

Федеральное государственное образовательное бюджетное учреждение  
высшего образования  
«Финансовый университет при Правительстве Российской Федерации»

*На правах рукописи*

Бекетнова Юлия Михайловна

МЕТОДОЛОГИЯ АНАЛИЗА ДАННЫХ  
В СФЕРЕ ПРОТИВОДЕЙСТВИЯ  
ОТМЫВАНИЮ ДОХОДОВ

5.2.2. Математические, статистические и инструментальные методы  
в экономике

ДИССЕРТАЦИЯ  
на соискание ученой степени  
доктора экономических наук

Научный консультант

Крылов Григорий Олегович,  
доктор физико-математических наук, профессор

Москва – 2022

## Оглавление

Введение.....	4
Глава 1 Отечественный и зарубежный опыт в сфере противодействия отмыванию доходов, полученных преступным путем, и требования к оценке обстановки в сфере финансового мониторинга.....	18
1.1 Отмывание преступных доходов. История возникновения и современное содержание понятия.....	18
1.2 Современные научные исследования в области противодействия отмыванию доходов.....	19
1.3 Отмывание доходов с привлечением кредитных организаций.....	35
1.4 Отмывание доходов на рынке ценных бумаг.....	40
1.5 Отмывание доходов с использованием фиктивных компаний.....	42
1.6 Предпосылки формирования методологии анализа данных в сфере ПОД.....	49
Глава 2 Синтез и интерпретация индексов вовлеченности в отмывание доходов.....	61
2.1 Индексы вовлеченности кредитных организаций в отмывание доходов.....	61
2.2 Алгоритм синтеза индексов вовлеченности в отмывание доходов.....	115
2.3 Индексы вовлеченности в отмывание доходов хозяйствующих субъектов.....	116
2.4 Компоненты методологии анализа данных финансового мониторинга.....	130
Глава 3 Прогнозирование индекса вовлеченности в отмывание доходов.....	134
3.1 Математическое моделирование и прогнозирование индекса вовлеченности в отмывание доходов кредитных организаций.....	134
Глава 4 Оценка положительного эффекта и перспектив применения результатов исследования.....	176
4.1 Внедрение программной реализации алгоритмов в	

информационную систему Росфинмониторинга.....	176
4.2 Методика нахождения индексов вовлеченности в отмывание доходов и методика их интерпретации.....	179
4.3 Методика визуализации и картирования вовлеченных в отмывание доходов хозяйствующих субъектов.....	201
4.4 Визуализация индексов вовлеченности в отмывание доходов объектов финансового мониторинга.....	212
4.5 Индексы экономического потенциала федеральных округов.....	216
4.6 Технология поддержки принятия решений в сфере финансового мониторинга.....	220
Заключение.....	225
Список сокращений и условных обозначений.....	229
Список литературы.....	232
Приложение А Расстояние до второго центроида.....	261
Приложение Б Сравнение моделей и методов анализа данных в сфере финансового мониторинга.....	269
Приложение В Сравнение моделей и методов прогнозирования в сфере финансового мониторинга.....	273
Приложение Г Исходные данные.....	274

## Введение

**Актуальность темы исследования.** В соответствии с Указом Президента Российской Федерации «О национальных целях и стратегических задачах развития Российской Федерации на период до 2024 года» и Основными направлениями деятельности Правительства Российской Федерации на период до 2024 года, Правительство Российской Федерации совместно с органами государственной власти ведет разработку и реализацию национального проекта «Цифровая экономика Российской Федерации».

Национальная программа «Цифровая экономика Российской Федерации» включает 6 федеральных проектов, в частности, «Цифровое государственное управление», и предусматривают существенное изменение правовых условий и цифрового ландшафта в сфере государственного управления, а также создание цифрового профиля юридического лица, представляющего собой совокупность цифровых записей о конкретной организации, содержащихся в информационных системах государственных органов и организаций.

Для воплощения национальной программы по цифровизации необходима автоматизация поддержки принятия решений в государственных органах.

Исходным и важнейшим этапом процесса принятия решений является диагностика, оценка обстановки. В сфере противодействия отмыванию доходов оценка обстановки сводится чаще всего к ранжированию объектов финансового мониторинга, их рейтингованию. Такие объекты описываются, как правило, набором характеристик, т.е. векторами. Однако для векторов отношения «больше-меньше», как известно, не определены. Это обстоятельство порождает фундаментальную проблему многокритериальной оптимизации.

В настоящее время задачи многокритериальной оптимизации в самых разных областях человеческой деятельности (политика, экономика,

социология, спорт и т.п.) чаще всего решаются экспертами, которые фактически вычисляют взвешенные суммы критериев. Однако экспертные оценки не свободны от субъективизма и политической мотивированности.

Традиционно в органах государственной власти применялся подход к проверкам объектов наблюдения, заключающийся в последовательной оценке экспертом одного объекта проверки за другим. Кроме того, что подобные оценки могут обладать экспертным субъективизмом, такой подход является ресурсоемким и требует существенных временных затрат.

Возрастающий объём поступающей информации (приблизительно на 20% ежегодно) приводит к снижению оперативности ее обработки. Лицам, принимающим решения, приходится иметь дело с субъективными результатами анализа и растянутыми сроками их получения.

Анализ задач Росфинмониторинга по противодействию отмыванию доходов показал, что фактическая потребность в количестве объектов, подлежащих анализу, многократно превышает возможности аналитиков. Данная проблемная ситуация требует определения приоритетов проверок.

Гетерогенный характер информационных ресурсов и их значительный объём исключают возможность их ручной обработки.

Таким образом, проблема разработки методологии анализа данных в сфере противодействия отмыванию доходов на основе перехода от последовательных экспертных проверок единичных объектов к параллельным массовым автоматизированным проверкам с учетом современных методических и инструментальных возможностей в условиях цифровой трансформации государственного управления является актуальной.

**Степень разработанности темы исследования.** Изучению явления отмывания доходов посвящено немало работ отечественных и зарубежных ученых (В. Seymour, Р. Williams, R.E. Bell, D. Kaufmann, Р. Reuter, В.А. Зубков, С.К. Осипов, А.И. Селиванов, А.И. Киселев, В.И. Глотов, и др.).

Общим вопросам отмывания доходов как экономического явления посвящены труды V. Tanzi, J. Walker, В. Unger, F. Schneider, G. Ardizzi.

Изучению влияния на макроэкономику легализации доходов посвящены исследования А. Aluko, Z. Chen, G. Leite, F. Teichmann. Экономическому моделированию в сфере противодействия отмыванию доходов посвящены работы Y. Shen, M. Imanpour, K.D. Gowin, H. Koster, B.L. Benson, G. Ardizzi, F. Schneider, и др. Вопросам анализа данных в целях противодействия отмыванию доходов применительно к кредитным организациям и их клиентам приведены в исследованиях С. Климовой, D.S. Demetis, S. Vaithilingam, A. Chong, E.W.T. Ngai, V. Pramod и др.

Что характерно, в научных публикациях хоть и раскрываются признаки изучаемых объектов, по которым оценивается их связь с легализацией доходов, однако не приводится обоснование выбора признакового пространства, и, как правило, оно формируется исходя из ограниченного набора доступных для анализа сведений.

В настоящее время растет интерес к изучению потенциала искусственного интеллекта и, в частности, машинного обучения в сфере противодействия отмыванию доходов (P. Kaminski, E. Zimiles и др.) и глобальной борьбе с преступностью.

Среди работ, посвященных выявлению отмывания денег при помощи методов обучения с учителем, можно выделить исследования J. Tang, J. Yin, N. Heidarinia, D. Savagea, J.A. Alvarez-Jareno, Y. Zhang, J.F. Martinez-Sanchez, M. Jullum и др.

Другим направлением анализа данных в сфере противодействия отмыванию доходов является обучение без учителя.

Одним из подходов к выявлению подозрительных транзакций является выявление аномалий – т.е. любая транзакция, не соответствующая нормальному поведению клиента или группы, к которой он принадлежит, считается аномальной. Среди алгоритмов обучение без учителя чаще всего используется кластеризация, например, в работах R. Drezewski, R. Liu, D.K. Cao, X. Deng, X. Liu, P. Zhang, S. Wang, J. Yang, F. Fronzetti Colladon, E. Remondi и др.

В рассмотренных трудах часто приводится сравнение различных математических и инструментальных методов анализа данных в области противодействия отмыванию доходов, однако по причине того, что такие сопоставления проводятся на различных наборах данных, отсутствует объективная возможность сравнения различных подходов анализа данных финансового мониторинга.

Среди работ отечественных ученых в области противодействия отмыванию доходов следует выделить труды Д.В. Домашовой, Г.О. Крылова, А.С. Денисенко и др.

Проведенный анализ показал, что отечественными и зарубежными учеными представлено немало научных публикаций, посвященных анализу данных в сфере противодействия отмыванию преступных доходов методами машинного обучения.

В подавляющем большинстве работ исследование проводилось на искусственно сгенерированных или фейковых данных, так как зачастую данные о финансовых транзакциях и их участниках не доступны широкому кругу исследователей, что делает построенные модели малоприменимыми для решения практических задач финансового мониторинга.

Некоторые подходы к формированию методологии анализа данных в сфере противодействия отмыванию доходов можно увидеть в работах V. Pramod и R. Drezewski. В исследовании V. Pramod сделана попытка сопоставления процессов COBIT (Контроль за информацией и связанными технологиями) с компонентами COSO (Комитет спонсирующих организаций) для возможного применения для организации внутреннего контроля в банках.

В статье R. Drezewski приводится система поддержки выявления отмывания доходов на основе визуального сетевого анализа, предложенное решение позволяет визуализировать характеристики объектов и связи между ними.

Инновационное применение методов визуализации данных в различных областях набрало обороты в последнее десятилетие (R.J. Bolton, R.Chang,

W. Didimo, K. Singh). В сфере противодействия отмыванию доходов вопросам визуализации посвящены работы G. Ardizzi, D.B. Mustard, K. Singh. Большинство исследований сосредоточено на представлении отдельных транзакций в виде графа или визуально-сетевом анализе.

Методам отображения исследуемых данных и построению социально-экономических карт посвящены труды U. Teichler, I. Ferencz, B. Wachter, Е.С. Кузьминой, О.И. Вендиной, Н.Н. Веселковой, К.П. Глазкова, Н.Д. Вавилиной, И.А. Скалабан, К. Линча, С. Милграма, Д.В. Голоуховой. Из рассмотренных работ видно, что на социально-экономических картах, как правило, отображают одну или две характеристики, количественные одномерные данные, выраженные в натуральных единицах – количество, сумма, и т.д. Например, количество обучающихся студентов – иностранцев, или данные, выраженные через отношение – отношение студентов-граждан к приезжим. В то же время, в различных отраслях, в частности в сфере финансового мониторинга, возникают задачи, требующие отображения объектов, заданных большим количеством характеристик, иными словами – объектов векторной природы.

Признавая высокую значимость и весомость исследований указанных ученых, фундаментальный характер их научных трудов, можно сделать вывод, что в изученных работах отсутствует комплексный подход к исследованию проблемы синтеза индексов вовлеченности в отмывание доходов объектов финансового мониторинга, вероятно, в силу относительной новизны данной отрасли знания.

Исследования, касающиеся применения математических и инструментальных методов анализа данных в области противодействия отмыванию доходов носят отрывочный, фрагментарный характер – исследованы отдельные направления, некоторые виды экономической деятельности, достаточно узкие группы объектов по их административно-территориальной принадлежности. Требуется системное исследование данного вопроса.



Кроме того, большинство результатов зарубежных исследований не могут применяться в России на практике для выявления эпизодов отмывания доходов, требуется их существенная адаптация в силу различий законодательной базы и правоприменительных процедур.

Отсутствие научно-методического аппарата анализа данных в сфере противодействия отмыванию доходов препятствует широкому внедрению автоматизации процессов оценки обстановки и принятия решений на разных иерархических уровнях контура государственного управления, формирования индексов вовлеченности в отмывание доходов объектов финансового мониторинга, которые позволили бы исключить экспертный субъективизм и сделать процессы обработки данных приемлемыми с точки зрения требующихся трудовых и временных ресурсов, что обуславливает своевременность и важность данного исследования. На устранение выявленных пробелов и направлено данное исследование.

**Объектом исследования** являются кредитные организации и их клиенты-юридические лица, проводящие финансовые операции и сделки, потенциально связанные с легализацией доходов.

**Предметом исследования** является процесс принятия решений о вовлеченности юридических лиц, в том числе, кредитных организаций, в отмывание доходов.

**Целью исследования** является разработка теоретических основ и подбор инструментальных средств анализа данных для поддержки принятия решений о вовлеченности юридических лиц, в том числе, кредитных организаций, в легализацию доходов.

Достижение поставленной цели требует решения следующих **задач**:

– обобщить отечественный и зарубежный опыт в сфере противодействия отмыванию доходов, полученных преступным путем, и вытекающие из него требования к поддержке принятия решений в сфере финансового мониторинга.

– Выявить ключевые направления финансового мониторинга и оценить возможности цифровизации оценки обстановки в области противодействия отмыванию преступных доходов в интересах лиц, принимающих решения.

– Разработать упорядоченную совокупность научно обоснованных технических решений для выявления объектов финансового мониторинга, вовлеченных в отмывание доходов.

– Разработать индексы вовлеченности в отмывание доходов объектов финансового мониторинга и провести их интерпретацию с учетом специфики предметной области.

– Провести апробацию разработанных индексов вовлеченности в отмывание доходов на разных классах объектов финансового мониторинга с учетом специфики предметной области.

– Разработать технологию поддержки принятия решений в сфере финансового мониторинга на основе автоматизации процессов оценки обстановки на разных иерархических уровнях контура государственного управления.

– Провести экспериментальную проверку методов, моделей и алгоритмов, их реализацию на комплексе программных средств принятия решений в сфере финансового мониторинга.

**Область исследования.** Диссертация соответствует пункту 1. «Теоретические и методологические вопросы применения математических, статистических и инструментальных методов в экономических исследованиях» Паспорта научной специальности 5.2.2. Математические, статистические и инструментальные методы в экономике (экономические науки).

**Научная новизна** исследования заключается в разработке комплекса технических, технологических решений, внедрение которых вносит значительный вклад в развитие страны – осуществлен переход от последовательных экспертных проверок единичных объектов к параллельным массовым автоматизированным проверкам, синтезированы социально-

экономические карты субъектов финансового мониторинга, имеющих векторную природу, что позволяет осуществлять целеуказание объектов проверок и принимать обоснованные решения по распределению ограниченных ресурсов правоохранительных органов.

Решение поставленных задач в рамках сформулированной проблемы позволило получить и обосновать ряд научных результатов, составляющих **положения, выносимые на защиту:**

а) Пространство признаков хозяйствующих субъектов, имеющих признаки правонарушений экономической направленности, отобранных на основе анализа решений Высшего арбитражного суда Российской Федерации (С. 128-142).

б) Методология анализа данных в сфере противодействия отмыванию доходов, позволяющая выявлять кредитные организации, хозяйствующих субъектов, профессиональных участников рынка ценных бумаг, вовлеченных в отмывание доходов на основе статистических методов анализа данных информационных систем государственных органов, в отличие от действующего подхода, основанного на экспертных оценках, либо статистических моделях, построенных на основе искусственно сгенерированных или фейковых данных (С.142-143).

в) Индексы вовлеченности объектов финансового мониторинга в отмывание доходов рассчитанные на основе данных, содержащихся в информационных системах государственных органов (С. 82-125; 127-142).

г) Результаты анализа индексов уровня преступности по федеральным округам, индексов экономического потенциала федеральных округов (С. 200-209).

д) Технология поддержки принятия решений в сфере финансового мониторинга на основе автоматизации процессов выявления объектов финансового мониторинга, вовлеченных в отмывание доходов, на разных иерархических уровнях контура государственного управления (С. 234-238).

е) Результаты внедрения программной реализации разработанных алгоритмов в систему финансового мониторинга, продемонстрировавшие их пригодность для решения практических задач в данной области. В частности, были существенно сокращены временные затраты на оценку вовлеченности в отмывание доходов кредитных организаций, хозяйствующих субъектов, а также на идентификацию схем отмывания доходов (С. 190-193).

**Теоретическая значимость работы** заключается в следующем:

– сформированный по результатам исследования комплекс технических, технологических решений для анализа сведений об объектах финансового мониторинга позволяет минимизировать привлечение экспертов в данный процесс во избежание субъективных оценок, и обрабатывать большое количество объектов финансового мониторинга;

– интеграция полученных результатов позволила реализовать новый методологический подход к информационно-аналитической поддержке принятия управленческих решений в сфере финансового мониторинга.

**Практическая значимость работы** заключается в следующем:

– разработаны методика нахождения индекса вовлеченности в отмывание доходов объектов финансового мониторинга и методика его интерпретации, методика визуализации и картирования хозяйствующих субъектов, вовлеченных в отмывание доходов;

– разработанные новые научно обоснованные технические решения для оценки обстановки в сфере финансового мониторинга, могут способствовать усилению «цифровой зрелости» государственного управления и цифровизации исполнения государственных функций в сфере финансового мониторинга в рамках национальной цели развития «Цифровая трансформация», а именно:

а) разработаны индексы вовлеченности кредитных организаций, хозяйствующих субъектов в отмывание доходов;

б) на порядок сокращена длительность процесса обработки данных финансового мониторинга (в 14-31 раз в зависимости от вида объекта

финансового мониторинга при оценке его вовлеченности в отмывание доходов, и в 8 раз при идентификации схем отмывания доходов согласно экспериментальным данным экспертов Росфинмониторинга).

– Построено графическое представление результатов выявления вовлеченных в отмывание доходов хозяйствующих субъектов в целях поддержки принятия решений руководящим составом в сфере финансового мониторинга.

– Разработанный комплекс технических, технологических решений может быть внедрен в практику деятельности правоохранительных органов и организаций кредитно-финансового сектора, что послужит усилению их цифровизации и встраиванию в организационные процессы математических методов для поддержки принятия управленческих решений.

**Методология и методы исследования.** Теоретическую и методологическую основу работы составили классические и современные методы анализа данных и машинного обучения.

Для нахождения индексов вовлеченности в отмывание доходов хозяйствующих субъектов применены различные методы и алгоритмы: логистическая регрессия, машины опорных векторов, байесовские точечные машины, метод главных компонент, случайные леса, деревья решений с градиентным бустингом.

**Информационную базу исследования** составили официальные данные Федеральной службы государственной статистики Российской Федерации, Центрального банка Российской Федерации, Федеральной налоговой службы, Федеральной службы по финансовому мониторингу, результаты анкетирования сотрудников и руководителей Росфинмониторинга, результаты эмпирических исследований отечественных и иностранных авторов и др.

В качестве обучающей выборки использованы сведения о 1000 юридических лицах, проводивших финансовые операции, и данные о 300 кредитных организациях.

В качестве инструментария технической реализации расчетов, обработки данных и их визуализации в виде графиков и диаграмм использовались следующие программные продукты и среды разработки: Microsoft Azure Machine Learning Studio, Python (библиотеки scikit-learn, TensorFlow, Theano, matplotlib, Seaborn и др.), R (библиотеки rpart, CARET, random Forest, nnet, gbm, ROCR, kernlab и др.), IBM SPSS Modeler, Statistica, MS Excel.

**Степень достоверности, апробация и внедрение результатов исследования.** Достоверность результатов обеспечивается их получением путем построения экономически обоснованных математических моделей и корректного использования математических методов при исследовании этих моделей.

Также достоверность полученных в исследовании результатов подтверждается практикой противодействия отмыванию доходов.

Основные результаты работы проверены на реальных данных о кредитных организациях и их клиентах, содержащихся в информационной системе финансового мониторинга.

Основные положения и выводы прошли апробацию в виде докладов, выступлений автора и их обсуждения на V и VI Международной научно-практической конференции-биеннале «Системный анализ в экономике» (Москва, Финансовый университет, 21-23 ноября 2018 г., 09-11 декабря 2020 г.), на III Всероссийской научно-практической конференции с международным участием «Вызовы цифровой экономики» (г. Брянск, МГУ имени М.В. Ломоносова, 21-22 мая 2020 г.), на XXIX Международной научно-практической конференции «Eurasiascience» (Москва, НИЦ «Актуальность.РФ», 15 мая 2020 г.), на IV ежегодной научно-практической конференции студентов и молодых ученых «Инновационные факторы обеспечения экономической безопасности России в современных условиях» (Москва, Министерство науки и высшего образования Российской Федерации, 30 ноября 2016), на International Research Conference Risks and treats to BRICS

Economies/Russia (Moscow, МЕРНИ, 10-12 ноября 2015 г.), на XII Международной научно-практической конференции «Актуальные проблемы науки и образования в условиях современных вызовов» (Москва, Министерство науки и высшего образования Российской Федерации, 17 июня 2022 г.), на VII Международной научно-практической конференции «Современные тенденции развития науки и мирового сообщества в эпоху цифровизации» (Москва, Министерство науки и высшего образования Российской Федерации, 30 июня 2022 г.), на IX Международной научно-практической конференции «Вызовы современности и стратегии развития общества в условиях новой реальности» (Москва, Министерство науки и высшего образования Российской Федерации, 4 июля 2022 г.), на XII Международной научно-практической конференции «Актуальные проблемы общества, экономики и права в контексте глобальных вызовов» (Москва, Министерство науки и высшего образования Российской Федерации, 11 июня 2022 г.), а также на научном семинаре Центрального экономико-математического института РАН «Проблемы развития производственных систем» (Москва, ЦЭМИ РАН, 14 мая 2021 г.).

Результаты исследования применяются в практической деятельности Федеральной службы по финансовому мониторингу для расчета ряда показателей вовлеченности юридических лиц в схемы «теневых» финансовых услуг, а также для расчета интегрального показателя вовлеченности кредитных организаций в такую деятельность и прогнозирования его будущих значений. Предложенное решение имеет прикладное значение, и позволяет выявлять организации с неявными признаками фиктивности, которые наиболее часто представляют собой технические компании, активно проводящие финансовые операции, а также кредитные организации, потенциально вовлеченные в теневые финансовые схемы.

Автоматизация оценки вовлеченности объектов финансового мониторинга, произведенная по расчетам, приведенным в исследовании, существенно повысила эффективность анализа и сократила время на его

проведение, что весьма актуально в условиях постоянно возрастающих объемов поступающей в Росфинмониторинг информации.

Отдельные научные выводы, положения и рекомендации используются в практической деятельности компании ООО АУДИТ-УНИВЕРСАЛ. В частности, применяется алгоритм вычисления индексов вовлеченности в отмывание доходов хозяйствующих субъектов при проведении комплексной оценки рисков клиентов компании и анализе финансовой стабильности контрагентов.

Отдельные научные выводы, положения и рекомендации данного исследования используются в практической деятельности службы ПОД/ФТ АО «Профессионал Банк». В частности, применяется алгоритм вычисления индексов вовлеченности в отмывание доходов хозяйствующих субъектов при реализации мер внутреннего контроля банка в целях противодействия легализации (отмыванию) доходов, полученных преступным путем, финансированию терроризма, и финансированию распространения оружия массового уничтожения.

Материалы исследования используются Департаментом информационной безопасности Факультета информационных технологий и анализа больших данных ФГБОУ ВО «Финансовый университет при Правительстве Российской Федерации» в преподавании учебной дисциплины «Типологический анализ в финансовом мониторинге» по программе подготовки бакалавров по направлению 10.03.01 «Информационная безопасность».

Положения и рекомендации, приведенные в исследовании, используются в учебном процессе Национального исследовательского ядерного университета «МИФИ» в преподавании учебной дисциплины «Анализ типологий финансовых махинаций» специальности «Экономическая безопасность».

Апробация и внедрение результатов исследования подтверждены соответствующими документами.



**Публикации.** Основные положения диссертации отражены в 30 публикациях общим объемом 54,565 п.л. (авторский объем – 42,21 п.л.), в том числе в 3 монографиях общим объемом 29,625 п.л. (авторский объем – 18,2 п.л.), в 16 статьях общим объемом 12,97 п.л. (авторский объем – 12,59 п.л.), опубликованных в рецензируемых научных изданиях, определенных ВАК при Минобрнауки России, а также в 5 статьях авторским объемом 8,38 п.л. в цитатно-аналитической базе RSCI.

**Структура и объем диссертации.** Диссертация содержит введение, четыре главы, заключение, список сокращений и условных обозначений, список литературы, состоящий из 210 наименований, и 4 приложения. Общий объем диссертации – 307 страниц, работа иллюстрирована 91 таблицей и 85 рисунками.

## Глава 1

# Отечественный и зарубежный опыт в сфере противодействия отмыванию доходов, полученных преступным путем, и требования к оценке обстановки в сфере финансового мониторинга

### 1.1 Отмывание преступных доходов. История возникновения и современное содержание понятия

Термин «отмывание» денег (money laundering) впервые был введен в 80-х годах XX века в США в отношении доходов от продажи и распространения наркотиков и используется для обозначения процесса преобразования нелегально полученных денег в легальные деньги. На настоящий момент существует уже довольно много дефиниций для этого явления.

В российском законодательстве термин «легализация (отмывание) доходов, полученных преступным путем», впервые упомянут в третьей статье Федерального закона от 7 августа 2001 года № 115-ФЗ «О противодействии легализации (отмыванию) доходов, полученных преступным путем, и финансированию терроризма» и введен как придание правомерного вида владению, пользованию или распоряжению денежными средствами или иным имуществом, полученными в результате совершения преступления.

А сами доходы, полученные преступным путем, той же статьей определяются как денежные средства или иное имущество, полученные в результате совершения преступления [1].

Статья 174 Уголовного кодекса Российской Федерации «Легализация (отмывание) денежных средств или иного имущества, приобретенных другими лицами преступным путем» определяет наказание за совершение финансовых транзакций и сделок с денежными средствами или другим

имуществом, заведомо приобретенными другими лицами преступным путем, в целях придания правомерного вида владению, пользованию и распоряжению указанными денежными средствами или иным имуществом [2].

Кроме того по статье 174.1. УК РФ легализацией (отмыванием) денежных средств или иного имущества, приобретенных лицом в результате совершения им преступления, является совершение финансовых транзакций и иных сделок с денежными средствами или другим имуществом, приобретенными лицом в результате совершения им преступления, для придания правомерного вида владению, пользованию и распоряжению этими денежными средствами или другим имуществом.

## **1.2 Современные научные исследования в области противодействия отмыванию доходов**

Изучению явления отмывания доходов посвящено немало работ отечественных и зарубежных ученых В. Seymour [3], P. Williams [4], R.E. Bell [5], D. Kaufmann [6], P. Reuter [7], В.А. Зубков, С.К. Осипов [8], А.И. Селиванов [9], А.И. Киселев [10], В.И. Готов [11] и др.

Общим вопросам отмывания доходов как экономического явления посвящены труды V. Tanzi [12], J. Walker [13], [14], B. Unger [15], F. Schneider [16], G. Ardizzi [18].

Отмывание доходов порождает серьезные негативные экономические последствия, что обуславливает интерес международного сообщества к этой проблеме. Основная проблема заключается в том, что отмывание денег ослабляет целостность финансовых систем, приводит к потере контроля над экономической политикой страны, искажает экономику, вызывает нестабильность инвестиций и приводит к снижению налоговых поступлений для правительства. Изучению влияния на макроэкономику легализации

доходов посвящены труды А. Aluko [19], Z. Chen [20], G. Leite [21], F. Teichmann [22].

В ответ на глобальную угрозу отмывания доходов международные организации внедряют меры и стандарты для предотвращения и борьбы с легализацией денег в финансовых системах. Группа разработки финансовых мер борьбы с отмыванием денег (далее – ФАТФ) – международная организация, которая устанавливает стандарты для эффективного применения правовых, нормативных и оперативных мер по борьбе с отмыванием денег, финансированием терроризма и другими угрозами целостности международной финансовой системы.

Одним из важных аспектов борьбы с отмыванием денег признается противодействие предикатным, т.е. предшествующим отмыванию, преступлениям, например, в работах J. Ferwerda [23], R.C. Watkins [24].

В исследовании V. Pramod [75] авторы предлагают рассматривать легализацию доходов как обособленное явление, характеризующееся отдельными этапами, подчеркивается важность работы над концептуальными рамками, связанными с системой ПОД /ФТ.

Некоторые подходы к формированию методологии анализа данных в сфере противодействия отмыванию доходов можно увидеть в работах V. Pramod [75] и R. Drezewski [43]. В исследовании V. Pramod сделана попытка сопоставления процессов COBIT (Контроль за информацией и связанными технологиями) с компонентами COSO (Комитет спонсирующих организаций) для возможного применения для организации внутреннего контроля в банках.

В статье R. Drezewski [43] приводится система поддержки выявления отмывания доходов на основе визуального сетевого анализа, предложенное решение позволяет визуализировать характеристики объектов и связи между ними.

Экономическому моделированию в сфере противодействия отмыванию доходов посвящены работы Y. Shen, M. Imanpour, K.D. Gowin, H. Koster, B.L. Benson, G. Ardizzi, F. Schneider и др.

В статье Y. Shen [76] предложена двухуровневая модель целочисленного программирования, описывающая взаимозависимости между контрабандой, деньгами и процессами их отмыwania в международной преступной организации. Ввиду высокой вычислительной сложности, авторы использовали небольшую выборку из ста объектов.

В работе M. Imaproug [77] построена теоретико-игровая модель отмыwania денег, в которой злоумышленники конкурируют друг с другом на криминальном рынке, но сотрудничают с другими преступниками и «нечестными» работниками в попытке отмыть свои преступные доходы. Исследование проводилось для четырех европейских стран – Швеция, Нидерланды, Польша и Испания.

В работах K.D. Gowin [78], H. Koster [79] исследовано влияние правоприменительных мер по борьбе с отмыwанием денег на стоимость активов финансовых учреждений США.

В статьях G. Ardizzi [80], F. Schneider [81] авторы стремятся измерить потоки незаконных денежных средств, поступающих в финансовую систему на этапе интеграции, на котором незаконно полученные доходы от преступных деяний проникают в законную банковскую/экономическую систему. Как известно, на этом этапе для злоумышленников существует повышенный риск быть раскрытым.

В работе N. Loayza [82] представлена теоретическая модель долгосрочного роста, в которую включены преступная деятельность и доходы от нее, а также доходы от законной деятельности.

В модели законный сектор работает в условиях совершенной конкуренции и производит товар посредством стандартной неоклассической производственной функции. Незаконный сектор работает в условиях несовершенной конкуренции и состоит из двух различных видов деятельности: первый вид деятельности производит незаконный товар, который, тем не менее, имеет ценность на рынке, например, запрещенные наркотики; второй не добавляет стоимости экономике, а только

перераспределяет богатство, например, грабежи, похищения людей и мошенничество.

Выявление отмывания денег началось в 1970-х годах, когда финансовые учреждения сообщали о транзакциях правительству. С тех пор большинство методов, используемых в автоматизированных банковских системах, установили правила с определенными пороговыми значениями, например, в работе R.Soltani [25].

Вопросам анализа данных в целях противодействия отмыванию доходов применительно к кредитным организациям и их клиентам посвящены исследования С. Климовой, D.S. Demetis, S. Vaithilingam, A. Chong, E.W.T. Ngai, V. Pramod и др.

В статье С. Климовой [69] определены некоторые показатели для оценки качества внутреннего контроля банков без обоснования их выбора и общие подходы к обработке информации в кредитных организациях.

В работе D.S. Demetis [70] автором предложена система организационных мер, направленных на усиление мер борьбы с легализацией доходов, на примере одного банка в Великобритании. А в его же статье [71] социальное явление отмывания доходов рассматривается с позиций информационных систем с применением риск-ориентированного подхода.

В работе S. Vaithilingam [72] сформулированы подходы к организации процесса противодействия отмыванию доходов в кредитных организациях. В статье A. Chong [73] также основное внимание уделяется банкам, которые остаются основным направлением деятельности по отмыванию денег, сделан акцент на организационные аспекты вопроса. В работе E.W.T. Ngai [74] отмывание доходов рассматривается как часть финансового мошенничества.

Традиционно в финансовых учреждениях применяют системы для обнаружения подозрительных транзакций, основанные на фиксированных правилах с определенными пороговыми значениями. Недостатком этого подхода является высокая доля ложных срабатываний, поскольку система не

может динамически корректировать правила на основе изменения поведения преступников, например, в работах L.S. Chandraeva [26], T. Moustafa [27].

В работе R.J. Bolton и D.J. Hand [28] предложено пометать отдельных лиц в соответствии с предполагаемым риском, и в зависимости от степени риска ограничивать их операции пороговыми значениями. Нежелательным последствием является то, что преступники адаптируют свое поведение, чтобы избежать этого контроля, например, они вносят меньшие суммы (ниже установленного порога) – такая тактика проведения финансовых операций получила название структурирование или дробление.

Некоторые авторы пытались преодолеть недостатки этого подхода разработав байесовские модели для обнаружения отмывания денег. Например, в работе X. Liu [29] авторы используют вычислительный подход для классификации транзакций как подозрительных или нормальных. Показатели, которые они используют, включают время транзакции, номер счета, направление транзакции и сумму транзакции. Одним из недостатков этого подхода является то, что задача обнаружения полностью зависит от характера транзакции, и не рассматриваются другие типологические особенности, связанные с отмыванием денег.

В статье K. Ashwini [179] авторы применили наивный байесовский классификатор к выборке финансовых транзакций для выявления деятельности по отмыванию денег. В работе N.S. Khan [30] представлен подход, основанный на байесовской сети (BN), для анализа транзакций клиентов в финансовом учреждении и последующего обнаружения в них подозрительных закономерностей. Байесовская сеть разработана на основе логических правил, сформулированных Государственным банком Пакистана для признания транзакции подозрительной. В число показателей вошли общая сумма кредита, общая сумма дебета, разница между суммой кредита и дебета, частота кредитных и дебетовых операций. Они определяют нормальное поведение по обучающему набору, созданному на основе прошлых

транзакций клиента. Затем этот нормальный образец сравнивается с тестовым набором для выявления подозрительных действий.

Методы, основанные на установлении пороговых значений транзакций, трудозатратны и не позволяют обнаружить отмывание денег, если транзакции ниже определенных пороговых значений. Если пороговые значения слишком низкие, они также могут привести к высокой доле ложных срабатываний, например, как показано в работе S. Yang [31].

В статье Е. Зверева [165] метод кластеризации применяется для обнаружения отклонений в финансовых транзакциях. Применена модификация метода *k-means* (метод *g-means*) на выборке данных о движении имущественных активов. А в работе А. Никифоров [166] данный метод используется для выявления несогласованности в данных бухгалтерского учета с данными производственного (управленческого) учета, входящих в бухгалтерский учет в виде сводных показателей. С помощью предлагаемого в статье метода авторы формируют индикатор риска, позволяющий быстро выявить эту несогласованность.

В статье М. Зборовской [167] описан опыт перехода от экспертного подхода при анализе операций к использованию углубленной аналитики, приводится успешное применение метода *k-means* для выявления подозрительных операций клиентов кредитных организаций.

В исследовании А. Mishra [172] приведен пример выявления мошеннических действий с пластиковыми картами при помощи метода *k-means*. В статье проанализированы периоды времени и суммы транзакций европейских держателей карт в сентябре 2013 года. Сделан вывод о пригодности методов кластеризации для решения данной задачи.

В статье Л.В. Бакулевской [169] показано место методов факторного анализа в системе методов и инструментов по видам и функциям комплаенс-контроля, а факторный анализ рассматривается как перспективный в комплаенсе для выявления мошеннических операций, а также как средство анализа бухгалтерской отчетности в целях противодействия отмыванию



доходов. В работе, однако, не приведены какие-либо вычисления или эмпирические результаты, подтверждающие данное заключение.

В последние годы появление хранилищ данных, повышение производительности компьютеров и разработка пакетов программного обеспечения привели к использованию методов искусственного интеллекта для преодоления недостатков традиционных подходов к выявлению отмывания денег, например, в работе R.C. Watkins [32].

В настоящее время растет интерес к изучению потенциала искусственного интеллекта и, в частности, машинного обучения в сфере противодействия отмыванию доходов, например, в работах P. Kaminski [33], E. Zimiles [34], и др., и глобальной борьбе с преступностью.

Среди работ, посвященных выявлению отмывания денег при помощи методов обучения с учителем, можно выделить исследования J. Tang, J. Yin, N. Heidarinia, D. Savagea, J.A. Alvarez-Jareno, Y. Zhang, J.F. Martinez-Sanchez, M. Jullum и др.

В статье J. Tang [35] авторы предлагают машину опорных векторов для классификации поведения как обычного или необычного на основе характеристик профиля изучаемого лица, таких как сумма транзакции, частота транзакций, деловой цикл, чередование типов бизнеса, изменение деловых партнеров и т. д.

Успешное применение алгоритмов на основе метода опорных векторов к данным в сфере противодействия отмыванию доходов можно встретить, например, в следующих работах. В статье L. Keyan [175] авторы приводят модель выявления подозрительных финансовых транзакций на основе *SVM*, предложен метод перекрестной проверки для поиска оптимальных параметров классификатора *SVM* и во избежание переобучения модели.

В работе B.N. Pambudi [176] приводится модель выявления транзакций, связанных с отмыванием доходов, на основе машины опорных векторов. Выполняется оптимизация классификатора путем настройки ядер и гиперпараметров в сочетании с методом *Random Undersampling (RUS*,

стратегия сэмплинга, случайное удаление примеров мажоритарного класса). В частности, *RUS* используется для обработки несбалансированных наборов данных и сокращения времени обучения модели. Сделан вывод о том, что такой комбинированный подход позволяет повысить эффективность выявления подозрительных операций.

В N. Heidarinia [36] авторы построили модель адаптивного нечеткого вывода (*ANFIS*), используя такие признаки как сведения о состоянии счета, интервал между транзакциями, операции ниже разрешенного порога, переводы со счета и на счет, тип счета (является ли он рискованным или нет).

В работе L.-T. Lv [177] авторы построили *RBF* сеть (однослойная нейросеть на основе радиально-симметричных функций) для выявления подозрительных транзакций в целях противодействия отмывания доходов.

В статье Savagea D. [37] авторы обучают нейросеть *SOM* (*self-organizing map*) для обнаружения подозрительных групп клиентов в финансовых транзакциях. Они используют два типа транзакций: крупные денежные депозиты и международные денежные переводы.

В работе J. Rocha-Salazar [58] показано применение алгоритма *Neural Gas* в сфере ПОД/ФТ, предложена модель анализа данных, позволяющая снизить долю ложных срабатываний и повысить точность по сравнению с системой логических правил. При снижении количества ложных срабатываний значительно снижаются и затраты компании на расследование подозрительных клиентов.

Достоинством нейросетевых методов применительно к задачам финансового мониторинга является их способность работать с выборками данных большого объема. Среди слабых сторон нейронных сетей при применении их к данным финансового мониторинга следует выделить громоздкий математический аппарат, а также часто трудно интерпретируемые результаты.

В статье A. Alvarez-Jareno [38] авторы используют алгоритмы обучения с учителем, такие как логистическая регрессия, деревья решений, нейронные

сети и случайные леса для обнаружения наибольшего количества мошеннических компаний, что, насколько это возможно, сокращает количество ложных срабатываний для добросовестных компаний. Для анализа используются суммы коммерческих сделок и количество сделок.

Наконец, в работе Y. Zhang [39] авторы используют данные транзакций из финансового учреждения США и контролируемые алгоритмы обучения, такие как дерево решений, случайный лес, метод опорных векторов и искусственная нейронная сеть, для обнаружения эпизодов отмывания денег. Они используют десять независимых переменных для построения моделей, основанных на операциях за период.

В работе M. Jullum [41] авторами применен алгоритм *XGBoost* для определения приоритетности финансовых транзакций, в дальнейшем подвергаемых экспертным проверкам на предмет возможного отмывания денег. Модель на основе данных об отправителе/получателе, и истории их транзакций прогнозирует вероятность сообщения о новой подозрительной транзакции.

В других работах авторы, например, J.F. Martinez-Sanchez [40], используют исторические данные и методы регрессии для прогнозирования риска отмывания денег. Они принимают статус клиента (уровень риска) в качестве зависимой переменной и используют переменные юридического лица, происхождения, экономической деятельности, трудового стажа в качестве предикторов. В J.F.O. Marques [152] работе построена регрессионная модель оценки клиента, в качестве предикторов выбраны место регистрации компании, ее руководство и основной вид экономической деятельности.

В сфере противодействия отмыванию доходов удачные применения авторегрессионных моделей можно найти, например, в R. Kannan [154]. В данной статье авторы применили модель авторегрессии для выявления подозрительных финансовых транзакций, при этом было использовано пространство высокой размерности.

В исследовании E. Chua [159] изучались модели прогнозирования с использованием экспоненциального сглаживания для криминальных инцидентов, направленные на разработку системы рекомендаций по распределению ресурсов. Набор данных состоял из отчетов о преступлениях, зарегистрированных с 2016 года по 2018 год из шести полицейских участков города. Были выявлены выбросы в данных о преступлениях, которые удалось обобщить в соответствии с типами преступлений, совершенных в пределах юрисдикции полицейских участков в данном районе.

Существенным недостатком алгоритмов обучения с учителем при выявлении эпизодов отмывания доходов является то, что они требуют объемных обучающих выборок. В то же время обычно количество подтвержденных случаев легализации доходов невелико по сравнению с количеством не верифицированных объектов. Кроме того, большинство финансовых учреждений не имеют достаточно подробной информации от своих комплаенс-подразделений из-за политики конфиденциальности. Это затрудняет создание размеченного набора данных и применение алгоритмов обучения с учителем.

Другим направлением анализа данных в сфере противодействия отмыванию доходов является обучение без учителя.

Одним из подходов к выявлению подозрительных транзакций является выявление аномалий – т.е. любая транзакция, не соответствующая нормальному поведению клиента или группы, к которой он принадлежит, считается аномальной, как показано в работе S. Raza [42].

В исследовании T. Jun [35] транзакции, связанные с отмыванием денег, выявляют при помощи одноклассовой машины опорных векторов.

В статье D. Abdelhamid [185] авторы предлагают использовать гибридную модель из двух методов опорных векторов – бинарного и одноклассового, для улучшения обнаружения мошеннических транзакций. Полученные результаты из баз данных транзакций по кредитным картам показывают эффективность этого подхода в борьбе с банковским мошенничеством.

Среди алгоритмов обучение без учителя чаще всего используется кластеризация, например, в работах R. Drezewski [43], R. Liu, D.K. Cao, X. Deng, X. Liu, P. Zhang, S. Wang, J. Yang, F. Fronzetti Colladon, E. Remondi и др.

В работе R. Liu [44] авторы предлагают использовать деревья решений и алгоритмы кластеризации для обнаружения отмывания денег с использованием таких ключевых атрибутов, как время транзакции, отправитель, получатель, частота и сумма транзакции.

В статье D.K. Cao [45] авторы используют атрибуты транзакций банковских переводов и алгоритм кластеризации категориальных данных (*CLOPE*) для выявления отмывания денег в банковской сфере Вьетнама. Они используют такие переменные, как сумма входящих и исходящих транзакций, количество входящих и исходящих транзакций.

Эти методы используют сравнение групп, выполняемое в процессе кластеризации. Это означает, что транзакционное поведение одного клиента сравнивается с поведением других клиентов с аналогичными характеристиками.

В других исследованиях, таких как X. Deng [46] предлагается более комплексная модель, включающая не только сравнение объектов в кластере, но и сравнение с помощью переменных, отражающих историческое транзакционное поведение клиента.

Комбинация этих двух сравнений также наблюдается у X. Liu [47], где предлагают метод, позволяющий обнаружить необычную кластеризацию на основе временных рядов транзакций для каждого счета. Они применяют пороговые значения, рассчитанные на основе выборок, с использованием всех транзакций в учетных записях одноранговых групп.

В работе S. Wang, J. Yang [48] авторы используют деревья решений и такие переменные, как экономическая активность, размер бизнеса, местоположение и тип финансового продукта, для оценки риска отмывания денег.

В статье F. Colladon, E. Remondi [49] авторы используют анализ социальных сетей для выявления отмывания денег в средних и крупных факторинговых компаниях в Италии. Они оценивают профили рисков клиентов, участвующих в факторинговом бизнесе, используя информацию из сетей экономической деятельности и географических сетей, а также общие данные о транзакциях, такие как сумма операции.

Ряд научных публикаций посвящены выявлению фактов отмывания доходов при помощи методов кластеризации и классификации. Это работы таких авторов как X. Luo [50], W. Chung [51], T. Senator [52], S. Fong [53], N.S. Khan [54] и др.

В ряде работ упоминается о проблеме низких истинно положительных результатах классификации объектов, предположительно вовлеченных в отмывание денег, например, E. Mumford [55], M. Gill, G. Taylor [56], A. Canhoto, J. Backhouse [57], и др., что обусловлено скрытым характером явления отмывания доходов, сложного поведения легализаторов в их попытках запутать денежный след и существенный объем банковских транзакций.

Вопросам снижения числа ложных срабатываний при анализе данных в сфере противодействия отмыванию доходов посвящено исследование J. Rocha-Salazar [58], в котором предложена модель анализа данных в сфере противодействия отмыванию доходов, позволяющая снизить долю ложных срабатываний и повысить точность по сравнению с системой логических правил. При снижении количества ложных срабатываний значительно снижаются и затраты компании на расследование подозрительных клиентов.

Более поздние исследования подтверждают обеспокоенность тем, что в обнаружении отмывания денег скрываются серьезные проблемы, и призывают уделить гораздо больше внимания обучению персонала, например, в работах S. Vaithilingam [59], J. Goldstein [60], M. Gill [61].

Из-за большого количества транзакций, требующих анализа, поиск конкретных случаев отмывания денег становится нетривиальной задачей,

например, в работах Е.А. Lopez-Rojas [62], А. Bahulkar [63]. Крайне важно поддерживать идентификацию подозрительной деятельности вещественными доказательствами, чтобы обеспечить расследование государственными органами.

В статье А.І. Canhoto [64] обсуждается принципиальная возможность использования методов машинного обучения в сфере ПОД. Сделан вывод что есть некоторые возможности использования машинного обучения для выявления необычных транзакций или подозрительного поведения. Однако этот потенциал сильно ограничен существующими правовыми структурами, механизмами обмена данными между правоохранительными органами и финансовыми организациями, а также относительно высокой стоимостью, сложностью и предполагаемым риском этих решений.

Среди работ отечественных ученых в области противодействия отмыванию ходов следует выделить труды Д.В. Домашовой [65], Г.О. Крылова [66; 67], А.С. Денисенко [68] и др.

В настоящее время также выходит немало публикаций в сфере противодействия отмыванию доходов, связанных с технологией распределенного реестра, виртуальными и криптовалютами, например, работы R. Grint, J. Whisker, N. Vandezande и др.

Такие технологические решения, как аналитика больших данных, обработка естественного языка или технология распределенного реестра, продвигаются как важный компонент обнаружения отмывания денег, например, в работе R. Grint [83].

Преступники также могут воспользоваться новыми финансовыми продуктами или торговыми стратегиями, такими как мобильные платежи, например, в работе J. Whisker [84], или виртуальные валюты, как показано в материале N. Vandezande [85].

Инновационное применение методов визуализации данных в различных областях набрало обороты в последнее десятилетие, примерами могут служить работы R.J. Bolton, R. Chang, W. Didimo, K. Singh. В сфере противодействия

отмыванию доходов вопросам визуализации посвящены работы G. Ardizzi, D.B. Mustard, K. Singh.

В исследовании G. Ardizzi [90] показана связь объемов наличных денежных средств в обращении и противоправной деятельности, в частности, отмывания доходов, на уровне муниципалитетов в Италии. На основании полученных результатов вычислены территориальные индикаторы риска, связанного с аномальным обращением наличности.

В статье D.B. Mustard [91] приводятся результаты похожего исследования – авторы выявляют географические районы, в которых наблюдаются наиболее значительные несоответствия между кассовыми операциями и местным экономическим фоном.

В работе K. Singh [89] предложен прототип сетевой визуализации банковских проводок для выявления подозрительных транзакций.

Развивающиеся методы машинного обучения позволили усовершенствовать выявление подозрительных транзакций по сравнению с простыми пороговыми методами, например в D. Yue [92], Z.M. Zhang [93].

В исследовании Z. Gao [94] разработана система классификации финансовых транзакций, которые варьируются от «законных», «обычных», «необычных/ненормальных/аномальных», «подозрительных» и до «незаконных». Раннее и эффективное обнаружение аномальной активности часто совпадает с анализом сложных сетей или анализом графов, как например, в I. Vecerra-Fernandez [95]. Визуализация графов может помочь исследователю идентифицировать соответствующие модели деятельности, в том числе, связанные с отмыванием доходов, например, в P. Hawking [96].

Так R. Chang соавторами [97] разработали *WireVis*, систему визуального анализа финансовых транзакций. Эта система помогает аналитикам исследовать большое количество электронных транзакций.

В работе T. Johnson предложен подход к анализу социальных сетей, помогающий выявлять финансовые преступления. Они описали взаимосвязь между выявлением финансовых преступлений и социальной сетью и



продемонстрировали применение методов анализа социальных сетей для выявления подозрительной финансовой деятельности в Интернете. В исследованиях R. Chang и T. Johnson используются диаграммы и графики, а визуально-сетевой анализ используется в меньшей степени.

В исследовании I. Vecerra-Fernandez [99] представлена система *V4F*, задача которой оказывать поддержку аналитику в сопоставлении данных и обнаружении сложных сетей потенциально незаконных действий. В системе используются графические визуализации. Ранее аналогичная программа – *FAIS*, была представлена T.E. Senator [100]. *FAIS* длительное время использовалось Агентством по борьбе с финансовыми преступлениями США – *FinCEN*.

Среди коммерческих программных продуктов, предоставляющих возможности визуально- сетевого анализа информации, в том числе в сфере противодействия отмыванию доходов, следует выделить *i2 Analyst Notebook*, предложенную G. Stewart [101], *Netmap*, предложенную S. Tracy [102], *Xanalis Link Explorer*, описанную E.E. Watson [103].

Другими исследователями A.R. Peslak [104], W. Aigner [105] был предложен систематический взгляд на методы визуализации данных, имеющими метку времени. Они сделали три ключевых наблюдения: современные визуальные методы подходят только для конкретных приложений; взаимодействие является ключевым для анализа данных, привязанных ко времени; многие преобладающие методы сосредоточены только на представлении данных и пренебрегают аналитическим компонентом.

В статье J. Liu [106] представлены методы анализа графов и их применение к наборам данных в реальном мире для выявления случаев мошенничества, растрат и злоупотреблений. Система предоставляет две широкие категории функций – автоматизированный скрининг для снижения размерности признакового пространства; и интерактивную детализацию для детального изучения информации о подозрительном лице и его деятельности.

Эффективные технологические решения являются важным элементом в борьбе с отмыванием денег. В работе W. Didimo [107] предложена система *VisFAN* для визуального анализа сетей финансовой деятельности. Система предназначена для поддержки аналитиков в выявлении преступных схем, таких как отмывание денег и мошенничество.

В работах D. Chakrabarti, C. Faloutsos, Y. Zhan [108], E. Eifrem [109], и др. авторов обсуждается преимущества использования графовых баз данных для хранения данных о финансовых транзакциях и их участниках и последующей сетевой визуализации.

Проведенный анализ показал, что отечественными и зарубежными учеными представлено немало научных публикаций, посвященных анализу данных в сфере противодействия отмыванию преступных доходов методами машинного обучения.

В то же время исследования, касающиеся применения математических и инструментальных методов анализа данных в области противодействия отмыванию доходов носят отрывочный, фрагментарный характер – исследованы отдельные направления, некоторые виды экономической деятельности, достаточно узкие группы объектов по их административно-территориальной принадлежности. Требуется системное исследование данного вопроса.

Кроме того, большинство результатов зарубежных исследований не могут применяться в России на практике для выявления эпизодов отмывания доходов, требуется их существенная адаптация в силу различий законодательной базы и правоприменительных процедур.

В рассмотренных трудах часто приводится сравнение различных математических и инструментальных методов анализа данных в области противодействия отмыванию доходов, однако по причине того, что такие сопоставления проводятся на различных наборах данных, отсутствует объективная возможность сравнения различных подходов анализа данных финансового мониторинга.

В подавляющем большинстве работ исследование проводилось на искусственно сгенерированных или фейковых данных, так как зачастую данные о финансовых транзакциях и их участниках не доступны широкому кругу исследователей, что делает построенные модели малоприменимыми для решения практических задач финансового мониторинга.

В приведенных выше работах мало внимания уделено обоснованию выбора признакового пространства, как правило оно формируется исходя из ограниченного набора доступных для анализа сведений.

Что касается визуализации данных финансового мониторинга, то большинство исследований сосредоточено на представлении отдельных транзакций в виде графа или визуально-сетевом анализе.

Из рассмотренных работ видно, что на социально-экономических картах, как правило, отображают одну или две характеристики, количественные одномерные данные, выраженные в натуральных единицах – количество, сумма, и т.д. Например, количество обучающихся студентов – иностранцев, или данные, выраженные через отношение – отношение студентов-граждан к приезжим.

В то же время, в различных отраслях, в частности в сфере финансового мониторинга, возникают задачи, требующие отображения объектов, заданных большим количеством характеристик, иными словами – объектов векторной природы.

На устранение выявленных пробелов и направлено данное исследование.

### **1.3 Отмывание доходов с привлечением кредитных организаций**

На базе кредитных организаций может разворачиваться целая инфраструктура, с помощью которой оказываются теневые услуги по легализации денежных средств. Например, обеспечивается быстрая покупка

валюты для расчетов по операциям, регистрируются или подбираются уже зарегистрированные организации для поддержания функционирования канала по выводу или обналичиванию денег, производится перечисление валюты по заранее подготовленным корреспондентским счетам.

При участии вовлеченных банковских сотрудников, а также юристов, бухгалтеров и финансистов создаются новые схемы, по выводу средств за рубеж или варианты инвестиций в легальную экономику, с учетом установленных законодательством ограничений.

Рассмотрим примеры вовлечения кредитных организаций в процессы отмывания преступных доходов.

**Пример.** В соответствии с указанием регулирующего органа банками ежемесячно составляется и представляется в регулирующий орган отчет по установленной форме «Оборотная ведомость по счетам бухгалтерского учета кредитной организации». Указанный отчет размещается регулирующим органом на своем сайте и доступен для скачивания и ознакомления.

В результате проведенного анализа данных отчетности был установлен Банк «А», у которого в течение последних трех месяцев существенно увеличилось поступление денежных средств от физических лиц (вклады). Дополнительное изучение информации из открытых источников показало, что банком проводится агрессивная политика по привлечению вкладов населения, которая выражается в размещении рекламы, введении процентной ставки на 1,5 пункта выше рыночной, предложением дополнительных бонусов и подарков в случае заключения договора с банком.

Анализ операций клиентов банка на основании сообщений, поступающих в подразделение финансовой разведки в соответствии с требованиями антиотмывочного законодательства, показал, что в банке значительно увеличились объемы операций, признанных подозрительными. При этом, в основном сообщения о данных операциях направляются не самим банком, а банками, в которых обслуживаются контрагенты его клиентов. Денежные

средства в дальнейшем выводились в «теневые» каналы и перечислялись за рубеж.

Было установлено, что банком выдавались кредиты фирмам-однодневкам, ликвидные активы заменялись на неликвидные в результате операций с векселями. Регулятором было принято решение о запрете на прием банком вкладов физических лиц, а затем и об отзыве лицензии и введении временной администрации. В результате проводимых операций активы банка, состоящие в большей степени из средств вкладчиков, были выведены.

Преступления, связанные с выводом активов банков, в основном квалифицируются уголовным законодательством стран как мошенничество и хищения, а основным способом вывода активов банка служат операции, связанные с кредитованием.

Ущерб в результате преступлений, связанных с выводом активов банков, могут нести не только вкладчики и клиенты банка, но также и государство, и добросовестные участники банковского бизнеса.

Так, в рамках реализации программ государственных гарантий осуществляются выплаты вкладчикам-физическим лицам в случае отзыва лицензии банка. Механизм осуществления выплат отработан и занимает в среднем не более одного месяца с момента отзыва лицензии банка. Компенсационный фонд складывается за счет бюджетных средств и страховых взносов банков.

**Пример.** Организаторами преступления на подставных лиц был приобретен Банк «А». Чтобы избежать процедуры согласования сделки в регулирующем органе, банк приобретался долями, размер которых не превышал 10% на одного акционера, как показано на рисунке 1. Со стороны продавцов банка также не возникало вопросов, так как сделка оформлялась официально, цена сделки была рыночной. В отдельных случаях оказывалось силовое воздействие на продавцов банка.

Таким образом в течение двух лет члены преступной группы получили контроль над девятью банками. Условием приобретения банков были наличие

лицензии на привлечение вкладов физических лиц, средний размер банка, а также собственная база клиентов-физических и юридических лиц.

После покупки банка членами преступной группы проводилась агрессивная политика по привлечению в банк вкладов населения, для чего декларировалась повышенная процентная ставка и другие бонусы (подарки, скидки на обслуживание, акции и т.п.).



Источник: составлено автором.

Рисунок 1 – Схема вывода активов кредитной организации с использованием ценных бумаг

В течение нескольких месяцев, в целях вывода активов банка, размещенных ранее и привлеченных вновь вкладов населения, средств других клиентов банка участниками преступной группы осуществлялись операции кредитования подконтрольных фирм-однодневок. Полученные по кредитам денежные средства переводились в схемы по обналичиванию и выводу средств за рубеж. Кроме того, банком проводились операции по приобретению у подставных физических лиц неликвидных ценных бумаг (в т.ч. векселей, выданных компаниями с признаками фиктивной деятельности), оплата за которые осуществлялась наличными деньгами.

К тому моменту, как регулирующий орган инициировал проверку деятельности банка «А» в связи с ухудшением его финансового состояния, невыполнением обязательств перед клиентами и нарушения других нормативов, активы банка были выведены, банк фактически прекращал деятельность. Ключевые сотрудники переходили на работу в другой подконтрольный преступной группе Банк «А1», «В1» и т.д.

Вкладчики-физические лица банка-банкрота обращались за компенсацией и в течение непродолжительного времени (в среднем один месяц) возвращали размещенные в банке средства, таким образом не потерпев убытков.

Со временем у организаторов преступления сформировалась база физических лиц, которым делались предложения о внесении денежных средств в новый банк, взятый под контроль преступной группой. Учитывая, что размер вклада никогда не превышал размер, установленный для компенсационной выплаты физическим лицом, вклад оформлялся официально со всеми установленными документами. За открытие вклада физические лица получали небольшое вознаграждение. После того, как из нового банка выводились активы, физические лица получали компенсацию заново. Таким образом, материальный ущерб причинялся фактически участникам компенсационного фонда.

В ходе проведенного расследования правоохрнительными органами были установлены физические лица, которые размещали вклады в нескольких, подконтрольны преступной группе банках.

Также следует отметить вопрос маскировки вывода активов из банков и способов воспрепятствования правоохрнительным органам в расследовании данного вида преступления.

Анализ результатов работы временных администраций, назначаемых регулирующим органом в банки с отозванными лицензиями, показывает, что самым распространенным способом маскировки вывода активов является замена в короткое время перед отзывом лицензии ликвидных активов на

неликвидные. Например, ценных бумаг, находящихся на балансе банка на векселя (другие ценные бумаги), не обращающиеся на финансовых рынках.

Другим распространенным способом маскировки является веерное распределение денежных средств, находящихся в банке на счетах юридических лиц, среди счетов подконтрольных физических лиц в размере, не превышающем компенсационную выплату. В этих целях «задним числом» оформляются фиктивные договоры открытия депозитных счетов физических лиц, в том числе родственников сотрудников банка.

В целях затруднения проведения расследования фактов вывода активов основным способом сокрытия следов преступной деятельности является уничтожение документов (кредитных досье, сведений о клиентах и т.д.), а также данных автоматизированных банковских систем (далее – АБС).

#### **1.4 Отмывание доходов на рынке ценных бумаг**

Риск незаконного использования финансовых учреждений для легализации доходов или финансирования терроризма присущ каждому их виду. Для достижения своих целей, злоумышленники стремятся контролировать такие организации или оказывать влияние на ее менеджмент или сотрудников.

Рынок ценных бумаг, вместе с кредитно-финансовой сферой и рынком страхования, является точкой доступа к финансовой системе. Заполучив такой доступ, злоумышленники будут иметь возможность использовать финансовую систему в противоправных целях.

Рынок ценных бумаг в силу своих особенностей таких как, высокая скорость проведения операций, международный характер деятельности и способность к адаптации, привлекает злоумышленников, в том числе, имеющих целью легализацию доходов.



Особенностью рынка ценных бумаг является то, что он может быть использован и как механизм легализации преступных доходов, и как источник их получения, например, в результате совершения мошенничества.

Можно выделить три категории правонарушений на рынке ценных бумаг, являющиеся предикатными легализации доходов – инсайдерская торговля, биржевые махинации и мошенничество с ценными бумагами.

Рынок ценных бумаг может использоваться в схемах легализации доходов в основном на стадиях расслоения и интеграции.

Индикаторами противоправной деятельности на рынке ценных бумаг могут служить:

- переуступка ценных бумаг другому владельцу в целях перевода капитала за рубеж;
- возврат долгосрочных вложений в короткий срок;
- использование брокерских счетов в качестве долгосрочных депозитных счетов;
- финансовые взаиморасчеты с фирмами-однодневками;
- участие в биржевых махинациях.

Получила довольно широкое распространение схема перевода со счетов организаций денежных средств за рубеж за покупку ценных бумаг или в качестве оплаты собственных акций, по которым в первые 3 года не предусмотрен выкуп.

Для обслуживания подобных схем злоумышленники прибегают к помощи так называемых «банковских площадок», то есть недобросовестной кредитной организации, предоставляющей теневые финансовые услуги, контролирующей инфраструктуру канала вывода средств – фиктивных компаний, счетов, офшорных фирм и т.д., как показано на рисунке 2.



Источник: составлено автором.

Рисунок 2 – Схема вывода средств за рубеж с использованием сделок с ценными бумагами

## 1.5 Отмывание доходов с использованием фиктивных компаний

Практически во все крупные схемы по отмыванию денежных средств привлекаются компании-однодневки. На счета таких компаний поступают незаконно добытые средства, которые затем перечисляются в адрес подконтрольных фирм, например, зарегистрированных в офшорных зонах, в целях дальнейшей легализации.

Период работы таких организаций может длиться от нескольких дней до нескольких лет и зависит от цели создания фиктивных фирм.

Существует несколько подходов к классификации фиктивных фирм, они приведены ниже, однако, следует помнить, что подобные классификации весьма условны, на практике не всегда можно уловить эти нюансы и зачастую в этом нет необходимости.

В нормативных правовых актах Российской Федерации в явном виде определение термина «фирма-однодневка» не содержится, но сам термин употребляется достаточно широко, в том числе и органами государственной

власти. В типологических исследованиях ФАТФ употребляются схожие по содержанию термины:

- *Shell companies* или «компании – оболочки»;
- *Front companies* или «подставные компании»;
- *Dummy companies* или «фиктивные компании».

Понятия «компания-оболочка» (*shell company*), и «подставная компания» (*front company*) употребляются в качестве синонимов для обозначения компании, не обладающей очевидными признаками ведения бизнеса, не располагающей активами. Такие организации могут и не быть вовлеченными в противоправную деятельность, а могут, например, на вполне законных основаниях использоваться для оптимизации налоговых выплат. А вот «фиктивные организации» (*dummy companies*) регистрируют в заведомо противозаконных целях.

Федеральная налоговая служба Российской Федерации также ведет борьбу с фирмами-однодневками.

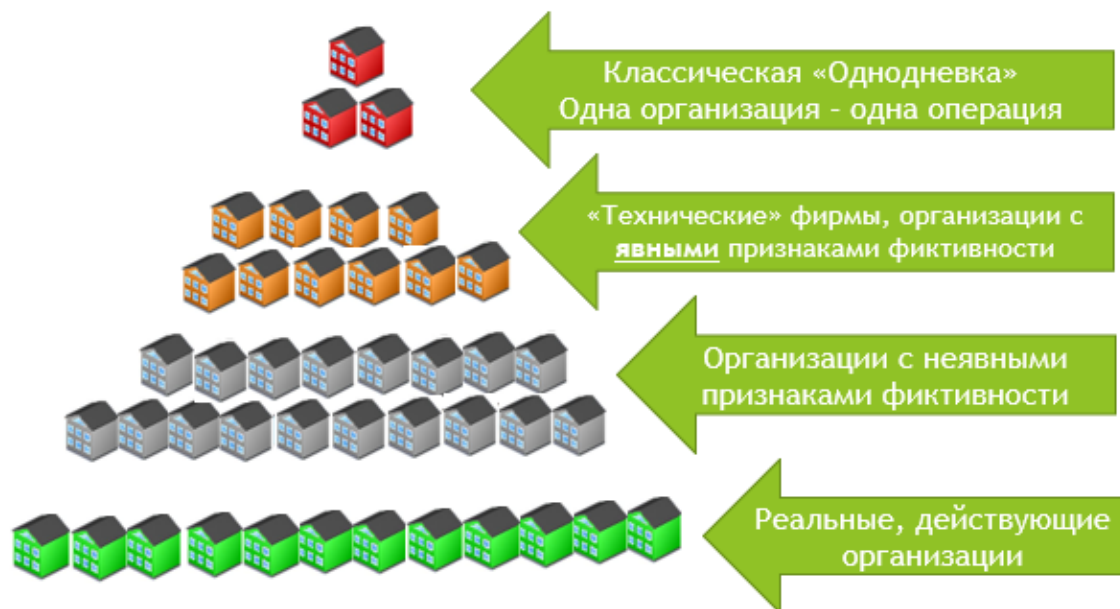
ФНС России при осуществлении мероприятий налогового контроля выделяет следующие признаки подставных организаций.

Фиктивная компания не нуждается в финансовых, трудовых и материальных ресурсах, в офисных, складских и других помещениях, в различного рода работах и услугах сторонних организаций, других ресурсах, которые требуются для ведения хозяйственной деятельности, не исполняет обязанности по исчислению и уплате налогов. При этом использование компании-однодневки невозможно без открытия счета в банке.

Первичные учетные документы от имени фиктивных компаний могут оформляться и подписываться подставными или неустановленными лицами, что затрудняет пресечение противоправной деятельности.

Компании-однодневки могут привлекаться для продажи субъектами теневой экономики реальных товаров (работ, услуг) легальным хозяйствующим субъектам и для покупки реальных товаров (работ, услуг) у легальных хозяйствующих субъектов.

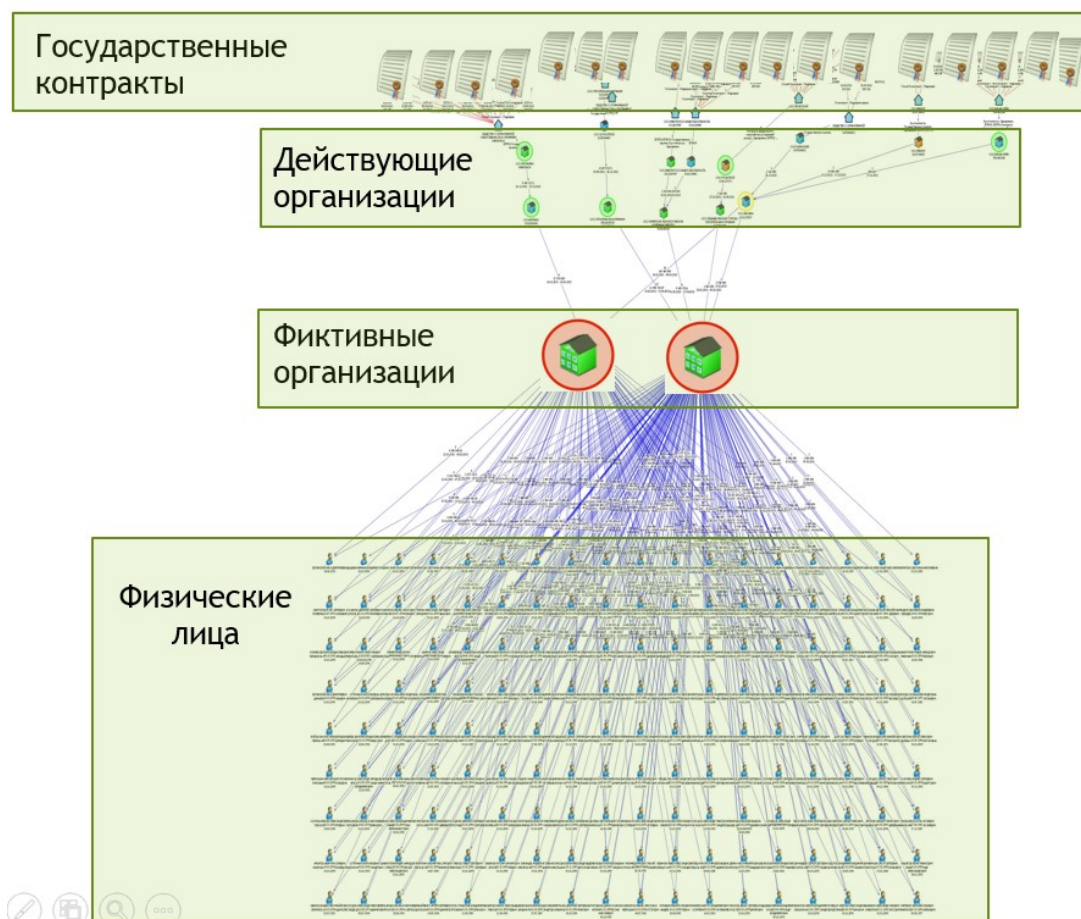
Аналитики Росфинмониторинга при выявлении фирм-однодневок, равно как и фиктивных фирм, исходя из практического опыта противодействия отмыванию доходов, руководствуются схожими критериями, как показано на рисунках 3 и 4.



Источник: составлено автором.

Рисунок 3 – Пирамида организаций с признаками фиктивности

Большое количество вариантов организации схем отмывания преступных доходов является следствием того, что в каждом конкретном случае для сокрытия нелегального источника активов и сохранения контроля за ним на каждом этапе отмывания, преступники исходят также и из начальных условий – способа получения средств, географической распределенности и масштаба преступной деятельности, суммы отмываемых денег, квалификации и профессиональной подготовки вовлеченных лиц, этнического состава преступной группировки. Эти предпосылки в совокупности с разнообразными способами перемещения денежных средств, предоставляемых современными информационными технологиями и финансовыми инструментами, создают большое количество степеней свободы и вариативность организации и функционирования конкретных схем легализации преступных доходов.



Источник: составлено автором.

Рисунок 4 – Пример схемы легализации преступных доходов с привлечением подставных физических лиц и фирм-однодневок

Отмывание денежных средств является многоаспектным понятием, что подтверждается соответствующими трактовками, базирующимися на выделении его той или иной характеристики.

При описании процессов отмывания денежных средств наиболее часто обращаются к следующим характеристикам:

- географические. Схема отмывания может быть территориально распределенной, в том случае, если денежные потоки пересекают границы регионов внутри страны, или внешние границы стран, в схемах могут быть задействованы офшорные компании, банки. Или, наоборот, схема отмывания преступных доходов может быть сконцентрирована в одной географической точке.

– Социологические. Этнический состав преступной группы, социальный статус участников, наличие у них соответствующего образования и подготовки, занимаемые должности, профессиональные компетенции, и другие.

– Типология применяемой схемы. Для каждой типологии отмывания характерны определенные только ей присущие черты, проистекающие из характера отмываемых средств, доступных инструментов, и других обстоятельств. Например, типология отмывания бюджетных денежных средств, проведение незаконных импортно-экспортных операций в целях отмывания, незаконное возмещение НДС.

– Характер сопутствующих преступных деяний. Отмыванию денежных средств может сопутствовать коррупция, финансирование терроризма, мошенничество, подделка документов, похищение людей, шантаж, и т.п.

Таким образом, система отмывания доходов является определенной пространственно-организованной формой девиантной жизнедеятельности социума как системы, как сложного и комплексного образования. В рамках этой формы осуществляется взаимодействие ее субъектов, материальных и нематериальных факторов, выступающих основой ее воспроизводства, роста и развития.

Доходы, полученные в результате совершения таких тяжких преступлений как незаконный оборот оружия, наркотрафик, терроризм, коррупционные преступления, торговля людьми и эксплуатация проституции, являются серьезной угрозой глобальной безопасности.

Для адекватной оценки обстановки необходимо корректно оценивать объем легализуемых денежных средств и масштаб совершаемых предикатных преступлений. Так как по понятным причинам преступники стремятся скрыть свою преступную деятельность и полученные от нее доходы, то об объемах легализации преступных доходов можно судить лишь оценочно. По оценкам специалистов Международного Валютного Фонда общий объем отмываемых

доходов, полученных преступным путем, составляет от двух до пяти процентов общемирового ВВП, то есть от 0,6 до 1,5 трлн долларов в год [207].

Такие положительные тенденции развития современных платежных технологий, в том числе альтернативных, создают возможности трансграничного перемещения денежных средств при высокой скорости и невысокой стоимости данной процедуры, способствуют при этом глобализации мировых рынков, но при этом активно используются преступными сообществами для легализации преступных доходов.

Преступники, отмывающие доходы, совершают трансграничное перемещение больших объемов денежных средств, согласно собственным интересам безопасности и удобства потребления и инвестиций в развитие преступного бизнеса. Это обстоятельство нарушает экономическую логику перемещения капитала между странами и секторами экономики и оказывает серьезное негативное воздействие на финансовую, экономическую, социальную и политическую ситуацию в отдельных странах и даже целых регионах. Финансовая подпитка предприятий и организаций за счет незаконных денежных средств подрывает свободную конкуренцию и глубоко затрагивает действие рыночных механизмов.

Обращение в стране значительных капиталов, имеющих преступную природу, оказывает негативные макроэкономические эффекты, а сама возможность скрыть преступление влечет за собой новые преступления, так как отсутствие наказания указывает на неполноценность правоохранительной системы государства. Так, эксперты Международного Валютного фонда приводят следующие возможные последствия:

- трансграничное перемещение капитала, противоречащее макроэкономической логике и ожиданиям рынка, провоцирует непостоянство курсовых и процентных ставок и падение устойчивости рынка ценных бумаг,

что может привести к нестабильности финансового сектора и денежного обращения.

- Колебания спроса на капитал не соответствуют системным изменениям в экономике.
- Подрыв механизмов рыночной конкуренции вследствие влияния криминальных активов на цены товаров и услуг.
- Недостоверные данные о реальных доходах и активах приводят к ошибкам в государственной бюджетной политике.
- Специфическое «распределительное» воздействие на экономику других стран за счет размещения в них финансовых активов с целью их легализации<sup>1)</sup>.

Приток в страну большого объема криминальных активов создает спрос на их легализацию, что приводит к вовлечению граждан в преступную деятельность, росту криминализации населения и коррупции в государственных органах власти, финансовых организациях, провоцирует рост предложения полулегальных и нелегальных юридических и бухгалтерских услуг в частном секторе.

Рассуждая о том, можно ли считать отмытые денежные средства, полученные преступным путем, по-прежнему криминальными, или они теряют свой криминальный характер, пройдя процедуры легализации, не сложно прийти к выводу, что преступники продолжают контролировать свои активы и использовать их по своему усмотрению, в том числе для финансирования и развития криминального бизнеса. Кроме того, занимаясь и легальной деятельностью, преступники, как правило, продолжают придерживаться криминальных методов ведения конкурентной борьбы, в том числе, используют коррупцию, мошенничество, шантаж и другие виды преступлений.

---

<sup>1)</sup> IMF Staff Statement. Macroeconomic Implication of Money Laundering. Washington. – 1996. – Текст : электронный. – URL: <https://www.imf.org/en/Publications/WP/Issues/2016/12/30/Macroeconomic-Implications-of-Money-Laundering-2055> (дата обращения: 04.02.2020).



В качестве мер борьбы с такой серьезной угрозой как легализация преступных капиталов была организована государственная система противодействия легализации преступных доходов и финансированию терроризма.

## **1.6 Предпосылки формирования методологии анализа данных в сфере ПОД**

Методологическая основа сложившегося в Федеральной службе по финансовому мониторингу подхода заключается в формировании оценок хозяйствующих субъектов путём взвешенного суммирования признаков, сработавших для совершённых ими финансовых операций. Поскольку каждому хозяйствующему субъекту присвоен ОКВЭД, оценка каждого субъекта, состоящего в одной группе ОКВЭД, позволяет оценить всю отрасль экономической деятельности. В результате консолидации имеющейся информации о компаниях, зарегистрированных на территории одного региона, вычисляются рейтинги по отраслям экономической деятельности в каждом регионе, или, так называемые, «уровни риска». Свод сведений по регионам позволяет делать выводы по оценке обстановки на уровне федеральных округов и страны в целом.

На практике подход позволяет формировать пользовательские условия отбора хозяйствующих субъектов из заданных регионов и отраслей по наличию либо отсутствию признаков. Одновременное использование совокупности не отдельных, а множества (до нескольких десятков) признаков с использованием различных информационных ресурсов финансового мониторинга, дает возможность осуществить предметную выборку объектов финансовых расследований.

С методологической точки зрения существующий подход обладает рядом достоинств, которые нужно учесть при разработке научно-технического аппарата оценки обстановки и принятия оптимальных решений.

Таким образом, в результате анализа практики Росфинмониторинга по направлению обеспечения ЛПР информацией об объективных оценках финансовой деятельности хозяйствующих субъектов определены аналитические потребности в контуре управления Росфинмониторинга. Существующими недостатками применяемого подхода является субъективизм экспертов при расчёте рейтинговых оценок и унифицированный набор критериев и признаков, используемых для анализа хозяйствующих субъектов различных видов деятельности. Кроме того, не решена задача принятия оптимального решения при формировании перечня проверяемых субъектов с учётом существующих ограничений. Очевидна потребность научной проработки данной проблемной области.

В некотором смысле похожая задача решается при оценке кредитоспособности компании различными рейтинговыми и экспертными агентствами. На место, присваиваемое компании в рейтинге, влияет целый ряд макроэкономических, социально-политических, финансовых факторов, эксперты рейтинговых агентств принимают во внимание динамику отрасли, в которой работает компания, ее положение относительно конкурентов, компетентность руководящего состава, уровень информатизации организации, влияние различных рисков на поступательное развитие бизнеса.

В коммерческой информационно-справочной системой «СПАРК-Интерфакс», агрегирующей информацию о деятельности хозяйствующих субъектов в виде досье, содержится так называемый «индекс должной осмотрительности» (далее – ИДО). Контролирующие государственные органы, в частности, Федеральная налоговая службы, призывают компании к должной осмотрительности при выборе контрагентов. В системе «СПАРК-Интерфакс» на основании обработки накопленной информации рассчитывается «индекс должной осмотрительности» или количественная

оценка благонадежности компании. Разработчики ИДО оценивают его точность на тестовой выборке на уровне 88,44% для компаний, по которым имеется информация о финансовой отчетности, и на уровне 84,18% для организаций, финансовая отчетность которых не выявлена. При расчете индекса должной осмотрительности принимается во внимание, является ли руководитель организации массовым, не зарегистрирована ли компания по адресу массовой регистрации, дата последнего имеющегося финансового отчета компании перед ФНС, количественные значения финансовых показателей организации и их изменение во времени.

Индексом должной осмотрительности широко пользуются менеджеры организаций. Это достаточно простой в использовании и понятный инструмент поддержки принятия решений менеджментами организаций, позволяющий быстро оценить риски при вступлении в новые деловые отношения с контрагентом.

Использование индекса должной осмотрительности аналитиками Росфинмониторинга в качестве критерия оценки степени вовлеченности в отмывание доходов хозяйствующих субъектов имеет свои положительные и отрицательные стороны. К достоинствам ИДО можно отнести высокую достоверность классификации организаций и удобное представление результатов классификации в виде интуитивно понятной и наглядной инфографики. В качестве недостатков использования системы «СПАРК-Интерфакс» лицами, принимающими решения, в государственном сегменте финансового мониторинга можно указать следующие:

- зависимость информационного обеспечения процесса принятия решений в государственном органе от коммерческой компании;
- платный характер подписки;
- отсутствие для сотрудников Росфинмониторинга доступа к алгоритмам расчета и формирования количественных значений ИДО;
- расчет ИДО и обновление его значений осуществляется один раз в квартал, история значений в системе не сохраняется;

– нет возможности осуществлять поиск компаний по интервалу количественных значений ИДО.

Таким образом, анализ задач Росфинмониторинга по противодействию отмыванию доходов показал, что *фактическая потребность* в количестве объектов, подлежащих анализу, *многократно превышает возможности* аналитиков. Данная проблемная ситуация требует определения приоритетов анализа.

Отсутствие методологии анализа данных в данной сфере препятствует широкому внедрению автоматизации процессов оценки обстановки и принятия решений на разных иерархических уровнях контура государственного управления, формирования интегральных оценок хозяйствующих субъектов, которые позволили бы исключить экспертный субъективизм и сделать процессы обработки данных приемлемыми с точки зрения требующихся трудовых и временных ресурсов, что обуславливает своевременность и важность данного исследования.

Перечень организаций, обязанных предоставлять сведения о транзакциях, представлен в статье 5 федерального закона «О противодействии легализации (отмыванию) доходов, полученных преступным путем, и финансированию терроризма» от 07.08.2001 № 115-ФЗ. С момента создания Росфинмониторинга порядок предоставления сообщений о финансовых операциях претерпел значительные изменения.

Положением Банка России [112] утверждён перечень видов финансовых операций, подлежащих обязательному контролю.

Функции первичного анализа финансовых операций возложены на подразделения внутреннего контроля в финансовых учреждениях, которые обязаны инициативно сообщать о «подозрительной активности». Под подозрением в данном контексте понимают заключение, к которому приходит субъект, представляющий сообщения о финансовых операциях, после анализа имеющейся в его распоряжении информации. Данное слово означает предположение чего-либо без достаточных фактических оснований или на

основе незначительных доказательств. Данный критерий может достаточно широко трактоваться субъектами 115-ФЗ при принятии ими решения о представлении сведения об определённых операциях. Подобная свобода в принятии решений согласуется с точкой зрения Всемирного банка о том, что службам внутреннего контроля финансовых учреждений следует принимать решение о том, какие операции являются подозрительными, на основе собственной квалификации, руководствуясь имеющимся опытом и знаниями, а не быть связанными набором четких правил. Важно при этом понимать, что данный подход предполагает высокую ответственность и не ангажированность учреждений, представляющие сообщения. Кроме того, это может привести к увеличению количества передаваемых сообщений, что увеличивает нагрузку и на Росфинмониторинг (требуется развитие технических средств автоматизированной обработки данных). В Положении Банка России [113] определён набор индикаторов, призванных конкретизировать обязательства по предоставлению сообщений.

Таким образом, каналом наполнения федеральной базы данных о финансовых операциях являются организации, осуществляющие операции с денежными средствами или иным имуществом, и внешние источники данных, которые затем обрабатываются в информационной системе Росфинмониторинга и обогащают сведения о финансовых транзакциях.

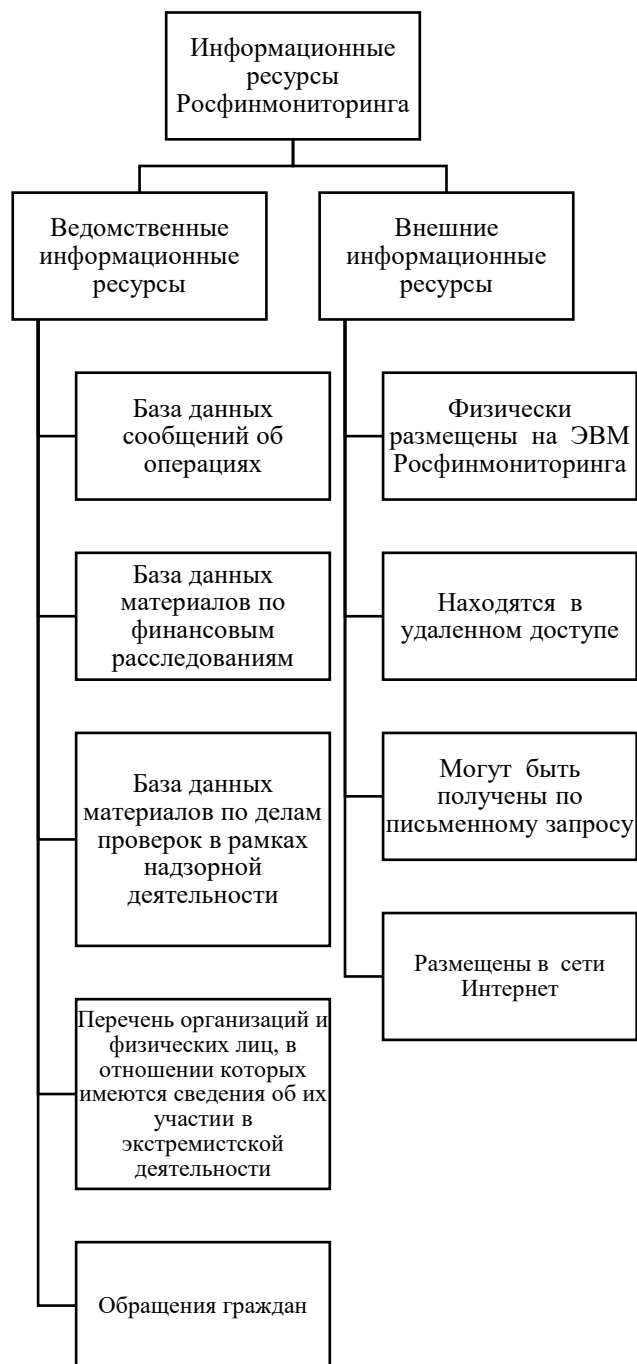
Информационные ресурсы в системе финансового мониторинга представлены, как показано на рисунке 5:

- собственными информационными ресурсами;
- внешними информационными ресурсами (далее – ВИР).

К числу собственных информационных ресурсов следует отнести:

- база данных сообщений о транзакциях федерального уровня;
- база данных материалов финансовых расследований;
- база данных материалов выездных проверок по линии надзора;

- перечень организаций и физических лиц, в отношении которых имеются сведения об их причастности к экстремистской деятельности или терроризму;
- обращения граждан.



Источник: составлено автором.

Рисунок 5 – Информационные источники системы финансового мониторинга

В отношении материалов, связанных с проведением финансовых расследований ведется учет для последующего накопления в специальной базе

данных. Эти материалы обрабатываются и систематизируются, и используются в дальнейшем в качестве базы знаний, поиска нужной информации, обеспечения управленческой деятельности и координации усилий при проведении финансовых расследований [114].

В целях обогащения дополнительными сведениями материала финансового расследования информацией о фигурантах и их финансово-хозяйственной деятельности используются так называемые внешние информационные ресурсы. ВИР могут быть представлены специальными базами данных, предоставляемыми в пользование Росфинмониторингу на основании межведомственных соглашений об информационном обмене другими органами исполнительной власти Российской Федерации, базами данных коммерческих организаций, предоставляемых на основании платной подписки, ответами подразделений финансовых разведок иностранных государств на запросы Росфинмониторинга на основании международных договоров об информационном обмене, информацией из открытых источников и сети Интернет.

В данном случае важнейшее значение имеет оперативность обновления и поступления данной информации.

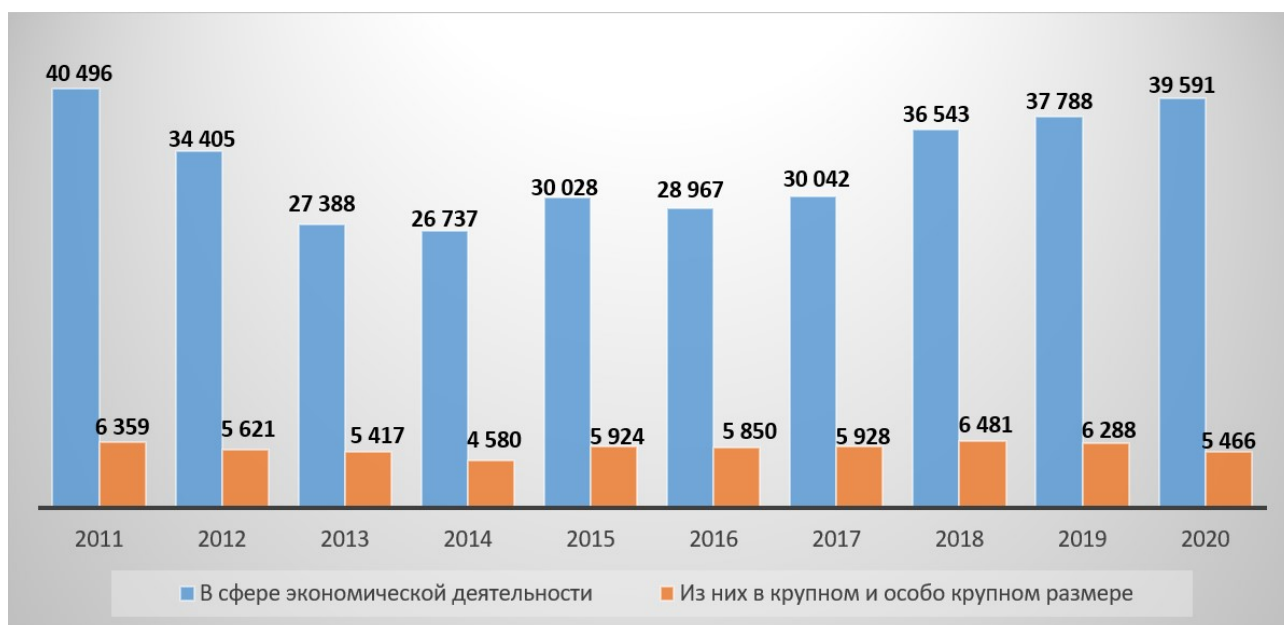
Ежедневно в Росфинмониторинг поступает около 100 000 сообщений о финансовых операциях и сделках, которые содержат информацию как о самих транзакциях, так и о плательщиках, получателях, счетах и банках. В едином государственном реестре юридических лиц (далее – ЕГРЮЛ) содержится информация о 3,7 млн юридических лиц, а реестре Банка России – информация о 273 брокерах, 306 дилерах, 378 банках и их 550 филиалах. Кроме того, для установления характера деятельности участников операций подвергается анализу их налоговая отчетность, сведения о внешнеэкономической деятельности, адреса, документы, удостоверяющие личность, сведения об авиаперелетах.

Гетерогенный характер информационных ресурсов и их значительный объем исключают возможность их ручной обработки. Для этого в

Росфинмониторинге разрабатываются правила определения приоритетов анализа сообщений.

Гипотеза автора заключалась в возможности анализа данных из различных источников и синтеза информации об обстановке, необходимой ЛПР для принятия оптимального решения (с учётом существующих ограничений) о проведении проверок хозяйствующих субъектов, с использованием статистических методов. Главное преимущество использования статистических методов – объективность получаемых оценок для ЛПР различных уровней в представленной ранее иерархии.

В России проблема борьбы с отмыванием денежных средств имеет высокую актуальность. По официальной статистике ГУ МВД, как показано на рисунках 6 и 7, количество зарегистрированных преступлений как в сфере экономической деятельности в целом, так и преступлений легализации преступных доходов, в частности, в период с 2013 года по 2017 год колеблется примерно на одном уровне, а с 2018 года по 2020 год прослеживается тенденция к росту данного показателя.



Источник: рассчитано автором по данным МВД России [209].  
Рисунок 6 – Динамика количества зарегистрированных преступлений в сфере экономической деятельности





Источник: рассчитано автором по данным МВД России [209].

Рисунок 7 – Динамика количества зарегистрированных преступлений – легализация преступных доходов

При этом, по количеству преступлений легализации преступных доходов в период с 2013 года по 2015 год есть тенденция к росту. Данная тенденция может быть объяснена началом экономического кризиса в конце 2013 года. Присоединение Крыма к Российской Федерации в 2014 году, и последовавшие за ним западные экономические санкции против России, имело негативные последствия для российской экономики. Количество зарегистрированных преступлений легализации доходов в 2016 году и 2017 году снижалось. Что также можно связать с экономической ситуацией в стране в целом – 2016 год считают последним годом экономического спада, а с 2017-го года начался небольшой экономический рост. В 2020 году наблюдается небольшой рост числа преступлений легализации доходов, который может быть связан с «коронакризисом» – социально-экономическими последствиями, вызванными пандемией коронавируса.

По информации, предоставляемой ФАТФ, мировой объем отмываемых ежегодно денежных средств составляет от 500 миллиардов до 1,5 триллионов долларов. Данная цифра сравнима, например, с годовым объемом бюджета Испании, который также составляет 500 млрд долл. Объемы легализации денежных средств в Великобритании (также по экспертным оценкам) равны

приблизительно от 19 млрд до 48 млрд фунтов в год. По оценке МВФ в 2000 году объем отмытых денежных средств в Великобритании составил 13% от ее ВВП.

По подсчетам Международного валютного фонда, каждый год отмывают денежных средств в размере примерно 2–3% от общего мирового ВВП. Для Российской Федерации по исследованиям 2005–2007 гг. этот показатель имеет значение около 27% от ВВП. Таким образом, если экстраполировать данную оценку, то получим, что ежегодный мировой объем легализованных денежных средств составляет не менее \$2200 млрд, а российский рынок легализации – никак не меньше \$39 млрд (а скорее, в районе \$130 млрд, если исходить из доли в 10 %). Согласно годовому отчету Росфинмониторинга за 2016 год, Росфинмониторингом совместно с правоохранительными органами предотвращено хищение из бюджета на общую сумму 130,8 млрд руб. В том числе сумма наложенных арестов на имущество составила 64,5 млрд руб., а объем доначисленных налогов – 56 млрд руб. Не допущена выдача невозвратных кредитов банками с государственным участием общим объемом 3,3 млрд руб. Не допущено незаконное обналичивание денежных средств на сумму 11,2 млрд руб. Не допущен незаконный вывод средств за рубеж на общую сумму в 1,1 млрд руб.

В 2020 году согласно годовому отчету Росфинмониторинга меры в отношении кредитных организаций позволили пресечь вывод в легальный оборот более 190 млрд рублей «теневого» происхождения.

#### Выводы по главе 1

Обобщен отечественный и зарубежный опыт противодействия отмыванию доходов и финансированию терроризма. Исследование материалов открытого доступа показало, что проблема отмывания преступных доходов актуальна, однако не имеет должной методологической и научной проработки.

Проведен анализ классических методов и современных алгоритмов анализа данных с точки зрения возможности их применения в сфере финансового мониторинга. Данный анализ является уникальным, так как впервые проводится с позиции применимости методов в сфере противодействия отмыванию доходов.

В результате анализа научных работ, посвященных противодействию отмыванию доходов выявлено, что несмотря на наличие большого числа подходов к выявлению подозрительных операций, комплексный методологический подход к исследованию проблемы синтеза индексов вовлеченности хозяйствующих субъектов в отмывание доходов отсутствует.

Выявлено, что в научных работах в сфере ПОД часто приводится сравнение различных математических и инструментальных методов анализа данных в области противодействия отмыванию доходов, однако по причине того, что такие сопоставления проводятся на различных наборах данных, отсутствует объективная возможность сравнения различных подходов анализа данных финансового мониторинга.

Установлено, что в подавляющем большинстве научных работ в сфере противодействия отмыванию преступных доходов исследование проводилось на искусственно сгенерированных или фейковых данных, так как зачастую данные о финансовых транзакциях и их участниках не доступны широкому кругу исследователей, что делает построенные модели малоприменимыми для решения практических задач финансового мониторинга.

В научных публикациях, посвященных противодействию отмыванию доходов, мало внимания уделено обоснованию выбора признакового пространства, как правило оно формируется исходя из ограниченного набора доступных для анализа сведений.

Относительно визуализации данных финансового мониторинга выявлено, что большинство исследований сосредоточено на представлении отдельных транзакций в виде графа или визуально-сетевом анализе. На социально-экономических картах, как правило, отображают одну или две

характеристики, количественные одномерные данные, выраженные в натуральных единицах – количество, сумма, и т.д. В то же время, в сфере финансового мониторинга, возникают задачи, требующие отображения объектов, заданных большим количеством характеристик, иными словами – объектов векторной природы.

Исследованы способы отмывания доходов с привлечением кредитных организаций, хозяйствующих субъектов, профессиональных участников рынка ценных бумаг. Обобщены инструменты и механизмы отмывания доходов.

Сделан вывод о том, что в целях повышения эффективности и оперативности выполнения функций, возложенных на Росфинмониторинг требуется обеспечить ЛПР информацией об объективных оценках финансовой деятельности хозяйствующих субъектов для их последующего использования при принятии оптимального решения в контуре управления Росфинмониторинга.

По результатам анализа опыта работы Росфинмониторинга по направлениям оценки обстановки в отраслях экономики установлено, что в его практике нет статистических методов анализа, а формирование подобных рейтингов осуществляется с использованием экспертных оценок. Для решения задачи получения объективных оценок необходимо использовать статистические методы и модели.

Определена острая необходимость применения статистических методов, которые позволят обрабатывать крупномасштабные информационные массивы, имеющие гетерогенный характер. В результате планируется обеспечить ЛПР объективными оценками о вовлечённости хозяйствующих субъектов в противоправную деятельность.

## Глава 2

### Синтез и интерпретация индексов вовлеченности

#### в отмывание доходов

#### 2.1 Индексы вовлеченности кредитных организаций в отмывание доходов

Кредитные организации согласно Федеральному закону № 395-1 «О банках и банковской деятельности» могут проводить разнообразные банковские операции, охватывающие почти все виды финансовой деятельности. Кроме того, банки владеют информацией о клиентах и совершаемых ими операциях и обладают соответствующими техническими, экспертными, нормативными и пр. ресурсами для отслеживания недобросовестных клиентов и подозрительных операций. Что делает банки первым рубежом борьбы с отмыванием доходов и важнейшей составляющей национальной системы противодействия отмыванию преступных доходов и финансированию терроризма [162].

Согласно Федеральному закону № 86-ФЗ «О Центральном банке Российской Федерации (Банке России)» в случае нарушения кредитной организацией требований антиотмывочного законодательства Банк России может применить к ней соответствующие меры воздействия, которые в зависимости от тяжести нарушения могут включать штраф, требования по изменению административной структуры кредитной организации или ее активов, ограничения на оказание банковских услуг или размера процентных ставок, и, наконец, отзыв лицензии.

Если банк участвует в системе страхования вкладов, при отзыве его лицензии вкладчикам выплачивается возмещение, имеющее, однако, ограничение по сумме. Если из банка перед отзывом лицензии были выведены активы, то выплаты производятся из государственного бюджета, что создает на него дополнительную нагрузку. Из-за наличия ограничения на

возмещаемую сумму средств, а также по той причине, что страхование вкладов коммерческих организаций (не являющихся малыми предприятиями) не осуществляется, регулярные отзывы банковских лицензий могут привести к росту социальной напряженности, снижению предпринимательской активности, снижению доверия к банковской системе.

В сложившихся обстоятельствах необходима автоматизация возможности выявления негативных тенденций и прогнозирования состояния кредитной организации для своевременного принятия управленческих решений и их ресурсного обеспечения.

Известны случаи участия банков схемах отмывания доходов, вывода средств за рубеж, организации и поддержания инфраструктуры так называемых каналов отмывания, предоставления теневых финансовых услуг. Подобная деятельность угрожает стабильности банковского сектора и финансовой безопасности государства. В периоды нестабильности и экономического кризиса число недобросовестных кредитных организаций растет. Появление в банковском секторе недобросовестных игроков в первую очередь негативно сказывается на законопослушных субъектах.

Только системное противодействие криминализации банковского сектора при активном участии крупнейших российских банков, мегарегулятора в лице Банка России, а также органов государственной власти – ФСБ России Росфинмониторинга, МВД России позволит решить эту проблему.

В задачах финансового мониторинга можно выделить следующие негативные проявления со стороны и/или в отношении кредитных организаций:

- использование банковской инфраструктуры для организации схем по оказанию теневых финансовых услуг и отмывания доходов.
- Вывод денежных средств из банка – например, выдача заведомо невозвратных кредитов, перед банкротством, или преднамеренное банкротство.

– Банкротство кредитной организации.

На практике, как правило, приходится иметь дело с комбинацией этих составляющих при различной степени их проявления. Поэтому здесь и далее будем использовать термин «вовлеченность кредитной организации в отмывание доходов», имея в виду одно или несколько вышеописанных негативных проявлений.

Сейчас в целях выяснения финансового состояния банка необходим сбор, первичная обработка, упорядочивание и анализ большого количества данных, существенную долю которых формирует официальная отчетность кредитных организаций [163].

В качестве требований к результатам такого анализа следует указать наглядность и простоту восприятия, прозрачность вычислительных алгоритмов, низкую ресурсоемкость, а также приемлемую для своевременного принятия решений скорость получения результатов.

Результаты деятельности кредитных организаций анализируют рейтинговые агентства, эксперты Банка России, пользуясь при этом различными критериями, атрибутами, признаками. Недостатком экспертного анализа является потенциальная ангажированность экспертов, а также весьма ограниченное количество самих экспертов, не способное удовлетворить запрос на обработку постоянно растущих объемов информации.

Кредитные организации со своей стороны также должны проводить проверку своих клиентов в целях противодействия легализации доходов. Риски для банка в случае невыполнения этого обязательства изложены Базельским комитетом по банковскому надзору [187], и включают репутационный, финансовый, правовой риски. Последствия для кредитной организации в случае совместной реализации этих рисков могут быть катастрофическими.

Неэффективность менеджмента, внутренних банковских процессов, высокая концентрация невозвратных кредитов могут привести к потере банком финансовой устойчивости и ликвидности. Утеря доверия к банку со

стороны клиентов может привести к почти единовременному истребованию вкладов, в том числе со стороны крупных вкладчиков. Негативный информационный фон вокруг кредитной организации и обвинения в вовлеченности в противоправную деятельность могут привести к потере деловой репутации, а вместе с ней и крупных законопослушных деловых партнеров. Правовые риски для кредитной организации могут выражаться в виде исков, наложении ограничений и штрафов, введении моратория на некоторые виды операционной деятельности, что также не способствует улучшению ее финансового состояния.

Репутационному, финансовому и правовому рискам подвержены и другие игроки кредитно-финансового рынка – страховые компании, профессиональные участники рынка ценных бумаг, инвестиционные фонды.

Существует несколько подходов к прогнозированию финансовой банка.

Согласно одному из них кредитные организации группируют по величине активов и профилю деятельности и проводят анализ исторических данных внутри группы. После чего исследуемый банк относят к одной из групп и проводят анализ, опираясь на известные данные его группы.

Второй подход напрямую связан с местом исследуемого банка в рейтингах, разрабатываемых экспертами рейтинговых агентств.

Третий подход заключается в прогнозировании устойчивости кредитной организации при использовании информации о процентных ставках. Так, например, высокие ставки по сравнению со среднерыночными по депозитам для физических лиц могут означать, что банк ведет высокорискованную финансовую политику.

И, наконец, прогнозирование устойчивости кредитной организации исходя из уровня ее технической эффективности. Некоторые исследователи убеждены в наличии корреляции между технической эффективностью банка (или иными словами, эффективностью по издержкам) и его устойчивостью.

Государственные надзорные органы осуществляют мониторинг кредитно-финансовой сферы, при этом количество кредитных организаций в



нашей стране измеряется сотнями, что делает целесообразным реализацию риск-ориентированного подхода в банковской сфере.

Среди форм банковской отчетности, в обязательном порядке представляемых кредитными организациями, наиболее подходящей для проведения анализа является форма 101 «Данные оборотной ведомости по счетам бухгалтерского учета», предоставляемая на ежемесячной основе.

В таблице 1 представлен фрагмент исходных данных. Полные исходные данные представлены в приложении Г.

Таблица 1 – Фрагмент исходных данных

Наименование банка	Регистрационный номер	БИК	ФО	Сотня по активам	Включен в перечень системно значимых банков	Стратегически важные банки
АО Банк Инновации и развития	2547	044583104	ЦФО	4	0	0
АО Банк МПБ	2646	044525283	ЦФО	5	0	0
АО ЕАТП Банк	1765	041203715	ЮФО	6	0	0
АО МС Банк РУС	2789	044525450	ЦФО	3	0	0
АО РосЭксимБанк	2790	044525192	ЦФО	1	0	1
АО Юникредит Банк	1	044525545	ЦФО	1	1	1

Источник: составлено автором на основе данных [163].

В выборку вошли 300 кредитных организаций, у 90 из них была отозвана лицензия. Анализируется срез данных за три месяца до отзыва лицензии – данный период признан оптимальным т.к., с одной стороны вовлеченность банка в отмывание доходов успевает достаточно ярко проявиться (экспериментально установлено, что *начинает* проявляться примерно за 6 месяцев до отзыва лицензии), а с другой – еще остается достаточный запас времени для принятия мер. Так как отзывы лицензий банков приходятся на разные временные периоды, то данные были «сдвинуты» в общей базе показателей так, чтобы по всем банкам с отозванной лицензией фиксируется срез за три месяца до отзыва, а для всех действующих банков – апрель

2016 года.

Итак, будем искать значения зависимой переменной  $Y$  по формуле (1)

$$Y(x^{(1)}, \dots, x^{(37)}) = \begin{cases} 1, & \text{банк вовлечен в ОД} \\ 0, & \text{банк не вовлечен в ОД} \end{cases} \quad (1)$$

где  $Y$  – зависимая переменная;

$x^{(1)}, \dots, x^{(37)}$  – показатели оборотной ведомости по счетам бухгалтерского учета кредитных организаций.

Для этого воспользуемся методами кластеризации, классификации, поиска аномалий. Результаты будем оценивать при помощи соответствующих метрик качества. Сведем поставленную задачу в таблицу 2.

Таблица 2 – Постановка задачи нахождения индексов вовлеченности кредитных организаций в отмывание доходов

Параметр	Значение
Зависимая переменная	$Y(x^{(1)}, \dots, x^{(37)}) = \begin{cases} 1, & \text{банк вовлечен в ОД} \\ 0, & \text{банк не вовлечен в ОД} \end{cases}$
Переменные	$x^{(1)}, \dots, x^{(37)}$ (как показано в таблице 3)
Выборка	300 банков
Добросовестные	210 (70%)
С отозванной лицензией	90 (30%)
Обучающая/тестовая выборка	210 объектов / 90 объектов
Методы	k-means; PCA; One-Class SVM; PCA-Based Anomaly Detection; Two-class logistic regression; Two-class decision forest XGBoost; Two-class neural network; Two-class SVM; Two class Bayes Point Machine
Метрики качества	AUC (площадь под кривой ошибок); False Positive Rate (ошибка первого рода); False Negative Rate (ошибка второго рода); Accuracy (доля правильно классифицированных банков); Precision (точность); Recall (полнота)

Источник: составлено автором.

В таблице 3 представлены переменные и их обозначения.

Таблица 3 – Переменные и их обозначение

Номер переменной	Переменная
1	2
$x^{(1)}$	Высоколиквидные активы
$x^{(2)}$	Выданные МБК
$x^{(3)}$	Вложения в акции
$x^{(5)}$	Вложения в облигации
$x^{(6)}$	Вложения в векселя
$x^{(7)}$	Вложение в капиталы других организаций
$x^{(8)}$	Кредиты физическим лицам на срок до 6 месяцев
$x^{(9)}$	Кредиты физическим лицам на срок от 6 месяцев до 1 года
$x^{(10)}$	Кредиты физическим лицам на срок 1-3 года
$x^{(11)}$	Кредиты физическим лицам на срок более 3 лет
$x^{(12)}$	Овердрафты физическим лицам
$x^{(13)}$	Прочие средства, предоставленные физическим лицам
$x^{(14)}$	Просроченная задолженность по кредитам физических лиц
$x^{(15)}$	Кредиты предприятиям и организациям на срок до 6 месяцев
$x^{(16)}$	Кредиты предприятиям и организациям от 6 месяцев до 1 года
$x^{(17)}$	Кредиты предприятиям и организациям на срок 1-3 года
$x^{(18)}$	Кредиты предприятиям и организациям на срок более 3 лет
$x^{(19)}$	Овердрафты предприятиям и организациям
$x^{(20)}$	Прочие средства, предоставленные индивидуальным предпринимателям
$x^{(21)}$	Просроченная задолженность предприятий и организаций
$x^{(22)}$	Основные средства и нематериальные активы
$x^{(23)}$	Прочие активы
$x^{(24)}$	Счета физических лиц
$x^{(25)}$	Вклады физических лиц на срок до 3 месяцев
$x^{(26)}$	Вклады физических лиц на срок 3-6 месяцев
$x^{(27)}$	Вклады физических лиц на срок от 6 месяцев до 1 года
$x^{(28)}$	Вклады физических лиц на срок 1-3 года
$x^{(29)}$	Вклады физических лиц на срок более 3 лет
$x^{(30)}$	Счета предприятий и организаций
$x^{(31)}$	Средства предприятий и организаций на срок до 3 месяцев
$x^{(32)}$	Средства предприятий и организаций на срок 3-6 месяцев
$x^{(33)}$	Средства предприятий и организаций на срок от 6 месяцев до 1 года

Источник: составлено автором.

## Применение метода $k$ -средних

Кластерный анализ дает возможность обнаружить структуру в данных, которую порой сложно выявить экспертным путем или визуально, за счет разбиения изучаемых объектов не по одному признаку, а по набору параметров. При помощи кластерного анализа может быть найдено решение задачи разбиения объектов исследования на кластеры, то есть однородные группы, опираясь на количественные характеристики признаков этих объектов. Также в качестве достоинств методов кластеризации можно отметить то, что при их применении не накладываются ограничения на представление исследуемых объектов, а это позволяет анализировать практически любые входные данные, которые можно представить в матричном виде по формуле (2)

$$X_{nk} = \begin{pmatrix} x_{11} & x_{12} & \dots & x_{1k} \\ x_{21} & x_{22} & \dots & x_{2k} \\ \dots & \dots & \dots & \dots \\ x_{n1} & x_{n2} & \dots & x_{nk} \end{pmatrix}, \quad (2)$$

где  $x_{nk}$  – значение  $k$ -го признака на  $n$ -м исследуемом объекте.

Применение алгоритмов кластеризации требует оценки полученных разбиений и выбора оптимального (на котором достигается экстремум функционала качества), используя функционал качества  $Q(S)$ ,  $S = \{S_1, S_2, \dots, S_k\}$  [186].

Метод кластеризации  $k$ -средних опирается на разделении выборки на  $k$  кластеров, таких, что квадратичное отклонение точек кластеров от их центроидов минимально, как показано в формуле (3)

$$\min[\sum_{i=1}^k \sum_{x^{(j)} \in S_i} \|x^{(j)} - \mu_i\|^2], \quad x^{(j)} \in R^n, \mu_i \in R^n, \quad (3)$$

где  $\mu_i$  – центроид кластера  $S_j$ ;  
 $R^n$  – пространство исследуемых объектов;  
 $x^{(j)}$  – наблюдение.

Центроид каждого  $i$ -го кластера вычисляется по формуле (4)

$$\mu_i = \frac{1}{s_j} \sum_{x^{(j)} \in S_i} x^j, \quad (4)$$

где  $\mu_i$  – центроид кластера  $S_j$ ;  
 $x^{(j)}$  – наблюдение.

Кластерный анализ представляется перспективным для решения задач финансового мониторинга, есть примеры его успешного применения в сфере противодействия отмыванию доходов предложены. Так, например, в работе [164] кластерный анализ применяется совместно с методом главных компонент для предварительного установления близких по характеристикам объектов. В [165; 166; 167] кластерный анализ используют для выявления мошеннических операций в кредитных организациях.

В терминах метода  $k$ -средних задача многомерной кластеризации может быть поставлена следующим образом. Исходную выборку объектов вида  $O = \{O_1, O_2, \dots, O_n\}$ , записанную в матричной форме  $X_{nk}$ , необходимо разделить на два класса.

Чтобы синтезировать индексы вовлеченности кредитных организаций в отмывание доходов при помощи метода  $k$ -средних необходимо выявить кластер  $S_p$ , составленный из объектов, вовлеченных в ОД, и определить расстояние от каждой точки кластера до его центроида.

Используем Евклидово расстояние от центроида кластера  $\mu_i$  до каждой его точки в качестве метрики [186] по формуле (5)

$$\rho(x, y) = \|x - y\| = \sqrt{\sum_{p=1}^n (x_p - y_p)^2}, x, y \in R^n \quad (5)$$

где  $\rho$  – расстояние между точками;

$x, y$  – наблюдения;

$R^n$  – пространство исследуемых объектов.

Исследуемые объекты можно условно разделить на два кластера. Данный вывод подтверждается, как показано в таблице 4, при вычислении средних ожидаемых значений и отклонений по каждому параметру. Так максимальное отклонение обнаружено у признаков  $x_1, x_{23} - x_{25}, x_{29} - x_{31}$ , что может негативно сказаться на содержательной интерпретации кластеров.

Таблица 4 – Параметры признаков

Признак	Среднее	Стандартное отклонение
1	2	3
x1	190,531	1 266,588
x2	2,856	2,200
x3	9,405	2,254
x4	0,665	0,840
x5	0,104	0,231
x6	0,104	0,231
x7	0,104	0,231
x8	0,126	0,354
x9	0,126	0,354
x10	0,126	0,354
x11	0,212	0,130
x12	0,212	0,130
x13	0,212	0,130
x14	0,211	0,112
x15	0,211	0,112
x16	0,211	0,112
x17	0,187	0,108
x18	0,187	0,108
x19	0,187	0,108
x20	0,285	0,097
x21	0,285	0,097
x22	0,285	0,097
x23	16 022 697 722,624	112 039 741 228,222
x24	16 022 697 722,624	112 039 741 228,222

Продолжение таблицы 4

1	2	3
x25	16 022 697 722,624	112 039 741 228,222
x26	2,745	2,522
x27	2,745	2,522
x28	2,745	2,522
x29	14 336 302 127,022	102 885 447 214,843
x30	14 336 302 127,022	102 885 447 214,843
x31	14 336 302 127,022	102 885 447 214,843
x32	1,235	2,269
x33	1,235	2,269

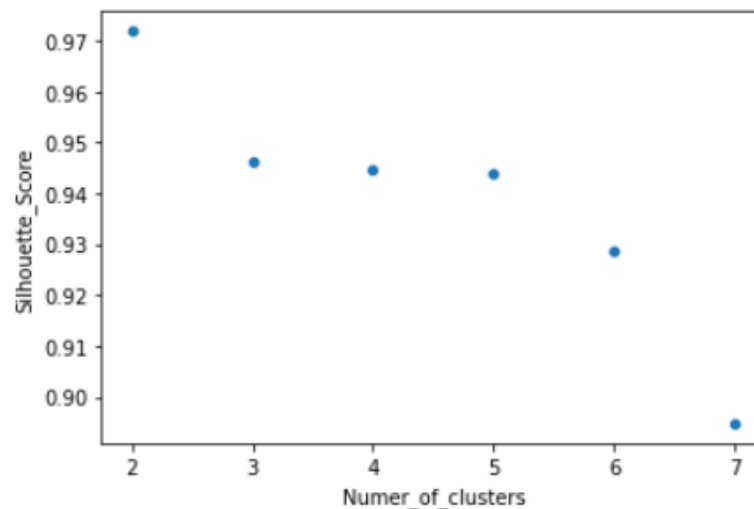
Источник: составлено автором.

Будем последовательно увеличивать число кластеров и вычислять значение силуэтной метрики, результаты сведены в таблицу 5.

Таблица 5 – Значение силуэтной метрики в зависимости от числа кластеров

Количество кластеров	Силуэтная метрика
2	0,972
3	0,946
4	0,945
5	0,944
6	0,929
7	0,895

Источник: составлено автором.



Источник: составлено автором.

Рисунок 8 – Зависимость значения силуэтной метрики от количества кластеров

По рисунку 8 видно, что оптимальное число кластеров – два (значение силуэтной метрики наибольшее).

Применение кластерного анализа позволило выделить два кластера,

параметры их центроидов сведены в таблицу 6.

Таблица 6 – Параметры центроидов

Признак	Центроид первого кластера	Центроид второго кластера
x1	120,763	11 771,961
x2	2,854	3,189
x3	9,406	9,109
x4	0,667	0,326
x5	0,104	0,204
x6	0,104	0,204
x7	0,104	0,204
x8	0,126	0,066
x9	0,126	0,066
x10	0,126	0,066
x11	0,212	0,185
x12	0,212	0,185
x13	0,212	0,185
x14	0,211	0,308
x15	0,211	0,308
x16	0,211	0,308
x17	0,187	0,185
x18	0,187	0,185
x19	0,187	0,185
x20	0,286	0,123
x21	0,286	0,123
x22	0,286	0,123
x23	8 040 598 444,377	1 341 051 177 911,610
x24	8 040 598 444,377	1 341 051 177 911,610
x25	8 040 598 444,377	1 341 051 177 911,610
x26	2,759	0,331
x27	2,759	0,331
x28	2,759	0,331
x29	6 920 180 850,225	1 245 412 434 075,350
x30	6 920 180 850,225	1 245 412 434 075,350
x31	6 920 180 850,225	1 245 412 434 075,350
x32	1,241	0,314
x33	1,241	0,314

Источник: составлено автором.

В таблице 7 представлен фрагмент индексов вовлеченности в отмывание доходов объектов финансового мониторинга, синтезированных по формуле (5) метрики Евклида. Таблица 7 целиком представлена в приложении А.



Таблица 7 – Расстояния до центроида (фрагмент таблицы)

Регистрационный номер банка	Расстояния до центроида
2688	3 169 922 897 829,35
1618	3 169 922 803 703,56
812	3 169 256 602 764,94
1470	3 043 056 699 397,16
328	3 013 793 129 877,94
1326	3 003 351 075 377,60
1623	3 002 646 518 752,72
2272	2 980 944 662 436,57
3292	2 945 665 601 033,31
3251	2 940 892 205 893,98
2209	2 897 618 835 229,49
2495	2 682 401 497 182,86
1978	2 521 343 356 220,73
3287	2 312 316 973 396,96
354	1 869 111 824 743,05
1481	21 264 843 406,33

Источник: составлено автором.

Применение кластерного анализа к данным о кредитных организациях для решения задачи выявления вовлеченных в отмывание доходов банков показало неудовлетворительные результаты. Полученное разделение данных на кластеры не соответствует искомому разделению на вовлеченных и не вовлеченных в отмывание доходов кредитных организаций, в связи с чем отсутствует возможность определить, в каком кластере находятся объекты, вовлеченные в ОД, и воспользоваться мерами близости точек как рейтингами объектов финансового мониторинга.

Для интерпретации полученных результатов вычислим коэффициенты корреляции исходных признаков и полученных меток кластеров, результат сведем в таблицу 8.

Таблица 8 — Коэффициенты корреляции исходных признаков и полученных меток кластеров

Признак	Значение коэффициента корреляции
1	2
$x^{(14)}$	-0,591
$x^{(15)}$	-0,591
$x^{(16)}$	-0,591

Продолжение таблицы 8

1	2
$x^{(17)}$	-0,581
$x^{(18)}$	-0,581
$x^{(19)}$	-0,581
$x^{(5)}$	-0,202
$x^{(6)}$	-0,202
$x^{(7)}$	-0,202
$x^{(29)}$	-0,097
$x^{(30)}$	-0,097
$x^{(31)}$	-0,097
$x^{(32)}$	-0,094
$x^{(33)}$	-0,094
$x^{(23)}$	-0,082
$x^{(24)}$	-0,082
$x^{(25)}$	-0,082
$x^{(2)}$	-0,035
$x^{(1)}$	-0,024
$x^{(8)}$	0,035
$x^{(9)}$	0,035
$x^{(10)}$	0,035
$x^{(26)}$	0,058
$x^{(27)}$	0,058
$x^{(28)}$	0,058
$x^{(4)}$	0,064
$x^{(3)}$	0,069
$x^{(11)}$	0,205
$x^{(12)}$	0,205
$x^{(13)}$	0,205
$x^{(20)}$	0,332
$x^{(21)}$	0,332
$x^{(22)}$	0,332

Источник: составлено автором.

Из таблицы 8 видно, что наиболее сильная отрицательная корреляция с признаками  $x^{(14)}, \dots, x^{(19)}$  – группа показателей «Кредиты предприятиям и организациям». То есть данные оказались разделены по клиентской структуре банков.

## Применение метода главных компонент

При решении практических задач, и связанной с этим статистической обработкой данных, наибольший интерес вызывают те показатели, которые демонстрируют максимальную вариабельность при переходе от одного объекта к другому. При этом, использование только непосредственно измеряемых для конкретного объекта характеристик, не является обязательным. Примером могут служить два искусственных параметра – размер и рост при выборе одежды, вместо целого ряда индивидуальных мерок, снимаемых портным для определения специфики фигуры непосредственно с человека. Некоторая часть информации при этом теряется и как бы огрубляется, но ежедневная практика показывает, что такая агрегация большого количества параметров объекта, дает положительные результаты.

Эти предпосылки являются основополагающими при нахождении линейного преобразования исходной совокупности показателей, которое позволяет получить главные компоненты. Запишем эти предпосылки формально. В качестве класса допустимых преобразований положим все возможные линейные ортогональные нормированные комбинации исходных признаков при конкретизации постановки задачи снижения размерности, т.е. [127], как показано в формулах (6)-(8)

$$z^{(j)}(X) = c_{j1}(x^{(1)} - \mu^{(1)}) + \dots + c_{jp}(x^{(p)} - \mu^{(p)}), \quad (6)$$

$$\sum_{v=1}^p c_{jv}^2 = 1, \quad j = 1, 2, \dots, p \quad (7)$$

$$\sum_{v=1}^p c_{jv}c_{kv} = 0, \quad j, k = 1, 2, \dots, p \quad j \neq k \quad (8)$$

где  $\mu^{(v)} = E[x^{(v)}]$  — математическое ожидание  $x^{(v)}$ ;

$x^{(p)}$  – наблюдение;

$c_{jv}, c_{kv}$  – коэффициенты.

В качестве меры информативности  $I_{p'}(Z)$  примем равенство, отраженное в формуле (9)

$$I_{p'}(Z(X)) = \frac{\sum_{i=1}^{p'} Dz_i}{\sum_{j=1}^p Dx_j}, \quad (9)$$

где  $I_{p'}(Z)$  – мера информативности;

$x$  – наблюдение;

$D$  — дисперсия случайной величины.

Первой главной компонентой  $z^{(1)}(X)$  анализируемой совокупности признаков  $X = (x^{(1)}, x^{(2)}, \dots, x^{(p)})'$  называют такую нормированно-центрированную линейную комбинацию этих признаков, дисперсия которой максимальна.

А  $k$ -й главной компонентой ( $k = 2, \dots, p$ ) исследуемой совокупности признаков  $X$  будем называть такую нормированно-центрированную линейную комбинацию этих признаков, которая не коррелирует с  $k-1$  предыдущими главными компонентами и дисперсия которой максимальна.

Данные проводимых наблюдений в прикладных областях имеют как минимум две составляющие – истинное значение показателя и погрешность измерения, которая определяется рядом причин. В нетехнических областях исследований, таких как психология, биология, медицина, экономика присутствует еще и третья компонента, которая определяется вариабельностью исследуемой характеристики объекта анализа.

Исходя из этого, наблюдаемое значение можно записать в виде такой суммы, отраженной в формуле (10)

$$x_{ij} = x_{mi} + x_{si} + x_{ei}, \quad (10)$$

где  $x_{ij}$  — наблюдаемое значение измеряемого параметра  $i$ -го объекта исследования,

$x_{mi}$  — истинное значение (математическое ожидание) измеряемого параметра  $i$ -го объекта,

$x_{si}$  — вариативное значение изменяемого параметра  $i$ -го объекта,

$x_{ei}$  — погрешность измерения при нахождении  $j$ -го признака  $i$ -го анализируемого объекта.

Принимая за  $N$  число исследуемых объектов, за  $n$  число признаков этих объектов, математическую модель можно записать в форме [128], отраженной в формуле (11)

$$y'_j = \sum_{r=1}^n a_{jr} f_r, \quad (11)$$

где  $r=1,2,\dots,n, j=1,2,\dots,n$ ;

$f_r$  —  $r$ -я главная компонента;

$a_{jr}$  — вес  $r$ -ой компоненты в  $j$ -ой переменной;

$y'_j$  — нормированное значение  $j$ -го признака, наблюдаемое или полученное в результате проведения эксперимента.

Исследуемые объекты, в частности объекты финансового мониторинга, характеризуются широким набором атрибутов, то есть имеют векторную природу. А для принятия управленческих решений требуется их сравнение между собой. Вместе с тем, отношение порядка для объектов векторной природы в математике не определено.

Главные компоненты можно рассматривать как укрупненные показатели, что в данном случае является более удобным. Они отражают латентные объективно существующие закономерности, не поддающиеся непосредственному наблюдению.

Применительно к поставленной задаче нахождения индексов вовлеченности в отмывание доходов объектов финансового мониторинга, метод главных компонент демонстрирует существенные преимущества по сравнению с другими методами:

- 1) возможность перехода от исходных коррелированных атрибутов к новому ортогональному базису;
- 2) способствует выявлению ранее неизвестных свойств изучаемых объектов;
- 3) возможность получать разные проекции обстановки в области финансового мониторинга.

В данном исследовании при анализе деятельности профессиональных участников рынка ценных бумаг, искомые характеристики объектов были выявлены на десятой главной компоненте. Иные методы подобным свойством не обладают.

Задачу выявления вовлеченных в отмывание доходов объектов финансового мониторинга – компаний-однодневок, банков, служащих площадками по отмыванию доходов, кредитных организаций на грани банкротства и выводящих финансовые активы, недобросовестных участников рынка ценных бумаг, регионы с неблагоприятной социально-экономической обстановкой – можно рассматривать как задачу бинарной классификации.

В таблице 9 представлен фрагмент исходных данных. Полные исходные данные представлены в приложении Г.

Таблица 9 – Фрагмент исходных данных

Наименование банка	Регистрационный номер	БИК	ФО	Сотня по активам	Включен в перечень системно значимых банков	Стратегически важные банки
1	2	3	4	5	6	7
АО Банк Инновации и развития	2547	044583104	ЦФО	4	0	0

Продолжение таблицы 9

1	2	3	4	5	6	7
АО Банк МПБ	2646	044525283	ЦФО	5	0	0
АО ЕАТП Банк	1765	041203715	ЮФО	6	0	0
АО МС Банк РУС	2789	044525450	ЦФО	3	0	0
АО РосЭксимБанк	2790	044525192	ЦФО	1	0	1
АО Юникредит Банк	1	044525545	ЦФО	1	1	1

Источник: составлено автором на основе данных [163].

В выборку вошли 300 кредитных организаций, у 90 из них была отозвана лицензия. Анализируется срез данных за три месяца до отзыва лицензии – данный период признан оптимальным т.к., с одной стороны вовлеченность банка в отмывание доходов успевает достаточно ярко проявиться (экспериментально установлено, что *начинает* проявляться примерно за 6 месяцев до отзыва лицензии), а с другой – еще остается достаточный запас времени для принятия мер. Так как отзывы лицензий банков приходятся на разные временные периоды, то данные были «сдвинуты» в общей базе показателей так, чтобы по всем банкам с отозванной лицензией фиксируется срез за три месяца до отзыва, а для всех действующих банков – апрель 2016 года.

Итак, будем искать значения зависимой переменной  $Y$ , как показано в формуле (12)

$$Y(x^{(1)}, \dots, x^{(37)}) = \begin{cases} 1, & \text{банк вовлечен в ОД} \\ 0, & \text{банк не вовлечен в ОД} \end{cases} \quad (12)$$

где  $Y$  – зависимая переменная;

$x^{(1)}, \dots, x^{(37)}$  – показатели оборотной ведомости по счетам бухгалтерского учета кредитных организаций.

Для этого воспользуемся методами кластеризации, классификации, поиска аномалий. Результаты будем оценивать при помощи соответствующих метрик качества. Сведем поставленную задачу в таблицу 10.

Таблица 10 – Постановка задачи нахождения индексов вовлеченности кредитных организаций в отмывание доходов

Параметр	Значение
Зависимая переменная	$Y(x^{(1)}, \dots, x^{(37)}) = \begin{cases} 1, & \text{банк вовлечен в ОД} \\ 0, & \text{банк не вовлечен в ОД} \end{cases}$
Переменные	$x^{(1)}, \dots, x^{(37)}$ (как показано в таблице 3)
Выборка	300 банков
Добросовестные	210 (70%)
С отозванной лицензией	90 (30%)
Обучающая/тестовая выборка	210 объектов / 90 объектов
Метод	РСА
Метрики качества	AUC (площадь под кривой ошибок); False Positive Rate (ошибка первого рода); False Negative Rate (ошибка второго рода); Accuracy (доля правильно классифицированных банков); Precision (точность); Recall (полнота)

Источник: составлено автором.

Таблица 11 – Переменные и их обозначение

Номер переменной	Переменная
1	2
$x^{(1)}$	Федеральный округ
$x^{(2)}$	Сотня по активам
$x^{(3)}$	Включен в перечень системно значимых банков
$x^{(4)}$	Количество клиентов — участников операций месяца
$x^{(5)}$	Высоколиквидные активы
$x^{(6)}$	Выданные МБК
$x^{(7)}$	Вложения в акции
$x^{(8)}$	Вложения в облигации
$x^{(9)}$	Вложения в векселя
$x^{(10)}$	Вложение в капиталы других организаций
$x^{(11)}$	Кредиты физическим лицам на срок до 6 месяцев
$x^{(12)}$	Кредиты физическим лицам на срок от 6 месяцев до 1 года
$x^{(13)}$	Кредиты физическим лицам на срок 1-3 года
$x^{(14)}$	Кредиты физическим лицам на срок более 3 лет
$x^{(15)}$	Овердрафты физическим лицам
$x^{(16)}$	Прочие средства, предоставленные физическим лицам
$x^{(17)}$	Просроченная задолженность по кредитам физических лиц
$x^{(18)}$	Кредиты предприятиям и организациям на срок до 6 месяцев
$x^{(19)}$	Кредиты предприятиям и организациям от 6 месяцев до 1 года
$x^{(20)}$	Кредиты предприятиям и организациям на срок 1-3 года
$x^{(21)}$	Кредиты предприятиям и организациям на срок более 3 лет
$x^{(22)}$	Овердрафты предприятиям и организациям
$x^{(23)}$	Прочие средства, предоставленные индивидуальным предпринимателям



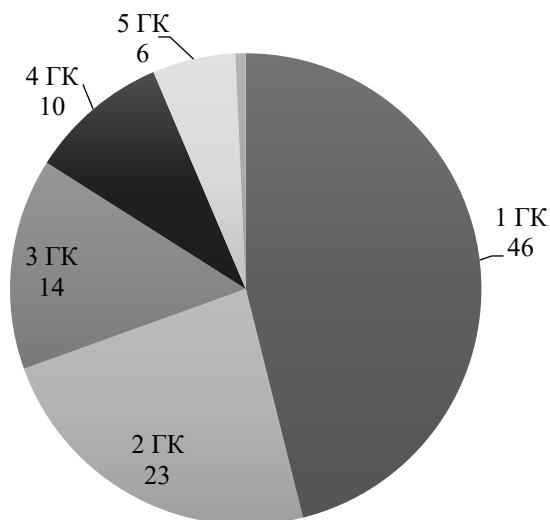
Продолжение таблицы 11

1	2
$x^{(24)}$	Просроченная задолженность предприятий и организаций
$x^{(25)}$	Основные средства и нематериальные активы
$x^{(26)}$	Прочие активы
$x^{(27)}$	Счета физических лиц
$x^{(28)}$	Вклады физических лиц на срок до 3 месяцев
$x^{(29)}$	Вклады физических лиц на срок 3-6 месяцев
$x^{(30)}$	Вклады физических лиц на срок от 6 месяцев до 1 года
$x^{(31)}$	Вклады физических лиц на срок 1-3 года
$x^{(32)}$	Вклады физических лиц на срок более 3 лет
$x^{(33)}$	Счета предприятий и организаций
$x^{(34)}$	Средства предприятий и организаций на срок до 3 месяцев
$x^{(35)}$	Средства предприятий и организаций на срок 3-6 месяцев
$x^{(36)}$	Средства предприятий и организаций на срок от 6 месяцев до 1 года
$x^{(37)}$	Средства предприятий и организаций на срок 1-3 года

Источник: составлено автором.

Опробуем метод главных компонент, и применим его к пространству признаков.

По диаграмме, изображенной на рисунке 9 можно сказать, что главные компоненты с первой по третью в совокупности вносят 83% общей дисперсии.



Источник: рассчитано автором.

Рисунок 9 – Характеристика суммарного вклада ГК в общую дисперсию (анализ кредитных организаций), в процентах

Информация, содержащая в исходных данных и свидетельствующая о противоправной деятельности хозяйствующих субъектов, как правило носит

латентных характер, а анализ набора различных сочетаний исходных характеристик сделает возможным ее выявление.

Причем, «беловоротничковая» преступность стремится скрыть свою деятельность, и отражением подобной маскировки в данных могут служить малые величины коэффициентов корреляции.

Подходы к интерпретации полученных главных компонент еще не имеют строгого научного обоснования. В то же время при решении практических задач хорошо себя показало правило логических дробей, при котором анализируются величины вклада главной компоненты в исходные признаки. Анализ исходных данных позволил получить интерпретацию главных компонент.

В целях содержательной интерпретации полученных факторов рассмотрим коэффициенты линейных комбинаций для их выражения через переменные, как показано в таблице 12.

Таблица 12 – Коэффициенты корреляции показателей и главных компонент

Номер показателя	Показатель	ГК1	ГК2	ГК3
1	2	3	4	5
$x^{(1)}$	Федеральный округ	0,006	-0,051	0,001
$x^{(2)}$	Сотня по активам	0,037	0,004	-0,038
$x^{(3)}$	Включен в перечень системно значимых банков	-0,002	0,001	-0,040
$x^{(4)}$	Количество клиентов — участников операций месяца	0,051	-0,044	0,001
$x^{(5)}$	Высоколиквидные активы	-0,242	0,001	-0,039
$x^{(6)}$	Выданные МБК	-0,059	-0,046	0,043
$x^{(7)}$	Вложения в акции	0,064	0,003	-0,038
$x^{(8)}$	Вложения в облигации	0,124	0,009	-0,037
$x^{(9)}$	Вложения в векселя	-0,046	-0,365	-0,042
$x^{(10)}$	Вложение в капиталы других организаций	-0,013	-0,265	-0,042
$x^{(11)}$	Кредиты физическим лицам на срок до 6 месяцев	-0,027	-0,281	-0,042
$x^{(12)}$	Кредиты физическим лицам на срок от 6 месяцев до 1 года	-0,01	-0,186	-0,038
$x^{(13)}$	Кредиты физическим лицам на срок 1-3 года	-0,03	-0,372	-0,039
$x^{(14)}$	Кредиты физическим лицам на срок более 3 лет	-0,02	-0,286	-0,037
$x^{(15)}$	Овердрафты физическим лицам	0,182	0,254	-0,040
$x^{(16)}$	Прочие средства, предоставленные физическим лицам	0,182	0,251	-0,038
$x^{(17)}$	Просроченная задолженность по кредитам физических лиц	0,139	0,282	-0,039
$x^{(18)}$	Кредиты предприятиям и организациям на срок до 6 месяцев	-0,004	0,013	0,151
$x^{(19)}$	Кредиты предприятиям и организациям от 6 месяцев до 1 года	-0,016	0,021	0,393

Продолжение таблицы 12

1	2	3	4	5
x <sup>(20)</sup>	Кредиты предприятиям и организациям на срок 1-3 года	-0,007	0,023	0,283
x <sup>(21)</sup>	Кредиты предприятиям и организациям на срок более 3 лет	0,105	0,028	0,199
x <sup>(22)</sup>	Овердрафты предприятиям и организациям	0,139	0,016	0,381
x <sup>(23)</sup>	Прочие средства, предоставленные индивидуальным предпринимателям	0,027	0,006	0,374
x <sup>(24)</sup>	Просроченная задолженность предприятий и организаций	0,127	-0,247	0,042
x <sup>(25)</sup>	Основные средства и нематериальные активы	0,122	-0,154	0,012
x <sup>(26)</sup>	Прочие активы	0,135	-0,034	0,003
x <sup>(27)</sup>	Счета физических лиц	-0,316	0,019	-0,040
x <sup>(28)</sup>	Вклады физических лиц на срок до 3 месяцев	-0,316	0,084	-0,040
x <sup>(29)</sup>	Вклады физических лиц на срок 3-6 месяцев	-0,316	0,015	-0,040
x <sup>(30)</sup>	Вклады физических лиц на срок от 6 месяцев до 1 года	0,213	0,246	-0,298
x <sup>(31)</sup>	Вклады физических лиц на срок 1-3 года	0,213	0,247	-0,167
x <sup>(32)</sup>	Вклады физических лиц на срок более 3 лет	0,213	0,277	-0,254
x <sup>(33)</sup>	Счета предприятий и организаций	-0,315	0,001	-0,039
x <sup>(34)</sup>	Средства предприятий и организаций на срок до 3 месяцев	-0,315	0,030	-0,039
x <sup>(35)</sup>	Средства предприятий и организаций на срок 3-6 месяцев	-0,315	0,010	-0,039
x <sup>(36)</sup>	Средства предприятий и организаций на срок от 6 месяцев до 1 года	0,145	0,245	-0,183
x <sup>(37)</sup>	Средства предприятий и организаций на срок 1-3 года	0,145	0,245	-0,195

Источник: составлено автором.

Анализ показывает, что первая главная компонента положительно обусловлена такими признаками как 30 – «Вклады физических лиц от 6 месяцев до 1 года», 31 – «Вклады физических лиц на срок 1-3 года», 32 – «Вклады физических лиц на срок более 3 лет», 15 – «Овердрафты физическим лицам», 16 – «Прочие средства, предоставленные физическим лицам», 17 – «Просроченная задолженность по кредитам физических лиц», 36 – «Средства предприятий и организаций на срок от 6 месяцев до 1 года», 37 – «Средства предприятий и организаций на срок 1-3 года».

Первая главная компонента обусловлена отрицательно признаками 27 – «Счета физических лиц», 28 – «Вклады физических лиц на срок до 3 месяцев», 29 – «Вклады физических лиц на срок 3-6 месяцев», 33 – «Счета предприятий и организаций», 34 – «Средства предприятий и организаций на срок до 3 месяцев», 35 – «Средства предприятий и организаций сроком на срок 3-6 месяцев».

Данная информация сведена в таблицу 13.

Таблица 13 – Признаки, положительно обуславливающие первую главную компоненту и отрицательно обуславливающие первую главную компоненту

Положительно обуславливают 1 ГК			Отрицательно обуславливают 1 ГК		
Номер показателя	Показатель	ГК1	Номер показателя	Показатель	ГК1
x <sup>(30)</sup>	Вклады физических лиц на срок от 6 месяцев до 1 года	0,213	x <sup>(27)</sup>	Счета физических лиц	-0,316
x <sup>(31)</sup>	Вклады физических лиц на срок 1-3 года	0,213	x <sup>(28)</sup>	Вклады физических лиц на срок до 3 месяцев	-0,316
x <sup>(32)</sup>	Вклады физических лиц 6 Сроком более 3 лет	0,213	x <sup>(29)</sup>	Вклады физических лиц на срок 3-6 месяцев	-0,316
x <sup>(15)</sup>	Овердрафты физическим лицам	0,182	x <sup>(33)</sup>	Счета предприятий и организаций	-0,315
x <sup>(16)</sup>	Прочие средства, предоставленные физическим лицам	0,182	x <sup>(34)</sup>	Средства предприятий и организаций на срок до 3 месяцев	-0,315
x <sup>(17)</sup>	Просроченная задолженность по кредитам физических лиц	0,182	x <sup>(35)</sup>	Средства предприятий и организаций на срок 3-6 месяцев	-0,315
x <sup>(36)</sup>	Средства предприятий и организаций на срок от 6 месяцев до 1 года	0,145	x <sup>(5)</sup>	Высоколиквидные активы	-0,242
x <sup>(37)</sup>	Средства предприятий и организаций на срок 1-3 года	0,145	x <sup>(6)</sup>	Выданные МБК	-0,059

Источник: составлено автором.

Положительно обуславливают первую главную компоненту переменные, связанные с долгосрочным сотрудничеством клиентов – физических лиц и организаций с банком. А отрицательно – переменные, отражающие краткосрочные вклады физических лиц и организаций, а также межбанковские кредиты, которые часто используются банками для поддержания ликвидности.

Таким образом, чем больше значение первой главной компоненты, тем более банк ориентируется на долгосрочное сотрудничество со своими клиентами, чем ниже значение первой главной компоненты, тем отношения банка и его клиентов более краткосрочные. Первая главная компонента соответствует индексу долгосрочности сотрудничества с клиентами.

Вторая главная компонента имеет сильную положительную корреляцию с группой показателей по кредитам и вкладам физических лиц, а также

средствам предприятий и организаций ( $x^{(15)}, x^{(16)}, x^{(17)}, x^{(30)}, x^{(31)}, x^{(32)}, x^{(29)}, x^{(28)}, x^{(27)}, x^{(33)}, x^{(34)}, x^{(35)}, x^{(36)}, x^{(37)}$ ), а отрицательную корреляцию – с группой показателей по вложениям в ценные бумаги ( $x^{(12)}, x^{(13)}, x^{(14)}, x^{(9)}, x^{(10)}, x^{(11)}, x^{(24)}, x^{(25)}, x^{(26)}$ ).

Данная информация сведена в таблицу 14.

Таблица 14 – Признаки, положительно обуславливающие вторую главную компоненту и отрицательно обуславливающие вторую главную компоненту

Положительно обуславливают 2ГК			Отрицательно обуславливают 2ГК		
Номер показателя	Показатель	ГК2	Номер показателя	Показатель	ГК2
$x^{(15)}$	Овердрафты физическим лицам	0,254	$x^{(12)}$	Кредиты физическим лицам на срок от 6 месяцев до 1 года	-0,186
$x^{(16)}$	Прочие средства, предоставленные физическим лицам	0,251	$x^{(13)}$	Кредиты физическим лицам на срок 1-3 года	-0,372
$x^{(17)}$	Просроченная задолженность по кредитам физических лиц	0,282	$x^{(14)}$	Кредиты физическим лицам на срок более 3 лет	-0,286
$x^{(30)}$	Вклады физических лиц на срок от 6 месяцев до 1 года	0,246	$x^{(9)}$	Вложения в векселя	-0,365
$x^{(31)}$	Вклады физических лиц на срок 1-3 года	0,247	$x^{(10)}$	Вложение в капиталы других организаций	-0,265
$x^{(32)}$	Вклады физических лиц на срок более 3 лет	0,277	$x^{(11)}$	Кредиты физическим лицам на срок до 6 месяцев	-0,281
$x^{(36)}$	Средства предприятий и организаций на срок от 6 месяцев до 1 года	0,245	$x^{(24)}$	Просроченная задолженность предприятий и организаций	-0,247
$x^{(37)}$	Средства предприятий и организаций на срок 1-3 года	0,245	$x^{(25)}$	Основные средства и нематериальные активы	-0,154

Источник: составлено автором.

Как известно из практики противодействия отмыванию преступных доходов, для вывода денежных средств из кредитных организаций злоумышленники часто прибегают к выдаче кредитов (преимущественно физическим лицам) без цели их возврата.

Рассмотрим логическую функцию  $Y$ , отраженную в формуле (13)

$$Y(x^{(1)}, \dots, x^{(37)}) = \begin{cases} 1, & \text{банк вовлечен в ОД} \\ 0, & \text{банк не вовлечен в ОД} \end{cases} \quad (13)$$

где  $Y$  – зависимая переменная;

$x^{(1)}, \dots, x^{(37)}$  – показатели оборотной ведомости по счетам бухгалтерского учета кредитных организаций.

Ниже представлена таблица истинности для логической функции  $Y$ .

Таблица 15 – Таблица истинности для логической функции  $Y$

$x^{(15)} \& x^{(16)} \& x^{(17)} \& x^{(30)} \& x^{(31)} \& x^{(32)} \& x^{(29)} \& x^{(28)} \& x^{(27)} \& x^{(33)} \& x^{(34)} \& x^{(35)} \& x^{(36)} \& x^{(37)}$	$x^{(12)} \& x^{(13)} \& x^{(14)} \& x^{(9)} \& x^{(10)} \& x^{(11)} \& x^{(24)} \& x^{(25)} \& x^{(26)}$	$Y$
1	1	1
0	1	1
1	0	0
0	0	0

Источник: составлено автором.

Справедлива следующая запись, отраженная в формуле (14)

$$(x^{(12)} \& x^{(13)} \& x^{(14)} \& x^{(9)} \& x^{(10)} \& x^{(11)} \& x^{(24)} \& x^{(25)} \& x^{(26)}) \rightarrow Y \quad (14)$$

где  $Y$  – зависимая переменная;

$x^{(1)}, \dots, x^{(37)}$  – показатели оборотной ведомости по счетам бухгалтерского учета кредитных организаций.

Вторая главная компонента представляет собой внутренний фактор, описывающий часть дисперсии, являющейся информативной с точки зрения оценки вовлеченности в отмывание доходов кредитной организации. При ранжировании кредитных организаций по второй главной компоненте в порядке убывания кредитные организации, наиболее склонные к отмыванию доходов, оказались внизу списка. Приведенный анализ и практика противодействия отмыванию доходов позволяют заключить, что значения второй главной компоненты соответствуют индексу вовлеченности кредитных организаций в отмывание доходов.

Третья главная компонента имеет сильную положительную корреляцию с группой показателей по кредитам предприятиям и организациям, а сильную отрицательную – с показателями по средне- и долгосрочными вкладами

физических лиц, а также по долгосрочным размещениям средств предприятий и организаций.

Данная информация сведена в таблицу 16.

Таблица 16 – Признаки, положительно обуславливающие третью главную компоненту и отрицательно обуславливающие третью главную компоненту

Положительно обуславливают ЗГК			Отрицательно обуславливают ЗГК		
Номер показателя	Показатель	ГКЗ	Номер показателя	Показатель	ГКЗ
x <sup>(18)</sup>	Кредиты предприятиям и организациям на срок до 6 месяцев	0,151	x <sup>(30)</sup>	Вклады физических лиц на срок от 6 месяцев до 1 года	-0,298
x <sup>(19)</sup>	Кредиты предприятиям и организациям от 6 месяцев до 1 года	0,393	x <sup>(31)</sup>	Вклады физических лиц на срок 1-3 года	-0,167
x <sup>(20)</sup>	Кредиты предприятиям и организациям на срок 1-3 года	0,283	x <sup>(32)</sup>	Вклады физических лиц на срок более 3 лет	-0,254
x <sup>(21)</sup>	Кредиты предприятиям и организациям на срок более 3 лет	0,199	x <sup>(36)</sup>	Средства предприятий и организаций на срок от 6 месяцев до 1 года	-0,183
x <sup>(22)</sup>	Овердрафты предприятиям и организациям	0,381	x <sup>(37)</sup>	Средства предприятий и организаций на срок 1-3 года	-0,195
x <sup>(23)</sup>	Прочие средства, предоставленные индивидуальным предпринимателям	0,374	x <sup>(9)</sup>	Вложения в векселя	-0,042
x <sup>(6)</sup>	Выданные МБК	0,043	x <sup>(10)</sup>	Вложение в капиталы других организаций	-0,042
x <sup>(24)</sup>	Просроченная задолженность предприятий и организаций	0,042	x <sup>(11)</sup>	Кредиты физическим лицам на срок до 6 месяцев	-0,042

Источник: составлено автором.

Можно сделать вывод, что третья главная компонента отражает особенность клиентской базы банка – чем выше значение по третьей главной компоненте, тем больше банк ориентируется на работу с физическими лицами, чем ниже значение по третьей главной компоненте, тем более банк ориентируется на обслуживание юридических лиц. Третья главная компонента соответствует индексу клиентской базы.

В таблице 17 представлены полученные значения индекса вовлеченности кредитных организаций в отмывание доходов. Чем ниже

значение рейтинговой индекса, тем выше склонности кредитной организации к отмыванию доходов.

Таблица 17 – Значения индекса вовлеченности кредитных организаций в отмывание доходов (фрагмент таблицы)

Регистрационный номер банка	Наименование банка	Лицензия	Значение индекса
1481	ПАО Сбербанк	не отозвана	40,246
1000	Банк ВТБ (ПАО)	не отозвана	12,279
3292	АО «Райффайзенбанк»	не отозвана	6,848
354	Банк ГПБ (АО)	не отозвана	6,169
1326	АО «АЛЬФА-БАНК»	не отозвана	5,666
3287	Банк «ВБРР» (АО)	не отозвана	3,989
2272	ПАО РОСБАНК	не отозвана	3,896
3349	АО «Россельхозбанк»	не отозвана	3,304
2209	ПАО Банк «ФК Открытие»	не отозвана	3,045
...			
3441	АО КБ БРТ	отозвана	-0,421
836	АО Банк РКБ	отозвана	-0,434
2654	АО КБ УНИФИН	отозвана	-0,512
2919	АО АКБ ГАЗСТРОЙБАНК	отозвана	-0,581
210	АО КБ Экспресс-кредит	отозвана	-0,590
1586	АО КБ ТЕТРАПОЛИС	отозвана	-0,617
2863	ОАО КБ МВКБ	отозвана	-0,699
2493	ООО КБ МЕЖТРАСТБАНК	отозвана	-0,718
3439	ООО КБ ДС-Банк	отозвана	-0,776
2537	АО КБ Приско Капитал Банк	отозвана	-0,904

Источник: составлено автором.

Чтобы найти интервалы значений индекса вовлеченности кредитных организаций в отмывание доходов, вычислим частоты по формуле (15)

$$p = N_1/N_2, N_2 \neq 0, \quad (15)$$

где  $p$  – частота;

$N_1$  – количество вовлеченных в ОД кредитных организаций (размеченная выборка банков задана априорно);

$N_2$  – общее количество банков, принадлежащие интервалу значений индексов вовлеченности кредитных организаций в отмывание доходов.



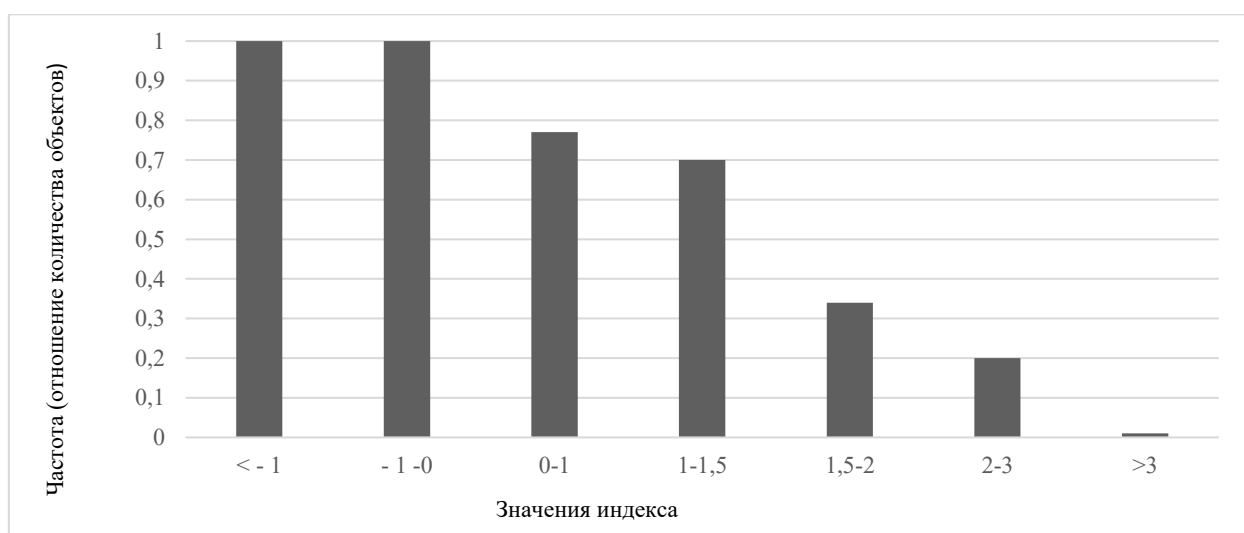
Результаты показаны на рисунке 10.

В интервалах  $(-\infty; -1)$  и  $[-1; 0]$  доля вовлеченных в ОД банков велика и приближается к единице.

В интервалах  $(1,5; 2)$  и  $[2; 3]$  доля вовлеченных в ОД объектов мала. При значении индекса вовлеченности в отмывание доходов более 3 доля вовлеченных в ОД банков равна нулю.

Таким образом, целесообразно принять следующие интервалы значений индекса  $I$  вовлеченности кредитных организаций в отмывание доходов:

- $I < 1,5$  – банк вовлечен в ОД;
- $I \geq 1,5$  – банк не вовлечен в ОД.



Источник: получено автором.

Рисунок 10 – Частоты кредитных организаций, имеющих признаки теневой деятельности по априорным данным

Сравним полученные результаты классификации с априорными данными финансового мониторинга и построим матрицу ошибок, результат показан на рисунке 11.

		Фактический класс	
		Вовлечен в ОД	Не вовлечен в ОД
Спрогнозированный класс	Вовлечен в ОД	TN 26	FN 1
	Не вовлечен в ОД	FP 3	TP 60

Источник: составлено автором.

Рисунок 11 – Матрица ошибок классификации кредитных организаций

Вычислим метрики качества модели анализа данных о кредитных организациях методом главных компонент по формулам (16)-(21)

$$\text{False Positive Rate} = FP/(TN+FP) = 3/(97+3) = 0,03, \quad (16)$$

$$\text{False Negative Rate} = FN/(TP+FN) = 1/(50+1) = 0,02, \quad (17)$$

$$\text{Accuracy} = (TP+TN)/(TP+TN+FP+FN) = (49+97)/(49+97+3+1)=0,973, \quad (18)$$

$$\text{Precision} = TP/(TP+FP) = 49/(49+3) = 0,942, \quad (19)$$

$$\text{Recall} = TP/(TP+FN) = 49/(49+1) = 0,980, \quad (20)$$

$$\text{AUC} = (1+\text{Recall} - \text{False Positive Rate})/2 = 0,975, \quad (21)$$

где *False Positive Rate* – ошибка первого рода;

*FP* – количество ложно-положительных результатов;

*TN* – количество верно-отрицательных результатов;

*False Negative Rate* – ошибка второго рода;

*FN* – количество ложно-отрицательных результатов;

*TP* – количество верно-положительных результатов.

*Accuracy* – доля правильно классифицированных объектов.

*Precision* – точность, или доля правильно классифицированных вовлеченных в отмыwanie доходов объектов среди всех наблюдений, отнесенных алгоритмом к девиантным объектам.

*Recall* – полнота, или оценка способности алгоритма распознать вовлеченные в отмыwanie объекты.

*AUC* – площадь под кривой ошибок.

Результаты сведены в таблицу 18.

Таблица 18 – Метрики качества модели анализа данных методом главных компонент

Метрика	AUC	False Positive Rate	False Negative Rate	Accuracy	Precision	Recall
Значение	0,940	0,1	0,02	0,956	0,952	0,984

Источник: составлено автором.

Из таблицы 18 видно, что синтезированные индексы вовлеченности кредитных организаций в отмывание доходов имеют высокую точность и могут быть применены для решения практических задач.

### Применение методов классификации и поиска аномалий

Решим задачу идентификации вовлеченности в отмывание доходов кредитных организаций с применением методов классификации и поиска аномалий.

В выборку банков вошли 300 кредитных организаций, у 90 из них была отозвана лицензия, как показано в таблице 3. Анализируется срез данных за три месяца до отзыва лицензии, причем данные были «сдвинуты» в общей базе показателей так, чтобы по всем банкам с отозванной лицензией фиксируется срез за три месяца до отзыва, а для всех действующих банков – апрель 2016 года. Сводные данные по решаемой задаче представлены в таблице 19.

Таблица 19 – Постановка задачи нахождения индексов вовлеченности кредитных организаций в отмывание доходов при помощи методов машинного обучения

Параметр	Значение
Зависимая переменная	$Y(x^{(1)}, \dots, x^{(37)}) = \begin{cases} 1, & \text{банк вовлечен в ОД} \\ 0, & \text{банк не вовлечен в ОД} \end{cases}$
Переменные	$x^{(1)}, \dots, x^{(37)}$ (как показано в таблице 3)
Выборка	300 банков
Добросовестные	210 (70%)
С отозванной лицензией	90 (30%)
Метод	ADABoost; XGBoost; CatBoost; LightGBM; One-Class SVM; PCA-Based Anomaly Detection; Two-class logistic regression; Two-class decision forest; Two-class neural network; Two-class SVM; Two class Bayes Point Machine
Метрики качества	AUC (площадь под кривой ошибок); False Positive Rate (ошибка первого рода); False Negative Rate (ошибка второго рода); Accuracy (доля правильно классифицированных банков); Precision (точность); Recall (полнота)

Источник: составлено автором.

Деревья решений обладают рядом преимуществ при решении задач классификации:

- эффективны в вычислениях и использовании компьютерной памяти, что делает их пригодными для работы с большими объемами данных;
- выбор функций интегрирован в процессы обучения и классификации;
- являются непараметрическими моделями, что позволяет обрабатывать данные с различным распределением.

К недостаткам данных алгоритмов можно отнести то, что результаты могут обладать вариативностью, и невозпроизводимостью при изменении выборки.

Для устранения недостатков деревьев решений применяют их ансамбли. Ансамбли основаны на общем принципе, позволяющем получить лучшие результаты, комбинируя несколько связанных моделей. Как правило, ансамблевые модели обеспечивают более высокую точность по сравнению с отдельными деревьями решений.

Существует много различных способов ансамблирования деревьев решений. Рассмотрим два из них, продемонстрировавших наибольшую эффективность при решении задач финансового мониторинга.

Применение комбинированных методов для решения практических задач широко распространено. Характерными примерами могут служить работы [144; 145; 146].

**Двухклассовый лес решений** (*Two-class decision forest*) является конкретной реализацией леса решений, которая работает путем построения нескольких деревьев решений и последующего голосования за самый популярный выходной класс. Голосование является одним из наиболее известных методов получения результатов в ансамблевой модели. Деревья с высокой достоверностью прогноза будут иметь больший вес в окончательном решении ансамбля.

**Алгоритм *Adaboost* (усиленное двух классовое дерево решений)** создает ансамбль слабых классификаторов, вызываемых каскадно, так, что каждое следующее дерево исправляет ошибки предыдущего, а предсказания основаны на совокупности деревьев.

Как правило, при правильной настройке алгоритм *AdaBoost* является самым простым способом достижения максимальной производительности при выполнении самых разнообразных задач машинного обучения.

Рассмотрим задачу классификации на два класса  $Y = \{-1, +1\}$ . Допустим, что базовые алгоритмы  $b_1, \dots, b_T$  также возвращает только два ответа  $-1$  и  $+1$ .

$W^l = (w_1, \dots, w_l)$  – вектор весов объектов.

$Q(b, W^l) = \sum_{i=1}^l w_i [y_i b(x_i) < 0]$  – стандартный функционал качества алгоритма классификации  $b$ .

Задачу оптимизации параметра  $\alpha_t$  решаем аналитически, аппроксимируя пороговую функцию потерь  $[z < 0]$  с помощью экспоненты  $E(z) = \exp(-z)$  [181].

$X^l$  – обучающая выборка,  $b_1, \dots, b_T$  – базовые алгоритмы классификации.

При построении линейной комбинации классификатора алгоритмом *AdaBoost* на первом шаге происходит инициализация весов объектов по формуле (22)

$$p_i = 1/l, i = 1, \dots, l, \quad (22)$$

где  $p_i$  – веса объектов.

Далее для всех  $t = 1, \dots, T$ , пока не выполнен критерий останова находим классификатор  $b_t: X \rightarrow \{-1, +1\}$ , который минимизирует взвешенную ошибку классификации  $b_t = \operatorname{argmin}_b Q(b, W^l)$ . Пересчитываем коэффициент взвешенного голосования для алгоритма классификации  $b_t$  по формуле (23)

$$\alpha_t = \frac{1}{2} \ln \frac{1 - Q(b, W^l)}{Q(b, W^l)}, \quad (23)$$

где  $b_t$  – алгоритм классификации;

$\alpha_t$  – коэффициент взвешенного голосования;

$W^l$  – вектор весов объектов.

Затем, пересчитаем веса объектов по формуле (24)

$$w_i = w_i \exp(-\alpha_i y_i b_i(x_i)), i = 1, \dots, l, \quad (24)$$

где  $b_i$  – алгоритм классификации;

$\alpha_i$  – коэффициент взвешенного голосования;

$w_i$  – вес объекта.

Нормировка весов объектов производится по формуле (25)

$$\begin{aligned} w_0 &= \sum_{j=1}^l w_j \\ w_i &= w_i / w_0, i = 1, \dots, l, \end{aligned} \quad (25)$$

где  $w_i$  – вес объекта.

И на последнем шаге возвращаем значение по формуле (26)

$$\alpha(x) = \text{sing}(\sum_{i=1}^T \alpha_i b_i(x)), \quad (26)$$

где  $b_i$  – алгоритм классификации,

$\alpha_i$  – коэффициент взвешенного голосования.

Алгоритмы *XGBoost*, *CatBoost*, *LightGBM* основаны на градиентном бустинге. Рассмотрим функции для оптимизации градиентного бустинга  $L$  по формуле (27)

$$L^{(t)} = \sum_{i=1}^n l(y_i, \hat{y}_i^{(t-1)} + f_t(x_i)) + \Omega(f_t), \quad (27)$$

где  $L^{(t)}$  – функция для оптимизации градиентного бустинга;

$l$  – функция потерь;

$y_i$  – значение  $i$ -го элемента обучающей выборки;

$\hat{y}_i^t$  – сумма предсказаний первых  $t$  деревьев;

$x_i$  – набор признаков  $i$ -го элемента обучающей выборки;

$f_t$  – функция (в нашем случае дерево), которую мы хотим обучить на шаге  $t$ ;

$f_t(x_i)$  – предсказание на  $i$ -ом элементе обучающей выборки;

$\Omega(f)$  – регуляризация функции  $f$ .

Для регуляризации функции  $f$  справедлива формула (28)

$$\Omega(f) = \gamma T + \frac{1}{2}\lambda \|w\|^2, \quad (28)$$

где  $T$  – количество вершин в дереве;

$w$  – значения в листьях;

$\gamma, \lambda$  – параметры регуляризации.

Далее при помощи разложения Тейлора до второго члена можно приблизить оптимизируемую функцию  $L^{(t)}$  формулой (29)

$$L^{(t)} = \sum_{i=1}^n l\left(y_i, \hat{y}_i^{(t-1)} + g_i f_t(x_i) + 0.5 h_i f_t^2(x_i)\right) + \Omega(f_t) \quad (29)$$

$$g_i = \frac{\partial l(y_i, \hat{y}_i^{(t-1)})}{\partial \hat{y}_i^{(t-1)}}, \quad h_i = \frac{\partial^2 l(y_i, \hat{y}_i^{(t-1)})}{\partial^2 \hat{y}_i^{(t-1)}},$$

где  $L^{(t)}$  – функция для оптимизации градиентного бустинга;

$l$  – функция потерь;

$y_i$  – значение  $i$ -го элемента обучающей выборки;

$\hat{y}_i^t$  – сумма предсказаний первых  $t$  деревьев;

$x_i$  – набор признаков  $i$ -го элемента обучающей выборки;

$f_t$  – функция (в нашем случае дерево), которую мы хотим обучить на шаге  $t$ .

Поскольку требуется минимизировать ошибку модели на обучающей выборке, нужно найти минимум  $L^{(t)}$  для каждого  $t$ .

Минимум этого выражения относительно  $f_t(x_i)$  находится в точке  $f_t(x_i) = \frac{-g_i}{h_i}$ .

Каждое отдельное дерево ансамбля  $f_t(x_i)$  обучается стандартным алгоритмом [182].

Продемонстрируем классификацию банков по подготовленным данным, как показано в таблице 3, при помощи алгоритма *ADABOOST*. В таблице 20 представлен подбор параметров модели.

Таблица 20 – подбор параметров модели *ADABOOST*

Максимальное число листьев в дереве	Минимальное число объектов в листе	Скорость обучения	Число сформированных деревьев	Максимальное число запусков компонента	Значение AUC	Accuracy	Precision	Recall
1	2	3	4	5	6	7	8	9
5, 17, 25, 47	1, 2, 5	0,001	2000	Entire grid	0,825	0,860	0,908	0,908
2, 8, 15, 32	1, 2, 5	0,001	2000	Entire grid	0,807	0,850	0,918	0,882
5, 17, 25, 47	1, 2, 5	0,001	2000	Entire grid	0,859	0,850	0,930	0,868
7, 15, 23, 37	1, 2, 5	0,001	2000	Entire grid	0,810	0,830	0,915	0,855
3, 5, 13, 26	1, 2, 5	0,001	2000	Entire grid	0,823	0,860	0,908	0,908
6, 15, 28, 45	2, 4, 6	0,001	2000	Entire grid	0,825	0,830	0,904	0,868

Источник: составлено автором.

На рисунке 12 представлена *ROC*-кривая и показатели точности для базовой модели. Так, показатель *AUC* для построенной модели равен 0,859.

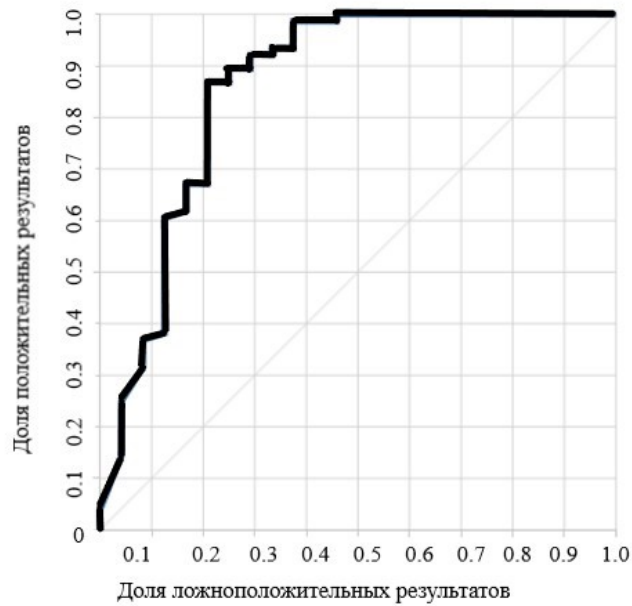
Результаты сведены в таблицу 21.

Таблица 21 – Метрики качества модели анализа данных при помощи алгоритма *ADABOOST*

Метрика	AUC	False Positive Rate	False Negative Rate	Accuracy	Precision	Recall
Значение	0,859	0,333	0,079	0,860	0,897	0,868

Источник: составлено автором.



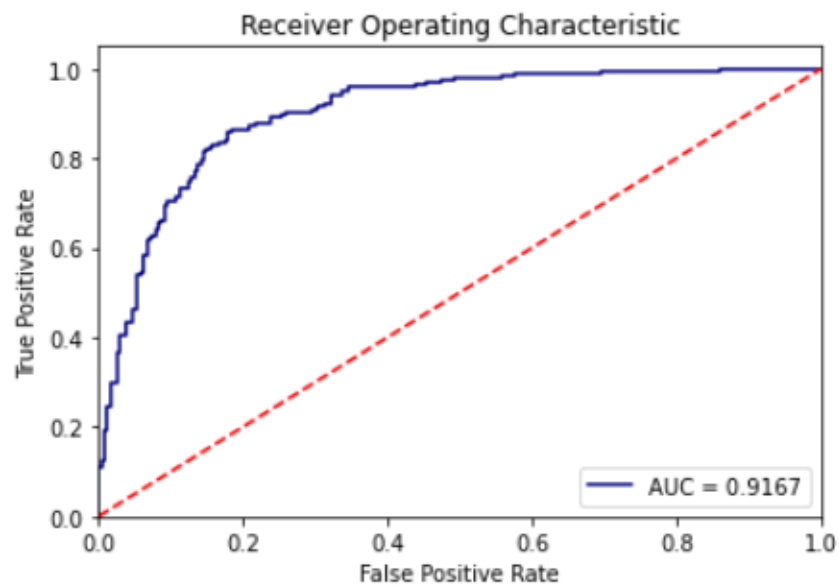


Источник: составлено автором.

Рисунок 12 – ROC-кривая и показатели точности для базовой модели

Рассмотрим результаты работы современных бустинговых алгоритмов – *XGBoost*, *CatBoost* и *LightGBM*.

На рисунке 13 представлена ROC-кривая и показатели точности для модели *XGBoost*. Так, показатель *AUC* для построенной модели равен 0,917.



Источник: составлено автором.

Рисунок 13 – ROC-кривая модели *XGBoost*

В таблице 22 представлен подбор параметров модели.

Таблица 22 – подбор параметров модели *XGBoost*

Максимальное число листьев в дереве	Минимальное число объектов в листе	Скорость обучения	Число сформированных деревьев	Значение AUC	Accuracy	Precision	Recall
5	3	0,001	3000	0,812	0,880	0,659	0,617
5	1	0,001	3000	0,861	0,836	0,624	0,637
10	3	0,001	3000	0,832	0,940	0,876	0,777
3	1	0,001	3000	0,917	0,910	0,953	0,787
23	3	0,001	3000	0,737	0,866	0,756	0,737
31	3	0,001	3000	0,696	0,881	0,744	0,696
51	4	0,001	3000	0,633	0,836	0,819	0,633
41	3	0,001	3000	0,760	0,896	0,887	0,759
15	3	0,001	3000	0,696	0,881	0,744	0,696
39	4	0,001	3000	0,755	0,896	0,833	0,755
45	4	0,001	3000	0,683	0,836	0,697	0,683
46	1	0,001	3000	0,671	0,896	0,759	0,671
13	1	0,001	3000	0,664	0,866	0,776	0,664
11	2	0,001	3000	0,681	0,881	0,681	0,681

Источник: составлено автором.

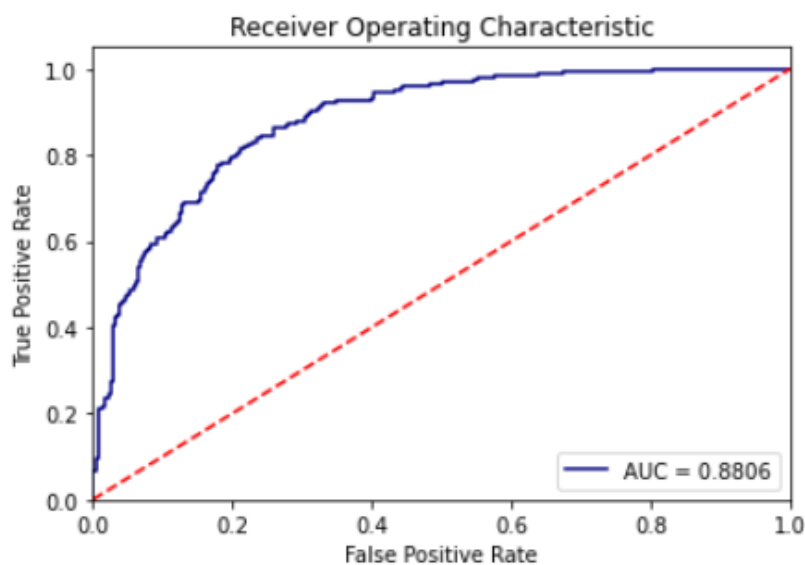
Результаты сведены в таблицу 23.

Таблица 23 – Метрики качества модели анализа данных при помощи алгоритма *XGBoost*

Метрика	AUC	False Positive Rate	False Negative Rate	Accuracy	Precision	Recall
Значение	0,917	0,01	0,032	0,910	0,953	0,787

Источник: составлено автором.

На рисунке 14 представлена *ROC*-кривая и показатели точности для модели *CatBoost*.



Источник: составлено автором.

Рисунок 14 – *ROC*-кривая модели *CatBoost*

Так, показатель AUC для построенной модели равен 0,881.

В таблице 24 представлен подбор параметров модели.

Таблица 24 – подбор параметров модели *CatBoost*

Максимальное число листьев в дереве	Минимальное число объектов в листе	Скорость обучения	Число сформированных деревьев	Значение AUC	Accuracy	Precision	Recall
16	1	0,001	3000	0,849	0,949	0,948	0,849
13	1	0,001	3000	0,859	0,952	0,951	0,859
11	2	0,001	3000	0,881	0,964	0,979	0,882
15	3	0,001	3000	0,869	0,976	0,968	0,896
9	2	0,001	3000	0,871	0,979	0,987	0,901

Источник: составлено автором.

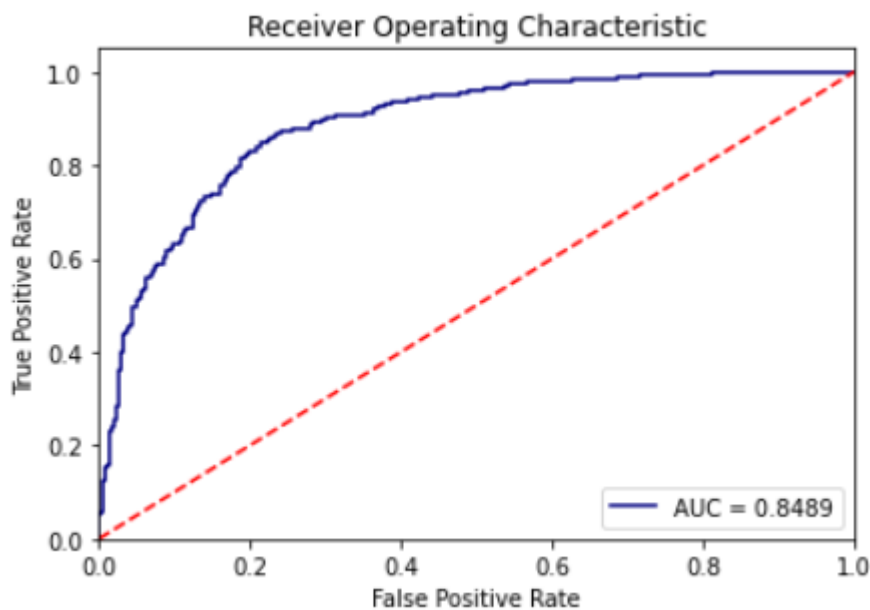
Результаты сведены в таблицу 25.

Таблица 25 – Метрики качества модели анализа данных при помощи алгоритма *CatBoost*

Метрика	AUC	False Positive Rate	False Negative Rate	Accuracy	Precision	Recall
Значение	0,881	0,01	0,037	0,964	0,979	0,882

Источник: составлено автором.

На рисунке 15 представлена ROC-кривая и показатели точности для модели *LightGBM*. Так, показатель AUC для построенной модели равен 0,849.



Источник: составлено автором.

Рисунок 15 – ROC-кривая модели *LightGBM*

В таблице 26 представлен подбор параметров модели.

Таблица 26 – Подбор параметров модели *LightGBM*

Максимальное число листьев в дереве	Минимальное число объектов в листе	Скорость обучения	Число сформированных деревьев	Значение AUC	Accuracy	Precision	Recall
17	1	0,001	3000	0,694	0,893	0,811	0,681
37	2	0,001	3000	0,659	0,869	0,852	0,631
45	4	0,001	3000	0,596	0,809	0,744	0,572
25	3	0,001	3000	0,738	0,881	0,738	0,725
46	1	0,001	3000	0,748	0,893	0,809	0,713
13	1	0,001	3000	0,629	0,893	0,825	0,607
11	2	0,001	3000	0,707	0,893	0,773	0,701
23	3	0,001	3000	0,558	0,893	0,568	0,549
31	3	0,001	3000	0,729	0,833	0,682	0,713
51	4	0,001	3000	0,708	0,917	0,956	0,701
41	3	0,001	3000	0,849	0,905	0,755	0,836
15	3	0,001	3000	0,752	0,905	0,8	0,743
39	4	0,015	3000	0,757	0,886	0,684	0,731

Источник: составлено автором.

Результаты сведены в таблицу 27.

Таблица 27 – Метрики качества модели анализа данных при помощи алгоритма *LightGBM*

Метрика	AUC	False Positive Rate	False Negative Rate	Accuracy	Precision	Recall
Значение	0,849	0,05	0,035	0,905	0,755	0,836

Источник: составлено автором.

Построим для сравнения бинарную модель классификации с использованием метода опорных векторов (*Two-Class Support Vector Machine*), как показано на рисунке 16.

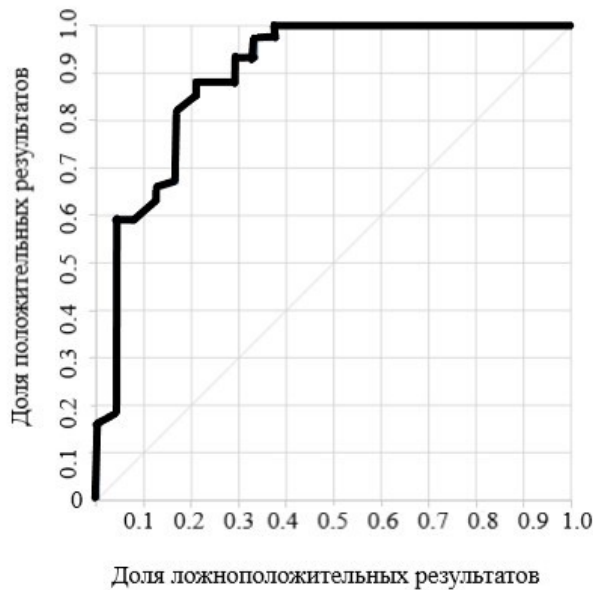
В таблице 28 представлен подбор параметров модели.

Таблица 28 – подбор параметров модели двухклассовая машина опорных векторов

Число итераций	Скорость обучения	Максимальное число запусков компонента	Значение AUC	Accuracy	Precision	Recall
1, 10, 100	0,001	Entire grid	0,863	0,900	0,884	0,928
5, 12, 34, 47	0,001	Entire grid	0,889	0,890	0,874	0,976
3, 17, 25, 79	0,001	Entire grid	0,897	0,900	0,884	0,905
7, 13, 34, 85	0,001	Entire grid	0,896	0,900	0,884	0,927
3, 17, 25, 79	0,001	Entire grid	0,889	0,760	0,933	0,737

Источник: составлено автором.

Показатель *AUC* для построенной модели равен 0,897.



Источник: составлено автором.

Рисунок 16 – ROC-кривая и показатели точности для модели двухклассовая машина опорных векторов

Результаты сведены в таблицу 29.

Таблица 29 – Метрики качества модели анализа данных для модели двухклассовая машина опорных векторов

Метрика	AUC	False Positive Rate	False Negative Rate	Accuracy	Precision	Recall
Значение	0,897	0,167	0,263	0,760	0,933	0,737

Источник: составлено автором.

**Логистическая регрессия** является хорошо изученным и широко применяемым в статистике методом. В современных исследованиях, освещенных в публикациях [137; 138; 139], логистическая регрессия применяется в комбинации с другими методами или для сравнения с ними [140; 141].

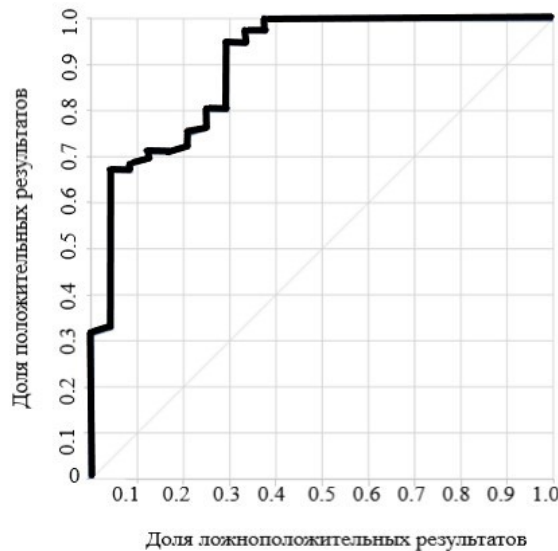
Логистическая регрессия в задачах финансового мониторинга может быть использована для вычисления вероятности  $P(y = 1|x)$  того, что объект финансового мониторинга является девиантным, в зависимости от его характеристик. Справедлива формула (30)

$$P(y = 1|x) = \frac{1}{1 + e^{-(\alpha + \beta^T x)}}, \quad (30)$$

где  $P$  – вероятность;

$\alpha, \beta$  – коэффициенты.

Для оценки коэффициентов  $\alpha$  и  $\beta$  (на обучающем множестве) можно использовать метод максимального правдоподобия.



Источник: составлено автором.

Рисунок 17 – ROC-кривая для модели двухклассовой логистической регрессии

Построим теперь модель двухклассовой логистической регрессии. ROC-кривая представлена на рисунке 17. Показатель точности модели  $AUC$  равен 0,900.

В таблице 30 представлен подбор параметров модели.

Таблица 30 – подбор параметров модели двухклассовой логистической регрессии

Допуск к оптимизации	L1 регуляризация	L2 регуляризация	Объем памяти для L-BFGS	Максимальное число запусков компонента	Значение AUC	Accuracy	Precision	Recall
1	2	3	4	5	6	7	8	9
0.0001, 0.0000001	0.0, 0.01, 0.1, 1.0	0.01, 0.1, 1.0	5, 20, 50	5	0,568	0,568	0,909	0,909
0.0001, 0.0000001	0.0, 0.01, 0.1, 1.0	0.01, 0.1, 1.0	5, 20, 50	10	0,617	0,617	0,909	0,909
0.0001, 0.00000001	0.0, 0.001, 0.01, 0.1	0.001, 0.01, 0.1	11, 37, 75	10	0,510	0,510	0,909	0,909
0.0001, 0.00000001	0.0, 0.001, 0.01, 0.1	0.001, 0.01, 0.1	11, 37, 75	15	0,585	0,585	0,909	0,909

Продолжение таблицы 30

1	2	3	4	5	6	7	8	9
0.0001, 0.00000001	0.0, 0.001, 0.01, 0.1	0.001, 0.01, 0.1	11, 37, 75	20	0,600	0,600	0,909	0,909
0.0001, 0.00000001	0.0, 0.01, 0.1, 1.0	0.01, 0.1, 1.0	17, 57, 93	25	0,553	0,553	0,909	0,909
0.0001, 0.00000001	0.0, 0.01, 0.1, 1.0	0.01, 0.1, 1.0	25, 75, 155	25	0,611	0,611	0,909	0,909
0.0001, 0.00000001	0.0, 0.01, 0.1, 1.0	0.01, 0.1, 1.0	57, 135, 378	25	0,611	0,611	0,909	0,909
0.0001, 0.00000001	0.0, 0.01, 0.1, 1.0	0.01, 0.1, 1.0	100, 300, 900	30	0,603	0,603	0,909	0,909
0.001, 0.00000001	0.0, 0.01, 0.1, 1.0	0.01, 0.1, 1.0	100, 300, 900	Entire grid	0.900	0,740	0,917	0,724
0.001, 0.00000001	0.0, 0.01, 0.1, 1.0	0.01, 0.1, 1.0	15, 37, 94	Entire grid	0.900	0,740	0,917	0,724

Источник: составлено автором.

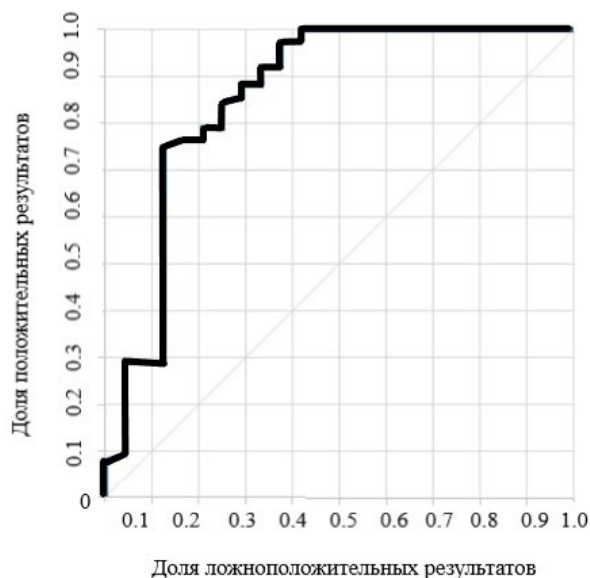
Результаты сведены в таблицу 31.

Таблица 31 – Метрики качества модели анализа данных для модели двухклассовой логистической регрессии

Метрика	AUC	False Positive Rate	False Negative Rate	Accuracy	Precision	Recall
Двух классовая логистическая регрессия	0,900	0,208	0,276	0,740	0,917	0,724

Источник: составлено автором.

Построим модель двухклассового дерева решений. ROC-кривая представлена на рисунке 18. Показатель точности модели *AUC* равен 0,858.



Источник: составлено автором.

Рисунок 18 – ROC-кривая двухклассового леса решений

В таблице 32 представлен подбор параметров модели.

Таблица 32 – Подбор параметров модели двухклассового леса решений

Число решающих деревьев	Максимальная глубина решающих деревьев	Число случайных разделений на ноду	Минимальное число образцов в листе	Максимальное число запусков компонента	Значение AUC	Accuracy	Precision	Recall
1	2	3	4	5	6	7	8	9
3000	5, 13, 17, 34, 57	3, 5, 7	1, 2, 4	Entire grid	0.811	0.860	0.878	0.947
3000	7, 11, 15, 25	4, 6, 8	1, 3, 5	Entire grid	0.545	0.710	0.776	0.868
3000	9, 13, 21, 43	5, 9, 11	2, 4, 8	Entire grid	0.777	0.780	0.875	0.829
3000	8, 17, 25, 37	3, 9, 21	1, 2, 4	Entire grid	0.836	0.830	0.893	0.882
3000	5, 19, 37, 45	3, 5, 7	1, 2, 4	Entire grid	0.812	0.820	0.882	0.882
3000	17, 27, 36, 48	4, 6, 8	2, 4, 8	Entire grid	0.746	0.750	0.881	0.776
3000	6, 15, 27, 38, 47	3, 5, 7	1, 2, 4	Entire grid	0.811	0.800	0.900	0.829
3000	5, 13, 34, 57	4, 6, 8	2, 5, 10	Entire grid	0.858	0.750	0.947	0.711
3000	7, 17, 57	3, 5, 7	1, 3, 5	Entire grid	0.816	0.760	0.760	1.000
3000	7, 17, 57	3, 5, 7	1, 3, 5	Entire grid	0.828	0.760	0.760	1.000

Источник: составлено автором.

Результаты сведены в таблицу 33.

Таблица 33 – Метрики качества модели анализа данных для модели двухклассового леса решений

Метрика	AUC	False Positive Rate	False Negative Rate	Accuracy	Precision	Recall
Двух классовый лес решений	0,858	0,125	0,289	0,750	0,947	0,711

Источник: составлено автором.

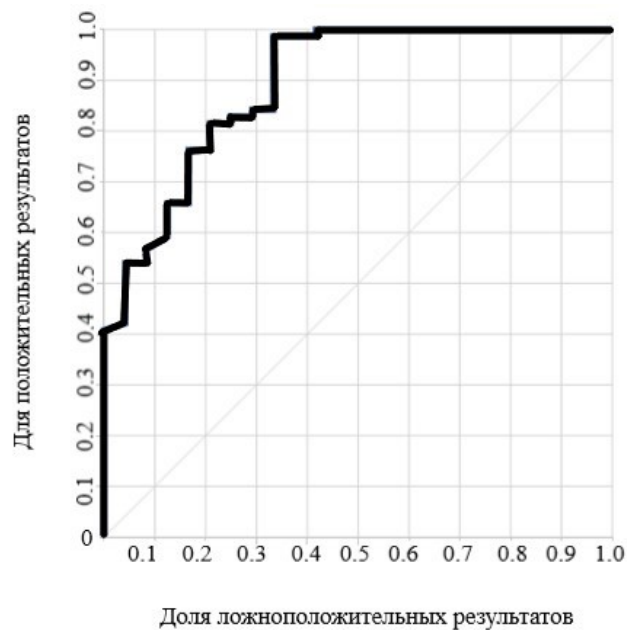
Нейросеть способна моделировать линейные и нелинейные преобразования. Преобразования осуществляются с помощью нейронов, представляющих собой некоторую функцию. Нейроны связаны в сеть односторонними каналами передачи информации.

Существует большое число различных моделей на основе нейронных сетей. В целях решения задач финансового мониторинга рассмотрим алгоритм двух классовой нейронной сети.



Классификация с использованием нейронных сетей является методом обучения с учителем, поэтому для него требуется набор данных с тегами, который включает столбец меток. Алгоритм двух классовой нейронной сети (*Two-class neural network*) используется для предсказания бинарных результатов, например, есть ли у пациента определенное заболевание, может ли машина выйти из строя в течение определенного периода времени, или является ли тот или иной объект финансового мониторинга девиантным.

Построим модель двухклассовой нейронной сети (*Two class neural network*). ROC - кривая и показатель точности представлены на рисунке 19. Показатель точности моделей AUC равен 0,892. В таблице 34 представлен подбор параметров модели.



Источник: составлено автором.

Рисунок 19 – ROC-кривая и показатель точности для двухклассовой нейросети

Таблица 34 – подбор параметров модели двухклассовой нейросети

Число скрытых нод	Скорость обучения	Число итераций	Диаметр начальных обучающих весов	Максимальное число запусков компонента	Значение AUC	Accuracy	Precision	Recall
1	2	3	4	5	6	7	8	9
400	0.001	51, 214, 517, 891	0.0001	30	0.605	0.909	0.909	1
400	0.001	51, 214, 517, 891	0.0001	32	0.654	0.909	0.909	1

Продолжение таблицы 34

1	2	3	4	5	6	7	8	9
400	0.001	51, 214, 517, 891	0.0001	Entire grid	0.726	0.760	0.760	1
1000	0.001	10, 50, 100, 500	0.0001	Entire grid	0.325	0.760	0.760	1
5	0.001	500, 1000, 1500	0.0001	Entire grid	0.857	0.770	0.768	1
5	0.001	1000, 1500, 2000	0.0001	Entire grid	0.857	0.770	0.768	1
3	0.001	1000, 1500, 2000	0.0001	Entire grid	0.861	0.780	0.776	1
7	0.001	2000, 2500, 3000	0.0001	Entire grid	0.892	0.780	0.935	0.763

Источник: составлено автором.

Результаты сведены в таблицу 35.

Таблица 35 – Метрики качества модели анализа данных для двухклассовой нейросети

Метрика	AUC	False Positive Rate	False Negative Rate	Accuracy	Precision	Recall
Значение	0,892	0,167	0,237	0,780	0,935	0,763

Источник: составлено автором.

**Байесовские сети** применяются в основном для решения диагностических задач. Например, их часто используют в медицине, кредитном скоринге [149; 208], и в других задачах, требующих оценки рисков.

С некоторым обобщением можно считать байесовскую сеть ациклическим ориентированным графом.

Во время обучения рассчитываются условные распределения вероятности по формуле (31)

$$P(Y|X_l, \dots, X_k), \quad (31)$$

где  $Y$  — вершина,

$X_l, \dots, X_k$  — ее «родители» на графе.

Обозначим байесовскую сеть, как показано в формуле (32)

$$C = (K, \varphi), \quad (32)$$

где  $K$  – граф,

$\varphi$  — соответствующее распределение вероятностей.

Получим равенства, отраженные в формулах (33) и (34)

$$MLD(C|D) = \frac{\log N}{2} |C| - LL(C|D), \quad (33)$$

$$LL(C|D) = \sum_{t=1}^N \log(P_C(u_i)), \quad (34)$$

где  $|C|$  — число параметров сети;

$D = \{u_1, \dots, u_n\}$  — тренировочная выборка;

$LL$  — определяет объем информации, требуемый для описания  $D$ ;

$P_C$  — распределение вероятностей.

Алгоритм двух классовой сети Байеса (*Two-class Bayes Point Machine*) использует байесовский подход к линейной классификации, он эффективно аппроксимирует теоретически оптимальное байесовское среднее для линейных классификаторов (с точки зрения эффективности обобщения), выбирая один «средний» классификатор, точку Байеса. Являясь байесовской классификационной моделью, данный алгоритм не склонен к переобучению.

Построим модель двухклассовой сети Байеса (*Two-class Bayes Point Machine*). ROC - кривая и показатель точности представлены на рисунке  
Источник: составлено автором.

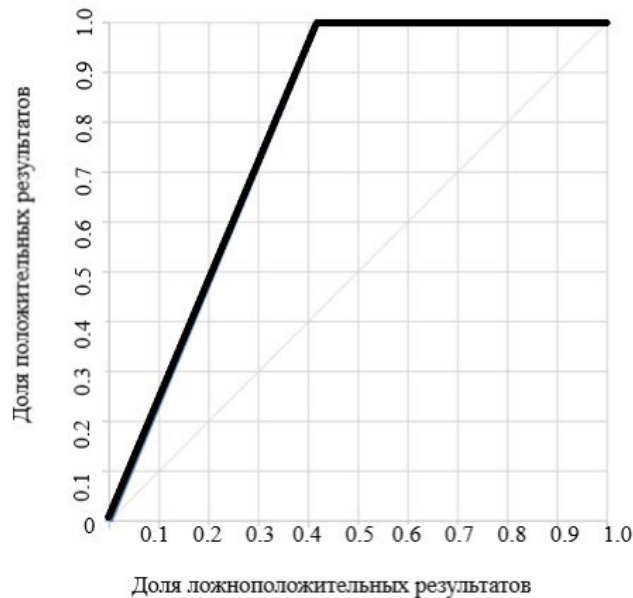
Рисунок 20. Показатель точности моделей AUC равен 0,792.

В таблице 36 представлен подбор параметров модели.

Таблица 36 – подбор параметров модели двухклассовой сети Байеса

Число итераций обучения	Максимальное число запусков компонента	Значение AUC	Accuracy	Precision	Recall
50	-	0,500	0,909	0,909	1
30	5	0,708	0,909	0,909	1
30	10	0,698	0,909	0,909	1
50	5	0,502	0,909	0,909	1
50	10	0,524	0,909	0,909	1
100	10	0,529	0,909	0,909	1
70	20	0,642	0,909	0,909	1
100	Entire grid	0.792	0.900	0.884	1
500	Entire grid	0.792	0.900	0.884	0,900

Источник: составлено автором.



Источник: составлено автором.

Рисунок 20 – ROC-кривая и показатель точности для двухклассовой сети Байеса

Результаты сведены в таблицу 37.

Таблица 37 – Метрики качества модели анализа данных для двухклассовой сети Байеса

Метрика	<i>AUC</i>	False Positive Rate	False Negative Rate	Accuracy	Precision	Recall
Значение	0,792	0,1	0,1	0,900	0,884	0,900

Источник: составлено автором.

Теперь рассмотрим алгоритмы поиска аномалий – одноклассовую машину опорных векторов (*One-Class Support Vector Machine*) и алгоритм поиска аномалий на основе метода главных компонент (*PCA-Based Anomaly Detection*). Метод главных компонент описан в разделе 2.1.2. Суть метода опорных векторов сводится к нижеследующему [183].

Обозначим обучающую выборку как показано в формуле (35)

$$\{(x^{(j)}, y^{(j)})\}_{j=1,2,\dots,l}, x^{(j)} \in X \quad (35)$$

где  $x^{(j)}$  – элемент тренировочной выборки;

$R^n$  – пространство признаков;

$y^{(j)} \in \{-1, 1\}$  – бинарный классификатор.

Для гиперплоскости с нормальным вектором  $w$  можно записать формулу (36)

$$\langle w, x \rangle - w_0 = 0, w \in R^n, \quad (36)$$

где  $w$  - перпендикуляр к разделяющей гиперплоскости;

$w_0$  – параметр.

Гиперплоскость, заданная этим уравнением, разделяет в пространстве  $R^n$  классы «недевиантных» ( $y^{(j)} = 1$ ) и «девиантных» ( $y^{(j)} = -1$ ) объектов.

Найдем оптимальную разделяющую гиперплоскость решив оптимизационную задачу, отраженную в формуле (37)

$$\begin{aligned} \|w\| &\rightarrow \min & (37) \\ y^{(j)}(\langle w, x^{(j)} \rangle - w_0) &\geq 1, j = 1, 2, \dots, l, \end{aligned}$$

где  $w$  - вектор,

$x^{(j)}$  – элемент тренировочной выборки;

$y^{(j)} \in \{-1, 1\}$  – бинарный классификатор;

$w_0$  – параметр.

В случае ее существования ширина разделяющей полосы между точками разных классов равна  $2/\|w\|$ .

Теорема Куна–Таккера также позволяет найти оптимальную разделяющую гиперплоскость.

Обозначим формулой (38) соответствующую функцию Лагранжа.

$$L(w, w_0, \lambda) = \frac{1}{2} \|w\|^2 - \sum_{j=1}^l \lambda_j (y^{(j)} (\langle w, x^{(j)} \rangle - w_0) - 1) \quad (38)$$

где  $L$  – оптимальная разделяющая гиперплоскость;

$x^{(j)}$  – элемент тренировочной выборки;

$w$  – вектор;

$w_0$  – параметр;

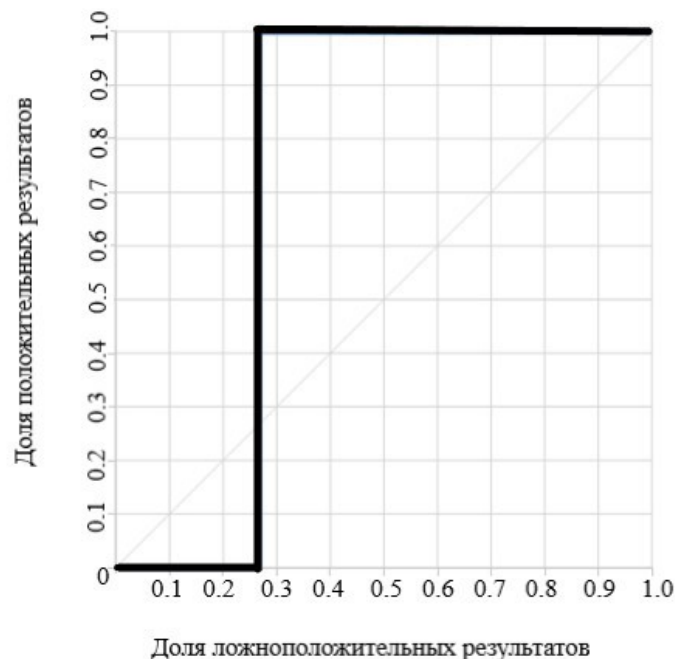
$\lambda_j$  – вектор двойственных переменных.

Опорным вектором называют элемент тренировочной выборки  $x^{(j)}$ , при соблюдении условий  $\lambda_j > 0$  и  $\langle w, x^{(j)} \rangle - w_0 = y^{(j)}$ .

Вектор  $w$  представляет собой линейную комбинацию опорных векторов  $w = \sum_j \lambda_j y^{(j)} x^{(j)}$ .

Алгоритм двух классовой машины опорных векторов (*Two-class Support Vector Machine*) создает модель двоичной классификации с использованием алгоритма машины опорных векторов. Двух классовая машина опорных векторов является алгоритмом обучения с учителем, обучается на размеченных данных.

ROC-кривые для моделей представлены на рисунках 21 и 22. Показатель точности моделей *AUC* равен 0,733 для одноклассовой машины опорных векторов и 0,715 – для алгоритма поиска аномалий на основе метода главных компонент соответственно.



Источник: составлено автором.

Рисунок 21 – ROC-кривые для модели поиска аномалий *One-Class Support Vector Machine*

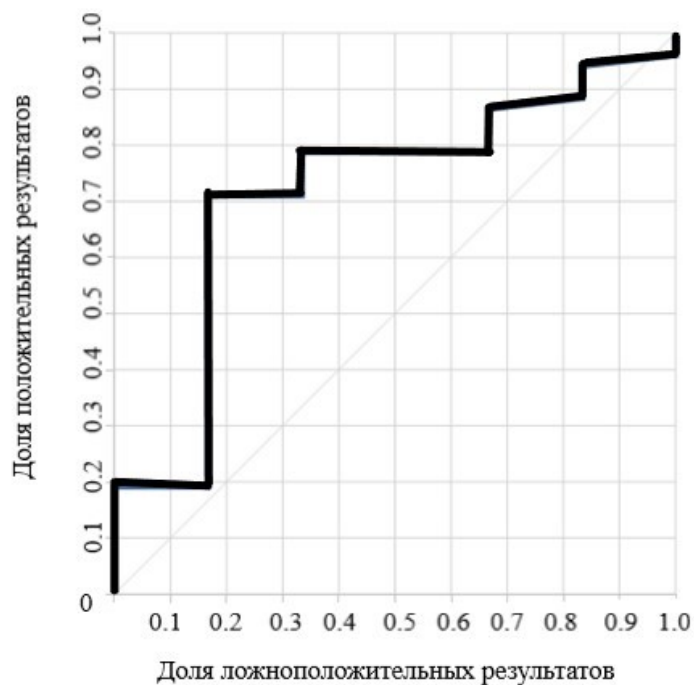
В таблице 38 представлен подбор параметров модели *One-Class Support Vector Machine*.

Таблица 38 – Подбор параметров модели *One-Class Support Vector Machine*

$\eta$	$\varepsilon$	Максимальное число запусков компонента	Значение AUC	Accuracy	Precision	Recall
0.001, 0.005, 0.01, 0.1	0.000001, 0.0001, 0.001	Entire grid	0.730	0.248	0.259	0.040
0.001, 0.01, 0.1, 1	0.00001, 0.001, 0.01	Entire grid	0.704	0.696	0.699	0.994
0.001, 0.01, 0.1, 1	0.00001, 0.001, 0.01	Entire grid	0.731	0.324	0.565	0.149
0.001, 0.01, 0.1, 1	0.00001, 0.001, 0.01	Entire grid	0.704	0.696	0.699	0.994
0.001, 0.01, 0.1, 1	0.00001, 0.001, 0.01	Entire grid	0.733	0.700	0.700	1.000
0.001, 0.01, 0.1, 1	0.00001, 0.001, 0.01	Entire grid	0.704	0.700	0.700	1.000
0.002, 0.02, 0.2, 1	0.00002, 0.002, 0.02	Entire grid	0.733	0.880	0.854	1.000
0.003, 0.03, 0.3, 1	0.000001, 0.003, 0.03	Entire grid	0.733	0.790	0.947	0.765

Примечание – В таблице обозначено:  $\varepsilon$  – порог сходимости оптимизатора;  $\eta$  – компромисс между долей выбросов и количеством опорных векторов.

Источник: составлено автором.



Источник: составлено автором.

Рисунок 22 – ROC-кривые для модели поиска аномалий *PCA-Based Anomaly Detection*

В таблице 39 представлен подбор параметров модели *PCA-Based Anomaly Detection*.

Таблица 39 – Подбор параметров модели *PCA-Based Anomaly Detection*

Число ГК	Диапазон параметров передискретизации	Максимальное число запусков компонента	Значение AUC	Accuracy	Precision	Recall
2, 4, 6, 8, 10	2, 4, 6, 8, 10	5	0.689	0.586	0.976	0.558
1, 2, 3, 4, 5	2, 4, 6, 8, 10	5	0.638	0.793	0.885	0.885
2, 4, 6, 8, 10	2, 4, 6, 8, 10	10	0.628	0.672	0.971	0.654
1, 3, 5, 7, 9	1, 3, 5, 7, 9	10	0.630	0.793	0.885	0.885
2, 4, 6, 8, 10	2, 4, 6, 8, 10	15	0.615	0.793	0.885	0.885
1, 3, 5, 7, 9	1, 3, 5, 7, 9	15	0.615	0.793	0.885	0.885
2, 4, 6, 8, 10	2, 4, 6, 8, 10	20	0.631	0.793	0.885	0.885
2, 4, 6, 8, 10	2, 4, 6, 8, 10	22	0.708	0.793	0.885	0.885
2, 4, 6, 8, 10	2, 4, 6, 8, 10	25	0.619	0.724	0.891	0.788
2, 4, 6, 8, 10	2, 4, 6, 8, 10	30	0.641	0.724	0.891	0.788
3, 4, 5, 6, 7, 8, 10	1, 2, 5, 7, 11	Entire grid	0.596	0.724	0.909	0.769
1, 2, 3, 4, 5, 6, 7	1, 2, 5, 7, 11	Entire grid	0.609	0.776	0.898	0.846
1, 2, 3, 4, 5, 6, 7, 8, 9, 10, 11	2, 5, 7, 9, 11, 13, 15, 17, 21	Entire grid	0.622	0.793	0.885	0.885
1, 2, 3, 4, 5, 6, 7, 8, 9, 10, 11	1, 2, 3, 5, 6, 7, 9, 11, 13, 15, 17, 21	Entire grid	0.641	0.741	0.911	0.788
1, 2, 3, 4, 5, 6, 7, 8, 9, 10, 11	1, 2, 3, 4, 5, 6, 7, 8, 9, 10, 11, 12, 13, 14, 15, 16, 17	Entire grid	0.667	0.776	0.898	0.846
1, 2, 3, 4, 5, 7	3, 5, 7, 11	Entire grid	0.638	0.690	0.925	0.712
1, 2, 3, 4, 5, 7, 8, 9, 10, 11, 12	1, 2, 3, 5, 7, 11	Entire grid	0.715	0.776	0.953	0.788
1, 2, 3, 4, 5	4, 6, 11	Entire grid	0.696	0.707	0.973	0.692
1, 2, 3, 4, 5	1, 3, 7	Entire grid	0.696	0.759	0.913	0.808
1, 2, 3, 4, 5	2, 3, 5, 6	Entire grid	0.692	0.603	0.968	0.577
1, 2, 3, 4, 5	5, 7, 8, 9, 11	Entire grid	0.697	0.638	0.970	0.615
1, 2, 3, 4, 5	7, 8, 9, 11, 12	Entire grid	0.686	0.707	0.973	0.692
1, 2, 3, 4, 5	1, 7, 8, 9, 11, 12	Entire grid	0.699	0.655	0.971	0.635
3, 4, 5, 6, 7, 8, 10, 15, 17	1, 7, 8, 9, 11, 12, 17, 21, 39	Entire grid	0.689	0.741	0.911	0.788

Источник: составлено автором.

Лучшие результаты сведены в таблицу 40.



Таблица 40 – Метрики качества моделей поиска аномалий

Метрика	AUC	False Positive Rate	False Negative Rate	Accuracy	Precision	Recall
One-Class Support Vector Machine	0,733	0,125	0,235	0,790	0,947	0,765
PCA-Based Anomaly Detection	0,715	0,125	0,217	0,776	0,953	0,788

Источник: составлено автором.

В таблицу 41 сведены показатели качества по всем реализованным моделям.

Таблица 41 – Метрики качества для алгоритмов оценки вовлеченности в ОД кредитных организаций

Метод	AUC	False Negative Rate	False Positive Rate	Accuracy	Precision	Recall
PCA	0,940	0,02	0,1	0,956	0,952	0,984
ADABOOST	0,859	0,132	0,208	0,850	0,930	0,868
XGBOOST	0,917	0,032	0,01	0,910	0,953	0,787
CatBOOST	0,881	0,037	0,01	0,964	0,979	0,882
LightGBM	0,849	0,035	0,05	0,905	0,755	0,836
Two-class Support Vector Machine	0,897	0,263	0,167	0,760	0,933	0,737
Two-class logistic regression	0,900	0,276	0,208	0,740	0,917	0,724
Two-class decision forest	0,858	0,289	0,125	0,750	0,947	0,711
Two-class neural network	0,892	0,237	0,167	0,780	0,935	0,763
Two-class Bayes Point Machine	0,792	0,1	0,1	0,900	0,884	0,900
One-Class Support Vector Machine	0,733	0,235	0,125	0,790	0,947	0,765
PCA-Based Anomaly Detection	0,715	0,217	0,125	0,776	0,953	0,788

Источник: составлено автором.

Можно сделать вывод, что алгоритм поиска аномалий на основе метода главных компонент дает более точные результаты по сравнению с алгоритмом одноклассовой машины опорных векторов.

Алгоритм поиска аномалий *PCA-Based Anomaly Detection* использует 12 главных компонент, а при реализации классического метода главных компонент выделена одна главная компонента (вторая), которая позволяет классифицировать кредитные организации на вовлеченные и не вовлеченные в отмывание доходов. Организации в случае вовлеченности в отмывание доходов стараются скрыть этот факт как можно тщательнее, в связи с чем явление имеет высокую латентность. Чем больше главных компонент, тем полнее описана дисперсия, но с точки зрения решаемой задачи классический метод главных компонент показал лучшие результаты по сравнению с алгоритмом поиска аномалий *PCA-Based Anomaly Detection*.

Из рассмотренных алгоритмов классификации наиболее точные результаты показал *XGBoost*.

Можно сделать следующие выводы:

- алгоритм классификации *XGBoost* и алгоритм поиска аномалий *PCA-Based Anomaly Detection* показывают приемлемую точность при решении задач финансового мониторинга, и могут быть применены для решения практических задач.

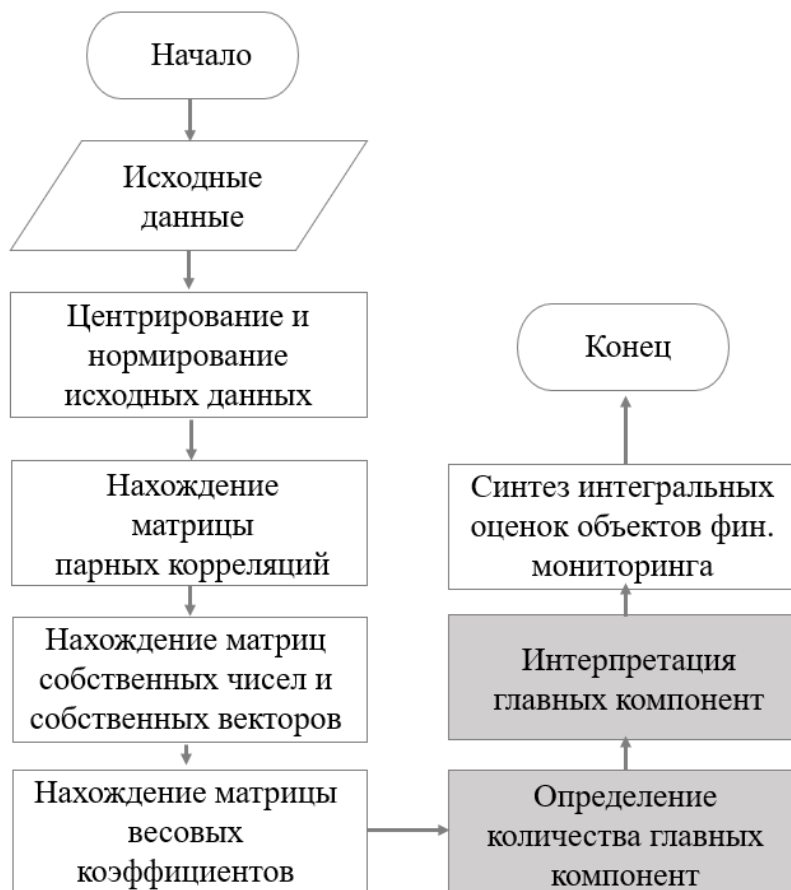
- Результаты классификации кредитных организаций, полученные разными методами, в целом совпали, что свидетельствует об их внутренней сходимости, а также о применимости для решения практических задач финансового мониторинга.

- По причине того, что в задачах финансового мониторинга «пропуск цели» (ошибка второго рода) может иметь более тяжелые последствия, чем «ложное срабатывание», предпочтительным оказывается использование результатов классификации кредитных организаций, полученных при помощи метода главных компонент.

## 2.2 Алгоритм синтеза индексов вовлеченности в отмывание доходов

На основе метода главных компонент разработан авторский алгоритм синтеза индексов вовлеченности в отмывание доходов, как показано на рисунке 23.

На этапах, изображенных с заливкой, необходимо участие оператора. Оператор определяет количество выделяемых главных компонент и осуществляет их интерпретацию, руководствуясь принципом логических дробей. За счет внедрения данного алгоритма станет возможной совершенствование аналитической системы финансового мониторинга и проведение автоматизированного синтеза индексов вовлеченности в отмывание доходов.



Источник: составлено автором.

Рисунок 23 – Алгоритм синтеза индексов вовлеченности в отмывание доходов

### **2.3 Индексы вовлеченности в отмывание доходов хозяйствующих субъектов**

За последнее десятилетие в Российской Федерации получила существенное развитие тенденция на декриминализацию экономики. Опыт проведения финансовых расследований показывает, что практически все схемы оказания теневых финансовых услуг, уклонения от уплаты налогов, легализации денежных средств содержат в качестве элемента так называемые компании-однодневки.

Наряду с «традиционным» пониманием фирм-однодневок, эксперты Федеральной службы по финансовому мониторингу, основываясь на опыте проведения финансовых расследований, используют понятия «фирма-однодневка», «фиктивная фирма», «техническая организация», «компания с признаками фиктивности» как синонимы и понимают под ними хозяйствующих субъектов, которые активно совершают финансовые операции, и при этом выполняется одно или несколько условий:

- руководитель компании (или учредитель — физическое лицо) руководит или учредил многими организациями), постоянно проживает в другом регионе;
- уставный капитал компании минимальный;
- финансовые операции, совершаемые компанией, приводят к аккумуляции денег на ее счетах, связаны с высоким оборотом наличных денежных средств, не соответствуют назначению входящих и исходящих платежей, финансовые операции компании по оценке службы внутреннего контроля банка, передавшего сообщение об операции клиента в Росфинмониторинг, являются подозрительными, в транзакциях отсутствует экономический смысл;
- часто сменяется руководитель компании, или организация часто проходит процедуру изменения налогового органа, в котором она состоит на учете.

Таким образом, остро стоит вопрос раннего обнаружения и пресечения деятельности компаний-однодневок. Это нетривиальная задача, решение которой осложняется также и тем, что лица, вовлеченные в противоправную деятельность, стремятся ее замаскировать, спрятать проводимые теневые финансовые операции и самих «однодневок» в большой массе юридических лиц, совершающих финансово-хозяйственные операции.

Высший арбитражный суд Российской Федерации при проведении процедур банкротства, в частности – банкротство отсутствующего должника, анализирует финансовую и хозяйственную деятельность ликвидируемого юридического лица, итоги такого анализа приводятся в решениях суда. Компании-однодневки как правило регистрируют для проведения определенных операций. После выполнения такой фирмой отведенной ей роли, ее просто «бросают» без проведения определенных действующим законодательством процедур ликвидации. Таким образом, часто фирмы-однодневки попадают в категорию отсутствующих должников, а решения суда по их принудительной ликвидации содержат признаки компаний-однодневок. Отбор, анализ и систематизация решений Арбитражного суда Российской Федерации позволили сформировать выборку юридических лиц, имеющих признаки фиктивных компаний.

В отношении компаний-отсутствующих должников были выделены такие характеристики организаций:

- не уплачивает налоги и сборы, другие обязательные платежи;
- отсутствует по указанному адресу местонахождения;
- хозяйственная деятельность не ведется;
- нет имущественных активов;
- нет бухгалтерской отчетности;
- отсутствуют деньги на счетах;
- нет внеоборотных активов;
- нет оборотных активов;
- отсутствует персонал;

- деятельность убыточная;
- финансирование компании за счет заемных средств;
- утрата платежеспособности;
- отсутствие движения по счетам;
- отсутствие расчетных счетов;
- период деятельности менее 6 месяцев;
- руководитель не выходит на связь.

В выборку вошли 1000 хозяйствующих субъектов, у 300 из них – фирмы-однодневки.

Будем искать значения зависимой переменной  $Y$  по формуле (39)

$$Y(x^{(1)}, \dots, x^{(17)}) = \begin{cases} 1, & \text{фирма – однодневка} \\ 0, & \text{действующая компания} \end{cases} \quad (39)$$

где  $Y$  – зависимая переменная;

$x^{(1)}, \dots, x^{(17)}$  – показатели деятельности хозяйствующего субъекта.

Для этого воспользуемся методом главных компонент. Результаты будем оценивать при помощи соответствующих метрик качества. Сведем поставленную задачу в таблицу 42.

В таблице 44 представлена корреляционная матрица между показателями. Из анализа таблицы 44 можно заметить, что некоторые характеристики коррелируют друг с другом. Высокая положительная корреляция показана зеленым цветом, высокая отрицательная – красным.

Показатели «не уплачивает налоги и сборы, другие обязательные платежи», «организация отсутствует по указанному адресу местонахождения», «хозяйственная деятельность не ведется», «у компании отсутствует имущество», «не предоставляет бухгалтерскую отчетность», «отсутствие движения денежных средств по счетам», «отсутствие расчетных счетов» имеют высокие коэффициенты корреляции, составившие от 0,90 до 0,95.

Таблица 42 – Постановка задачи нахождения индексов вовлеченности в отмывание доходов хозяйствующих субъектов

Параметр	Значение
Зависимая переменная	$Y(x^{(1)}, \dots, x^{(17)}) = \begin{cases} 1, & \text{фирма – однодневка} \\ 0, & \text{действующая компания} \end{cases}$
Переменные	$x^{(1)}, \dots, x^{(17)}$ ( как показано в таблице 43)
Выборка	1000 хозяйствующих субъектов
Фирмы-однодневки	300 (30%)
Действующие компании	700 (70%)
Метод	РСА
Метрики качества	AUC (площадь под кривой ошибок); False Positive Rate (ошибка первого рода); False Negative Rate (ошибка второго рода); Accuracy (доля правильно классифицированных банков); Precision (точность); Recall (полнота)

Источник: составлено автором.

Таблица 43 – Переменные и их обозначение

Номер переменной	Переменная
$x^{(1)}$	Население
$x^{(2)}$	Не уплачивает налоги и сборы, другие обязательные платежи
$x^{(3)}$	Отсутствует по указанному адресу местонахождения
$x^{(4)}$	Хозяйственная деятельность не ведется
$x^{(5)}$	Нет имущественных активов
$x^{(6)}$	Нет бух. отчетности
$x^{(7)}$	Отсутствуют деньги на счетах
$x^{(8)}$	Нет внеоборотных активов
$x^{(9)}$	Нет оборотных активов
$x^{(10)}$	Отсутствует персонал
$x^{(11)}$	Деятельность убыточная
$x^{(12)}$	Финансирование компании за счет заемных средств
$x^{(13)}$	Утрата платежеспособности
$x^{(14)}$	Отсутствие движения по счетам
$x^{(15)}$	Отсутствие расчетных счетов
$x^{(16)}$	Не выходит на связь руководитель
$x^{(17)}$	Период деятельности менее 6 месяцев

Источник: составлено автором.

При применении метода главных компонент существенная роль отдается интерпретации полученных результатов и синтезированных главных компонент.

Таблица 44 – Корреляционная матрица признаков

–	Не уплачивает налоги и сборы, другие обязательные платежи	Отсутствует по указанному адресу местонахождения	Хозяйственная деятельность не ведется	Нет имущественных активов	Нет бухгалтерской отчетности	Отсутствуют деньги на счетах	Нет внеоборотных активов	Нет оборотных активов	Отсутствует персонал	Деятельность убыточная	Финансирование компании за счет заемных средств	Утрата платежеспособности	Отсутствие движения по счетам	Отсутствие расчетных счетов
1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15
Не уплачивает налоги и сборы, другие обязательные платежи	1	–	–	–	–	–	–	–	–	–	–	–	–	–
Отсутствует по указанному адресу местонахождения	0,901	1	–	–	–	–	–	–	–	–	–	–	–	–
Хозяйственная деятельность не ведется	0,940	0,931	1	–	–	–	–	–	–	–	–	–	–	–
Нет имущественных активов	0,943	0,884	0,943	1	–	–	–	–	–	–	–	–	–	–
Нет бух. отчетности	0,951	0,920	0,952	0,929	1	–	–	–	–	–	–	–	–	–
Отсутствуют деньги на счетах	0,191	0,002	0,121	0,211	0,069	1	–	–	–	–	–	–	–	–
Нет внеоборотных активов	-0,034	-0,131	0,003	0,003	0,001	0,061	1	–	–	–	–	–	–	–
Нет оборотных активов	-0,092	-0,163	-0,081	-0,069	-0,101	0,085	0,529	1	–	–	–	–	–	–
Отсутствует персонал	0,083	0,201	0,080	0,041	0,087	-0,042	0,101	0,341	1	–	–	–	–	–
Деятельность убыточная	0,280	0,264	0,263	0,292	0,273	0,041	0,037	0,090	0,243	1	–	–	–	–



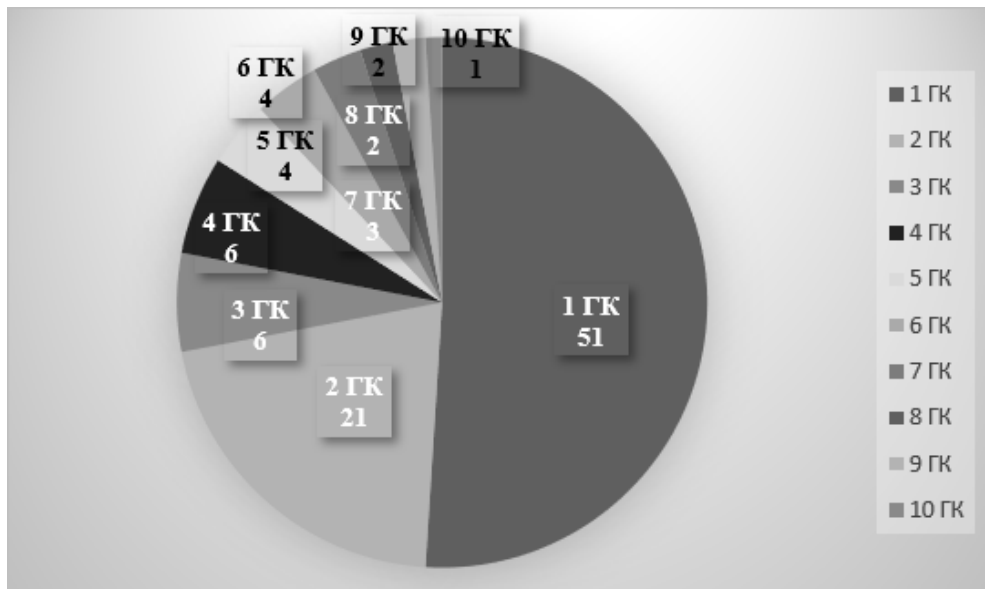
Продолжение таблицы 44

1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15
Финансирование компании за счет заемных средств	0,251	0,290	0,312	0,301	0,291	-0,044	-0,087	0,274	0,010	0,062	1	-	-	-
Утрата платежеспособности	0,032	0,002	-0,054	0,022	-0,021	0,259	-0,121	0,299	0,263	0,187	-0,049	1	-	-
Отсутствие движения по счетам	0,93	0,94	0,94	0,914	0,952	0,010	-0,053	-0,111	0,111	0,231	0,291	-0,067	1	-
Отсутствие расчетных счетов	0,574	0,908	0,899	0,874	0,912	-0,159	-0,110	-0,143	0,041	0,219	0,372	-0,057	0,921	1

Источник: составлено автором.

Вычислим дисперсии главных компонент и коэффициенты корреляции признаков хозяйствующих субъектов с внутренними факторами (главными компонентами) на основе корреляционной матрицы, представленной в таблице 44.

Анализ таблицы корреляции главных компонент с исходными признаками показал, что в рамках проводимого исследования достаточно оценить только первые три главные компоненты, в связи с тем, что они описывают рассматриваемое явление на 78,35%, как показано на рисунке 24. Вместе с тем первая главная компонента описывает 50,87%, вторая главная компонента – 21,36%, третья – 6,12% суммарной дисперсии.



Источник: составлено автором.

Рисунок 24 – Характеристика суммарного вклада ГК в общую дисперсию (анализ хозяйствующих субъектов), в процентах

Таблица 45 – Коэффициенты корреляции показателей и главных компонент

Главная компонента	ГК1	ГК2	ГК3
1	2	3	4
Население	0,02	0,11	0,53
Не уплачивает налоги и сборы, другие обязательные платежи	-0,36	-0,01	0,03
Отсутствует по указанному адресу местонахождения	-0,36	-0,05	-0,03
Хозяйственная деятельность не ведется	-0,36	-0,01	0,02
Нет имущественных активов	-0,35	0,02	0,07

Продолжение таблицы 45

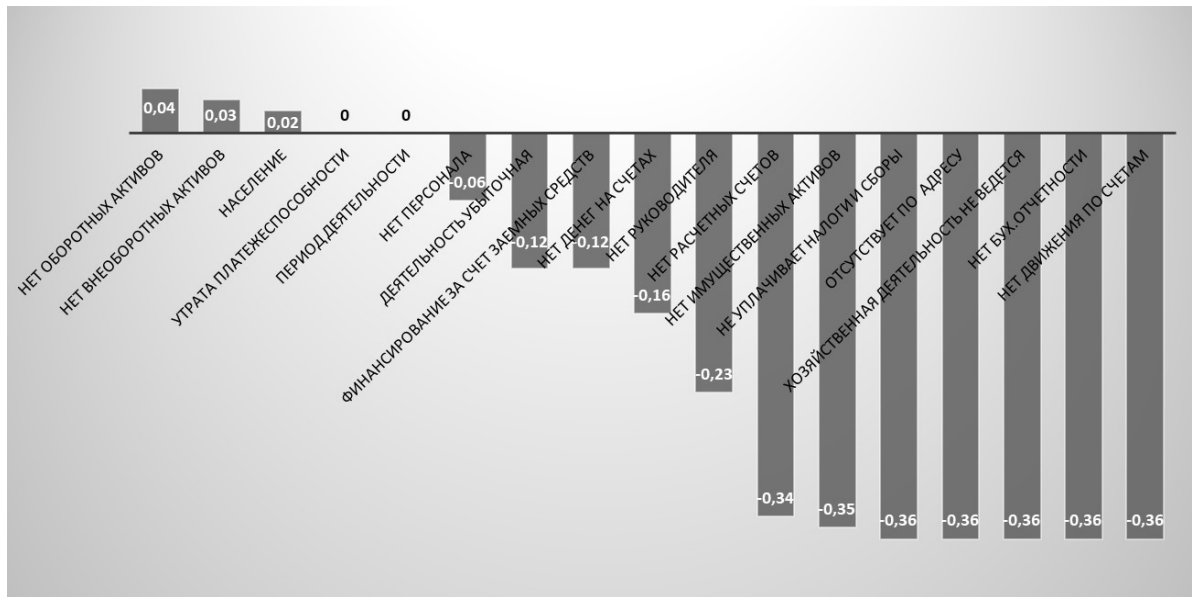
1	2	3	4
Нет бухгалтерской отчетности	-0,36	-0,03	-0,03
Отсутствуют деньги на счетах	-0,03	0,28	0,45
Отсутствуют внеоборотные активы	0,03	0,33	-0,24
Нет оборотных активов	0,04	0,53	-0,23
Отсутствует персонал	-0,06	0,34	-0,28
Деятельность убыточная	-0,12	0,18	-0,25
Финансирование компании за счет заемных средств	-0,12	0,14	0,02
Утрата платежеспособности	0	0,27	-0,08
Нет движения по счетам	-0,36	-0,05	-0,01
Нет расчетных счетов	-0,34	-0,14	-0,12
Нет руководителя	-0,23	0,05	-0,1
Период деятельности	0	0,44	0,1
Вклад в общую дисперсию, в процентах	50,77	21,32	6,11

Источник: составлено автором.

Исследуем первую главную компоненту. Из таблицы 45 и диаграммы на рисунке 25 можно видеть, что значения коэффициентов корреляции первой главной компоненты с большинством исходных признаков – «Отсутствует по указанному адресу местонахождения», «Хозяйственная деятельность не ведется», «Не уплачивает налоги и сборы, другие обязательные платежи», «Нет имущества», «Не предоставляет бухгалтерскую отчетность», «Отсутствуют деньги на счетах», «Отсутствие расчетных счетов», «Не выходит на связь руководитель» – примерно одинаковы, а с остальными исходными признаками – принимают значения, близкие к нулю.

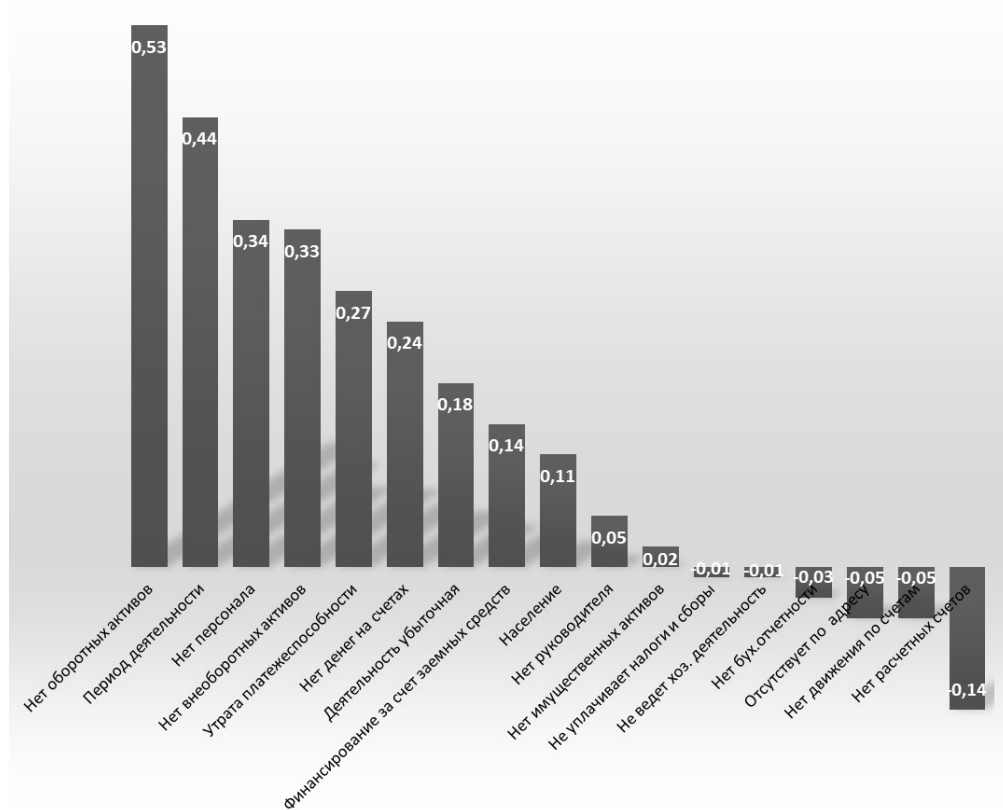
Исходя из этих данных, можно интерпретировать первую главную компоненту как общий интегральный показатель.

Рассмотрим вторую главную компоненту. С ней коррелирует часть показателей положительно, другая часть – отрицательно. При этом исходные признаки имеют негативную окраску.



Источник: составлено автором.

Рисунок 25 – Коэффициенты корреляции исходных признаков и первой главной компоненты



Источник: составлено автором.

Рисунок 26 – Коэффициенты корреляции исходных признаков и 2ГК

Из таблицы 45 и рисунка 26 можно видеть, что наиболее важными показателями, положительно коррелирующими со второй главной

компонентой, являются 9 – «Нет оборотных активов», 17 – «Период деятельности», 10 – «Нет персонала», 8 – «Нет внеоборотных активов». Второй внутренний фактор имеет отрицательную связь с показателями 15 – «Нет расчетных счетов», 14 – «Нет движения средств по счетам», 3 – «Отсутствует по адресу», 6 – «Нет бухгалтерской отчетности». Данная информация сведена в таблицу 46 .

Таблица 46 – Признаки, положительно обуславливающие вторую главную компоненту и отрицательно обуславливающие вторую главную компоненту

Положительно обуславливают 2 ГК			Отрицательно обуславливают 2 ГК		
Номер показателя	Показатель	ГК2	Номер показателя	Показатель	ГК2
$x^{(9)}$	Нет оборотных активов	0,53	$x^{(15)}$	Нет расчетных счетов	-0,14
$x^{(17)}$	Период деятельности	0,44	$x^{(3)}$	Отсутствует по указанному адресу местонахождения	-0,05
$x^{(10)}$	Отсутствует персонал	0,34	$x^{(14)}$	Нет движения по счетам	-0,05
$x^{(8)}$	Отсутствуют внеоборотные активы	0,33	$x^{(6)}$	Нет бух.отчетности	-0,03

Источник: составлено автором.

Рассмотрим логическую функцию  $Y$ , отраженную в формуле (40)

$$Y = \begin{cases} 1, & \text{компания является фирмой – однодневкой} \\ 0, & \text{компания близка к банкротству} \end{cases}, \quad (40)$$

где  $Y$  – логическая функция.

Положительно коррелированные со второй главной компонентой признаки  $x^{(9)}$ ,  $x^{(17)}$ ,  $x^{(10)}$ ,  $x^{(8)}$  являются характеристиками фирм-однодневок, регистрируемыми для проведения сомнительных финансовых операций и прикрытия противоправной деятельности.

Отрицательно коррелированные со второй главной компонентой признаки  $x^{(15)}$ ,  $x^{(14)}$ ,  $x^{(3)}$ ,  $x^{(6)}$  характерны для близких к банкротству организаций, испытывающих финансовые трудности в силу стечения неблагоприятных обстоятельств.

В таблице 47 приведена таблица истинности для логической функции  $Y$ .

Таблица 47 – Таблица истинности для логической функции  $Y$

$x^{(9)} \& x^{(17)} \& x^{(10)} \& x^{(8)}$	$x^{(15)} \& x^{(14)} \& x^{(3)} \& x^{(6)}$	$Y$
1	1	1
1	0	1
0	1	0
0	0	0

Источник: составлено автором.

Справедлива следующая запись, отраженная в формулах (41) и (42)

$$\frac{(x^{(9)} \& x^{(17)} \& x^{(10)} \& x^{(8)}) \& (x^{(15)} \& x^{(14)} \& x^{(3)} \& x^{(6)}) \vee (x^{(9)} \& x^{(17)} \& x^{(10)} \& x^{(8)})}{(x^{(9)} \& x^{(17)} \& x^{(10)} \& x^{(8)})} \rightarrow Y, \quad (41)$$

или, если упростить

$$(x^{(9)} \& x^{(17)} \& x^{(10)} \& x^{(8)}) \rightarrow Y, \quad (42)$$

где  $Y$  – логическая функция;

$x^{(1)}, \dots, x^{(17)}$  – показатели деятельности хозяйствующего субъекта.

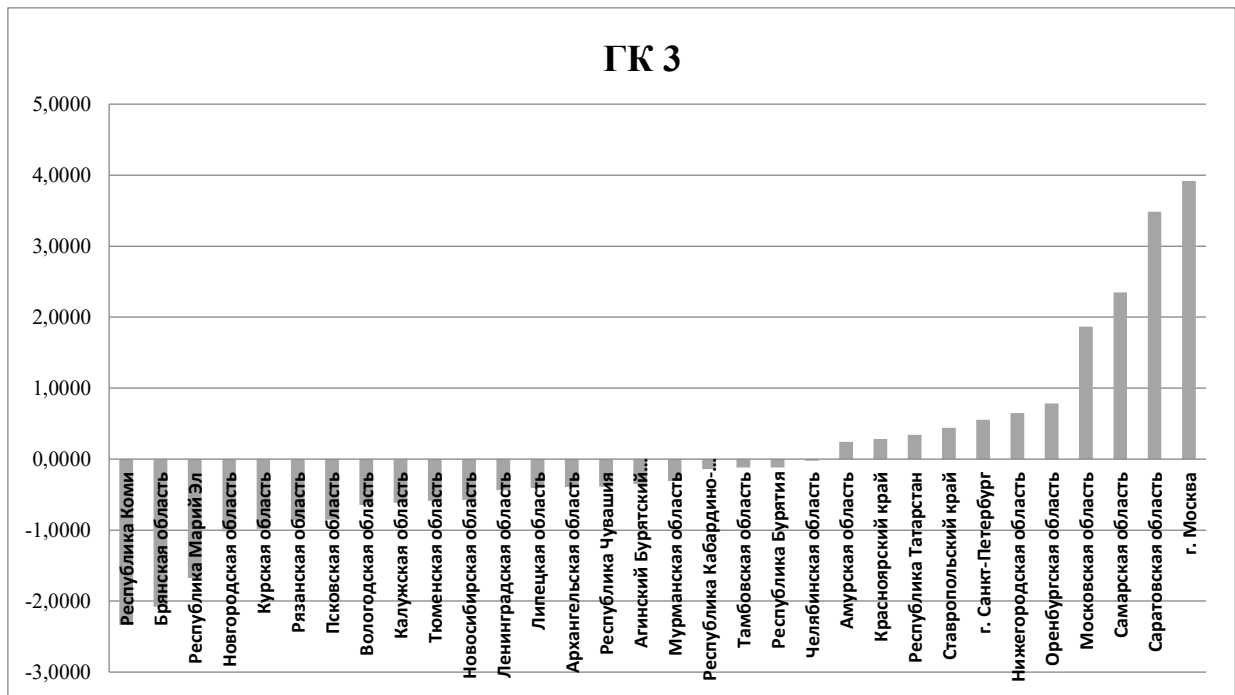
То есть, если упорядочить хозяйствующие субъекты по значениям второй главной компоненты в порядке убывания, то наибольшую склонность к легализации доходов будет иметь тот хозяйствующий субъект, у которого коэффициент корреляции со второй главной компонентой имеет максимальное значение.

Чем выше значение второй главной компоненты, тем выше склонность хозяйствующего субъекта к легализации денежных средств. Значения второй главной компоненты соответствуют индексам вовлеченности в отмывание доходов хозяйствующих субъектов.

Чем выше значение второй главной компоненты, тем выше склонность хозяйствующего субъекта к легализации денежных средств.

Рассмотрим третью главную компоненту. Для ее интерпретации потребовалось провести дополнительные изыскания, включая анализ открытых источников и консультации с экспертами в области финансового мониторинга и экономики. По третьей главной компоненте можно сделать

заключение о том, что она отражает распределение бюджетных средств между субъектами Российской Федерации — значение внутреннего фактора тем выше, чем выше объем выделенных бюджетных средств на развитие региона. Ранжирование субъектов Российской Федерации по третьей главной компоненте представлено на рисунке 27. Третья главная компонента соответствует индексу распределения бюджетных средств.



Источник: составлено автором.

Рисунок 27 – Ранжирование субъектов РФ по интегральным оценкам перераспределения бюджетных средств

Итак, вторая главная компонента представляет собой внутренний фактор, описывающий часть дисперсии, которая отражает вовлеченность хозяйствующего субъекта в отмывание доходов. Значения второй главной компоненты соответствуют индексам вовлеченности хозяйствующих субъектов в отмывание доходов.

Вычисление проекций исходных данных на новое подпространство, составленное главными компонентами, дает возможность решить задачу выяснения отношения порядка между объектами по мере проявления в них

латентных характеристик, которые находят свое отражение в том или ином факторе за счет синтеза рейтинговых оценок, характеризующих проявление определенного свойства изучаемого объекта. В таблице ниже представлены полученные оценки финансовой деятельности хозяйствующих субъектов.

Значение главной компоненты отражает величину проявления латентной характеристики – вовлеченности в отмыwanie доходов хозяйствующих субъектов. Значение индекса вовлеченности в отмыwanie доходов объекта финансового мониторинга характеризует степень его вовлеченности в противоправную деятельность. Объекты с наибольшей склонностью к отмыванию доходов имеют наибольшие значения индекса.

Таблица 48 – Рейтинговые оценки хозяйствующих субъектов (фрагмент таблицы)

Наименование хозяйствующего субъекта	Значение индекса	Регион
ЮЛ 1	-54,12	Республика Татарстан
ЮЛ 2	-26,32	Республика Бурятия
ЮЛ 3	-12,81	Тюменская область
ЮЛ 4	-11,56	Чувашская республика
ЮЛ 5	13,05	Самарская область
ЮЛ 6	14,48	Москва
ЮЛ 7	23,17	Псковская область
ЮЛ 8	68,64	Москва

Источник: составлено автором.

Для апробации полученных результатов составлена выборка, содержащая информацию об 1000 хозяйствующих субъектах. Хозяйствующие субъекты из выборки были проверены экспертами с использованием традиционных для сферы финансового мониторинга инструментов анализа. И для тех же хозяйствующих субъектов были синтезированы индексы вовлеченности в отмыwanie доходов. Результаты экспертной оценки хозяйствующих субъектов с результатами ранжирования по величине синтезированного индекса при сопоставлении совпали.



Итак, гипотеза исследования о том, что значение индекса вовлеченности хозяйствующего субъекта в отмывание доходов отражает степень вовлеченности хозяйствующего субъекта в противоправную деятельность, подтверждена экспериментально.

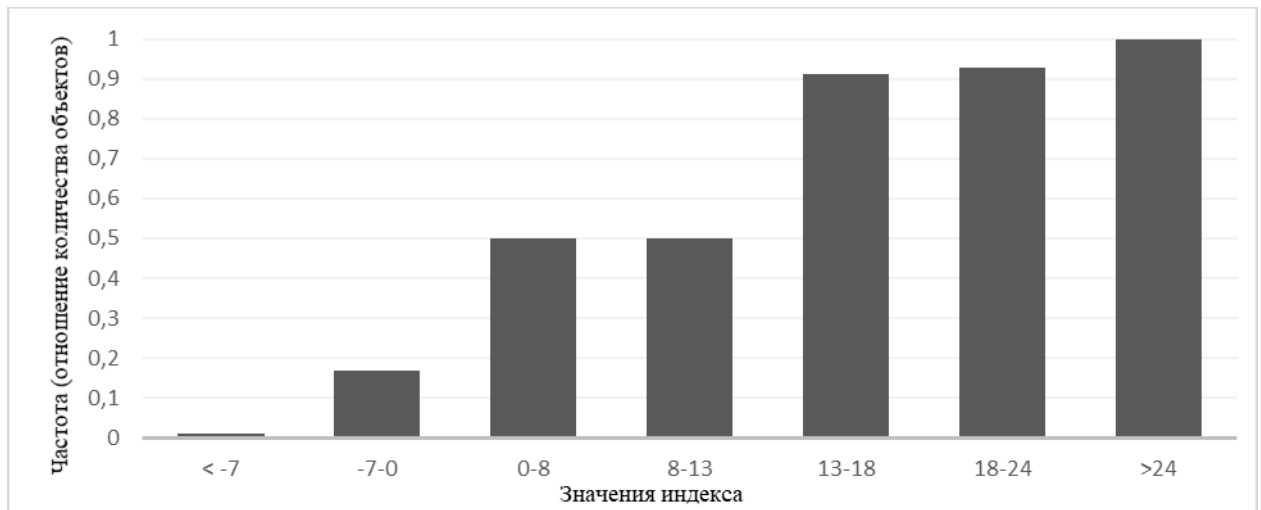
В целях определения интервалов значений индекса вовлеченности в отмывание доходов хозяйствующих субъектов, найдем частоты по формуле (43)

$$p = N_1/N_2, N_2 \neq 0, \quad (43)$$

где  $N_1$  – количество фирм-однодневок (размеченная выборка хозяйствующих субъектов задана априорно);

$N_2$  – общее количество хозяйствующих субъектов, принадлежащие интервалу значений индекса вовлеченности хозяйствующего субъекта в отмывание доходов.

Результаты показаны на рисунке 28.



Источник: составлено автором.

Рисунок 28 – Частоты вовлеченных в отмывание доходов хозяйствующих субъектов

Отрицательные значения индекса показывают отсутствие искомой латентной характеристики – признаков правонарушений экономической направленности. В интервалах  $(-\infty; -7)$  и  $[-7; 0]$  доля вовлеченных в ОД объектов мала. В интервалах  $(0; 8)$  и  $[8; 13]$  доля вовлеченных в ОД хозяйствующих субъектов приближается к 0,5. И, наконец, в интервалах

(13;18], (18;20) и [24; + ∞) доля хозяйствующих субъектов, имеющих признаки правонарушений экономической направленности, велика и приближается к единице.

Таким образом, целесообразно принять следующие интервалы значений индекса I вовлеченности хозяйствующих субъектов в отмывание доходов:

- $I < 0$  – хозяйствующий субъект добросовестный;
- $I \geq 0$  – хозяйствующий субъект вовлеченный в отмывание доходов.

Сравним полученные результаты классификации с априорными данными финансового мониторинга и построим матрицу ошибок, результат показан на рисунке 29.

		Фактический класс	
		Однодневка	Не однодневка
Спрогнозированный класс	Однодневка	TN 87	FN 3
	Не однодневка	FP 9	TP 201

Источник: составлено автором.

Рисунок 29 – Матрица ошибок классификации хозяйствующих субъектов

Вычислим метрики качества модели анализа данных о хозяйствующих субъектах методом главных компонент. Результаты сведены в таблицу 49.

Таблица 49 – Метрики качества модели анализа данных о хозяйствующих субъектах методом главных компонент

Метрика	<i>AUC</i>	False Positive Rate	False Negative Rate	Accuracy	Precision	Recall
Значение	0,946	0,094	0,015	0,96	0,957	0,985

Источник: составлено автором.

## 2.4 Компоненты методологии анализа данных финансового мониторинга

Процесс исследования в области противодействия отмыванию доходов (далее – ПОД) включает в себя три этапа – аналитический, оценочный и

прогностический, каждый из которых призван решить конкретную познавательную задачу.



Источник: составлено автором.

Рисунок 30 – Компоненты методологии анализа данных финансового мониторинга

Для решения поставленных задач разработан научно-методический аппарат анализа данных финансового мониторинга, как показано на рисунке 30, представленный методиками синтеза индексов вовлеченности в отмывание доходов субъектов финансового мониторинга, их интерпретации, визуализации и картирования индексов объектов финансового мониторинга, а также технологией поддержки принятия решений в сфере финансового мониторинга.

Задачи решаются при помощи разработанных моделей и алгоритмов, которые реализованы на основе методов анализа данных, а принципы определяют набор базовых концепций для моделирования и принятия решений.

## Выводы по главе 2

Поставлена задача многокритериальной оптимизации в сфере противодействия отмыванию доходов в терминах кластерного анализа, а также в терминах метода главных компонент.

При решении задачи многокритериальной оптимизации в сфере противодействия отмыванию доходов методом  $k$ -средних кластерного анализа установлено, что особенности дисперсии ряда исходных характеристик приводят к формальному распределению кластеров и невозможности определения кластера с объектами, вовлеченными в отмывание доходов. Что является неудовлетворительным результатом кластерного анализа в задачах финансового мониторинга.

Найдены и интерпретированы индексы вовлеченности в отмывание доходов хозяйствующих субъектов и кредитных организаций методом главных компонент. Разработан алгоритм решения задачи синтеза индекса вовлеченности в отмывание доходов объектов финансового мониторинга.

Проведен сравнительный анализ результатов обработки данных о деятельности кредитных организациях методами классификации – логистическая регрессия, деревья решений (алгоритмы двухклассовый лес решений, *XGBoost*), метод опорных векторов (алгоритм двухклассовая машина опорных векторов), нейросетевыми методами (алгоритм двухклассовой нейронной сети), Байесовских сетей (алгоритм двухклассовой сети Байеса), и поиска аномалий – алгоритм одноклассовой машины опорных векторов и алгоритм обнаружения аномалий на основе метода главных компонент.

Алгоритм поиска аномалий на основе метода главных компонент показал более точные результаты по сравнению с алгоритмом одноклассовой машины опорных векторов. Из рассмотренных алгоритмов классификации наиболее точные результаты показал *XGBoost*.

Результаты классификации кредитных организаций, полученные разными методами, в целом совпали, что свидетельствует об их внутренней сходимости, а также о применимости для решения практических задач финансового мониторинга. Вместе с тем по причине того, что в задачах финансового мониторинга «пропуск цели» (ошибка второго рода) может иметь более тяжелые последствия, чем «ложное срабатывание»,

предпочтительным оказывается метод главных компонент для вычисления индексов вовлеченности кредитных организаций в отмывание доходов.

## Глава 3

### Прогнозирование индекса вовлеченности в отмывание доходов

#### 3.1 Математическое моделирование и прогнозирование индекса вовлеченности в отмывание доходов кредитных организаций

В параграфе 2.1 установлено, чем меньше значение индекса вовлеченности кредитной организации в отмывание доходов, тем выше девиантная составляющая. В связи с этим, на основании индексов вовлеченности кредитных организаций в отмывание доходов и построим прогнозные модели.

В основе авторегрессионных моделей лежит предположение о том, что значение процесса  $Z(t)$  линейно зависит от некоторого количества предыдущих значений того же процесса  $Z(t-1), \dots, Z(t-p)$ . В области анализа временных рядов модель авторегрессии и модель скользящего среднего являются наиболее популярными [153, 180].

В авторегрессионной модели текущее значение процесса выражается как линейная функция предыдущих значений процесса и свободного члена – ошибки модели по формуле (43)

$$Z(t) = C + \varphi_1 Z(t-1) + \varphi_2 Z(t-2) + \dots + \varphi_p Z(t-p) + \varepsilon_t, \quad (43)$$

где  $Z(t)$  — исследуемый процесс;  
 $C$  — вещественная константа;  
 $\varphi_1, \dots, \varphi_p$  — коэффициенты;  
 $\varepsilon_t$  — ошибка модели.

Модель скользящего среднего порядка  $q$  можно описать уравнением по формуле (44)

$$Z(t) = \frac{1}{q}(Z(t-1) + Z(t-2) + \dots + Z(t-q)) + \varepsilon_t, \quad (44)$$

где  $Z(t)$  — исследуемый процесс;  
 $q$  — порядок скользящего среднего;  
 $\varepsilon_t$  — ошибка прогнозирования.

В целях повышения точности подгонки модели объединяют фильтрацию в виде скользящего среднего порядка  $q$  и авторегрессию фильтрованных значений процесса порядка  $p$ .

В сфере противодействия отмыванию доходов удачные применения авторегрессионных моделей можно найти, например, в [180; 154].

Важными достоинствами данного класса моделей при решении задач финансового мониторинга являются их простота и прозрачность моделирования. Среди недостатков данного класса моделей при решении задач в сфере финансового мониторинга следует отметить большое число параметров модели, идентификация которых неоднозначна и ресурсоемка, низкую адаптивность моделей, а также линейность и, как следствие, отсутствие способности моделирования нелинейных процессов, часто встречающихся при решении практических задач.

*Простое экспоненциальное сглаживание* подходит для рядов, в которых отсутствует тренд и сезонность. Единственный параметр такой модели предназначен для сглаживания уровня ряда.

Предположим, мы наблюдаем значения, в том числе в момент времени  $t-1$ , и желаем предсказать следующее значение временного ряда  $y_t$ . Обозначим прогнозное значение  $\tilde{y}_t$ . Для наблюдения  $y_t$  ошибка прогноза составит  $y_t - \tilde{y}_t$ .

Согласно методу простого экспоненциального сглаживания необходимо взять прогноз за предыдущий период и внести поправку на ошибку прогноза.

Таким образом, прогноз на следующий период можно записать в виде формул (45), (46)

$$\tilde{y}_{t+1} = \tilde{y}_t + \alpha(y_t - \tilde{y}_t), \quad (45)$$

или 
$$\tilde{y}_{t+1} = \alpha y_t + (1 - \alpha) \tilde{y}_t, \quad (46)$$

где  $\tilde{y}_t$  – прогнозное значение;

$\alpha$  – константа из интервала  $[0, 1]$ .

Прогнозные значения  $\tilde{y}_{t+1}$  могут быть получены умножением на весовой коэффициент  $\alpha$  более поздних наблюдений и умножением последних прогнозных значений  $\tilde{y}_t$  на весовой коэффициент  $1-\alpha$ . Это может быть интерпретировано как взвешивание среднего наиболее «свежих» прогнозных значений и наиболее «свежих» наблюдений.

Перепишем уравнение (46) и получим формулу (47)

$$\begin{aligned} \tilde{y}_{t+1} &= \alpha y_t + (1 - \alpha) [\alpha y_{t-1} + (1 - \alpha) \tilde{y}_{t-1}] = \alpha y_t + (1 - \alpha) y_{t-1} + (1 - \alpha)^2 \tilde{y}_{t-1}. \\ \tilde{y}_{t+1} &= \alpha y_t + \alpha (1 - \alpha) y_{t-1} + \alpha (1 - \alpha)^2 y_{t-2} + \\ &+ \alpha (1 - \alpha)^3 y_{t-3} + \alpha (1 - \alpha)^4 y_{t-4} + \dots + \alpha (1 - \alpha)^{t-1} y_1 + (1 - \alpha)^t \tilde{y}_1, \end{aligned} \quad (47)$$

где  $\tilde{y}_t$  – прогнозное значение;

$\alpha$  – константа из интервала  $[0, 1]$ .

Положим  $L_t = \tilde{y}_{t+1}$ . Тогда  $\tilde{y}_{t+h|t} = L_t$  и  $L_t = \alpha y_t + (1 - \alpha)L_{t-1}$ . Значение  $L_t$  является мерой «уровня» ряда в момент времени  $t$ .

Для расчета прогнозного значения необходимо определить начальное значение  $L_0 = \tilde{y}_1$  и значение параметра  $\alpha$ . Обычно  $\tilde{y}_1$  полагается равным первому наблюдению, а  $\alpha$  определяется как небольшое число, например равное 0,2 [156].

*Линейную модель Хольта* используют для анализа рядов, имеющих линейный тренд и не имеющих сезонной составляющей. Параметры модели позволяют провести независимое сглаживание уровня и тренда. Она является



более общей, чем модель Брауна, но ее подгонка модели может занять больше времени, если исследуемый временной ряд достаточно длинный.

Линейная модель Хольта имеет вид, отраженный в формулах (48)-(50)

$$\text{Уровень: } L_t = \alpha y_t + (1 - \alpha)(L_{t-1} + b_{t-1}), \quad (48)$$

$$\text{Тренд: } b_t = \beta(L_t - L_{t-1}) + (1 - \beta)b_{t-1}, \quad (49)$$

$$\text{Прогноз: } \tilde{y}_{t+h|t} = L_t + b_t h, \quad (50)$$

где  $L_t$  – уровень ряда в момент времени  $t$ ;

$\alpha, \beta$  – постоянные сглаживания из интервала  $(0, 1)$ ;

$b_t$  – тренд ряда в момент времени  $t$ ;

$\tilde{y}_t$  – прогноз ряда в момент времени  $t$ .

В случае  $\alpha = \beta$  модель Хольта преобразуется в модель двойного экспоненциального сглаживания Брауна. Сглаживающими параметрами для нее являются уровень и тренд, которые предполагаются равными. Обычно,  $\alpha$  для модели Брауна берут из интервала  $(0; 0,3)$ .

Для  $\beta = 0$  получим формулы (51), (52)

$$\text{Уровень: } L_t = \alpha y_t + (1 - \alpha)(L_{t-1} + b), \quad (51)$$

$$\text{Прогноз: } \tilde{y}_{t+h|t} = L_t + b h, \quad (52)$$

где  $L_t$  – уровень ряда в момент времени  $t$ ;

$\alpha, \beta$  – постоянные сглаживания из интервала  $(0, 1)$ ;

$b_t$  – тренд ряда в момент времени  $t$ ;

$\tilde{y}_t$  – прогноз ряда в момент времени  $t$ .

Этот метод получил название простое экспоненциальное сглаживание со сдвигом [157; 158].

*Демпфированный тренд* подходит для ряда с затухающим линейным трендом, не имеющего сезонной вариации. Его параметры предназначены для

сглаживания уровня, тренда и скорости затухания тренда, как отражено в формулах (53)-(55)

$$\text{Уровень: } L_t = \alpha y_t + (1 - \alpha)(L_{t-1} + \varphi b_{t-1}), \quad (53)$$

$$\text{Тренд: } b_t = \beta(L_t - L_{t-1}) + (1 - \beta)\varphi b_{t-1}, \quad (54)$$

$$\text{Прогноз: } \tilde{y}_{t+h|t} = L_t + (\varphi + \varphi^2 + \dots + \varphi^h)b_t, \quad (55)$$

где  $L_t$  – уровень ряда в момент времени  $t$ ;

$b_t$  – тренд ряда в момент времени  $t$ ;

$\tilde{y}_t$  – прогноз ряда в момент времени  $t$ ;

$\alpha, \beta$  – постоянные сглаживания из интервала  $[0, 1]$ ;

$\varphi \in (0; 1)$  – скорость затухания тренда.

*Модель простого сезонного экспоненциального сглаживания* подходит для ряда без тренда и сезонной вариации, который не меняется с течением времени. Ее параметры предназначены для сглаживания уровня и сезонной составляющей.

Модель простого сезонного экспоненциального сглаживания можно записать при помощи формул (56)-(58)

$$L_t = \alpha y_t + (1 - \alpha)(L_{t-1} - T_{t-1}), \quad (56)$$

$$T_t = \beta(L_t - L_{t-1}) + (1 + \beta)T_{t-1}, \quad (57)$$

$$\tilde{y}_{t+p} = L_t + pT_t, \quad (58)$$

где  $L_t$  – уровень ряда в момент времени  $t$ ;

$T_t$  – оценка тренда в момент времени  $t$ ;

$\tilde{y}_{t+p}$  – прогноз на  $p$  периодов вперед;

$\alpha, \beta$  – постоянные сглаживания из интервала  $[0, 1]$ .

*Модель аддитивного экспоненциального сглаживания Винтерса* подходит для рядов с линейным трендом, имеющих сезонную вариацию, которая не зависит от уровня ряда. Ее параметры предназначены для сглаживания уровня, тренда и сезонной составляющей [158].

Модель аддитивного экспоненциального сглаживания Винтерса можно записать при помощи формул (59)-(62)

$$L_t = \alpha \frac{Y_t}{S_{t-s}} + (1 - \alpha)(L_{t-1} + T_{t-1}), \quad (59)$$

$$T_t = \beta(L_t - L_{t-1}) + (1 - \beta)T_{t-1}, \quad (60)$$

$$S_t = \gamma \frac{Y_t}{L_t} + (1 - \gamma)S_{t-s}, \quad (61)$$

$$\tilde{y}_{t+p} = (L_t + pT_t)S_{t-s+(p \bmod s)}, \quad (62)$$

где  $L_t$  – уровень ряда в момент времени  $t$ ;

$T_t$  – оценка тренда в момент времени  $t$ ;

$S_t$  – Оценка сезонности;

$\tilde{y}_{t+p}$  – прогноз на  $p$  периодов вперед;

$\alpha, \beta, \gamma$  – постоянные сглаживания для уровня, тренда и сезонности, соответственно;

$s$  – длительность периода сезонного колебания.

Уравнение (59) корректирует сглаженные ряды. В этом уравнении член  $\frac{Y_t}{S_{t-s}}$  учитывает сезонность в исходных данных. После учета сезонности и тренда в уравнениях (60) и (61) оценки сглаживаются, а уравнение (62) задает прогнозные значения.

*Модель мультипликативного экспоненциального сглаживания Винтерса* можно записать при помощи формул (63)-(66)

$$L_t = \alpha \frac{Y_t}{S_{t-m}} + (1 - \alpha)(L_{t-1} + b_{t-1}). \quad (63)$$

$$T_t = \beta(L_t - L_{t-1}) + (1 - \beta)b_{t-1}. \quad (64)$$

$$S_t = \gamma \frac{Y_t}{L_t + b_{t-1}} + (1 - \gamma)S_{t-m}. \quad (65)$$

$$\tilde{Y}_{t+h|t} = (L_t + b_t h)S_{t-m+(h \bmod m)}, \quad (66)$$

где  $L_t$  – уровень ряда в момент времени  $t$ ;

$T_t$  – оценка тренда в момент времени  $t$ ;

$S_t$  – Оценка сезонности;

$\tilde{Y}_{t+h|t}$  – прогноз на  $p$  периодов вперед;

$\alpha$ ,  $\beta$ ,  $\gamma$  – постоянные сглаживания для уровня, тренда и сезонности, соответственно;

$m$  – длительность периода сезонного колебания.

Уравнение (63) корректирует сглаженные ряды. В этом уравнении член  $\frac{Y_t}{S_{t-m}}$  учитывает сезонность в исходных данных. После учета сезонности и тренда в уравнениях (64) и (65) оценки сглаживаются, а в уравнение (66) задает прогнозные значения.

Достоинствами моделей экспоненциального сглаживания при решении задач финансового мониторинга являются простота и единообразие их анализа и проектирования. Недостатком данного класса моделей прогнозирования является отсутствие гибкости. Удачные примеры применения моделей экспоненциального сглаживания в сфере противодействия отмыванию доходов можно найти в [159].

Исследуем пригодность различных моделей – Винтерса, Хольта, Брауна, простой сезонной модели экспоненциального сглаживания, демпфированного тренда, а также АРПСС для анализа данных финансового мониторинга. Результаты будем оценивать при помощи соответствующих метрик качества. Для этого построим по несколько моделей временных рядов для семидесяти банков, среди которых банки с отозванной лицензией, и сравним полученные результаты. Обучающая выборка представлена за временной период с 2014 года по 2015 год, контрольная выборка – с 2015 года по 2016 год. Сведем

поставленную задачу в таблицу 50.

Таблица 50 – Постановка задачи прогнозирования индексов вовлеченности кредитных организаций в отмывание доходов

Параметр	Значение
Выборка	70 банков
Обучающая выборка	с 2014 по 2015 гг.
Контрольная выборка	с 2015 по 2016 гг.
Модели	Винтерса; Хольта; Брауна; Простая сезонная экспоненциального сглаживания; Демпфированный тренд; АРПСС
Метрики качества	Стационарный $R^{**2}$ ; $R^{**2}$ ; Нормализованный Байесовский информационный критерий (БИК)

Источник: составлено автором.

Исследуем ООО КБ «МежтрастБанк». В таблицу 51 сведены показатели качества по построенным моделям временных рядов.

Введем следующие условные обозначения для моделей временных рядов:

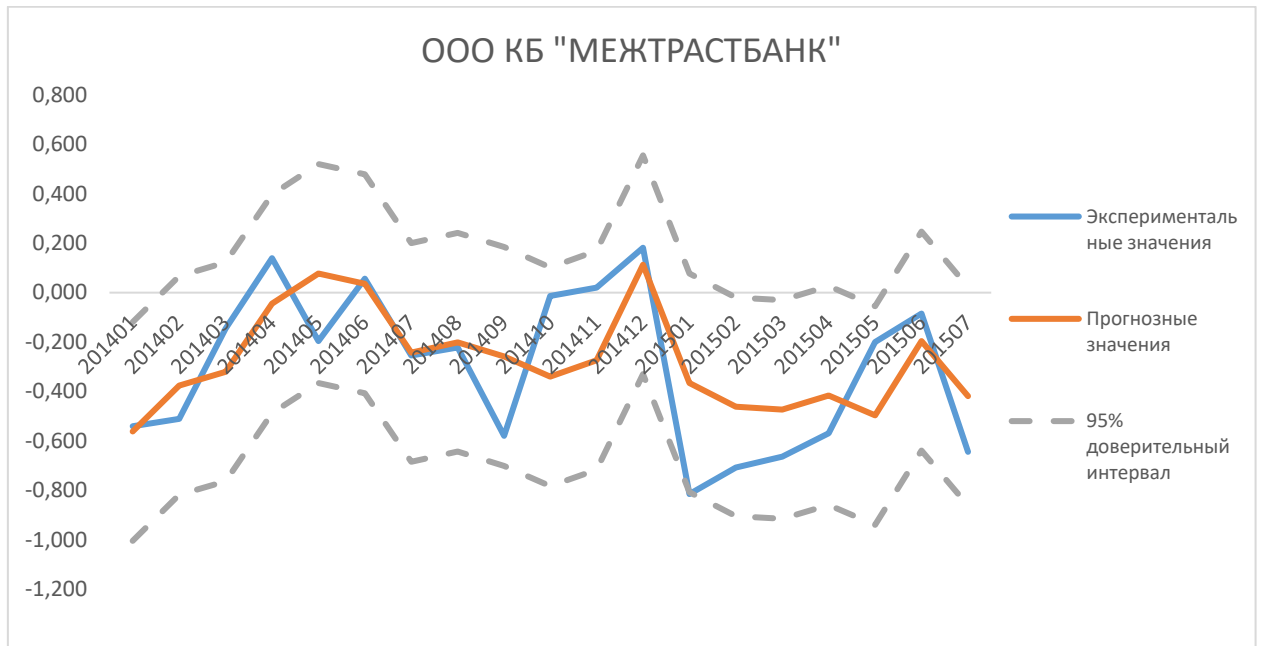
- Линейный тренд Брауна – ЛТБ;
- Аддитивный Винтерса – АВ;
- Демпфированный тренд – ДТ;
- Простая сезонная – ПС;
- Линейный тренд Хольта – ЛТХ.

Таблица 51 – Сравнение построенных моделей временных рядов

Модель	Стационарный $R^{**2}$	$R^{**2}$	Нормализованный БИК
ЛТБ	0,657	0,129	-2,376
АВ	0,738	0,536	-2,73
ДТ	0,145	0,196	-2,18
ПС	0,721	0,524	-2,843
ЛТХ	0,672	0,196	-2,319

Источник: составлено автором.

По таблице 51 можно увидеть что, минимальное значение нормализованного БИК получено для простой сезонной модели экспоненциального сглаживания, что говорит в пользу данной модели. График временного ряда ООО КБ «МежтрастБанк» представлен на рисунке 31.



Источник: составлено автором.

Рисунок 31 – График временного ряда ООО КБ «МежтрастБанк»

Верхняя и нижняя границы приведены для 95% доверительного интервала, как показано на рисунке 31.

Построим прогноз на основе выбранной модели, как показано на рисунке 32.

Верхняя и нижняя границы приведены для 95% доверительного интервала.

С января по декабрь 2015 года наблюдаются существенные колебания значений индекса. В январе 2016 года Банк России отозвал лицензию ООО КБ «МежтрастБанк» на проведение банковских операций по причине снижения до критических значений достаточности собственных средств (капитала) банка. Банк своевременно не исполнял обязательства перед кредиторами в связи с потерей ликвидности. Кроме того, стало известно, что кредитная организация занималась проведением сомнительных транзитных операций в крупных объемах. Кроме того, по сообщению Банка России, в ходе проведения обследования финансового состояния кредитной организации правоохранительными органами были выданы невозвратные кредиты на

сумму 1,8 млрд рублей организациям, обладающим признаками фирм-однодневок.



Источник: составлено автором.

Рисунок 32 – График временного ряда ООО КБ «МежтрастБанк»

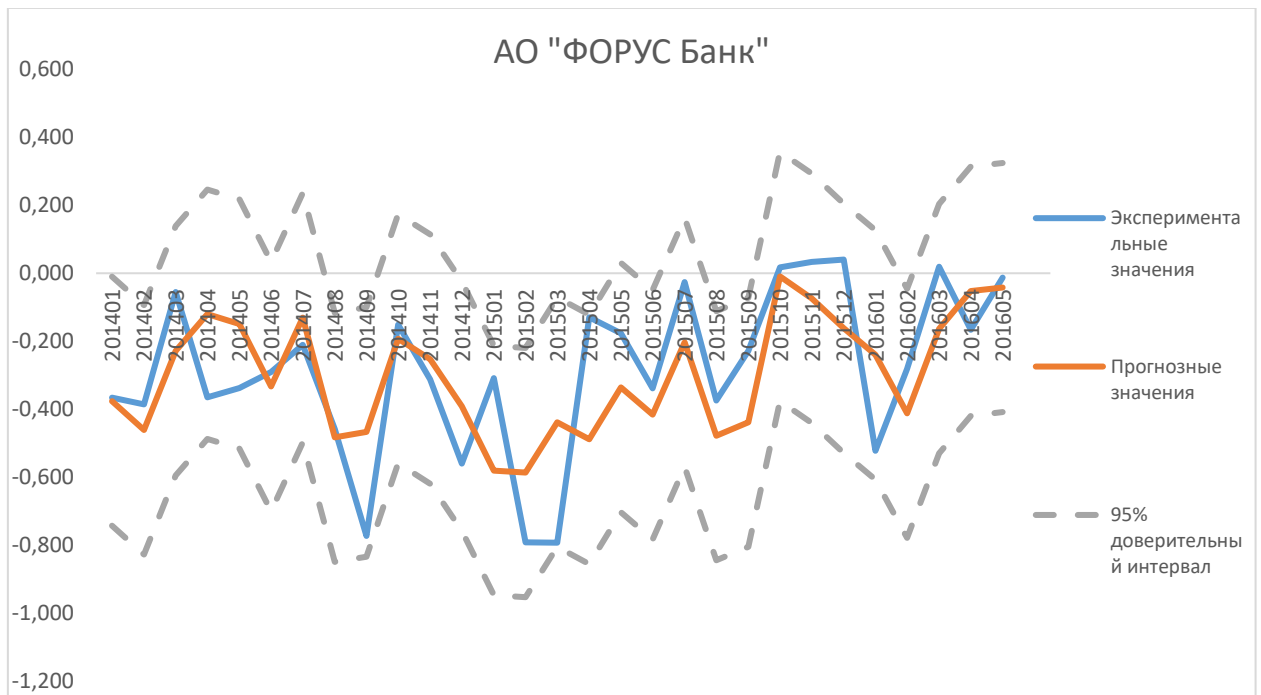
Рассмотрим АО «ФОРУС Банк». В таблицу 52 сведены показатели качества по построенным моделям временных рядов.

Таблица 52 – Сравнение построенных моделей временных рядов

Модель	Стационарный R**2	R**2	Нормализованный БИК
ЛТБ	0,77	-0,041	-2,794
АВ	0,824	0,402	-3,071
ДТ	0,407	0,04	-2,599
ПС	0,831	0,407	-3,219
ЛТХ	0,78	0,016	-2,713

Источник: составлено автором.

Как видно из таблицы 52, минимальное значение нормализованного БИК получено для простой сезонной модели экспоненциального сглаживания, что говорит в пользу данной модели. График временного ряда АО «ФОРУС Банк» представлен на рисунке 33.

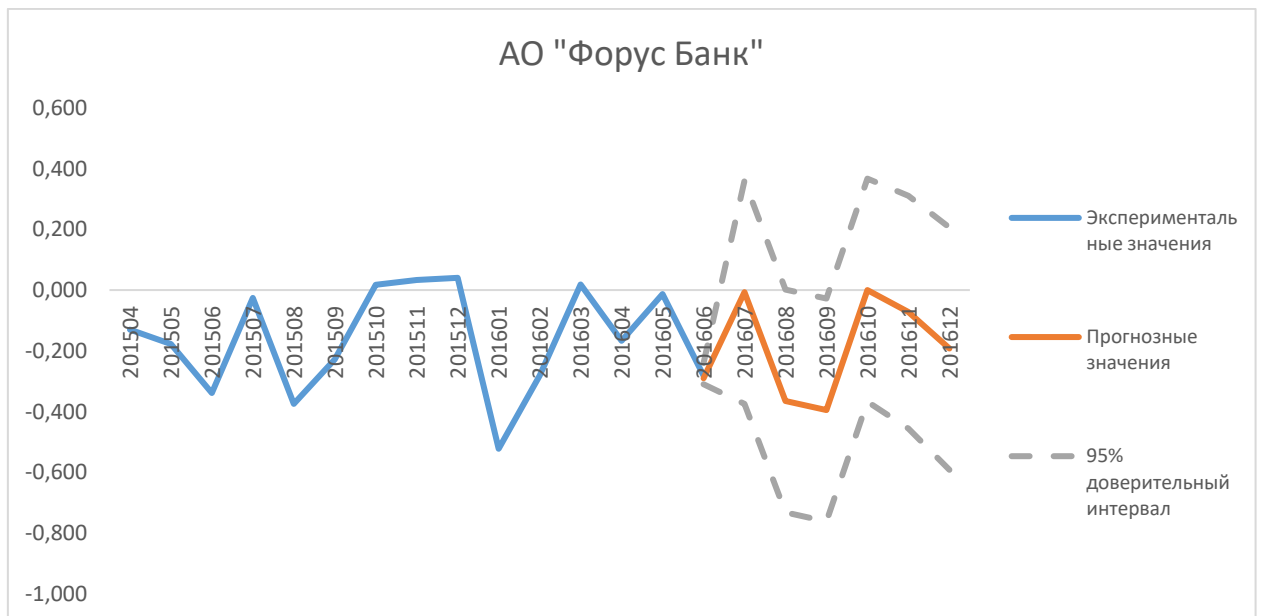


Источник: составлено автором.

Рисунок 33 – График временного ряда АО «ФОРУС Банк»

Верхняя и нижняя границы приведены для 95% доверительного интервала, как показано на рисунке 34.

Построим прогноз на основе выбранной модели, как показано на рисунке 34.



Источник: составлено автором.

Рисунок 34 – График временного ряда АО «ФОРУС Банк»

Верхняя и нижняя границы приведены для 95% доверительного



интервала. Значения индекса довольно низкие, и в декабре 2016 года Банк России отозвал лицензию АО «ФОРУС Банк» в связи с недопустимым снижением капитала.

Качество активов АО «Форус Банк» оценивалось как неудовлетворительное. При этом банк неадекватно оценивал свой кредитный портфель и возникающие, в связи с этим, риски. Недостача имущества АО «ФОРУС Банк» составила 1,5 млрд рублей по данным Агентства по страхованию вкладов. Временная администрация АО «ФОРУС Банк», при обследовании его финансового состояния обнаружила операции по выводу активов банка. В том числе из кассы банка денежные средства выдавались его собственнику. Кроме этого, были выявлены операции кредитования неплатежеспособных физических лиц и контрагентов по сделкам, предположительно являющихся фирмами-однодневками. Руководство и собственник «Форуса» совершали сделки по замене ликвидных активов на неликвидные и операции, скрывающие факт вывода активов. Также сообщается, что информацию о финансовых операциях бывших руководителей и собственников АО «ФОРУС Банк» с признаками уголовно наказуемых деяний регулятор направил в Генеральную прокуратуру, МВД России и Следственный Комитет России для рассмотрения и принятия соответствующих мер.

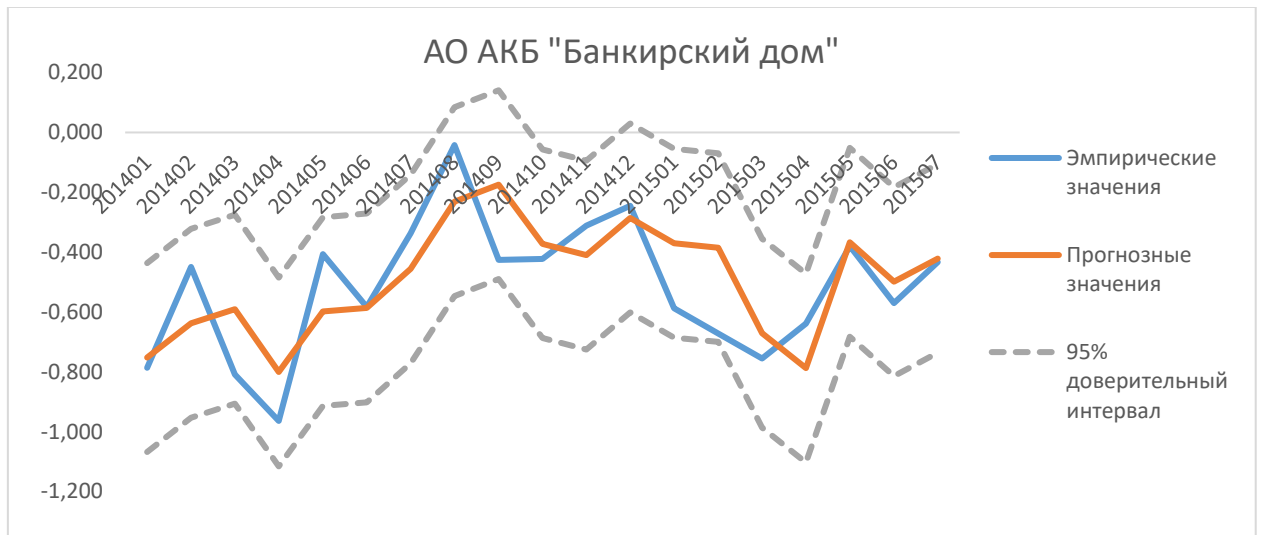
Исследуем АО АКБ «Банкирский дом». В таблицу 53 сведены значения показателей качества по построенным моделям временных рядов.

Таблица 53 – Сравнение построенных моделей временных рядов

Модель	Стационарный R**2	R**2	Нормализованный БИК
ЛТБ	0,619	0,615	-3,074
АВ	0,696	0,793	-3,418
ДТ	0,148	0,673	-2,961
ПС	0,615	0,769	-3,448
ЛТХ	0,677	0,673	-3,1

Источник: составлено автором.

Как видно из таблицы 53, нормализованный информационный критерий Байеса показал наименьшее значение, и при этом статистика  $R^2$  показала наибольшее значение для модели аддитивного экспоненциального сглаживания Винтерса, что говорит в пользу данной модели. График временного ряда АО АКБ «Банкирский дом» представлен на рисунке 35.

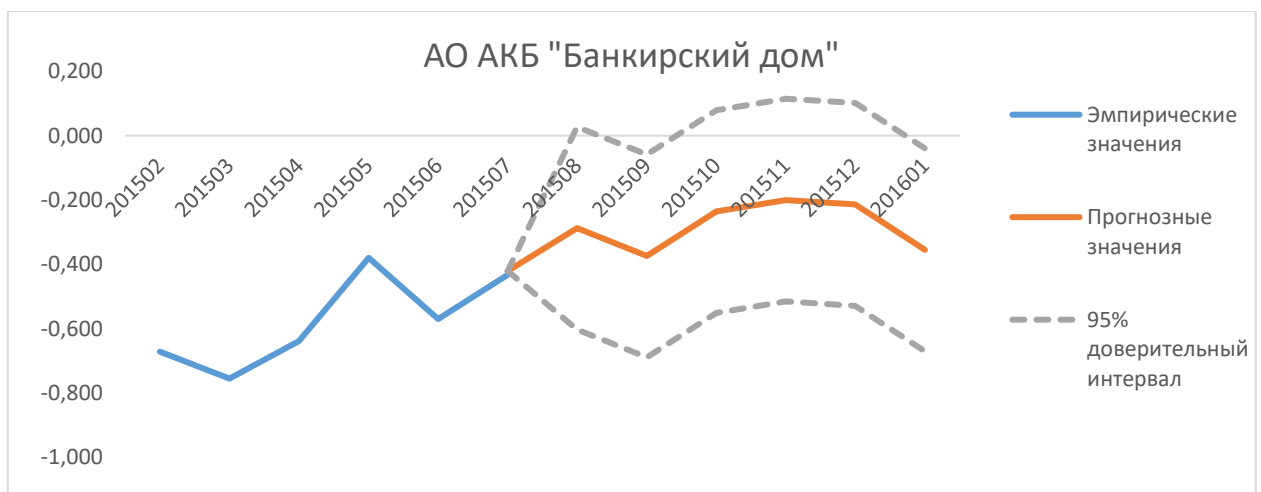


Источник: составлено автором.

Рисунок 35 – График временного ряда АО АКБ «Банкирский дом»

Верхняя и нижняя границы приведены для 95% доверительного интервала, как показано на рисунке 35.

Построим прогноз на основе выбранной модели, как отражено на рисунке 36.



Источник: составлено автором.

Рисунок 36 – График временного ряда АО АКБ «Банкирский дом»

Верхняя и нижняя границы приведены для 95% доверительного интервала.

С ноября 2015 года по март 2016 года отмечено увеличение значений индекса. Согласно выдвинутой гипотезе, такое изменение может быть связано с выводом денежных средств из банка. В марте 2016 года Банк России отозвал лицензию АО АКБ «Банкирский дом» на ведение банковских операций в связи с падением значений всех нормативов достаточности собственных средств (капитала) ниже двух процентов, уменьшением размера собственных средств (капитала) ниже порового значения, установленного на дату государственной регистрации банка.

Банком России обнаружена значительная недостача наличных денежных средств в кассе АО «АКБ «Банкирский Дом». Руководством банка формировались резервы на возможные потери под несуществующие активы, в результате чего банк полностью потерял свой капитал. Были выявлены сомнительные операции, предположительно связанные отмыванием преступных доходов, которые проводились банком.

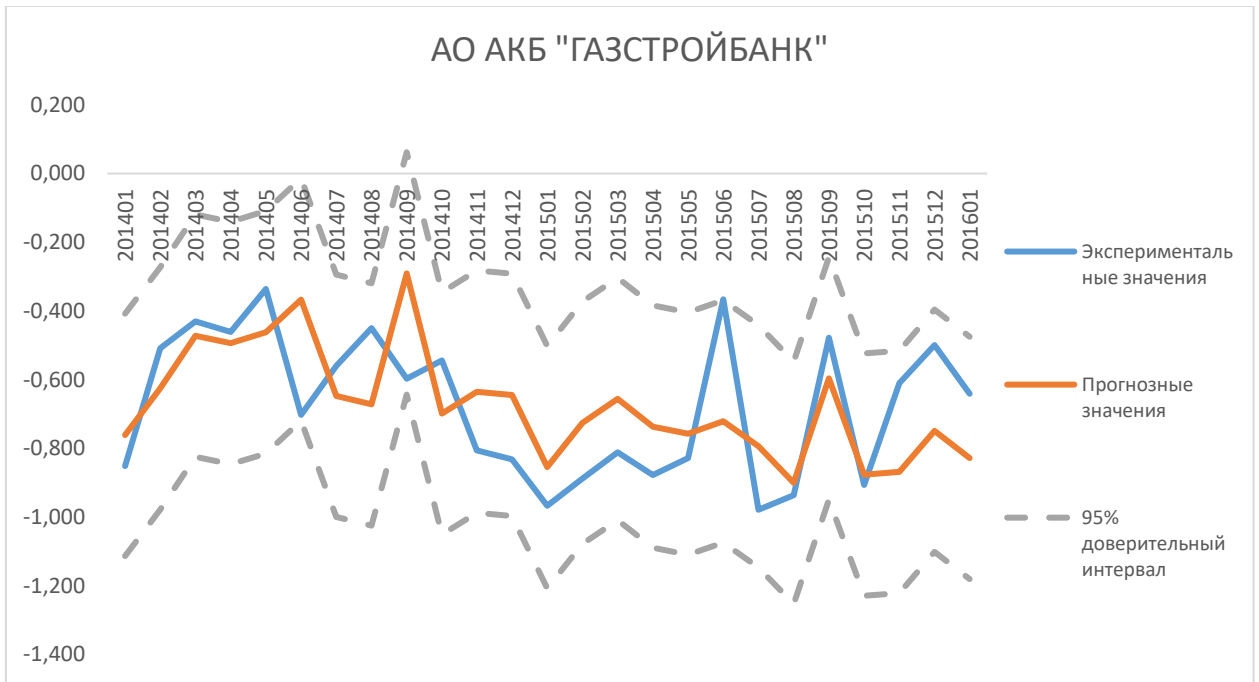
Рассмотрим АО АКБ «Газстройбанк». В таблицу 54 сведены показатели качества по построенным моделям временных рядов.

Таблица 54 – Сравнение построенных моделей временных рядов

Модель	Стационарный R**2	R**2	Нормализованный БИК
ЛТБ	0,746	0,042	-2,979
АВ	0,824	0,395	-3,163
ДТ	0,394	0,106	-2,772
ПС	0,82	0,393	-3,298
ЛТХ	0,76	0,093	-2,896

Источник: составлено автором.

Как показано в таблице 54, минимальное значение нормализованного БИК получено для простой сезонной модели экспоненциального сглаживания, что говорит в пользу данной модели. График временного ряда АО АКБ «Газстройбанк» представлен на рисунке 37.



Источник: составлено автором.

Рисунок 37 – График временного ряда АО АКБ «Газстройбанк»

Верхняя и нижняя границы приведены для 95% доверительного интервала.

Построим прогноз на основе выбранной модели, как отражено на рисунке 38.



Источник: составлено автором.

Рисунок 38 – График временного ряда ООО АКБ «Газстройбанк»

Верхняя и нижняя границы приведены для 95% доверительного интервала. Значения индекса колеблются на довольно низких отметках.

Банк России в августе 2016 года отозвал лицензию АО АКБ «Газстройбанк» в связи с тем, что активы банка низкокачественные, а денежная политика высокорискованная. Выяснилось, что банком совершались сомнительные операции, возможно связанные с транзитом денежных средств. Временная администрация «Газстройбанка» в ходе аудита банка обнаружила, что ее собственники и бывшее руководство вероятно выводили активы, кредитуя юридических лиц, которые не вели реальную хозяйственную деятельность. Кроме того, заключались договоры уступки прав требования к заемщикам кредитной организации с отсрочкой платежа. Причиненный ущерб может составить более 1 млрд рублей. Ведется расследование при участии Генеральной Прокуратуры и СК Российской Федерации.

Рассмотрим АО Банк «РКБ» (Региональный коммерческий банк). В таблицу 55 сведены показатели качества по построенным моделям временных рядов.

Таблица 55 — Сравнение построенных моделей временных рядов

Модель	Стационарный R**2	R**2	Нормализованный БИК
ЛТБ	0,567	0,315	-1,804
АВ	0,674	0,653	-2,208
ДТ	0,073	0,429	-1,709
ПС	0,66	0,656	-2,354
ЛТХ	0,637	0,428	-1,847

Источник: составлено автором.

Как показано в таблице 55, минимальное значение нормализованного БИК получено для простой сезонной модели экспоненциального сглаживания, что позволяет сделать выбор в пользу данной модели. График временного ряда АО Банк «РКБ» представлен на рисунке 39.



Источник: составлено автором.

Рисунок 39 – График временного ряда АО Банк «РКБ»

Верхняя и нижняя границы приведены для 95% доверительного интервала.

Построим прогноз на основе выбранной модели, как показано на рисунке 40.

Верхняя и нижняя границы приведены для 95% доверительного интервала. Значения индекса имеют тенденцию к снижению.

Банк России в сентябре 2016 года отозвал лицензию АО Банк «РКБ» в связи с неоднократным нарушением требований антиотмывочного законодательства, кроме того, правила внутреннего контроля банка не соответствовали требованиям регулятора.

Временная администрация Банка России по управлению Региональным Коммерческим Банком обнаружила транзакции, проведенные бывшим руководством кредитной организации, которые обладают характерными признаками вывода активов из банка на сумму более 2,7 млрд рублей. Назначенная временная администрация выявила, что прежнее руководство кредитной организации давало указания подчиненным отражать в балансе банка вложения в объекты недвижимости по завышенной стоимости. Рассмотрим АО КБ «Тетраполис». В таблицу 56 сведены показатели качества по построенным моделям временных рядов.



Источник: составлено автором.

Рисунок 40 – График временного ряда АО Банк «РКБ»

Таблица 56 – Сравнение построенных моделей временных рядов

Модель	Стационарный R**2	R**2	Нормализованный БИК
ЛТБ	0,654	-0,132	-2,873
АВ	0,821	0,194	-2,936
ДТ	0,227	-0,08	-2,643
ПС	0,816	0,184	-3,063
ЛТХ	0,669	-0,069	-2,792

Источник: составлено автором.

Как показано в таблице 56 минимальное значение нормализованного БИК получено для простой сезонной модели экспоненциального сглаживания, что позволяет сделать выбор в пользу данной модели. График временного ряда АО КБ «Тетраполис» представлен на рисунке 41.



Источник: составлено автором.

Рисунок 41 – График временного ряда АО КБ «Тетраполис»

Верхняя и нижняя границы приведены для 95% доверительного интервала, как показано на рисунке 41.

Построим прогноз на основе выбранной модели, как отражено на рисунке 42.



Источник: составлено автором.

Рисунок 42 – График временного ряда АО КБ «Тетраполис»

Верхняя и нижняя границы приведены для 95% доверительного интервала.

Значения индекса в рассматриваемый период довольно низкие. Банк России в сентябре 2016 года отозвал лицензию на осуществление банковских операций АО КБ «Тетраполис» в связи с тем, что банк неоднократно нарушал положения Федерального закона от 07.08.2001 № 115-ФЗ в части представления сообщений в Росфинмониторинг о финансовых операциях своих клиентов. При этом банк выводил высоколиквидные активы.

Агентство по страхованию вкладов сообщило о недостатке на 4,748 млн рублей в банке АО «КБ «Тетраполис».

Рассмотрим АО Банк «ВПБ» (Военно-промышленный банк). В таблицу 57 сведены показатели качества по построенным моделям временных рядов.

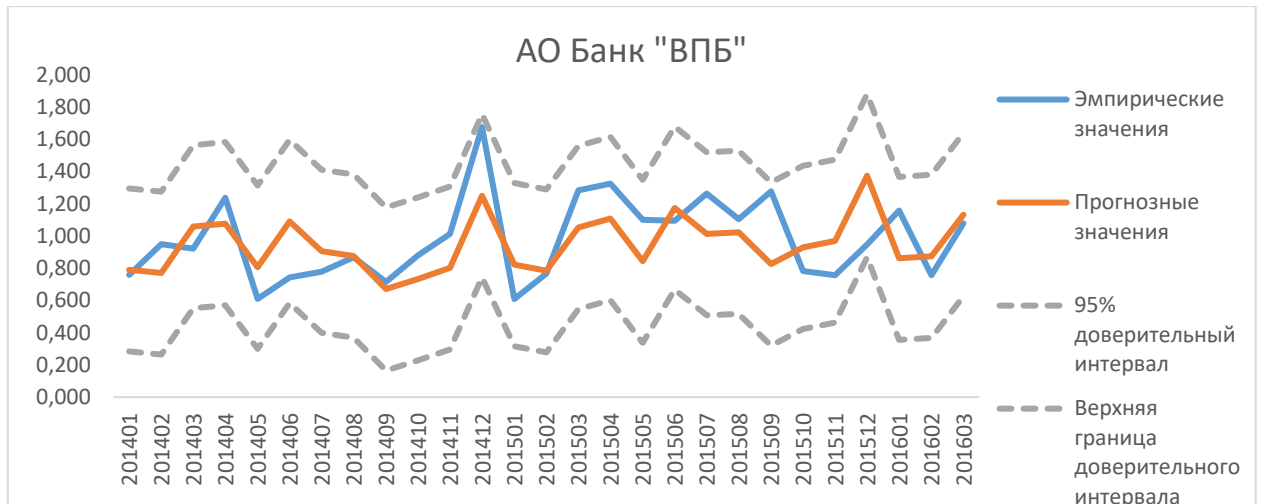
Как видно из таблицы 57, минимальное значение нормализованного БИК получено простой сезонной модели экспоненциального сглаживания, что позволяет сделать выбор в пользу данной модели. График временного ряда АО Банк «ВПБ» представлен на рисунке 43.



Таблица 57 – Сравнение построенных моделей временных рядов

Модель	Стационарный R**2	R**2	Нормализованный БИК
ЛТБ	0,774	-0,14	-2,281
АВ	0,752	0,26	-2,437
ДТ	0,433	-0,054	-2,083
ПС	0,753	0,259	-2,575
ЛТХ	0,789	-0,064	-2,212

Источник: составлено автором.



Источник: составлено автором.

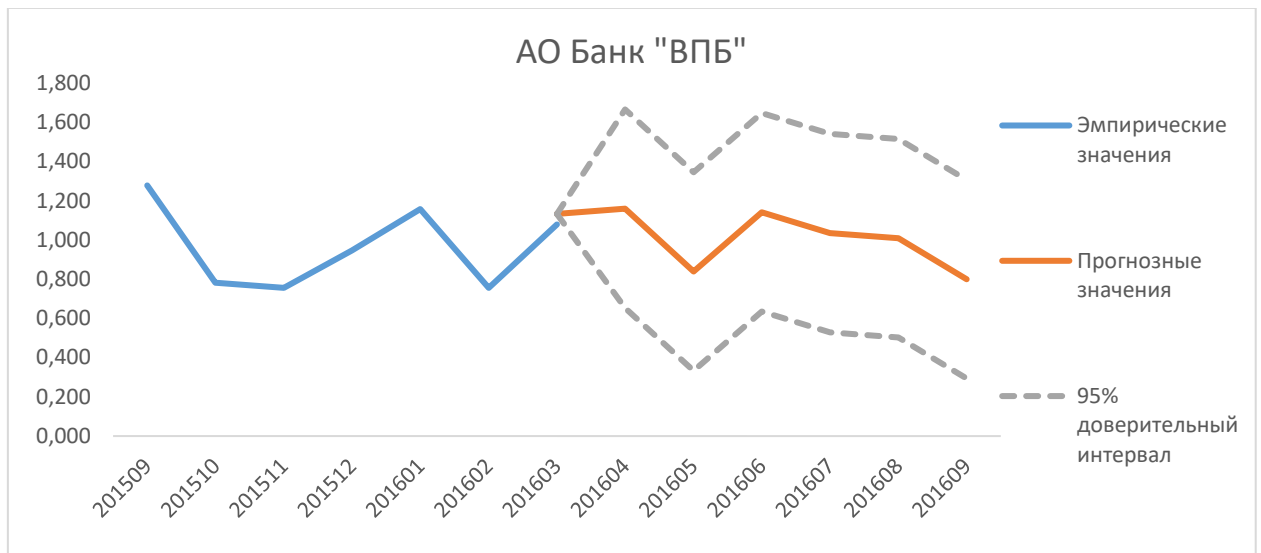
Рисунок 43 – График временного ряда АО Банк «ВПБ»

Верхняя и нижняя границы приведены для 95% доверительного интервала, как показано на рисунке 43.

Построим прогноз на основе выбранной модели, как показано на рисунке 44.

Верхняя и нижняя границы приведены для 95% доверительного интервала.

По графику на рисунке 44 в период с марта по сентябрь 2016 года можно видеть снижение значений индекса. Известно, что Центробанк по причине неоднократных нарушений банком антиотмывочного законодательства, а также вывода из банка активов, отозвал лицензию АО Банк «ВПБ» уже в сентябре 2016 г.



Источник: составлено автором.

Рисунок 44 – График временного ряда АО Банк «ВПБ»

АСВ выявило недостачу на сумму 26,5 млрд млн рублей при инвентаризации имущества Военно-Промышленного Банка. Возбуждено уголовное дело.

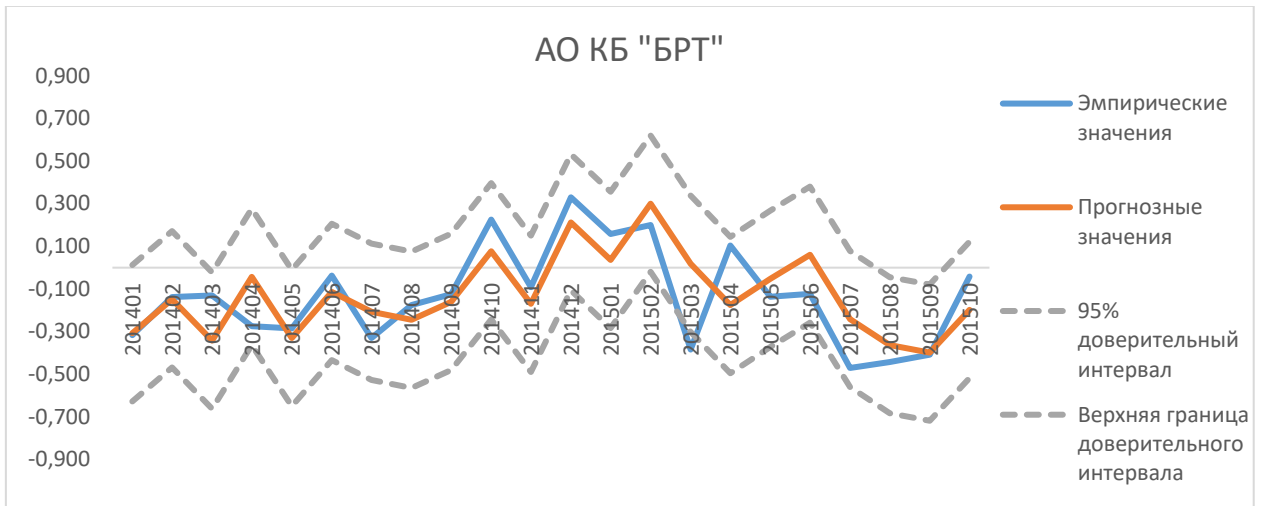
Рассмотрим ОА КБ «БРТ» (Банк Развития Технологий). В таблицу 58 сведены показатели качества по построенным моделям временных рядов.

Таблица 58 – Сравнение построенных моделей временных рядов

Модель	Стационарный R**2	R**2	Нормализованный БИК
1	2	3	4
ЛТБ	0,763	0,088	-2,911
АВ	0,699	0,559	-3,363
ДТ	0,311	0,177	-2,738
ПС	0,698	0,556	-3,495
ЛТХ	0,778	0,151	-2,846

Источник: составлено автором.

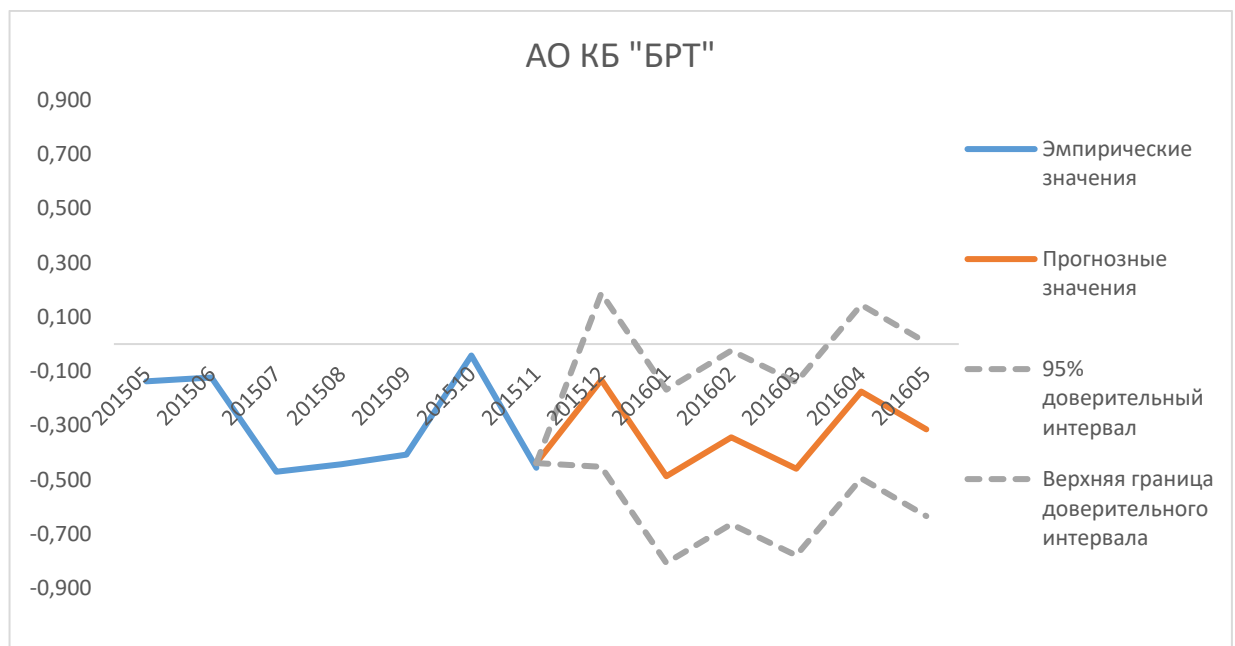
Как видно из таблицы 58, минимальное значение нормализованного БИК получено для простой сезонной модели экспоненциального сглаживания, что позволяет сделать выбор в пользу данной модели. График временного ряда ОА КБ «БРТ» представлен на рисунке 45.



Источник: составлено автором.  
Рисунок 45 – График временного ряда ОА КБ «БРТ»

Верхняя и нижняя границы приведены для 95% доверительного интервала.

Построим прогноз на основе выбранной модели, как отражено на рисунке 46.



Источник: составлено автором.  
Рисунок 46 – График временного ряда ОА КБ «БРТ»

Верхняя и нижняя границы приведены для 95% доверительного интервала.

В рассматриваемый период значения индекса наблюдаются довольно

низкие.

В мае 2016 года Центральным Банком была отозвана лицензия на осуществление банковских операций. Банк Развития Технологий подал заявление в Арбитражный суд Москвы о включении долга перед ним в размере 384,5 млн рублей в реестр требований кредиторов бывшего депутата Госдумы Алексея Митрофанова, скрывающегося от следствия по делу о мошенничестве в Хорватии.

Рассмотрим ЗАО КБ «Альта-Банк». В таблицу 59 сведены показатели качества по построенным моделям временных рядов.

Таблица 59 – Сравнение построенных моделей временных рядов

Модель	Стационарный R**2	R**2	Нормализованный БИК
ЛТБ	0,774	0,468	-1,783
АВ	0,736	0,781	-2,394
ДТ	0,328	0,508	-1,585
ПС	0,714	0,769	-2,479
ЛТХ	0,78	0,49	-1,687
АРПСС (1,1,0)	0,775	0,835	-2,638

Источник: составлено автором.

Как показано в таблице 59, минимальное значение нормализованного БИК получено для модели АРПСС, что позволяет сделать выбор в пользу данной модели. График временного ряда ЗАО КБ «Альта-Банк» представлен на рисунке 47.

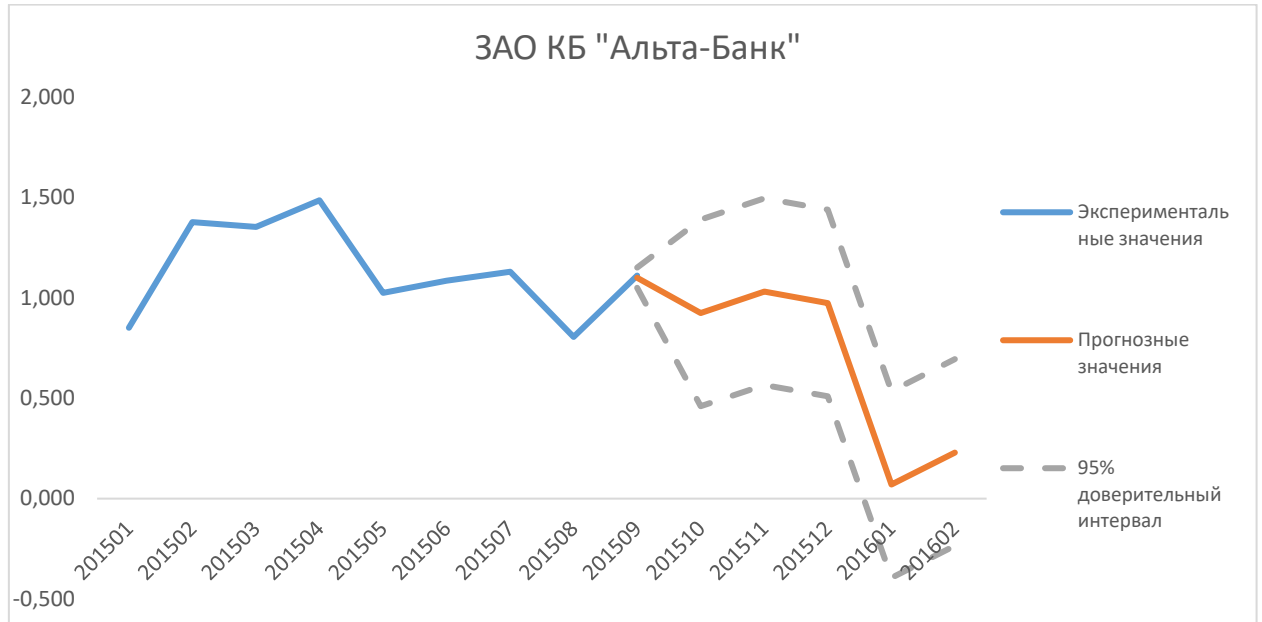


Источник: составлено автором.

Рисунок 47 – График временного ряда ЗАО КБ «Альта-Банк»

Верхняя и нижняя границы приведены для 95% доверительного интервала.

Построим прогноз на основе выбранной модели, как отражено на рисунке 48.



Источник: составлено автором.

Рисунок 48 – График временного ряда ЗАО КБ «Альта-Банк»

Верхняя и нижняя границы приведены для 95% доверительного интервала.

По графику на рисунке 45 в период с сентября 2015 года по январь 2016 года можно видеть снижение значений индекса. Известно, что Центробанк по отзыву лицензии ЗАО КБ «Альта-Банк» уже в феврале 2016 г.

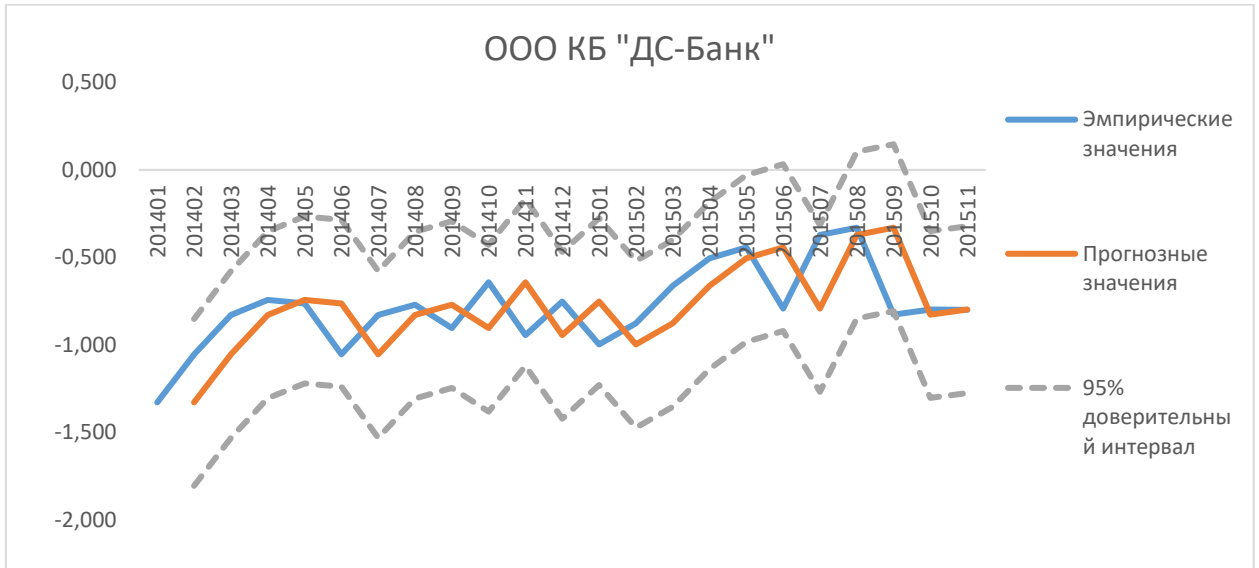
Рассмотрим ООО КБ «ДС-Банк» (Динамичные Системы). В таблицу 60 сведены показатели качества по построенным моделям временных рядов.

Таблица 60 – Сравнение построенных моделей временных рядов

Модель	Стационарный R**2	R**2	Нормализованный БИК
ЛТБ	0,835	0,386	-2,015
АВ	0,78	0,699	-2,452
ДТ	0,552	0,515	-1,974
ПС	0,704	0,574	-2,243
ЛТХ	0,855	0,507	-2,096
АРПСС (0,1,0)	0,754	0,712	-2,695

Источник: составлено автором.

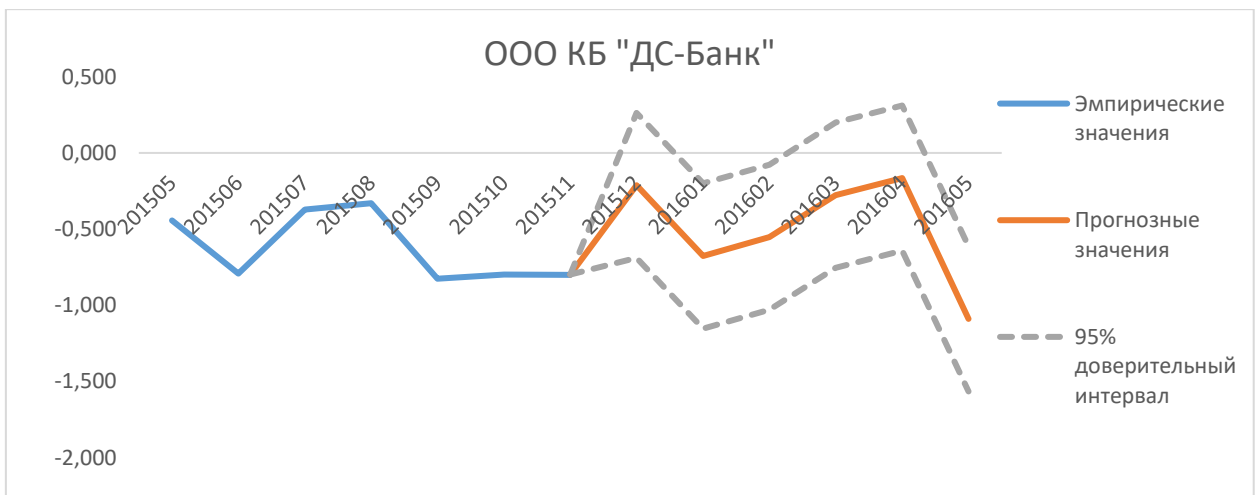
Как показано в таблице 60, минимальное значение нормализованного БИК получено для модели АРПСС, что позволяет сделать выбор в пользу данной модели. График временного ряда ООО КБ «ДС-Банк» представлен на рисунке 49.



Источник: составлено автором.

Рисунок 49 – График временного ряда ООО КБ «ДС-Банк»

Верхняя и нижняя границы приведены для 95% доверительного интервала, как показано на рисунке 49. Построим прогноз на основе выбранной модели, как отражено на рисунке 50.



Источник: составлено автором.

Рисунок 50 – График временного ряда ООО КБ «ДС-Банк»

Верхняя и нижняя границы приведены для 95% доверительного

интервала.

По графику на рисунке 49 в период с марта по апрель 2016 года можно видеть рост значений индекса. Согласно выдвинутой гипотезе, это изменение может быть связано с выводом активов из банка. Известно, что Центробанк по причине вовлеченности банка в сомнительные операции отозвал лицензию ООО КБ «ДС-Банк» уже в мае 2016 г.

По сравнению с предыдущим годом чистая прибыль банка снизилась более чем в два раза – 22,72 млн рублей в 2015 году по сравнению с 51,3 млн рублей в 2014 г., а за январь-февраль 2016 года кредитная организация получила чистый убыток в размере 7,39 млн рублей.

Руководство банка «Динамичные системы» обвинено в растрате 585 млн рублей.

Рассмотрим ОА КБ «Приско Капитал Банк». В таблицу 61 сведены показатели качества по построенным моделям временных рядов.

Таблица 61 – Сравнение построенных моделей временных рядов

Модель	Стационарный R**2	R**2	Нормализованный БИК
ЛТБ	0,82	0,016	-2,309
АВ	0,847	0,643	-3,046
ДТ	0,533	0,211	-2,253
ПС	0,791	0,567	-2,991
ЛТХ	0,852	0,207	-2,388

Источник: составлено автором.

Как показано в таблице 61, минимальное значение нормализованного БИК получено для аддитивной модели Винтерса, что позволяет сделать выбор в пользу данной модели. График временного ряда ОА КБ «Приско Капитал Банк» представлен на рисунке 51.

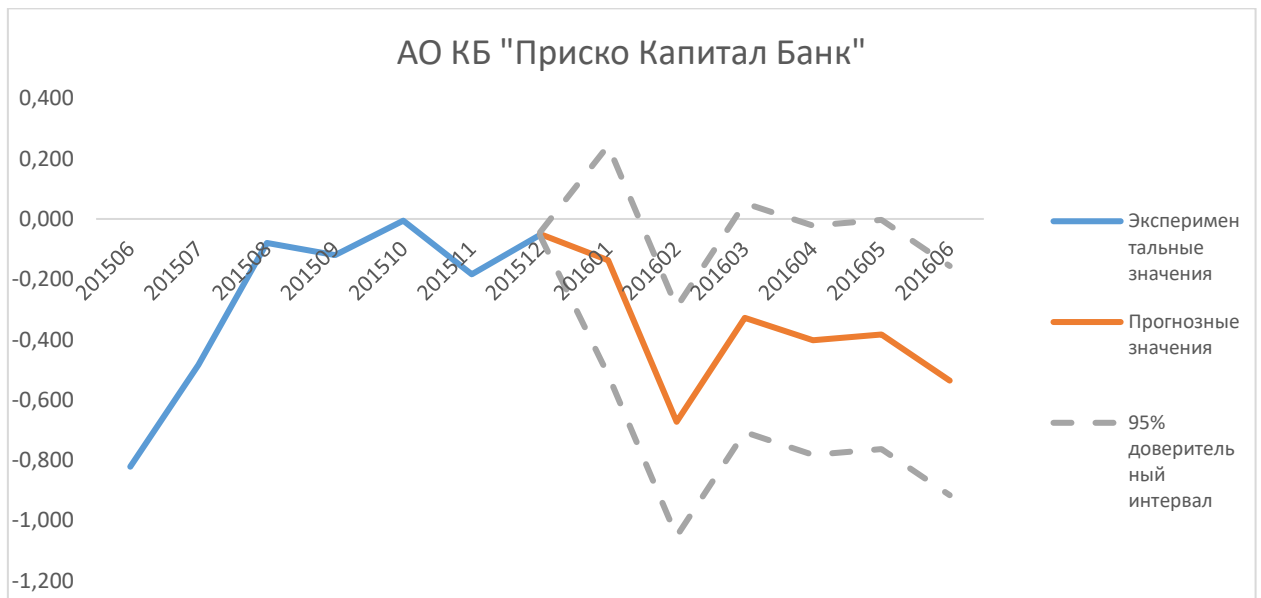


Источник: составлено автором.

Рисунок 51 – График временного ряда ОА КБ «Приско Капитал Банк»

Верхняя и нижняя границы приведены для 95% доверительного интервала.

Построим прогноз на основе выбранной модели, как приведено на рисунке 52.



Источник: составлено автором.

Рисунок 52 – График временного ряда ОА КБ «Приско Капитал Банк»



Верхняя и нижняя границы приведены для 95% доверительного интервала.

Значения индекса в рассматриваемый период наблюдаются довольно низкие.

Банк России в июне 2016 года отозвал лицензию на осуществление банковских операций. Чистый убыток Приско Капитал Банка по итогам 2015 года составил 25,2 млн рублей, прибыль по итогам 2014 года составила 46,9 млн рублей. За два месяца 2016 года банк понес убыток в размере 15,4 млн рублей.

Временная администрация Приско Капитал Банка в ходе обследования финансового состояния кредитной организации выявила операции ее бывшего руководства с признаками вывода активов. Ведется расследование.

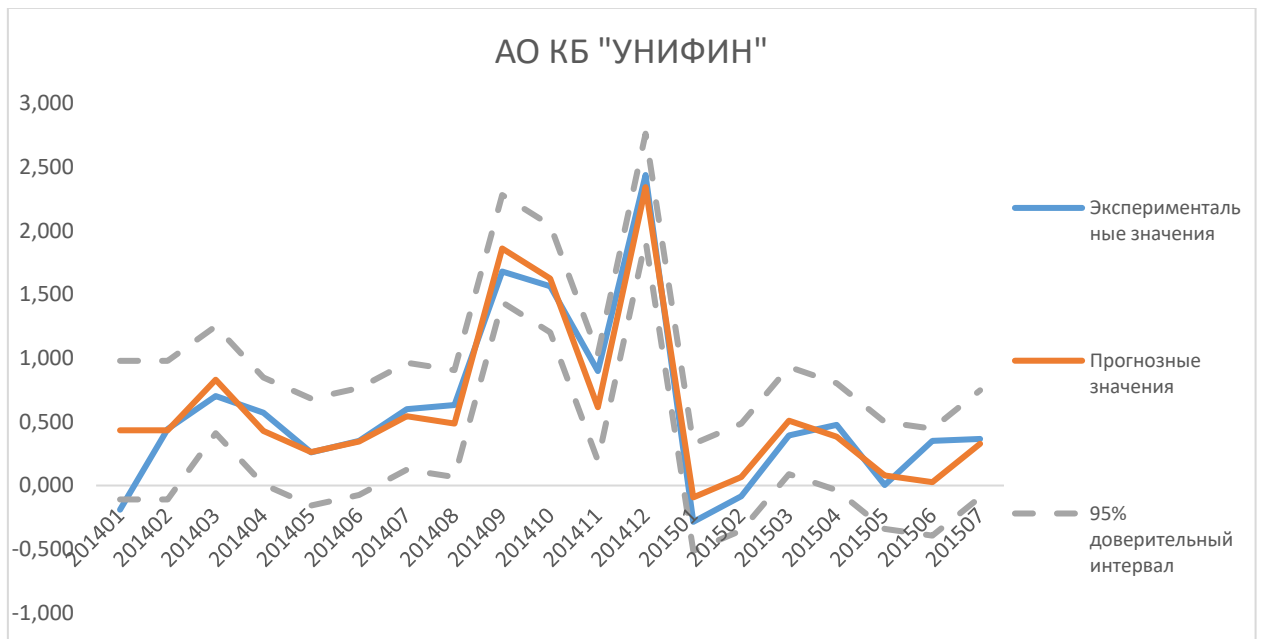
Рассмотрим АО КБ «Унифин». В таблицу 62 сведены показатели качества по построенным моделям временных рядов.

Таблица 62 – Сравнение построенных моделей временных рядов

Модель	Стационарный R**2	R**2	Нормализованный БИК
ЛТБ	0,749	-0,007	-1,074
АВ	0,739	0,577	-1,663
ДТ	0,392	0,089	-0,897
ПС	0,749	0,567	-1,779
ЛТХ	0,792	0,092	-1,039
П	0,308	0,044	-1,125
АРПСС (2,0,0)	0,868	0,868	-2,406

Источник: составлено автором.

Как показано в таблице 62, минимальное значение нормализованного БИК получено для модели АРПСС, что позволяет сделать выбор в пользу данной модели. График временного ряда АО КБ «Унифин» представлен на рисунке 53.

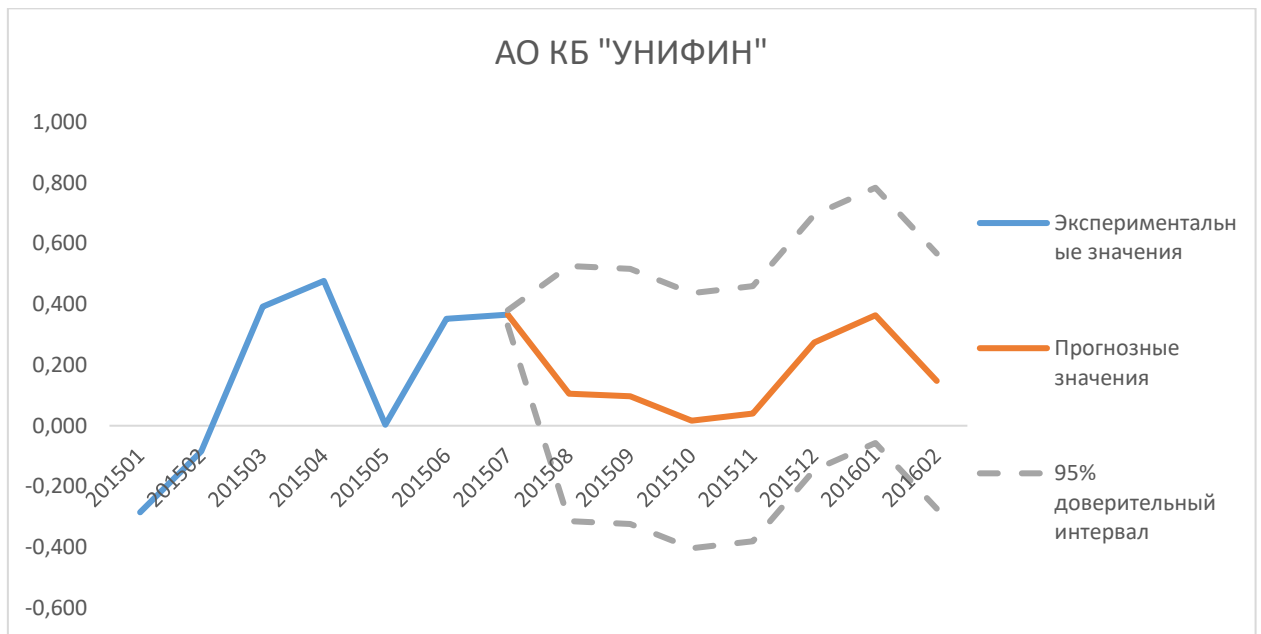


Источник: составлено автором.

Рисунок 53 – График временного ряда АО КБ «Унифин»

Верхняя и нижняя границы приведены для 95% доверительного интервала.

Построим прогноз на основе выбранной модели, как отражено на рисунке 54.



Источник: составлено автором.

Рисунок 54 – График временного ряда АО КБ «Унифин»

Верхняя и нижняя границы приведены для 95% доверительного интервала.

По графику на рисунке 54 с августа 2015 года по февраль 2016 года можно видеть снижение значений индекса. Известно, что Центробанк отозвал лицензию АО КБ «Унифин» уже в феврале 2016 г.

Согласно данным отчетности по РСБУ, чистая прибыль банка в 2014 году составляла 187,6 млн рублей (в 2013 году аналогичный показатель был равен 242,4 млн рублей). За 11 месяцев 2015 года банк понес чистый убыток в размере 30,8 млн рублей.

В июне Банк России сообщил о выявленных операциях с признаками вывода активов из банка на 1 млрд рублей. Кроме того, данные регулятора указывают на «дыру» в балансе «Унифина» в размере 4,4 млрд рублей.

Рассмотрим ООО КБ «Финансовый стандарт». В таблицу 63 сведены показатели качества по построенным моделям временных рядов.

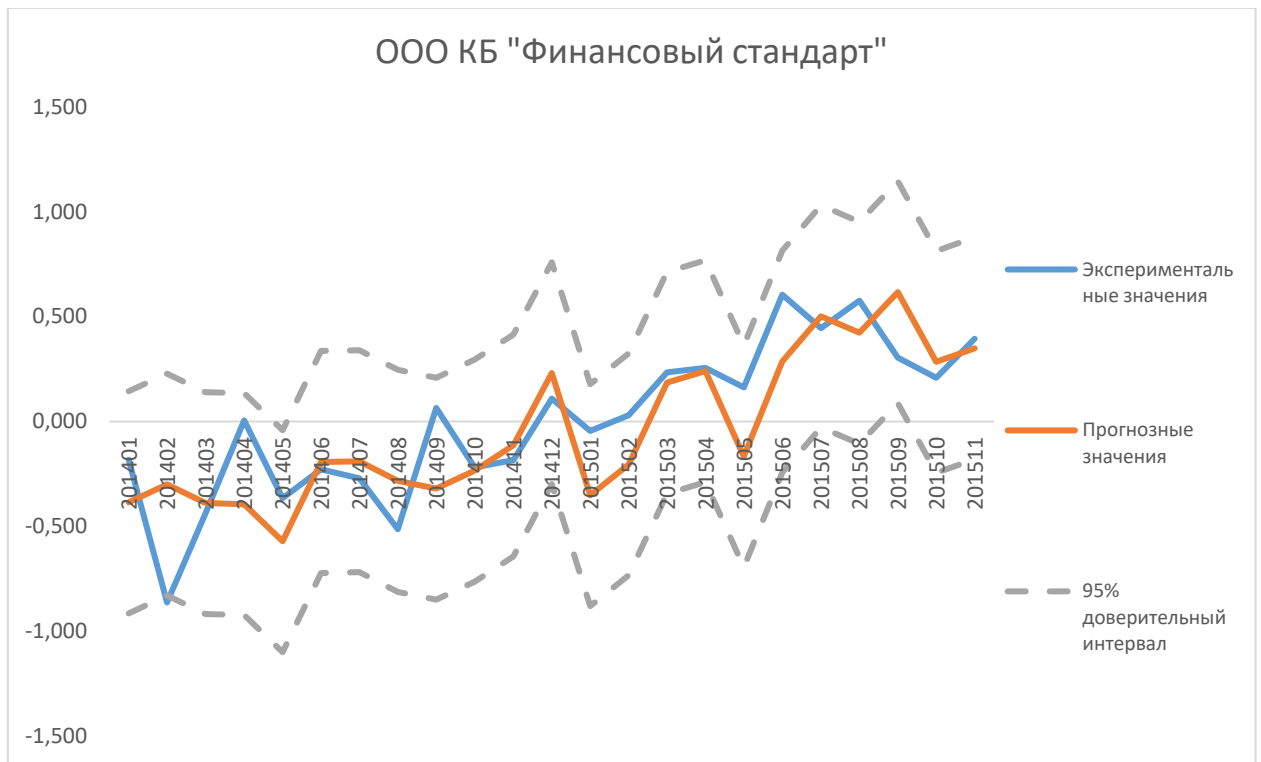
Таблица 63 – Сравнение построенных моделей временных рядов

Модель	Стационарный R**2	R**2	Нормализованный БИК
ЛТБ	0,72	0,358	-2,201
АВ	0,641	0,582	-2,354
ДТ	0,261	0,417	-2,021
ПС	0,648	0,58	-2,487
ЛТХ	0,73	0,402	-2,135

Источник: составлено автором.

Как показано в таблице 63, минимальное значение нормализованного БИК получено для простой сезонной модели экспоненциального сглаживания, что позволяет сделать выбор в пользу данной модели. График временного ряда ООО КБ «Финансовый стандарт» представлен на рисунке 55.

Верхняя и нижняя границы приведены для 95% доверительного интервала.



Источник: составлено автором.

Рисунок 55 – График временного ряда ООО КБ «Финансовый стандарт»

Построим прогноз на основе выбранной модели, как отражено на рисунке 56.



Источник: составлено автором.

Рисунок 56 – График временного ряда ООО КБ «Финансовый стандарт»

Верхняя и нижняя границы приведены для 95% доверительного

интервала.

По графику на рисунке 56 в период с декабрь 2015 года по июнь 2016 года можно видеть снижение значений показателя. Известно, что Центробанк по отзыву лицензии ООО КБ «Финансовый стандарт» уже в июне 2016 г.

Временная администрация кредитной организации «Финансовый Стандарт» нашла признаки вывода активов на 8,1 млрд рублей бывшим руководством финучреждения.

Рассмотрим ОА КБ «Экспресс-кредит». В таблицу 64 сведены показатели качества по построенным моделям временных рядов.

Таблица 64 – Сравнение построенных моделей временных рядов

Модель	Стационарный R**2	R**2	Нормализованный БИК
ЛТБ	0,429	0,16	-2,341
АВ	0,668	0,707	-3,119
ДТ	0,043	0,286	-2,227
ПС	0,657	0,699	-3,229
ЛТХ	0,505	0,287	-2,367

Источник: составлено автором.

Как показано в таблице 64, минимальное значение нормализованного БИК получено для простой сезонной модели экспоненциального сглаживания, что позволяет сделать выбор в пользу данной модели. График временного ряда ОА КБ «Экспресс-кредит» представлен на рисунке 57.

Верхняя и нижняя границы приведены для 95% доверительного интервала, как отражено на рисунке 57.



Источник: составлено автором.

Рисунок 57 – График временного ряда ОА КБ «Экспресс-кредит»

Построим прогноз на основе выбранной модели, как отражено на рисунке 58.



Источник: составлено автором.

Рисунок 58 – График временного ряда ОА КБ «Экспресс-кредит»

Верхняя и нижняя границы приведены для 95% доверительного интервала.

С августа по ноябрь 2016 года наблюдаются снижение значений индекса. Банк России в ноябре 2016 года отозвал лицензию на осуществление банковских операций.

Рассмотрим ООО НКО «Кредит-Альянс». В таблицу 65 сведены показатели качества по построенным моделям временных рядов.

Таблица 65 – Сравнение построенных моделей временных рядов

Модель	Стационарный R**2	R**2	Нормализованный БИК
ЛТБ	0,734	0,404	-1,694
АВ	0,738	0,673	-2,018
ДТ	0,28	0,461	-1,518
ПС	0,773	0,664	-2,129
ЛТХ	0,762	0,461	-1,656

Источник: составлено автором.

Как показано в таблице 65, минимальное значение нормализованного БИК получено для простой сезонной модели экспоненциального сглаживания, что позволяет сделать выбор в пользу данной модели. График временного ряда ООО НКО «Кредит-Альянс» представлен на рисунке 59.



Источник: составлено автором.

Рисунок 59 – График временного ряда ООО НКО «Кредит-Альянс»

Верхняя и нижняя границы приведены для 95% доверительного интервала, как показано на рисунке 59.

Построим прогноз на основе выбранной модели, как отражено на рисунке 60.



Источник: составлено автором.

Рисунок 60 – График временного ряда ООО НКО «Кредит-Альянс»

Верхняя и нижняя границы приведены для 95% доверительного интервала. В рассматриваемый период значения индекса достаточно низкие.

Банк России в июне 2016 года отозвал лицензию на осуществление банковских операций. Ведется расследование.

Рассмотрим ОАО КБ «МВКБ» (Мосводоканалбанк). В таблицу 66 сведены показатели качества по построенным моделям временных рядов.

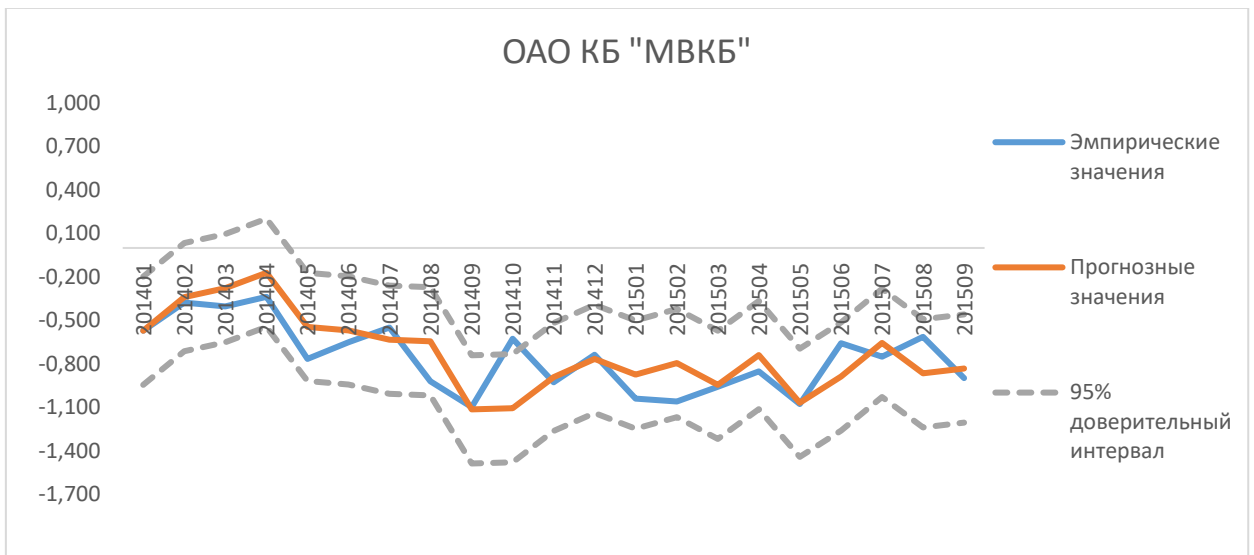
Таблица 66 – Сравнение построенных моделей временных рядов

Модель	Стационарный R**2	R**2	Нормализованный БИК
ЛТБ	0,625	0,672	-2,738
АВ	0,55	0,824	-3,086
ДТ	0,088	0,703	-2,562
ПС	0,545	0,817	-3,185
ЛТХ	0,656	0,702	-2,696

Источник: составлено автором.

Как показано в таблице 66, минимальное значение нормализованного БИК получено для простой сезонной модели экспоненциального сглаживания, что позволяет сделать выбор в пользу данной модели. График временного ряда ОАО КБ «МВКБ» представлен на рисунке 61.



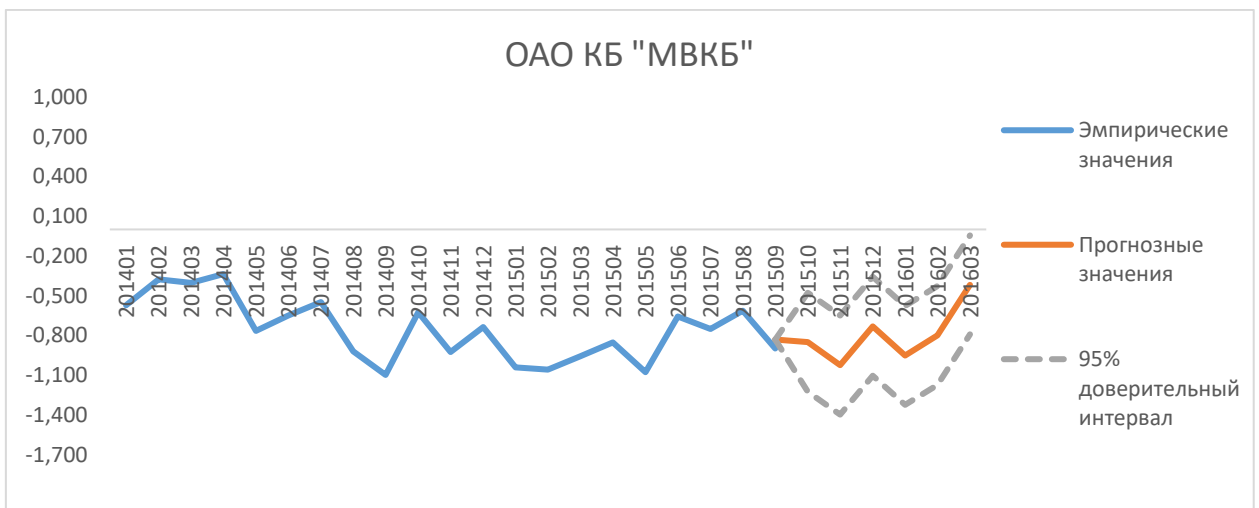


Источник: составлено автором.

Рисунок 61 – График временного ряда ОАО КБ «МВКБ»

Верхняя и нижняя границы приведены для 95% доверительного интервала, как показано на рисунке 61.

Построим прогноз на основе выбранной модели, как отражено на рисунке 62.



Источник: составлено автором.

Рисунок 62 – График временного ряда ОАО КБ «МВКБ»

Верхняя и нижняя границы приведены для 95% доверительного интервала. В рассматриваемый период значения индекса достаточно низкие.

ОАО КБ «МВКБ» не исполнял федеральные законы, регулирующие банковскую деятельность, и нормативные акты Банка России, значение

норматива достаточности капитала упало ниже предельно допустимых значений. Банк неоднократно нарушал положения Федерального закона от 07.08.2001 № 115-ФЗ в части представления сообщений о финансовых операциях своих клиентов в Росфинмониторинг. В марте 2016 года Банк России отозвал лицензию банка.

Стоимость активов «Мосводоканалбанка» не превышает 307 млн рублей при величине обязательств 1,95 млрд рублей. Такова оценка временной администрации финучреждения, назначенной приказом ЦБ в связи с отзывом у банка лицензии. Временная администрация по управлению ОАО «КБ «МВКБ» при проведении аудита финансового состояния банка обнаружила транзакции, проведенные бывшим топ-менеджментом кредитной организации, которые обладают характерными признаками вывода из активов из банка, а именно – выдача кредитов организациям с сомнительной платежеспособностью на сумму порядка 700 млн рублей и замены ликвидных активов на неликвидную дебиторскую задолженность на сумму порядка 400 млн рублей.

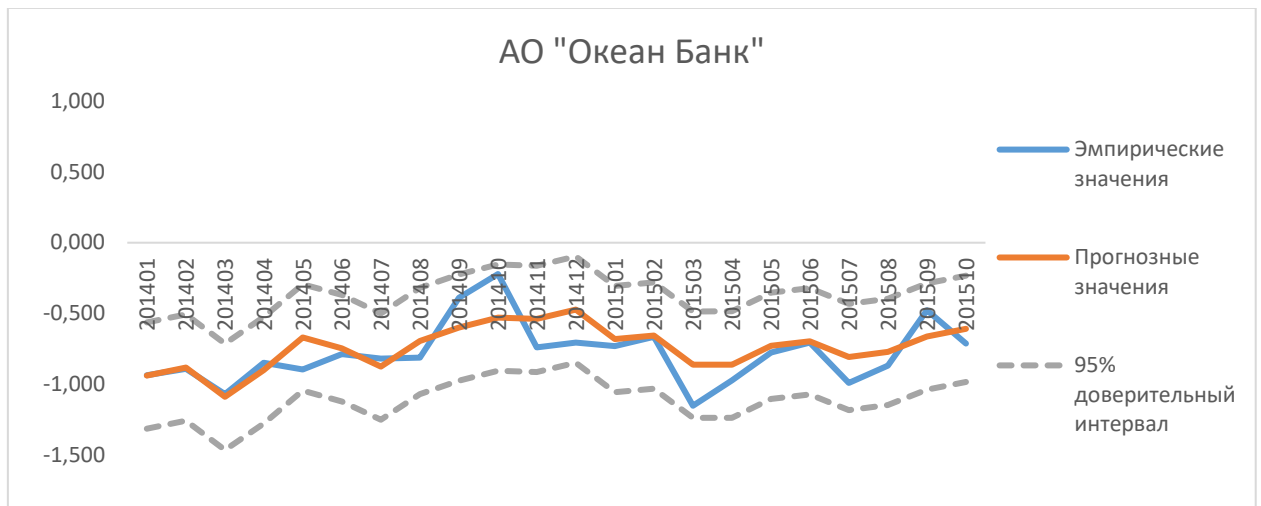
Рассмотрим АО «Океан Банк». В таблицу 67 сведены показатели качества по построенным моделям временных рядов.

Таблица 67 – Сравнение построенных моделей временных рядов

Модель	Стационарный R**2	R**2	Нормализованный БИК
ЛТБ	0,607	0,693	-2,825
АВ	0,639	0,818	-3,072
ДТ	0,122	0,719	-2,637
ПС	0,641	0,79	-3,068
ЛТХ	0,638	0,719	-2,776

Источник: составлено автором.

Как показано в таблице 67, минимальное значение нормализованного БИК получено для аддитивной модели Винтерса, что позволяет сделать выбор в пользу данной модели. График временного ряда АО «Океан Банк» представлен на рисунке 63.



Источник: составлено автором.

Рисунок 63 – График временного ряда АО «Океан Банк»

Верхняя и нижняя границы приведены для 95% доверительного интервала, как показано на рисунке 63.

Построим прогноз на основе выбранной модели, как отражено на рисунке 64.



Источник: составлено автором.

Рисунок 64 – График временного ряда АО «Океан Банк»

Верхняя и нижняя границы приведены для 95% доверительного интервала.

В рассматриваемый период значения индекса достаточно низкие.

Банк России в апреле 2016 года отозвал лицензию на осуществление

банковских операций. Банк неоднократно нарушал положения Федерального закона от 07.08.2001 № 115-ФЗ в части представления сообщений о финансовых операциях своих клиентов в Росфинмониторинг. АСВ, выступающее ликвидатором Океан Банка, по итогам инвентаризации его имущества по состоянию на начало процедуры принудительной ликвидации выявило недостачу на общую сумму 116,833 млн рублей.

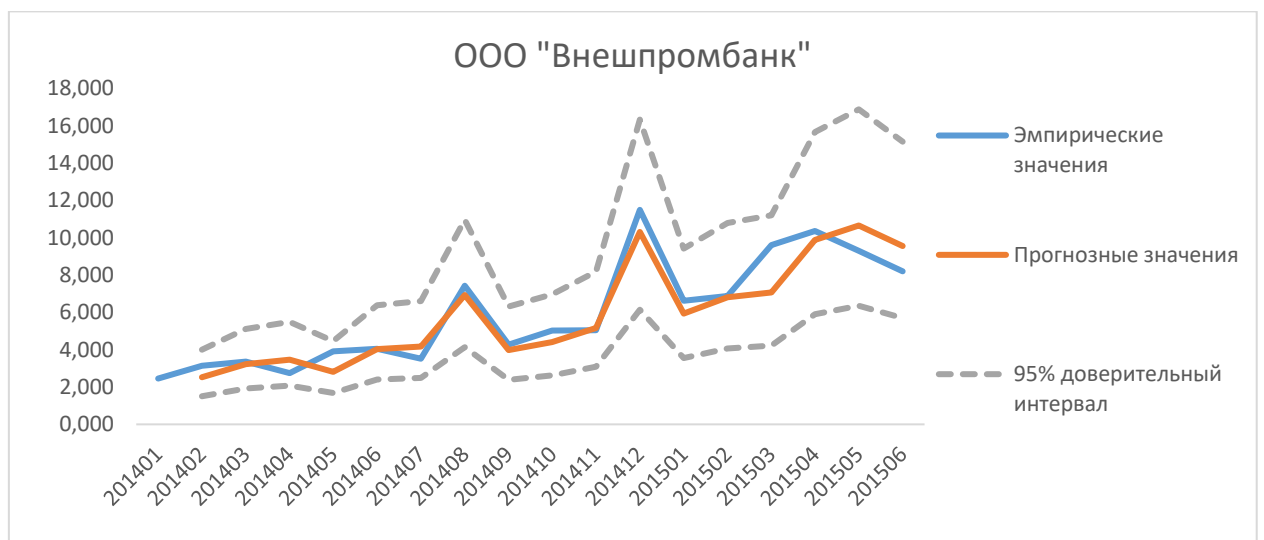
Рассмотрим ООО «Внешпромбанк». В таблицу 68 сведены показатели качества по построенным моделям временных рядов.

Таблица 68 – Сравнение построенных моделей временных рядов

Модель	Стационарный R**2	R**2	Нормализованный БИК
ЛТБ	0,651	0,617	1,829
АВ	0,674	0,871	1,017
ДТ	0,179	0,661	1,983
ПС	0,61	0,864	0,933
ЛТХ	0,666	0,636	1,916
АРПСС (0,1,0)	0,88	0,906	0,731

Источник: составлено автором.

Как показано в таблице 68, минимальное значение нормализованного БИК получено для модели АРПСС, что позволяет сделать выбор в пользу данной модели. График временного ряда ООО «Внешпромбанк» представлен на рисунке 65.



Источник: составлено автором.

Рисунок 65 – График временного ряда ООО «Внешпромбанк»

Верхняя и нижняя границы приведены для 95% доверительного интервала, как показано на рисунке 65.

Построим прогноз на основе выбранной модели, как отражено на рисунке 66.



Источник: составлено автором.

Рисунок 66 – График временного ряда ООО «Внешпромбанк»

Верхняя и нижняя границы приведены для 95% доверительного интервала.

В период с июля 2015 года по январь 2016 года отмечено снижение значений индекса, что может говорить об ухудшении состояния кредитной организации.

ООО «Внешпромбанк» не исполнял федеральные законы, регулирующие банковскую деятельность, и нормативные акты Банка России, значение нормативов достаточности капитала упала ниже 2 процентов. Банк неоднократно нарушал положения Федерального закона от 07.08.2001 № 115-ФЗ в части представления сообщений о банк финансовых операциях своих клиентов в Росфинмониторинг. В январе 2016 Банк России отозвал лицензию ООО «Внешпромбанк». Специалисты ЦБ Российской Федерации совместно с АСВ провели анализ финансового положения ООО «Внешпромбанк» и установили превышение размера обязательств банка над его активами на сумму порядка 187,4 млрд рублей.

Руководство ООО «Внешпромбанк» совершало различные операции по выводу активов из банка в течение длительного времени. Отчетность банка, представляемая в Банк России, содержала недостоверную информацию о качестве и величине активов и обязательств банка. Руководство кредитной организации развернуло целую систему по фальсификации отчетности на основе первичных документов, включая выписки по корреспондентским счетам банков-нерезидентов, кредитных досье клиентов, и операций по их счетам. По причине значительного дисбаланса между активами и обязательствами ООО «Внешпромбанк» проведение мероприятий финансового оздоровления с привлечением государственной корпорации «Агентство по страхованию вкладов» и его кредиторов на разумных экономических условиях не представлялось возможным.

Ларису Маркус, занимавшую должность председателя правления, совладелицу ООО «Внешпромбанк» арестовали по делу о мошенничестве в декабре 2016 года. Известно, что председатель правления ООО «Внешпромбанк» была очень близка к Патриархии и ее руководству, поэтому церковь могла выбрать этот банк для хранения части своих денег. В кредитной организации также держали денежные средства крупные российские компании и корпорации — «Транснефть» (больше 20 млрд рублей), Новороссийский морской торговый порт (14-17 млрд рублей) и Олимпийский комитет России.

### Выводы по главе 3

Приведено решение задачи прогнозирования поведения индексов вовлеченности кредитных организаций в отмывание доходов.

Для построения прогнозов при постоянном изменении внешних условий, когда наиболее значимыми являются последние реализации исследуемого процесса, наиболее эффективными показали себя адаптивные методы прогнозирования, позволяющие учитывать неравноценность уровней временного ряда — простое экспоненциальное сглаживание, линейная модель

Хольта, Демпфированный тренд, простое сезонное экспоненциальное сглаживание, модель аддитивного экспоненциального сглаживания Винтерса, мультипликативная модель Винтерса.

Решение задачи прогнозирования индексов вовлеченности в отмывание доходов – имеет важное практическое значение для раннего выявления таких субъектов и принятия упредительных мер со стороны органов государственной власти.

## Глава 4

### Оценка положительного эффекта и перспектив применения результатов исследования

#### 4.1 Внедрение программной реализации алгоритмов в информационную систему Росфинмониторинга

В целях модернизации информационной системы Росфинмониторинга разработано техническое задание на реализацию комплексной методики оценки обстановки в сфере финансового мониторинга.

Основное преобразование существующей системы заключается в реализации алгоритмов синтеза индексов вовлеченности в отмывание доходов – хозяйствующих субъектов, профессиональных участников рынка ценных бумаг, кредитных организаций, регионов Российской Федерации.

Синтезированные индексы дали основу для картирования и визуализации, введено цветовое кодирование объектов финансового мониторинга по величине индекса вовлеченности в отмывание, как показано на рисунках 79 и 82.

Также в информационную систему интегрирована программная реализация алгоритма прогнозирования индекса вовлеченности в отмывание доходов объектов финансового мониторинга.

В таблицу 69 сведены данные сравнительного анализа состояния информационной системы Федеральной службы по финансовому мониторингу до внедрения результатов исследования и после него в части алгоритмов обработки информации.

В результате внедрения предложенных в диссертации алгоритмов решены задачи исследования. В частности стало возможным перейти к таким  $\langle T_i', r_i' \rangle$ , отраженным в формуле (67)



$$T_i' < T_i; r_i' < r_i, i \in \{2; 3; 4\}, \quad (67)$$

где  $T_i'$  – длительность решения задачи  $Z_i$  в сфере финансового мониторинга;  
 $T_i$  – временные затраты на решение  $Z_i$  экспертами;  
 $r_i$  – количество экспертов, решающих задачу  $Z_i$ .

Таблица 69 – Данные сравнительного анализа состояния информационной системы Росфинмониторинга до и после внедрения результатов исследования

Позиция	Что сравнивается	До проведения исследования	После внедрения полученных результатов
Результат обработки информации	<p>Индексы вовлеченности в отмывание доходов хозяйствующих субъектов, профессиональных участников рынка ценных бумаг, кредитных организаций, регионов РФ.</p> <p>Прогнозные оценки индексов вовлеченности в отмывание доходов кредитных организаций.</p> <p>Карты склонности регионов РФ к отмыванию денежных средств, экономического потенциала регионов, уровня преступности в федеральных округах РФ.</p> <p>Визуализация индекса вовлеченности в отмывание доходов объектов финансового мониторинга.</p>	-	+

Источник: составлено автором.

Эксплуатация модернизированной информационной системы Росфинмониторинга показала снижение времени, требующего на оценку хозяйствующих субъектов – в 31,5 раза, на оценку профессиональных участников РЦБ – в 22,4 раза, на оценку кредитных организаций – в 14,25 раз, а время на идентификацию схемы отмывания доходов снижено в 8,1 раз. Кроме того, снижено число операторов, выполняющих анализ объектов финансового мониторинга, в 2-3 раза, как показано в таблице 70.

В таблицу 70 сведены экспериментальные данные. Объекты финансового мониторинга анализировали эксперты Росфинмониторинга, анализ проводился над одной и той же выборкой.

Таблица 70 – Эффект от внедрения результатов исследования (на основе экспериментальных данных)

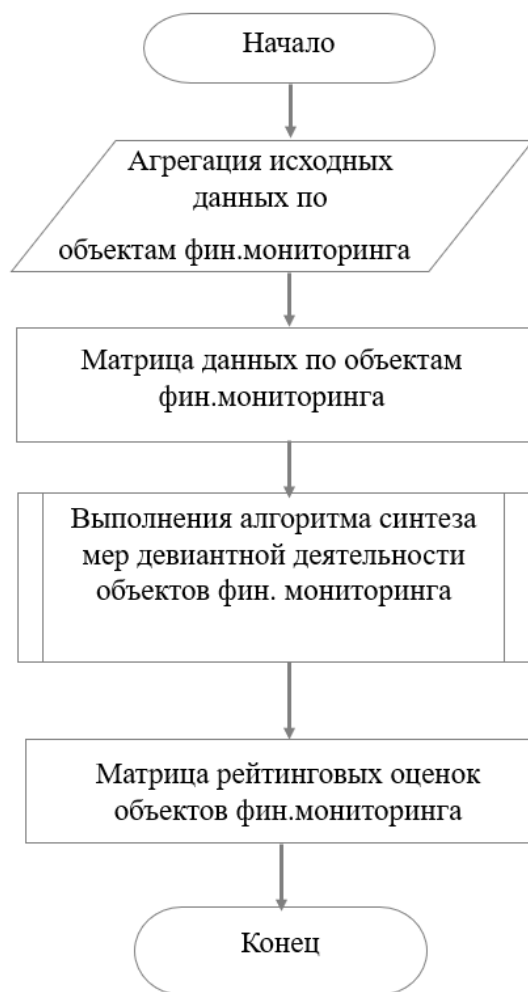
Показатель	До проведения исследования		После внедрения полученных результатов		Величина положительного эффекта	
	Время $T_2, T_3$ , мин.	Количество операторов $r_2, r_3$	Время $T'_2, T'_3$ , мин.	Количество операторов $r'_2, r'_3$	Временные затраты	Ресурсные затраты
Время на обработку данных для оценки хозяйствующих субъектов	126	1	4	1	31,5 раз	1
Время на обработку данных оценки профессиональных участников РЦБ	157	1	7	1	22,4 раза	1
Время на обработку данных для оценки кредитных организаций	456	3	32	1	14,25 раза	3
Время на идентификацию схемы отмывания доходов	284	2	35	1	8,1 раз	2

Источник: составлено автором.

Полученные в ходе исследования результаты нашли практическое применение в Федеральной службе по финансовому мониторингу для выявления и мониторинга типологий правонарушений в сфере противодействия отмыванию доходов. Всего было обработано более 250 000 юридических лиц, а также 334 кредитные организации, что позволило существенно повысить результативность работы по сравнению с традиционным подходом. Полученные в диссертации результаты внедрены также в учебный процесс на кафедре «Финансового мониторинга» факультета «Кибернетика и Информационная безопасность» НИЯУ «МИФИ», а также Департаменте информационной безопасности Финансового Университета при Правительстве РФ, что подтверждается соответствующими справками.

## 4.2 Методика нахождения индексов вовлеченности в отмыwanie доходов и методика их интерпретации

Ниже приведена методика автоматизации процесса вычисления индексов вовлеченности в отмыwanie доходов объектов финансового мониторинга. Входными данными являются агрегированные статистические данные о деятельности объектов финансового мониторинга, представленные в виде матрицы. Схема методики представлена на рисунке 67.



Источник: составлено автором.

Рисунок 67 – Схема методики нахождения индекса вовлеченности в отмыwanie доходов

На первом шаге выполнения методики данные о деятельности хозяйствующих субъектах, кредитных организациях сводятся в матрицу «объект-свойства». Результатом выполнения шага является матрица данных по объектам финансового мониторинга.

На втором шаге выполняется алгоритм синтеза индексов вовлеченности в отмывание доходов объектов финансового мониторинга.

Результатом применения методики является матрица индексов отмывания доходов объектов финансового мониторинга.

Кроме того, разработана методика интерпретации индексов с учетом специфики задач финансового мониторинга, как отражено на рисунке 68.



Источник: составлено автором.

Рисунок 68 – Схема методики интерпретации индексов вовлеченности в отмывание доходов объектов финансового мониторинга

На первом шаге выполнения методики данные о деятельности хозяйствующих субъектах, кредитных организациях сводятся в матрицу «объект-свойства». Результатом выполнения шага является матрица данных по объектам финансового мониторинга.

На втором шаге выполняется алгоритм синтеза индексов вовлеченности в отмывание доходов объектов финансового мониторинга.

На третьем шаге методики происходит определение количества главных компонент по методу Кайзера.

На четвертом шаге производится интерпретация главных компонент по правилу логических дробей.

На пятом шаге осуществляется выбор главной компоненты, соответствующей индексу вовлеченности в отмывание доходов объектов финансового мониторинга.

Результатом применения методики является матрица индексов вовлеченности в отмывание доходов объектов финансового мониторинга.

Покажем, что предложенные алгоритмы и методики могут быть корректно применены на данных, используемых другими контрольно-надзорными и правоохранительными органами. Апробируем эти методики на различных данных и объектах финансового мониторинга.

### **Индексы деятельности территориальных подразделений Росфинмониторинга**

В государственных органах важной составляющей является оценка эффективности и результативности работы как организации в целом, так и его территориальных и структурных подразделений. От качества работы каждой структурной единицы ФОИВа зависит, в конечном счете, безопасность, развитие государства и благосостояние его граждан.

Сравнивая результаты деятельности территориальных подразделений, выполняющих однородные функции, можно выявить проблемы менеджмента, оценить достаточность кадров, выявить системные проблемы в отраслях народного хозяйства, оценить успешные и неуспешные регионы, а также возможные причины, по которым сложилась такая ситуация, решить вопрос о распределении премиального фонда и материального (и не материального) стимулирования личного состава.

В Росфинмониторинге ежеквартально проводится оценка результативности работы подразделений, и, в частности, территориальных управлений. На постоянной основе осуществляется сбор и накопление

статистических данных по различным направлениям деятельности, как-то количество проведенных финансовых расследований, количество возбужденных уголовных дел, и многие другие. Необходимо сравнить результаты работы территориальных управлений между собой, при этом учитывая разную степень кадровой обеспеченности, существенные различия территорий по уровню экономического развития и криминальной обстановке.

Исходные данные для анализа представлены в таблице 71. Для нормирования федеральных округов введем показатель количества человек населения, проживающего на данной территории согласно данным Росстата, он отражен во второй колонке таблицы 71. В колонках с третьей по восьмую записаны непосредственно показатели результативности работы межрегиональных управлений. Так как это чувствительные данные, названия конкретных показателей заменены номерами.

Таблица 71 – Исходные данные

ФО	Население	Показатель 1	Показатель 2	Показатель 3	Показатель 4	Показатель 5	Показатель 6
ЦФО	38 539 614	81 178	8 029	24 975	296	16 169	1 147
СЗФО	13 652 525	52 207	7 437	12 395	222	11 063	1 036
ЮФО	13 880 708	42 994	3 811	6 919	185	17 464	925
СКФО	9 496 800	20 757	6 179	2 664	962	5 106	925
ПФО	29 811 477	69 375	7 770	22 718	1 517	14 356	1 517
УФО	14 255 475	40 663	8 066	11 729	407	8 917	2 368
СФО	19 254 242	51 911	5 217	14 430	740	5 254	407
ДФО	6 263 219	45 658	3 034	7 178	74	10 656	333

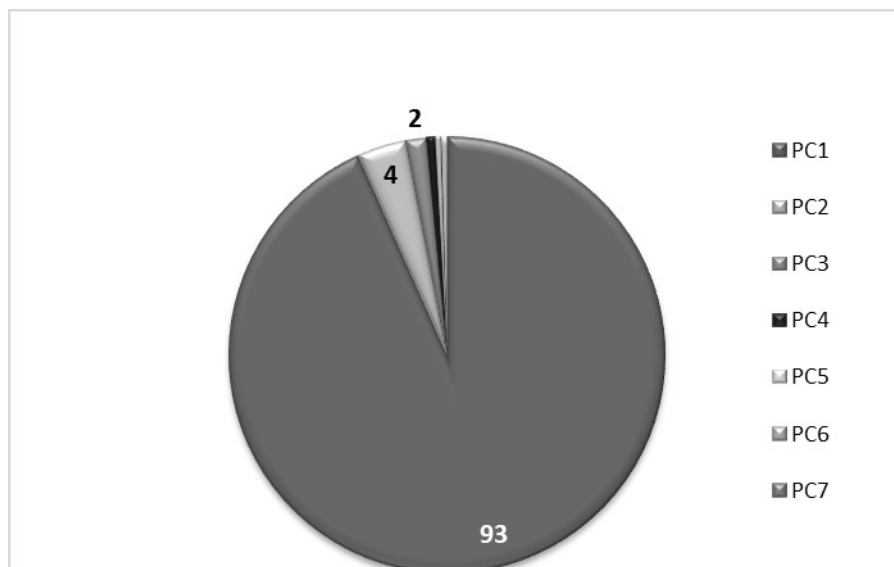
Источник: составлено автором.

Были вычислены собственные вектора и собственные значения этой матрицы, а также, весовые значения главных компонент по их вкладу в общую дисперсию. Вклад первой главной компоненты составил 93% от общей дисперсии, как показано на рисунке 69. В таблицу 72 сведены значения главных компонент.

Таблица 72 – Значения главных компонент

ФО	ГК1	ГК2	ГК3	ГК4	ГК5	ГК6	ГК7
ЦФО	601,612	-100,517	-52,203	-24,717	46,201	7,960	-4,103
СЗФО	143,713	-2,512	-21,312	-6,323	-22,442	-58,241	-5,104
ЮФО	-280,112	29,403	-83,340	34,847	-2,110	6,301	30,905
СКФО	-811,005	-83,124	6,921	-57,441	-13,414	10,102	-3,541
ПФО	641,709	18,703	60,509	-22,750	-41,934	18,941	14,532
УФО	-202,249	-36,917	109,804	40,761	35,017	-10,146	7,521
СФО	-5,403	-28,214	-20,714	58,921	-25,703	19,624	-28,347
ДФО	-88,317	202,941	0,421	-23,234	24,114	5,501	-11,951

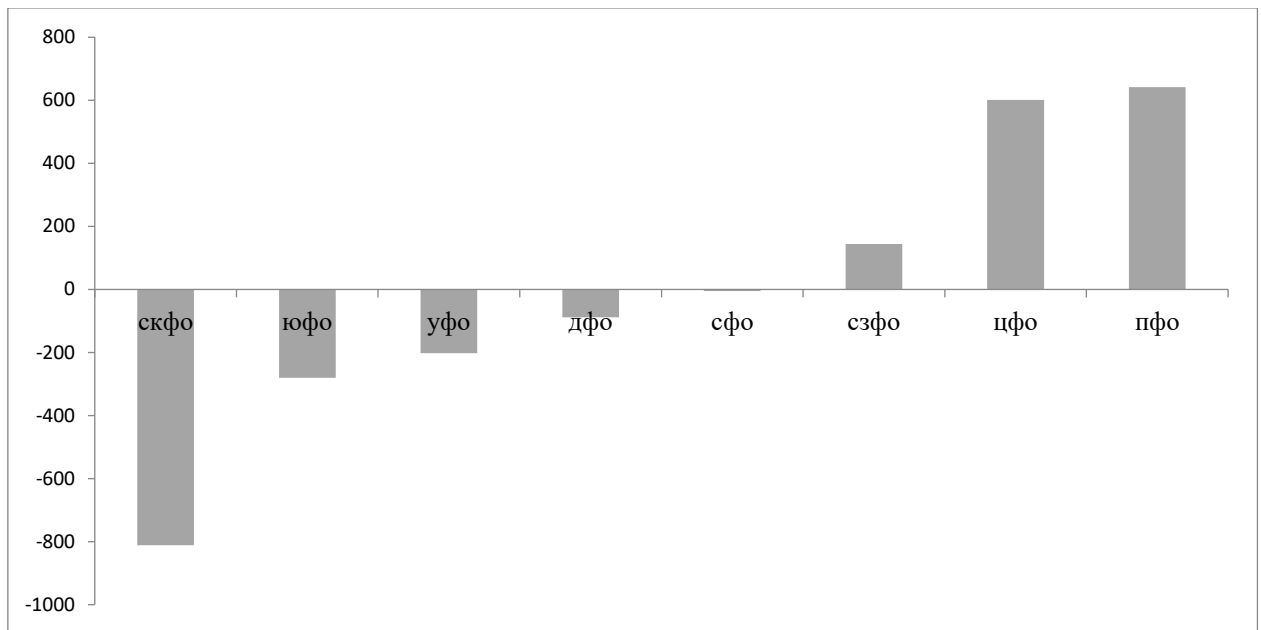
Источник: составлено автором.



Источник: составлено автором.

Рисунок 69 – Характеристика суммарного вклада ГК в общую дисперсию (анализ деятельности территориальных подразделений Росфинмониторинга), в процентах

Ранжируем территориальные подразделения по первой главной компоненте, как отражено на рисунке 70.



Источник: составлено автором.

Рисунок 70 – Ранжирование территориальных подразделений по первой главной компоненте

Анализ гистограммы, изображенной на рисунке 70, и исходных данных, позволяет сделать заключение о том, что более высокое значение интегрального показателя соответствуют более эффективному результату работы территориального подразделения. Первая главная компонента соответствует индексу деятельности территориальных подразделений финансового мониторинга.

Синтезированные индексы деятельности территориальных подразделений по результативности их работы за определенный временной период были тщательно изучены экспертами Росфинмониторинга и сравнены с результатами сделанных ранее экспертных оценок. Было установлено, что полученные новые количественные оценки результативности работы территориальных подразделений хорошо согласуются с экспертными оценками и здравым смыслом, но при этом свободны от субъективизма.



## **Исследование статистических данных ФНС России о юридических лицах, сведения о которых содержатся в ЕГРЮЛ**

Единый государственный реестр юридических лиц (далее – ЕГРЮЛ) является мощным источником информации о российских юридических лицах. ЕГРЮЛ ведет Федеральная налоговая служба России, в него поступает и агрегируется информация о регистрации, реорганизации, ликвидации компаний. Применяя опробованный ранее подход, пересчитаем на тысячу человек населения, проживающего на территории соответствующего федерального округа, количественные данные, содержащиеся в ЕГРЮЛ. При этом будем ориентироваться на официальные данные Росстата, размещенные на его сайте, по переписи населения 2010 года.

Состав исходных данных сведен в таблицу 73.

Таблица 73 – Состав исходных данных

ФО	Запись занесена в ЕГРЮЛ, шт.							Прекратили деятельность, шт.					Население, человек по данным Росстата
	Всего	В том числе				Из них		Всего	В том числе				
		Созданные			Зарегистрированы до 01.07.2002	Находятся			Реорганизованные	Ликвидированные	Из них		
		Всего	В том числе			В стадии ликвидации	В стадии реорганизации				Обанкротившиеся	По решению реоргана	
Вновь зарегистрированные	Реорганизованные												
ЦФО	1 416 659	1 169 396	1 155 935	13 461	247 263	19 836	16 582	478 480	74 342	57 828	11 739	346 308	38 537 608
СЗФО	497 252	413 998	409 330	4 668	83 254	9 135	4 280	200 539	13 095	29 282	10 347	158 161	13 660 139
ЮФО	284 702	217 134	213 101	4 033	67 568	10 650	2 111	103 839	12 420	40 698	12 885	50 718	18 554 253
ПФО	509 166	420 177	414 203	5 974	88 989	16 216	4 711	217 928	35 514	60 251	21 193	122 163	29 811 477
УФО	326 867	279 259	274 570	4 689	47 608	7 949	3 538	100 602	18 382	22 538	6 679	59 682	12 143 438
СФО	399 005	336 832	331 175	5 657	62 173	12 489	4 169	180 525	20 973	50 864	17 672	108 688	19 260 935
ДФО	128 678	106 106	104 642	1 464	22 572	3 727	1 202	53 848	3 544	17 112	7 080	33 192	6 265 833

Источник: составлено автором по информации ФНС России [210].

Таблица 74 – Состав исходных данных в пересчете на 1000 человек населения

ФО	Запись занесена в ЕГРЮЛ, шт. на 1000 чел. нас.							Прекратили деятельность, шт. на 1000 чел. нас.					Население, человек по данным Росстата
	Всего	В том числе				Из них		Всего	В том числе				
		Созданные		Зарегистрированы до 01.07.2002	Находятся		Реорганизованные		Ликвидированные	Из них			
		Всего	Вновь зарегистрированные		Реорганизованные	В стадии ликвидации				В стадии реорганизации	Обанкротившиеся	По решению реоргана	
ЦФО	36,76	30,34	29,99	0,35	6,42	0,51	0,43	12,42	1,93	1,50	0,30	8,99	1 000,00
СЗФО	36,40	30,31	29,97	0,34	6,09	0,67	0,31	14,68	0,96	2,14	0,76	11,58	1 000,00
ЮФО	15,34	11,70	11,49	0,22	3,64	0,57	0,11	5,60	0,67	2,19	0,69	2,73	1 000,00
ПФО	17,08	14,09	13,89	0,20	2,99	0,54	0,16	7,31	1,19	2,02	0,71	4,10	1 000,00
УФО	26,92	23,00	22,61	0,39	3,92	0,65	0,29	8,28	1,51	1,86	0,55	4,91	1 000,00
СФО	20,72	17,49	17,19	0,29	3,23	0,65	0,22	9,37	1,09	2,64	0,92	5,64	1 000,00
ДФО	20,54	16,93	16,70	0,23	3,60	0,59	0,19	8,59	0,57	2,73	1,13	5,30	1 000,00

Источник: составлено автором по официальной информации ФНС России о юридических лицах [210].

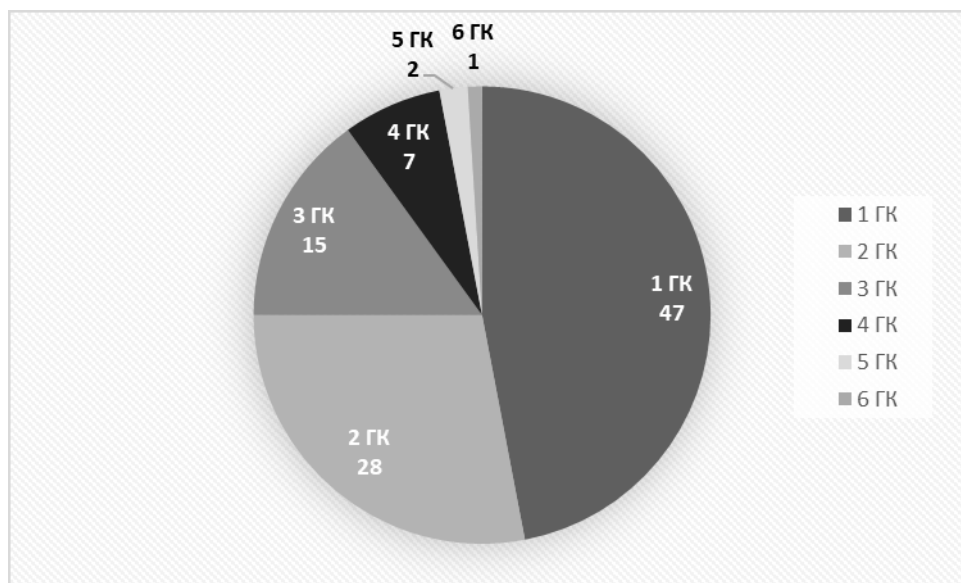
В таблице 75 представлены значения главных компонент.

Таблица 75 – Значения главных компонент

ФО	ГК1	ГК2	ГК3	ГК4	ГК5	ГК6
ЦФО	4,692	-0,68	0,975	-0,65	0,108	0,069
СЗФО	-1,87	-3,58	0,705	0,414	-0,24	-0,04
ЮФО	-0,07	2,077	1,39	1,497	-0,04	0,043
ПФО	-1,39	1,452	0,336	-1,09	-0,61	-0,41
УФО	1,548	-0,11	-2,52	0,719	-0,15	-0,21
СФО	-1,28	0,599	-0,72	-0,51	-0,16	0,713
ДФО	-1,63	0,243	-0,17	-0,38	1,087	-0,17

Источник: составлено автором.

Были рассчитаны дисперсии главных компонент и коэффициенты корреляции показателей с внутренними факторами (главными компонентами) на основе этой матрицы, как показано в таблице 76. Вклад первых двух главных компонент составил 75% общей дисперсии. На рисунке 71 графически проиллюстрирован вклад внутренних факторов в общую дисперсию.



Источник: составлено автором.

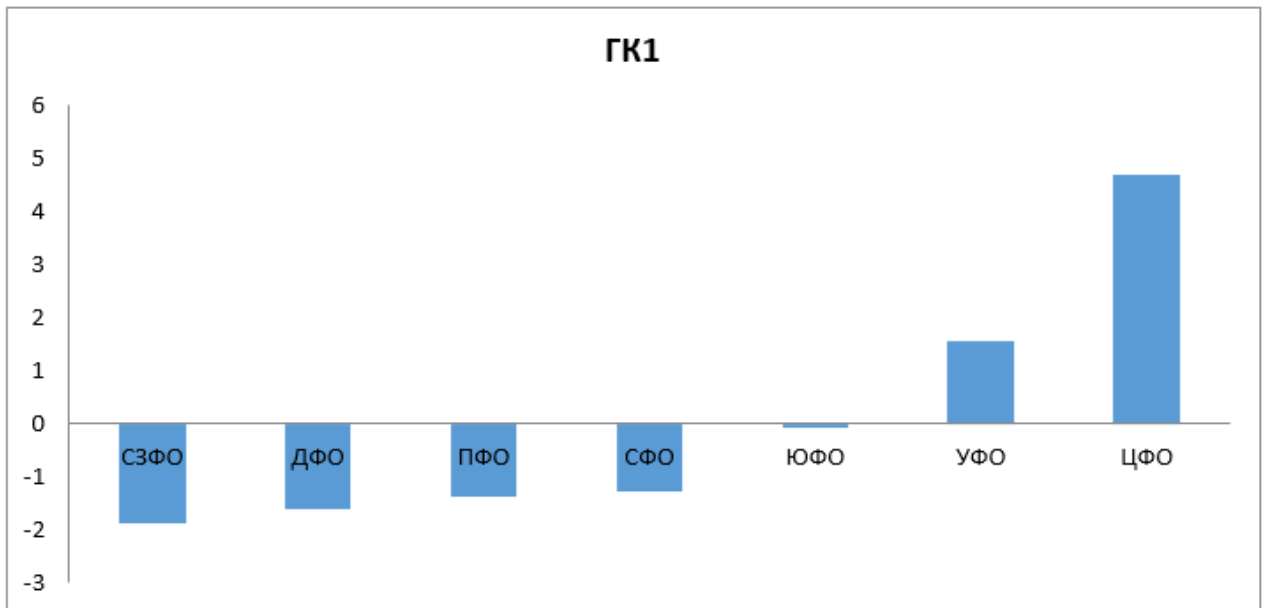
Рисунок 71 – Характеристика суммарного вклада ГК в общую дисперсию (анализ данных ФНС о юридических лицах), в процентах

Таблица 76 – Коэффициенты корреляции показателей и главных компонент

Наименование показателя	ГК1	ГК2	ГК3	ГК4	ГК5	ГК6
Всего действующих ЮЛ	0,4005	0,0383	-0,207	0,0622	0,0102	-0,21
Всего созданных ЮЛ	0,3883	-0,001	-0,265	0,081	-0,09	-0,321
Созданные и действующие ЮЛ	0,3865	0,0003	-0,275	0,0716	-0,093	-0,317
Реорганизованные и действующие ЮЛ	0,1417	-0,086	0,5672	0,5852	0,1991	-0,301
Действующие ЮЛ, зарегистрированные до 01.07.2002	0,3702	0,2021	0,093	-0,033	0,4433	0,3206
ЮЛ в стадии ликвидации	0,2351	-0,361	-0,012	0,4817	-0,367	0,3827
ЮЛ в стадии реорганизации	0,1218	-0,43	-0,303	-0,034	0,6885	0,1861
ЮЛ, прекратившие свою деятельность, всего	-0,212	-0,443	-0,215	0,0245	-0,072	-0,123
Реорганизованные и прекратившие свою деятельность ЮЛ	0,3897	-0,022	-0,025	-0,337	-0,338	0,2523
Ликвидированные ЮЛ	-0,176	0,296	-0,412	0,5083	-0,045	0,426
Обанкротившиеся ЮЛ	-0,186	0,391	-0,378	0,1874	0,1221	-0,297
ЮЛ, прекратившие свою деятельность по решению реоргана	-0,223	-0,444	-0,172	0,0136	-0,037	-0,171

Источник: получено автором.

Рассмотрим первую главную компоненту. Прослеживается отрицательная корреляция с такими признаками как «Обанкротившиеся ЮЛ», «ЮЛ, прекратившие свою деятельность, всего», «ЮЛ, прекратившие свою деятельность по решению реоргана» и «Ликвидированные ЮЛ». Кроме того, очевидна положительная корреляция с признаками «ЮЛ в стадии реорганизации», «Реорганизованные и действующие ЮЛ», «Всего действующих ЮЛ» и «Всего созданных ЮЛ». Таким образом, можно говорить о биполярности первой главной компоненты. Тенденция к регистрации новых юридических лиц и реорганизации ранее зарегистрированных характеризуется положительным знаком фактора, в то время как тенденция к ликвидации организаций по различным основаниям — отрицательным. Первая главная компонента соответствует индексу экономического потенциала региона. Ранжируем Федеральные округа Российской Федерации по первой главной компоненте, как показано на рисунке 72.



Источник: составлено автором.

Рисунок 72 – Ранжирование федеральных округов по первой главной компоненте

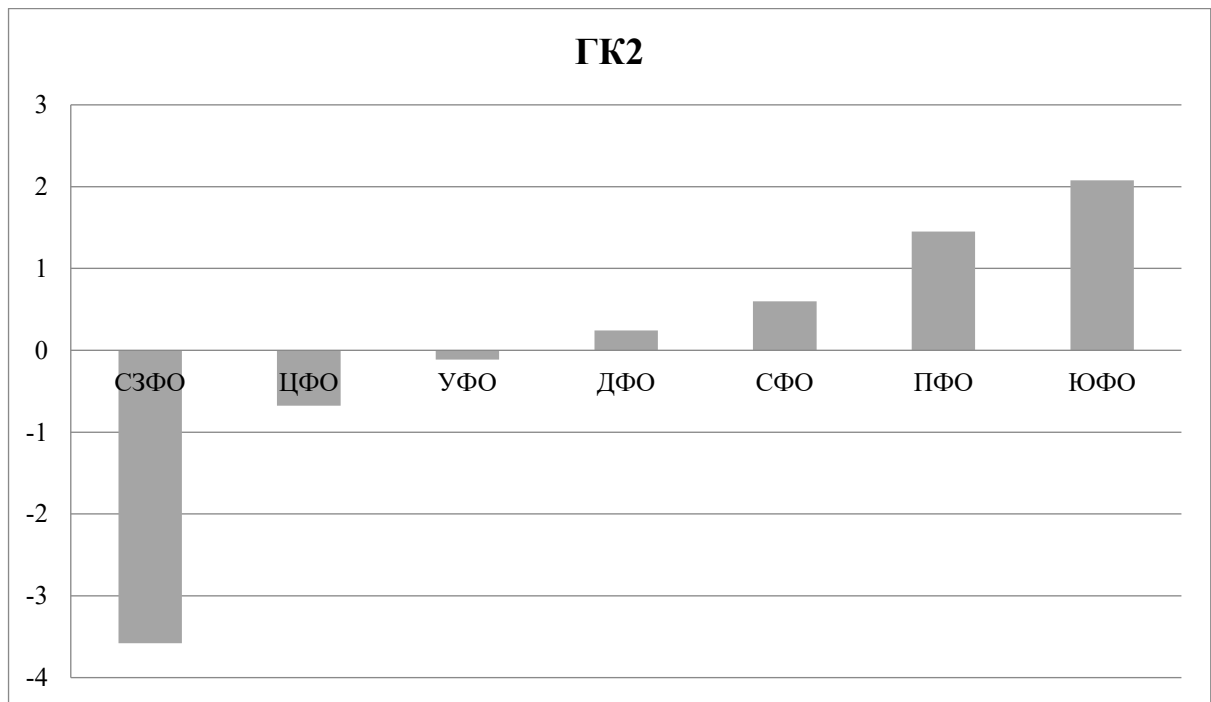
Рассмотрим вторую главную компоненту. Прослеживается отрицательная корреляция второй главной компоненты с такими показателями как «ЮЛ в стадии ликвидации», «ЮЛ, прекратившие свою деятельность, всего», «ЮЛ, прекратившие свою деятельность по решению регоргана» и «ЮЛ в стадии реорганизации».

Также очевидна положительная корреляция с такими исходными признаками как «Действующие ЮЛ, зарегистрированные до 01.07.2002», «Ликвидированные ЮЛ» и «Обанкротившиеся ЮЛ».

Из практики противодействия отмыванию доходов известно, что в схемы по оказанию теневого финансовых услуг юридические лица привлекаются на короткий срок, при этом чаще всего такие компании регистрируются специально под проводимые операции. Это означает, что с момента регистрации такой компании, до момента ее ликвидации (как правило, по решению регистрирующего органа или в судебном порядке в качестве отсутствующего должника) проходит короткий промежуток времени. А на момент написания диссертации с 2002 года прошло уже более 15 лет, что является существенным сроком работы для организаций, и может говорить об их добросовестности. Также из практики известно, что после того, как

привлекаемые в схемы по легализации доходов юридические лица исполняют свою роль, их «забрасывают», то есть просто перестают их использовать, не проходя официальную процедуру ликвидации. То есть, прохождение процедур ликвидации и банкротства юридическим лицом могут свидетельствовать о том, что такие организации принадлежат к числу добросовестных.

Таким образом, первая группа признаков характерна для фирм-однодневок, регистрируемых для проведения сомнительных финансовых операций и прикрытия противоправной деятельности, а вторая – для организаций, которые были зарегистрированы добросовестными участниками с целью ведения предпринимательской деятельности, но затем обанкротились.



Источник: составлено автором.

Рисунок 73 – Ранжирование федеральных округов по второй главной компоненте

Итак, приходим к выводу, что вторая главная компонента отражает склонность использования хозяйствующих субъектов в теневых схемах. Чем ниже значение второй главной компоненты, тем выше склонность хозяйствующего субъекта к легализации денежных средств. Ранжируем

Федеральные округа Российской Федерации по второму внутреннему фактору. Результат ранжирования представлен на рисунке 73.

Таким образом, синтезированы индексы экономического потенциала федеральных округов, а также проведено ранжирование федеральных округов по склонности использования зарегистрированных в них организаций в схемах по оказанию теневых финансовых услуг.

### **Обработка статистических данных МВД России по уровню преступности**

Уровень преступности в стране является важным индикатором благополучия общества и качества жизни населения. В данном секторе важное место занимает государственный аудит при планировании и проведении комплексных контрольно-надзорных мероприятий. Мониторинг данных о зарегистрированных преступлениях осуществляется различными исследователями. По итогам 2014 года отмечено, что снижение преступности в Российской Федерации замедлилось. По официальным данным Росстата уровень преступности согласно информации органов правоохраны в начале перестройки в 1987 году незначительно снижался и достиг уровня 814 на 100 тысяч человек постоянного населения, затем с конца 1980-х годов стал быстро и устойчиво повышаться. Повышение уровня преступности связывают с ухудшением ситуации в социально-экономической сфере жизни общества 1990-1993 годов и 1998-1999 годов, в то время как в периоды относительной стабильности имеет место снижение уровня преступности в стране. Следует отметить также роль реформ законодательства и изменений в правоприменительной практике во флуктуациях уровня регистрируемой преступности.

Одним из условий безопасности и устойчивого развития России в условиях цифровизации экономики является ее рациональное



территориальное устройство. Проведен анализ данных по уровню преступности в разрезе федеральных округов, информация взята с официального сайта МВД России [209]. Исходные данные для анализа представлены в таблице 77.

Таблица 77 – Исходные данные для анализа

Федеральный округ	Население	Убийство	Умышленное причинение тяжкого вреда здоровью	Изнасилование	Грабеж	Разбой	Кража	Экономические преступления	Незаконный оборот наркотиков	Преступления, совершенные с участием несовершеннолетних
ДФО	6211021	958	2569	318	4449	745	53867	2561	16760	4939
СФО	19312169	2589	8078	796	15939	2592	170168	8448	40365	14431
УФО	12275853	1258	4067	521	7067	1318	82655	5418	25810	6941
СЗФО	13843556	1121	2686	272	7101	1449	85436	6265	26557	5941
ЦФО	38951479	2265	5840	798	20423	4291	237347	20525	56521	8936
ЮФО	16298716	967	2377	386	7480	1254	94119	7956	20411	5070
ПФО	29715450	2224	6399	868	13369	2109	152277	14220	45627	11090
СКФО	9659044	471	755	177	1323	467	18672	4631	10836	1762

Источник: составлено автором на основе официальной статистики МВД России о состоянии преступности [209].

В таблицу 78 сведены значения главных компонент.

Таблица 78 – Значения главных компонент

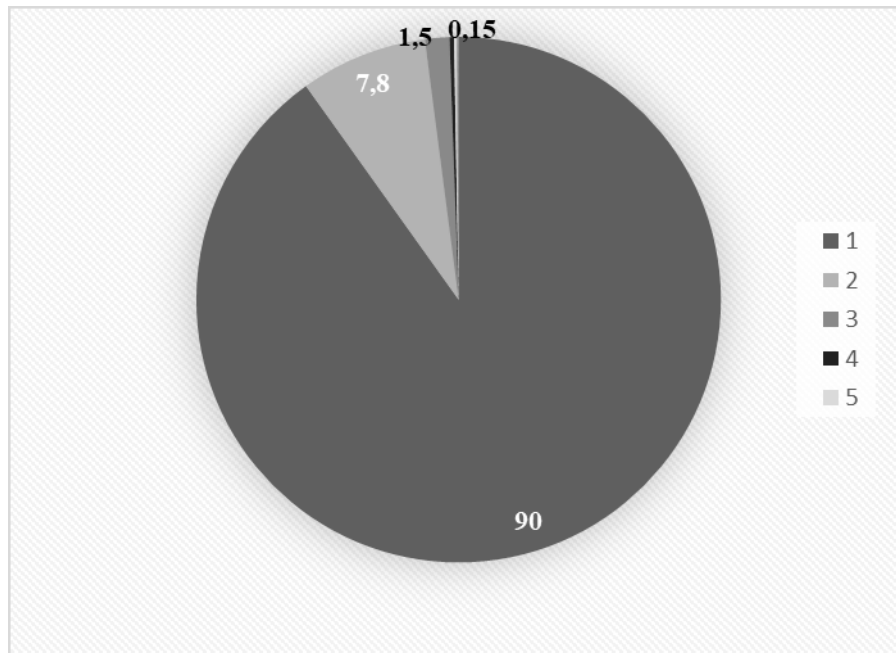
ФО	ГК1	ГК2	ГК3	ГК4	ГК5
ЦФО	2,262	-0,307	1,256	0,420	0,149
СЗФО	-0,065	-0,296	0,138	-2,083	1,292
ЮФО	-0,754	-1,716	0,168	0,085	-2,548
ПФО	0,793	1,066	-1,855	0,297	-0,314
УФО	-0,547	0,332	0,040	1,558	1,233
СФО	-0,614	1,968	1,019	-0,589	-0,826
ДФО	-0,891	-0,060	0,247	0,527	0,858
СКФО	-0,184	-0,986	-1,011	-0,215	0,156

Источник: составлено автором.

Вклад каждой компоненты в общую дисперсию можно представить в виде круговой диаграммы, как показано на рисунке .

74. Наибольший вклад вносит первая главная компонента – 90%, рейтингование будем проводить по первой главной компоненте. Значения

первой главной компоненты соответствуют индексу уровня преступности в федеральном округе Российской Федерации.



Источник: составлено автором.

Рисунок 74 – Характеристика суммарного вклада ГК в общую дисперсию (анализ данных о состоянии преступности), в процентах

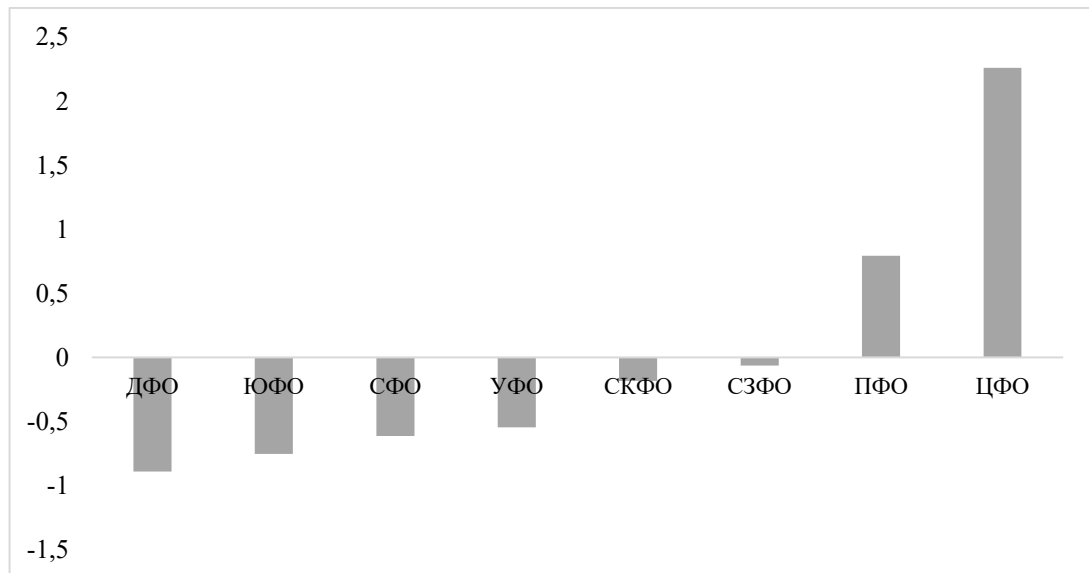
В таблицу 79 сведены значения коэффициентов корреляции показателей и главных компонент.

Таблица 79 – Коэффициенты корреляции показателей и главных компонент

Наименование показателя	ГК1	ГК2	ГК3	ГК4	ГК5
Незаконный оборот наркотиков	0,989	-0,079	0	0,081	-0,079
Грабёж	0,986	-0,052	-0,148	0	0
Кража	0,984	-0,109	-0,130	0	0
Убийство	0,969	0,239	0	0	0
Изнасилование	0,961	0,175	0,180	-0,105	0
Разбой	0,950	-0,230	-0,203	0	0
Умышленное причинение тяжкого вреда здоровью	0,929	0,368	0	0	0
Экономические преступления	0,900	-0,413	0,132	0	0
Преступления, совершенные с участием несовершеннолетних	0,889	0,449	0	0,70	0
Население ФО	0,930	-0,337	0,137	0	0

Источник: составлено автором.

На рисунке 75 представлено ранжирование федеральных округов по значению индекса уровня преступности.



Источник: составлено автором.

Рисунок 75 – Ранжирование федеральных округов по значению индекса уровня преступности

Таким образом, синтезированы рейтинговые оценки и проведено ранжирование федеральных округов по уровню преступности.

### **Индексы вовлеченности в отмыwanie доходов профессиональных участников рынка ценных бумаг**

Рынок ценных бумаг является составной частью финансовой системы государства и имеет свою специфику. Рынок ценных бумаг – притягательная площадка легализации преступных капиталов, так как в этом случае легализатор имеет возможность не только отмыть денежные средства, полученные преступным путем, но получить прибыль от их использования.

Изложенное определяет актуальность проблемы оценки вовлеченности в отмыwanie доходов профессиональных участников рынка ценных бумаг.

Профессиональные участники рынка ценных бумаг являются субъектами федерального закона № 115-ФЗ от 07.08.2001 «О противодействии легализации (отмыванию) доходов, полученных преступным путем и финансированию терроризма». В Федеральную службу по финансовому

мониторингу поступают сведения о финансовых операциях и сделках профучастников РЦБ. На основе сведений, содержащихся в сообщениях о финансовых операциях, формируется набор статистических показателей. Полученные статистические показатели могут друг от друга зависеть. Для того чтобы установить корреляцию показателей, вычислим матрицу парных корреляций, как показано в таблице 80.

В таблице 80 сильно коррелированные показатели окрашены зеленым (в случае положительной корреляции) и красным (в случае отрицательной корреляции) цветом.

Таблица 80 – Матрица парных корреляций

–	П1	П2	П3	П4	П5	П6	П7	П8	П9	П10	П11	П12	П13	П14	П15	П16	П17	П18	П19
П1	1	0,88	0,89	0,76	0,24	0,79	-0,16	0,76	-0,16	0,48	0,64	-0,03	0,84	0,33	0,33	-0,01	0,65	0,69	-0,16
П2	–	1	0,66	0,71	0,45	0,74	-0,31	0,74	-0,16	0,48	0,75	-0,16	0,82	0,33	0,33	-0,16	0,64	0,67	-0,16
П3	–	–	1	0,65	-0,41	0,89	0,23	0,73	-0,16	0,49	0,33	0,37	0,67	0,33	0,14	0,37	0,45	0,67	-0,16
П4	–	–	–	1	0,33	0,45	-0,65	0,89	-0,16	-0,03	0,33	-0,16	0,77	-0,16	0,33	-0,16	0,45	0,56	-0,16
П5	–	–	–	–	1	-0,16	-0,89	0,33	-0,41	-0,45	0,48	-0,99	0,33	-0,45	0,45	-0,99	0,24	-0,07	-0,45
П6	–	–	–	–	–	1	0,33	0,45	-0,16	0,45	0,6	0,33	0,45	0,45	0,31	0,24	0,55	0,7	-0,16
П7	–	–	–	–	–	–	1	-0,65	-0,06	0,45	0,2	0,45	-0,41	0,64	-0,65	0,45	-0,05	-0,04	0,33
П8	–	–	–	–	–	–	–	1	-0,06	-0,16	0,23	-0,41	0,74	-0,28	0,45	-0,41	0,33	0,45	-0,16
П9	–	–	–	–	–	–	–	–	1	-0,41	-0,16	-0,16	-0,16	-0,16	0,33	-0,16	-0,16	-0,16	-0,09
П10	–	–	–	–	–	–	–	–	–	1	0,63	0,98	0,4	0,99	-0,26	0,76	0,45	0,45	0,45
П11	–	–	–	–	–	–	–	–	–	–	1	-0,13	0,45	0,45	0,24	-0,13	0,55	0,45	-0,16
П12	–	–	–	–	–	–	–	–	–	–	–	1	-0,16	0,99	-0,45	0,78	-0,15	0,24	0,56
П13	–	–	–	–	–	–	–	–	–	–	–	–	1	0,14	0,37	-0,16	0,75	0,8	-0,16
П14	–	–	–	–	–	–	–	–	–	–	–	–	–	1	-0,45	0,82	0,37	0,37	0,45
П15	–	–	–	–	–	–	–	–	–	–	–	–	–	–	1	-0,75	-0,16	0,37	-0,06
П16	–	–	–	–	–	–	–	–	–	–	–	–	–	–	–	1	0,09	0,37	-0,01
П17	–	–	–	–	–	–	–	–	–	–	–	–	–	–	–	–	1	0,85	-0,31
П18	–	–	–	–	–	–	–	–	–	–	–	–	–	–	–	–	–	1	-0,15
П19	–	–	–	–	–	–	–	–	–	–	–	–	–	–	–	–	–	–	1

Источник: составлено автором.

В таблице 80 введены следующие условные обозначения показателей:

П1 — суммарный объем операций профучастника РЦБ;

П2 — сумма приходных операций профучастника РЦБ;

П3 — сумма расходных операций профучастника РЦБ;

П4 — объем операций по снятию или внесению собственных средств;

П5 — отношение приходных операций к расходным;

П6 — сумма подозрительных транзакций;

П7 — отношение суммы подозрительных транзакций к общему объему операций;

П8 — наибольшая сумма операций;

П9 — наименьшая сумма операций;

П10 — суммарное количество операций профучастника РЦБ;

П11 — количество приходных операций профучастника РЦБ;

П12 — количество расходных операций профучастника РЦБ;

П13 — количество операций по снятию или внесению собственных средств;

П14 — количество сомнительных транзакций;

П15 — период хозяйственной деятельности профучастника РЦБ;

П16 — количество контрагентов по исходящим платежам;

П17 — количество контрагентов по входящим платежам;

П18 — количество кредитных организаций, классифицировавших профучастника РЦБ как недобросовестного;

П19 — отношение количества исходящих платежей к количеству входящих платежей.

Из таблицы 80 выберем не коррелирующие между собой показатели, и которые несут наибольшую смысловую нагрузку.

Повторно вычислим коэффициенты корреляции, получим таблицу 81.

Таблица 81 – Коэффициенты корреляции показателей

–	П5	П6	П7	П8	П9	П14	П15	П16	П17	П18
П5	1	-0,16	-0,89	0,33	-0,41	0,45	-0,99	0,24	-0,07	-0,45
П6	–	1	0,33	0,45	-0,16	0,31	0,24	0,55	0,7	-0,16
П7	–	–	1	-0,65	-0,06	-0,65	0,45	-0,05	-0,04	0,33
П8	–	–	–	1	-0,06	0,45	-0,41	0,33	0,45	-0,16
П9	–	–	–	–	1	0,33	-0,16	-0,16	-0,16	-0,09
П14	–	–	–	–	–	1	-0,75	-0,16	0,37	-0,06
П15	–	–	–	–	–	–	1	0,09	0,37	-0,01
П16	–	–	–	–	–	–	–	1	0,85	-0,31
П17	–	–	–	–	–	–	–	–	1	-0,15
П18	–	–	–	–	–	–	–	–	–	1

Источник: составлено автором.

Итак, найдено 10 взаимно независимых признаков.

На основе корреляционной матрицы показателей, характеризующих профучастников рынка ценных бумаг найдены дисперсии первых десяти главных компонент, и коэффициенты корреляции признаков профучастников с главными компонентами-внутренними факторами, как показано в таблице 82.

Таблица 82 – Коэффициенты корреляции показателей и главных компонент

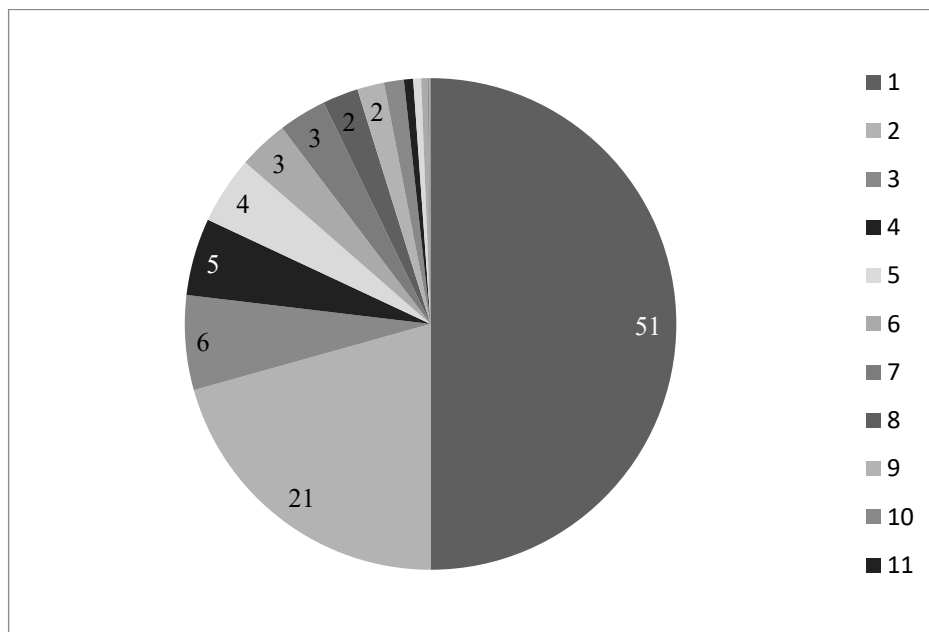
Показатель	ГК 1	ГК 2	ГК 3	ГК 4	ГК 5	ГК 6	ГК 7	ГК 8	ГК9	ГК 10
1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11
Процент разницы прихода и расхода	0,371	-0,291	-0,382	-0,033	0,342	0,134	-0,061	0,591	0,391	-0,081
Сумма подозрительных операций	0,272	0,432	0,124	0,041	-0,113	0,572	-0,062	0,382	-0,460	0,183
Отношение суммы подозрительных операций к общей сумме операций	-0,331	0,380	0,081	0,053	0,321	0,511	-0,171	-0,213	0,471	-0,301
Максимальная сумма	0,440	0,074	0,164	-0,064	-0,564	-0,071	-0,543	-0,114	0,314	-0,230
Минимальная сумма	-0,031	-0,093	0,671	0,551	0,262	-0,233	-0,191	0,284	0,061	0,074
Период хозяйственной деятельности	0,404	-0,171	0,423	-0,114	0,010	0,194	0,624	-0,151	0,053	-0,412

## Продолжение таблицы 82

1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11
Количество операций по приходу	-0,274	0,423	-0,092	0,142	-0,391	-0,282	0,380	0,482	0,214	-0,281
Количество Операций по расходу	0,301	0,341	-0,184	0,051	0,432	-0,341	-0,154	-0,123	-0,342	-0,463
Количество банков, считающих организацию неблагонадежной	0,352	0,452	0,054	-0,091	0,164	-0,223	0,243	-0,172	0,391	0,591
Отношение количества операций по расходу к операциям по приходу	-0,191	0,064	0,381	-0,813	0,163	-0,170	-0,151	0,293	-0,031	-0,034

Источник: составлено автором.

По диаграмме, изображенной на рисунке 76, можно увидеть, что главные компоненты с первой по четвертую в совокупности составляют 82% общей дисперсии.



Источник: составлено автором.

Рисунок 76 – Характеристика суммарного вклада ГК в общую дисперсию (анализ деятельности профессиональных участников рынка ценных бумаг), в процентах

Наибольший интерес представляет десятый внутренний фактор. При ранжировании профессиональных участников рынка ценных бумаг по десятой



главной компоненте вовлеченные в отмывание объекты оказались внизу списка, а добросовестные – вверху. Таким образом, значения десятой главной компоненты соответствуют индексам вовлеченности в отмывание доходов профессиональных участников рынка ценных бумаг.

#### **4.3 Методика визуализации и картирования вовлеченных в отмывание доходов хозяйствующих субъектов**

Эффективное противодействие легализации денежных средств, полученных преступным путем, требует, в том числе, проведения макроанализа межрегиональных и международных финансовых потоков, при этом необходимо учитывать различные факторы влияния, связанные с разнородностью регионов. Учет региональных особенностей субъектов Российской Федерации в экономическом, географическом, социальном, демографическом плане позволяет подойти к проблеме противодействия легализации преступных доходов более детально, и сделать этот процесс более эффективным.

Важным условием поступательного экономического развития Российской Федерации представляется рациональное территориальное устройство. Государству требуется прочная пространственная конструкция, которая обеспечивала бы достойную жизнь и благоприятные условия для культурного развития людей, способствовало бы развитию предпринимательства, обеспечивала бы работу социально-экономических систем. Рационализация территориальной структуры положительно влияет на процессы скрепления частей страны в единое целое, способствует формированию единого экономического, культурного, научного, социального пространства. Незрелая территориальная структура провоцирует развитие центробежных сил, которые могут привести к разрыву целостности, т.е. к сепаратизму и распаду страны.

При проведении региональных исследований принято выделять различные категории аномальных регионов – например, традиционно отсталые, депрессивные, традиционно развитые, программно-развивающиеся, если говорить об уровне развития; приграничные районы, районы Севера, если речь идет о географической составляющей.

Исходя из положений, изложенных в «Концепции стратегии социально-экономического развития регионов Российской Федерации», которая была принята на заседании Правительства РФ 30 июня 2005 г., Министерство регионального развития разработало Типологию регионов Российской Федерации. Согласно этому документу, все субъекты Российской Федерации объединены в семь групп (типов) по уровню развития, степени участия в процессах глобализации, урбанизации и неоиндустриализации. Среди них выделяют особые регионы или спецтерритории, для которых обозначены проблемы, связанные со сложной политической и экономической ситуацией.

Экономическое районирование широко использовалось на протяжении всей истории развития территориального менеджмента в России. Решение сложной, многоаспектной проблемы повышения территориальной государственной управляемости, включающей вопросы, связанные с природными, демографическими, социально-экономическими различиями отдельных государственных территорий, остается актуальной проблемой современности.

Научное обоснование районирования с точки зрения государственной безопасности требует углубленного исследования многообразия факторов. В настоящее время появляются новые объективные районообразующие факторы, в корне изменяются прежние составляющие.

По очевидной причине территориальной распределенности регионы Российской Федерации существенно различаются между собой и по уровню финансово-экономического развития, и по социальным показателям. Эти обстоятельства необходимо учитывать при проведении региональных исследований. Таким образом, в качестве первого этапа любого регионального

исследования необходимо осуществить классификацию территорий по различным категориям исследуемых показателей, в частности, с точки зрения безопасности, а затем сравнить полученные группы регионов между собой для выявления однородных.

Математическое моделирование без учета существенных различий регионов России, дает неточные, трудно интерпретируемые результаты. Проведение дальнейших изысканий по аналогичным вопросам в смежных областях показало, что пересчет всех признаков объектов на количество человек населения, например, путем добавления соответствующего показателя к исходной выборке данных, значительно повышает качество анализа и позволяет дать разумные интерпретации полученным результатам.

Подходы к проведению экономического районирования неизбежно претерпевают изменения, реагируя, в том числе, на процессы экономического развития и ряд иных факторов. Научное обоснование подходов к экономическому районированию подразумевает углубленное изучение многообразия влияющих факторов.

Существенные различия территорий Российской Федерации в плане социального состояния и финансово-экономического развития должны быть учтены при проведении региональных исследований, в частности, в виде классификации регионов по различным срезам изучаемых характеристик, и, в первую очередь, финансовым. Сравнение между собой полученных группировок и содержащихся в них объектов позволит сделать выводы относительно их однородности в том или ином смысле.

Также по причине разнородности экономического и географического регионального развития, а также проводимой социальной политики, попытки разработать единую модель, отражающую аспекты деятельности всех регионов, не приводят к успеху, либо, если подобную модель все-таки удастся создать, качество модели оставляет желать лучшего.

Решением может стать типология регионов, то есть разделение их на однородные по какому-либо признаку группы, и приведение анализа по

каждой такой группе. При этом между группами регионов с близкими по значению характеристиками, отражающими наиболее важные стороны анализируемой проблематики, будут установлены качественные взаимосвязи. Типологизация регионов, представимых в виде многомерного вектора переменных, может быть проведена при помощи кластерного анализа. Если регион в течение нескольких временных периодов относят к одному и тому же типу, то можно говорить об устойчивости выделенных типов.

Корректное выделение признаков, наиболее существенных для классификации, является залогом успешного проведения классификации. Исходные показатели должны быть структурированы в единую систему, которая, с одной стороны, должна быть полной, а с другой – не избыточной. А это порождает проблему поиска критерия, позволяющего оценить необходимость включения того или иного признака в систему исходных показателей. Для разрешения этой проблемы исследователю необходимо обладать глубокими знаниями в области регионального развития, а также проводить проверку влияния исходных показателей на конечный результат.

Также необходимо соблюдение при проведении классификации данных требований:

- требование соразмерности деления, выполнение которого означает, что размер делимой величины должен быть равным сумме размеров членов деления (это могут быть виды, классы, и т.п.).

- Требование единства основания, которое предполагает использование одного и того же основания (совокупность существенных характеристик) на каждом этапе деления.

- Требование взаимоисключения членов деления, которое предполагает отсутствие пересечений членов деления или вхождений одного члена в другой.

- Кроме того, необходимо учитывать различную степень значимости признаков, входящих в систему, например, при помощи их взвешивания.

Итак, типологизация регионов сопряжена с рядом трудностей:

- обоснование адекватности применяемых методов уровню решаемых задач;
- оптимальный выбор системы исходных признаков;
- учет различной степени значимости исходных признаков на конечный результат;
- нечисловая природа и качественный характер некоторых исходных признаков.

Рейтингование регионов Российской Федерации по склонности к отмыванию на их территории преступных доходов, позволяет ответственным лицам принимать решения о необходимости дополнительного регулирования на определенных территориях, применения управляющего воздействия на сложившуюся криминогенную ситуацию, перераспределения человеческих, временных и финансовых ресурсов.

В настоящее время для визуализации и анализа данных в различных сферах широко применяются методы социально-экономического картирования.

Картирование определяется как метод моделирования неких содержательных характеристик применительно к географическому местоположению исследуемых объектов [190]. В различных исследованиях пространственно-территориального характера под картированием понимают визуализацию любой информации, имеющей географическую составляющую, ее моделирование как в исследовательских целях, так и в иных [191; 192; 193; 194].

Картирование широко применяется в социологии, экономике, философии, истории, психологии для исследования актуальных проблем развития территорий и систематизации, наглядного представления информации об изучаемых объектах.

Социально-экономическое картирование как научный метод восходит к работе Чарльза Бута 1889 года, составившего карту бедности Лондона [203]. Затем последовали работы исследователей Чикагской школы Э. Берджеса и

Р. Парка [204] по территориальному зонированию городов применительно к вопросам миграции, урбанизации, неравенства, преступности. Составление социальных карт было основано на фактической информации, собранной в результате проведения интервью, статистического наблюдения, анализа документов, а затем обобщенной и систематизированной.

Примерами применения социально-экономического картирования могут служить труды У. Тайхлера, И. Ференца и Б. Вэхтера, в которых предложена карта международной академической мобильности в Европе [197]. В работе Кузьминой Е.С. [198] предложены карты экспорта и импорта образовательных услуг с количественными показателями изучаемого процесса.

Примеры применения метода социального картирования в анализе городского пространства представлены в трудах О.И. Вендиной, Н.Н. Веселковой, К.П. Глазкова, Н.Д. Вавилиной, И.А. Скалабан, К. Линча, С. Милграма [199].

В работе [200] приводится исследование социально-территориальной структуры города Москвы, в котором используется социально-статистический подход – с нанесением на карту города статистических данных.

Из рассмотренных работ видно, что на социально-экономических картах, как правило, отображают одну или две характеристики, количественные одномерные данные, выраженные в натуральных единицах – количество, сумма, и т.д. Например, количество обучающихся студентов – иностранцев, или данные, выраженные через отношение – отношение студентов-граждан к приезжим.

В то же время, в различных отраслях, в частности в сфере финансового мониторинга, возникают задачи, требующие отображения объектов, заданных большим количеством характеристик, иными словами – объектов векторной природы.

Финансовый мониторинг представляет собой комплекс мероприятий, проводимых организациями финансового сектора и уполномоченными органами власти в целях предупреждения, выявления и пресечения операций,

связанных с легализацией (отмыванием) доходов, полученных преступным путем, или финансированием терроризма.

Эффективность системы противодействия отмыванию доходов во многом зависит от её способности своевременно выявлять тенденции и закономерности в деятельности субъектов, что обуславливает необходимость оперативного получения объективных оценок деятельности хозяйствующих субъектов. Примером может служить оценка обстановки не только в отраслях и регионах, но и оценка деятельности групп субъектов, объединённых иными общими признаками финансовой деятельности.

Важной задачей ЛПР Росфинмониторинга является не только сокращение времени реагирования на возникающие угрозы, но и их своевременное обнаружение и пресечение. Данное направление анализа имеет стратегическое значение для как финансового мониторинга, так и для системы национальной безопасности в целом.

В практике возникают ситуации, когда важны не конкретные значения рейтинговых оценок, а порядковые отношения между регионами, субъектами Федерации по различным срезам информации в сфере финансового мониторинга.

Для установления порядковых отношений между регионами необходимо провести их ранжирование. Однако исследуемые объекты описываются наборами характеристик, и являются по сути объектами векторной природы. В математике же порядковые отношения для векторов, как известно, не определены. Иными словами, для решения задачи картирования информации в сфере финансового мониторинга требуется найти индексы вовлеченности в отмывание доходов объектов финансового мониторинга.

Воспользуемся синтезированными в предыдущих разделах диссертации индексами вовлеченности в отмывание доходов объектов финансового мониторинга для решения задачи картирования в сфере финансового мониторинга.

Предложена методика визуализации и картирования вовлеченных в отмывание доходов хозяйствующих субъектов, позволяющая автоматизировать процесс синтеза индексов вовлеченности в отмывание доходов объектов финансового мониторинга в целях синтеза карт обстановки. Первым шагом алгоритма является формирование матрицы с агрегированными статистическими данными о деятельности объектов финансового мониторинга в разрезе региона. Схема методики представлена на рисунке 77.



Источник: составлено автором.

Рисунок 77 – Схема методики визуализации и картирования вовлеченных в отмывание доходов хозяйствующих субъектов

На первом шаге выполнения методики производится агрегация исходных данных о деятельности хозяйствующих субъектах, кредитных организациях в матрицу «объект-свойства» в разрезе регионов России. Выходными параметрами шага служат данные для оценки обстановки в Федеральном округе, представленные в виде матрицы.

После выполняется алгоритм вычисления индексов вовлеченности в отмывание доходов объектов финансового мониторинга, результатом является



матрица индексов вовлеченности в отмывание доходов объектов финансового мониторинга.

После чего производится цветовое кодирование значений индексов и формирование карты индексов Федеральных округов.

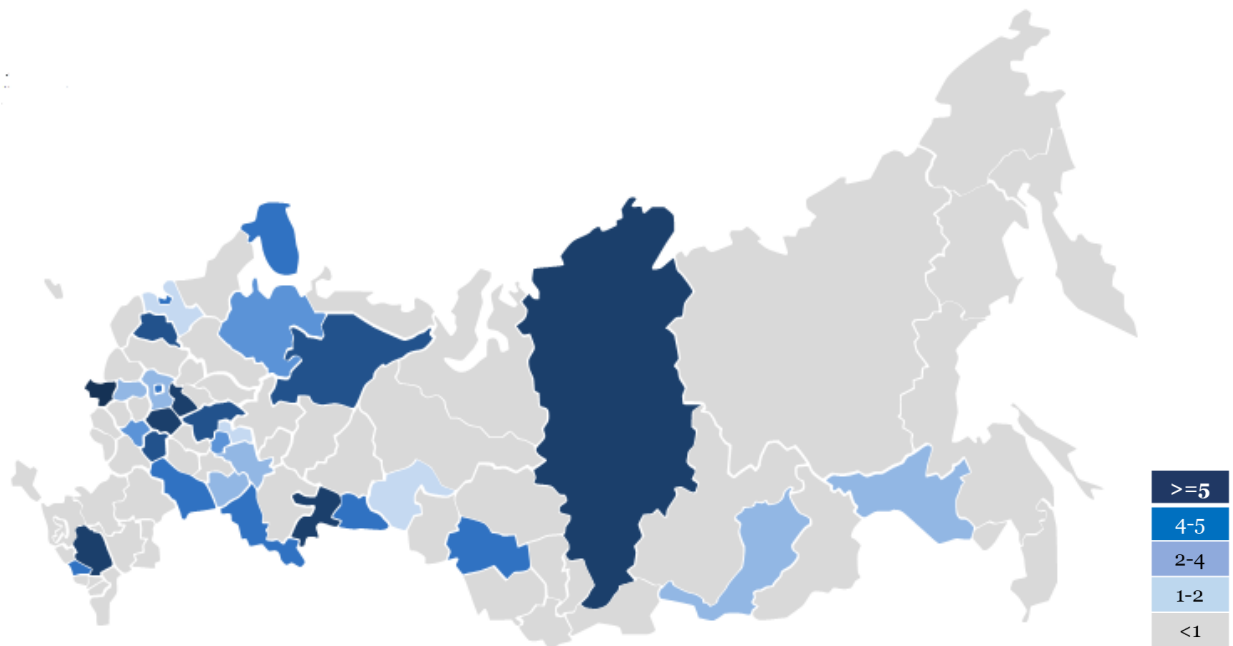
### **Картирование склонности регионов Российской Федерации к отмыванию денежных средств**

Рейтингование территориальных единиц России по склонности к отмыванию в них денежных средств и последующее нанесение этих оценок на карту, позволяет выстроить очередность и приоритет проверок, что соответствует парадигме риск-ориентированного подхода, и позволяет принимать эффективные управленческие решения в условиях ограниченных кадровых, материальных и временных ресурсов.

Воспользуемся синтезированными в параграфе 3.3 индексами вовлеченности в отмывание доходов хозяйствующих субъектов, и получим карту, изображенную на рисунке 78 (чем интенсивнее цвет, тем выше склонность к легализации). Данный вывод подтверждается практикой противодействия отмыванию доходов.

Метод главных компонент позволил синтезировать индексы вовлеченности в отмывание доходов хозяйствующих субъектов, которые послужили основой для картирования.

Полученный результат имеет также и прикладное значение – на основе ранжирования регионов по индексу вовлеченности в отмывание доходов хозяйствующих субъектов были выработаны практические рекомендации по совершенствованию сложившихся подходов к проведению финансовых расследований и эффективному перераспределению ресурсов.



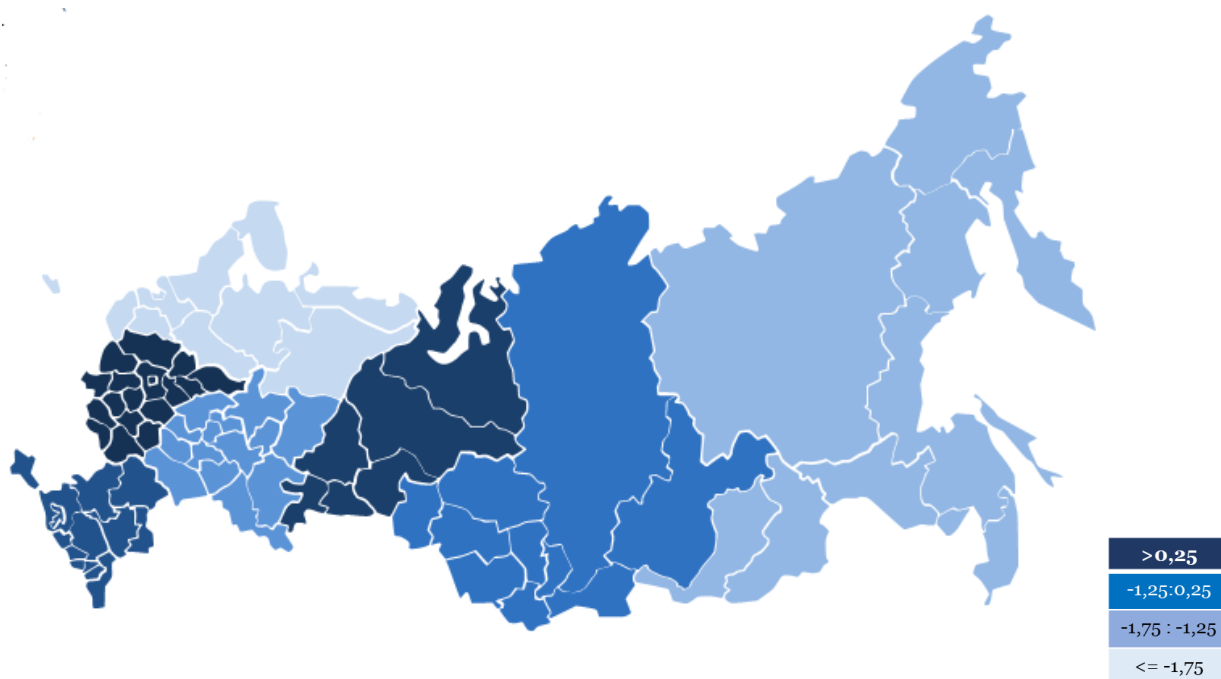
Источник: составлено автором.

Рисунок 78 – Картирование индекса склонности к легализации денежных средств

### **Картирование экономического потенциала федеральных округов на основе анализа ЕГРЮЛ**

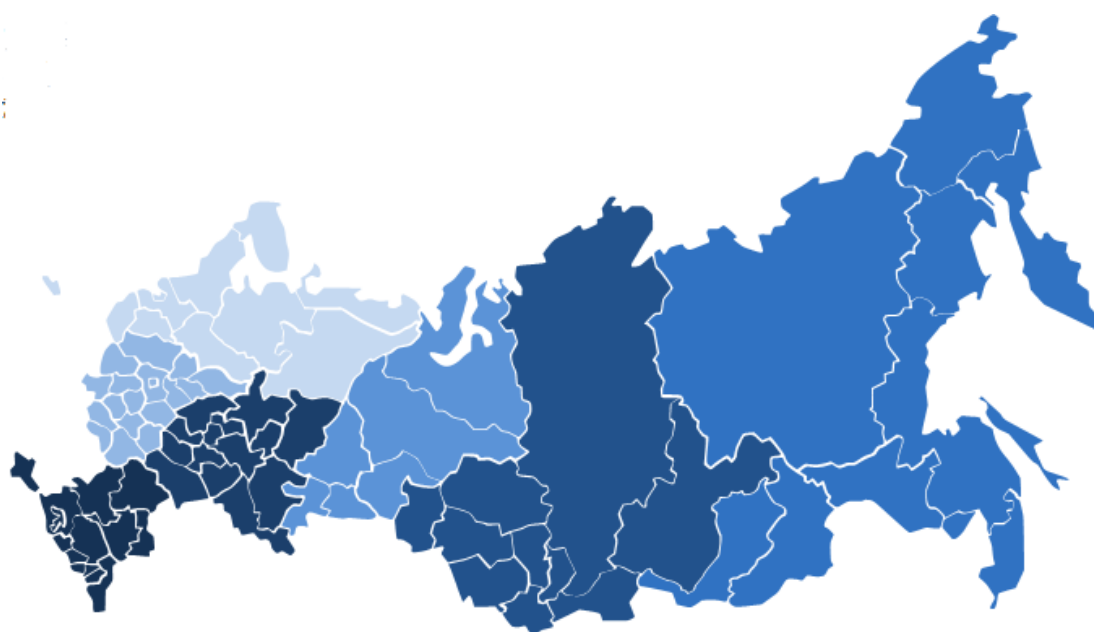
Воспользуемся синтезированными индексами экономического потенциала федеральных округов и получим карту, представленную на рисунке 79. Более интенсивный цвет соответствует более высоким значениям индекса экономического потенциала.

На рисунке 80 представлено картирование ситуации по склонности предоставления теневых финансовых услуг в федеральных округах. Более интенсивный цвет соответствует более высокой склонности к отмыванию доходов.



Источник: получено автором.

Рисунок 79 – Картирование индекса экономического потенциала федеральных округов



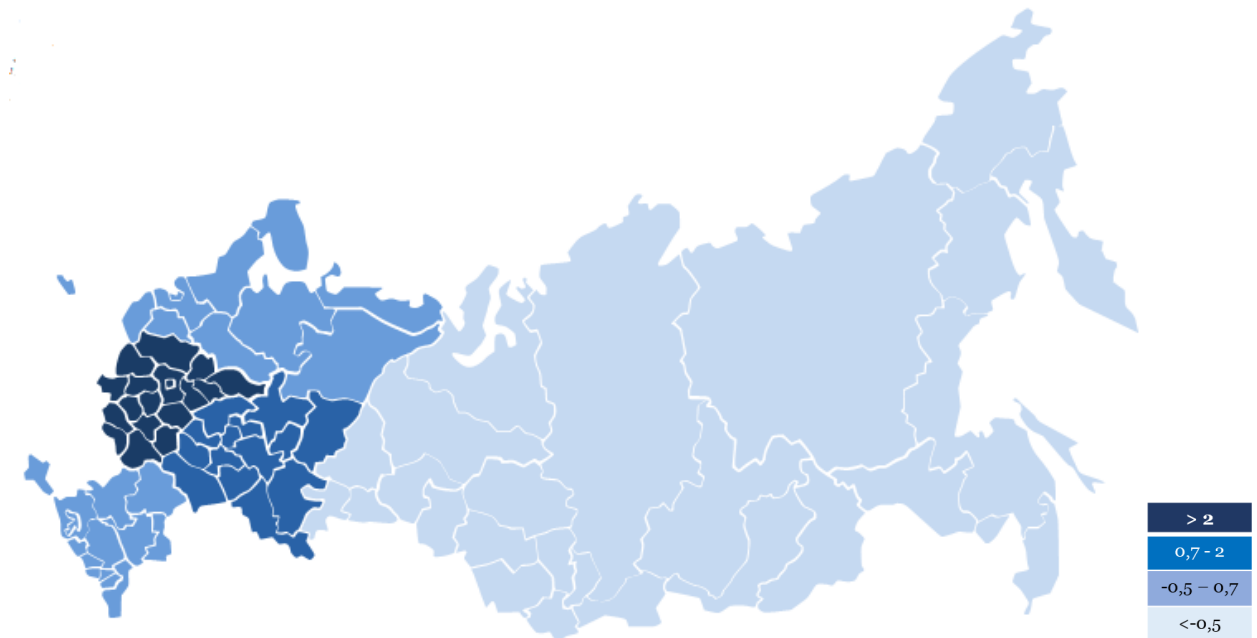
Источник: получено автором.

Рисунок 80 – Картирование индекса склонности федеральных округов к предоставлению  
теневых финансовых услуг

Решение обратной факторной задачи позволило провести ранжирование федеральных округов по оценкам обстановки в целях визуализации.

## Картирование данных об уровне преступности

Воспользуемся синтезированными индексами уровня преступности в федеральных округах, и получим карту, представленную на рисунке 81. Более интенсивный цвет соответствует более высоким значениям преступности.



Источник: составлено автором.

Рисунок 81 – Картирование индекса уровня преступности

Наиболее высокие значения приходятся на Центральный, Приволжский и Южный федеральные округа, а наиболее низкие – на Дальневосточный, Сибирский и Уральский.

### 4.4 Визуализация индексов вовлеченности в отмывание доходов объектов финансового мониторинга

Визуализация и визуальный анализ данных находят свое применение в различных отраслях – промышленности и производстве, разработке и проектировании, научных исследованиях, государственном управлении и экономике. Визуальная аналитика обеспечивает наглядность

рассматриваемого явления, помогает быстрее уловить суть исследуемых явлений, а графические изображения представляют собой естественное и удобное средство интерпретации полученных результатов [202; 203; 204]. Одной из областей применения визуального анализа данных стал финансовый мониторинг.

В сфере финансового мониторинга аналитикам приходится обрабатывать большие объемы информации. Чтобы получить более точное представление об этих объемах обратимся к статистике.

Ежедневно в соответствии с антиотмывочным законодательством в Росфинмониторинг субъекты 115-ФЗ передают до 100 000 сообщений о финансовых операциях, содержащих информацию о плательщиках и получателях денежных средств, их счетах, кредитных организациях, которые их обслуживают. По состоянию на январь 2020 года в ЕГРЮЛ зарегистрировано 3,7 млн юридических лиц [205]. Лицензию на осуществление брокерской деятельности имеют 286 организаций, дилерской – 314 организаций. По официальной информации Центрального Банка Российской Федерации по состоянию на 01.01.2020 на территории Российской Федерации деятельность осуществляют 442 кредитные организации и их 618 филиалов. Банковская отчетность содержит сотни полей. Кроме того, в федеральной базе данных Росфинмониторинга по каждой кредитной организации ведется собственный учет информация – до 50 полей данных.

В дополнение к исходным данным в ФБД Росфинмониторинга формируется статистика по каждому виду объектов, и дополнительная идентификационная информация – адреса, данные документов, удостоверяющих личность, и прочее. Ведомственные данные Росфинмониторинга обогащаются сведениями из различных государственных реестров, данными о внешнеэкономической деятельности субъектов, налоговыми сведениями.

Возрастающий объем поступающей информации (приблизительно на 20% ежегодно) приводит к снижению оперативности ее обработки. Лицам,

принимающим решения, приходится иметь дело с субъективными результатами анализа и растянутыми сроками их получения.

Анализ задач Росфинмониторинга по противодействию отмыванию доходов показал, что *фактическая потребность* в количестве объектов, подлежащих анализу, *многократно превышает возможности* аналитиков. Данная проблемная ситуация требует определения приоритетов анализа.

Гетерогенный характер информационных ресурсов и их значительный объём исключают возможность их ручной обработки.

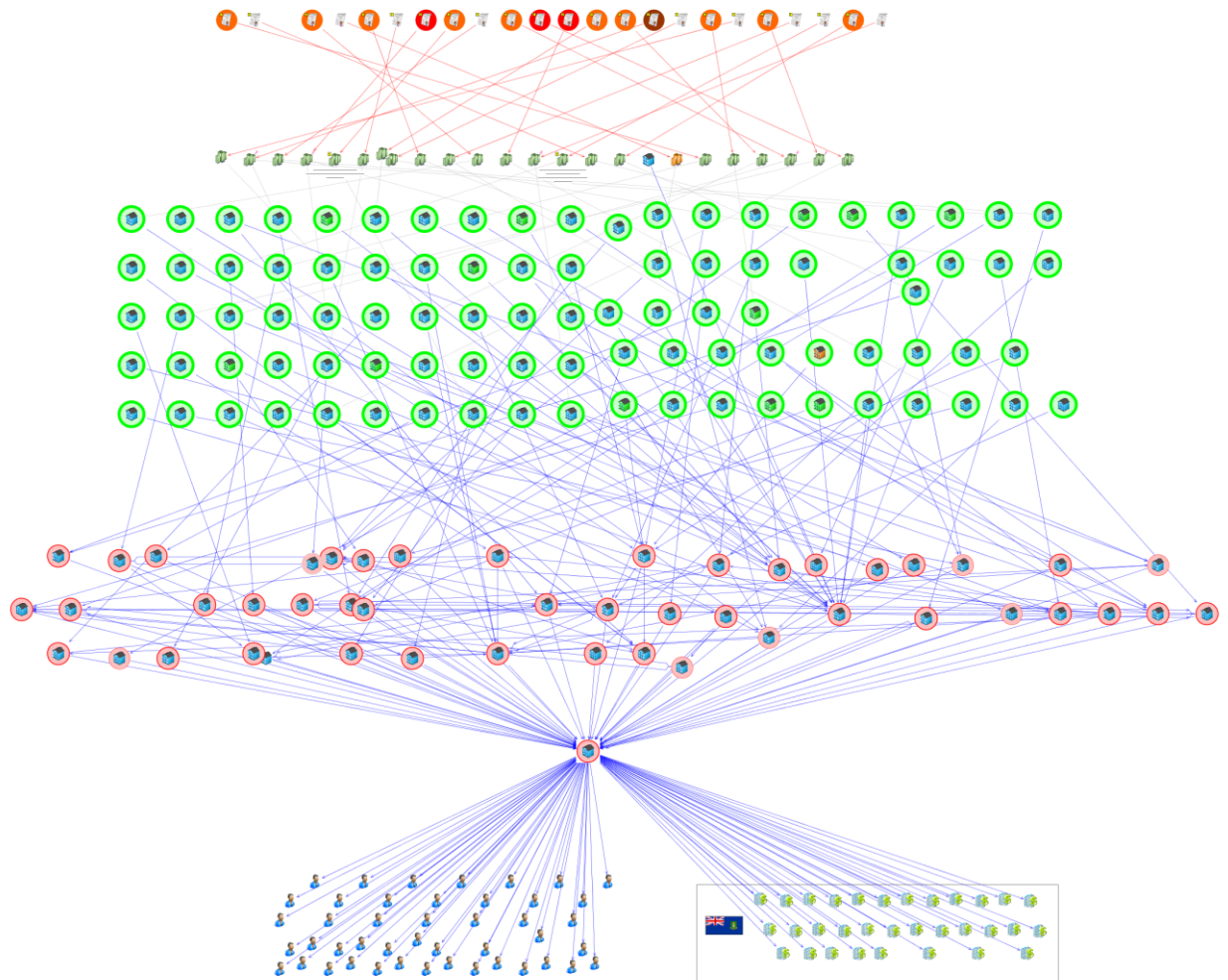
Решение задачи первичной идентификации схем финансовых операций может быть найдено через визуализацию оценок идентифицированных субъектов.

Для визуализации информации об объектах финансового мониторинга необходимо провести их ранжирование. Однако объекты финансового мониторинга – хозяйствующие субъекты, кредитные организации, профессиональные участники рынка ценных бумагах – описываются наборами характеристик, т.е. по сути являются объектами векторной природы. В математике же порядковые отношения для векторов, как известно, не определены.

Итак, для решения задачи визуализации информации в сфере финансового мониторинга требуется найти индексы вовлеченности в отмывание доходов объектов финансового мониторинга.

Синтезированные в предыдущих разделах диссертации индексы вовлеченности в отмывание доходов объектов финансового мониторинга позволили ранжировать их и послужили основой для научной визуализации.

На рисунке 82 показана схема финансовых операций. Субъекты хозяйственной деятельности обозначены иконкой «домик», субъекты с высоким рейтингом обведены красным кружком, а с низким – зеленым.



Источник: получено автором.  
Рисунок 82 – Схема финансовых операций

Таким образом, впервые получено решение задачи научной визуализации индексов вовлеченности в отмывание доходов объектов финансового мониторинга – хозяйствующих субъектов, профессиональных участников рынка ценных бумаг.

Визуализация индексов вовлеченности в отмывание доходов разных видов объектов финансового мониторинга позволила обеспечить аналитиков необходимой при принятии решений информацией. Так, в отношении объектов, имеющих высокие значения индекса, могут проводиться финансовые расследования и взаимодействие с правоохранительными органами.

В случаях, когда объект имеет низкие значения индексов, лицом, принимающим решения, могут быть приняты профилактические меры, направленные на пресечение негативных тенденций и недопущение развития ситуации.

Предложенное решение позволило существенно повысить оперативность выявления схем с участием хозяйствующих субъектов, причастных к противоправной деятельности.

Предложенный метод представления информации об обстановке в сфере финансового мониторинга может быть использован при решении смежных задач в других отраслях экономики.

#### 4.5 Индексы экономического потенциала федеральных округов

Рассмотрим массив статистических данных о регистрации организаций, который содержится в Едином государственном реестре юридических лиц (далее – ЕГРЮЛ).

Применим метод главных компонент к массиву данных.

В таблицу 83 сведены значения главных компонент.

Таблица 83 – Значения главных компонент

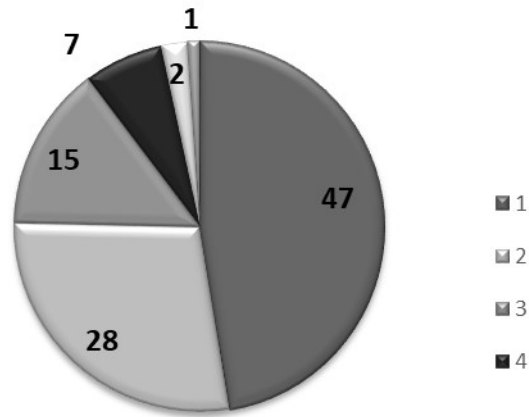
ФО	ГК1	ГК2	ГК3	ГК4	ГК5	ГК6
ЦФО	4,583	-0,79	0,864	-0,74	0,217	0,158
СФО	-1,39	0,688	-0,61	-0,42	-0,27	0,821
СЗФО	-1,76	-3,69	0,817	0,414	-0,35	-0,13
ДФО	-1,52	0,534	-0,38	-0,214	1,113	-0,173
ЮФО	-0,07	2,066	1,48	1,586	-0,04	0,054
ПФО	-1,28	1,412	0,439	-1,137	-0,61	-0,52
УФО	1,437	-0,22	-2,61	0,511	-0,06	-0,21

Источник: составлено автором.

Были рассчитаны дисперсии главных компонент и коэффициенты корреляции показателей с внутренними факторами-главными компонентами



на основе этой матрицы, как показано в таблице 84. Вклад первых двух главных компонент составил 75% общей дисперсии. На рисунке 83 графически проиллюстрирован вклад внутренних факторов в общую дисперсию.



Источник: составлено автором.

Рисунок 83 – Характеристика суммарного вклада ГК в общую дисперсию (исследование экономического потенциала федеральных округов), в процентах

Таблица 84 – Коэффициенты корреляции показателей и главных компонент

Номер показателя	Наименование показателя	ГК1	ГК2	ГК3	ГК4	ГК5	ГК6
1	Всего действующих ЮЛ	0,4005	0,0383	-0,207	0,0622	0,0102	-0,21
2	Всего созданных ЮЛ	0,3883	-0,001	-0,265	0,081	-0,09	-0,321
3	Действующие ЮЛ, созданные путем создания	0,3865	0,0003	-0,275	0,0716	-0,093	-0,317
4	Действующие ЮЛ, созданные путем создания путем реорганизации	0,1417	-0,086	0,5672	0,5852	0,1991	-0,301
5	Действующие ЮЛ, зарегистрированные до 01.07.2002	0,3702	0,2021	0,093	-0,033	0,4433	0,3206
6	ЮЛ в стадии ликвидации	0,2351	-0,361	-0,012	0,4817	-0,367	0,3827
7	ЮЛ в стадии реорганизации	0,1218	-0,43	-0,303	-0,034	0,6885	0,1861
8	ЮЛ, прекратившие свою деятельность, всего	-0,212	-0,443	-0,215	0,0245	-0,072	-0,123
9	Реорганизованные ЮЛ	0,3897	-0,022	-0,025	-0,337	-0,338	0,2523
10	Ликвидированные ЮЛ	-0,176	0,296	-0,412	0,5083	-0,045	0,426
11	Обанкротившиеся ЮЛ	-0,186	0,391	-0,378	0,1874	0,1221	-0,297
12	ЮЛ, прекратившие свою деятельность по решению регоргана	-0,223	-0,444	-0,172	0,0136	-0,037	-0,171

Источник: составлено автором.

Рассмотрим первую главную компоненту. Прослеживается отрицательная корреляция с признаками, характеризующими экономический

потенциал региона как низкий: 12 – «ЮЛ, прекратившие свою деятельность по решению реоргана», 8 – «ЮЛ, прекратившие свою деятельность, всего», 11 – «Обанкротившиеся ЮЛ» и 10 – «Ликвидированные ЮЛ».

Кроме того, очевидна положительная корреляция с признаками, характеризующими экономический потенциал региона как высокий: 1 – «Всего действующих ЮЛ», 9 – «Реорганизованные ЮЛ», 2 – «Всего созданных ЮЛ» и 4 – «Действующие ЮЛ, созданные путем реорганизации». Таким образом, можно говорить о биполярности первой главной компоненты.

Рассмотрим логическую функцию  $Y$ , отраженную в формуле (68)

$$Y = \begin{cases} 1, \text{экономический потенциал региона высокий} \\ 0, \text{экономический потенциал региона низкий} \end{cases}, \quad (68)$$

где  $Y$  – логическая функция.

Ниже представлена таблица истинности для логической функции  $Y$

Таблица 85 – Таблица истинности для логической функции  $Y$

$x^{(1)} \& x^{(9)} \& x^{(2)} \& x^{(3)} \& x^{(5)} \& x^{(6)} \& x^{(4)}$	$x^{(12)} \& x^{(8)} \& x^{(11)} \& x^{(10)}$	$Y$
1	1	1
1	0	1
0	1	0
0	0	0

Источник: составлено автором.

Справедлива следующая запись, отраженная в формуле (69)

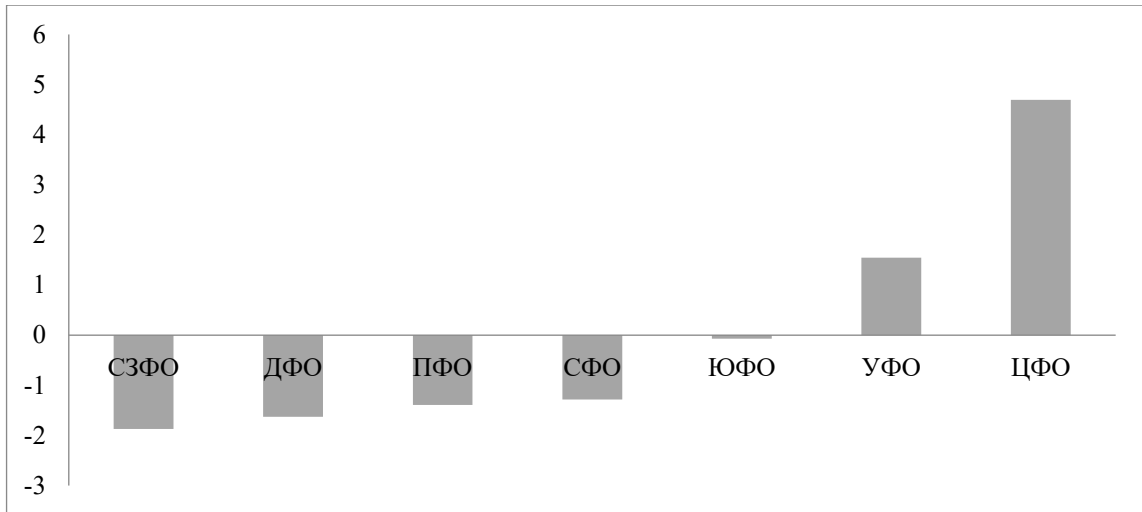
$$x^{(1)} \& x^{(9)} \& x^{(2)} \& x^{(3)} \& x^{(5)} \& x^{(6)} \& x^{(4)} \rightarrow Y, \quad (69)$$

где  $Y$  – логическая функция;

$x^{(1)}, \dots, x^{(9)}$  – показатели деятельности хозяйствующих субъектов.

Ограничимся анализом первого фактора. В ряде приложений может оказаться интересным проанализировать следующие (второй, третий и четвертый) факторы, но обычно это делается при прочих равных, т.е. когда первые компоненты сравниваемых округов равны.

Ранжируем Федеральные округа Российской Федерации по первой главной компоненте, как показано на рисунке 84.



Источник: составлено автором.

Рисунок 84 – Ранжирование федеральных округов по 1ГК

Тенденция к регистрации новых юридических лиц и реорганизации ранее зарегистрированных характеризуется положительным знаком фактора, в то время как тенденция к ликвидации организаций по различным основаниям — отрицательным. Первая главная компонента соответствует индексу экономического потенциала федерального округа.

Исследуем индексы уровня преступности в федеральных округах Российской Федерации.

По схеме, приведенной выше, к выборке, сформированной на основании статистических данных по состоянию преступности в разрезе федеральных округов [209] применен метод главных компонент. Вычислены 5 главных компонент, а также коэффициенты корреляции показателей и главных компонент. Наибольший вклад вносит первая главная компонента – 90%, ранжирование будем проводить по первой главной компоненте. Анализ исходных данных показал, что более высокое значение первой главной компоненты соответствуют более тяжелой криминогенной обстановке на территории федерального округа. Значения первой главной компоненты

соответствуют индексу уровня преступности в федеральном округе Российской Федерации.

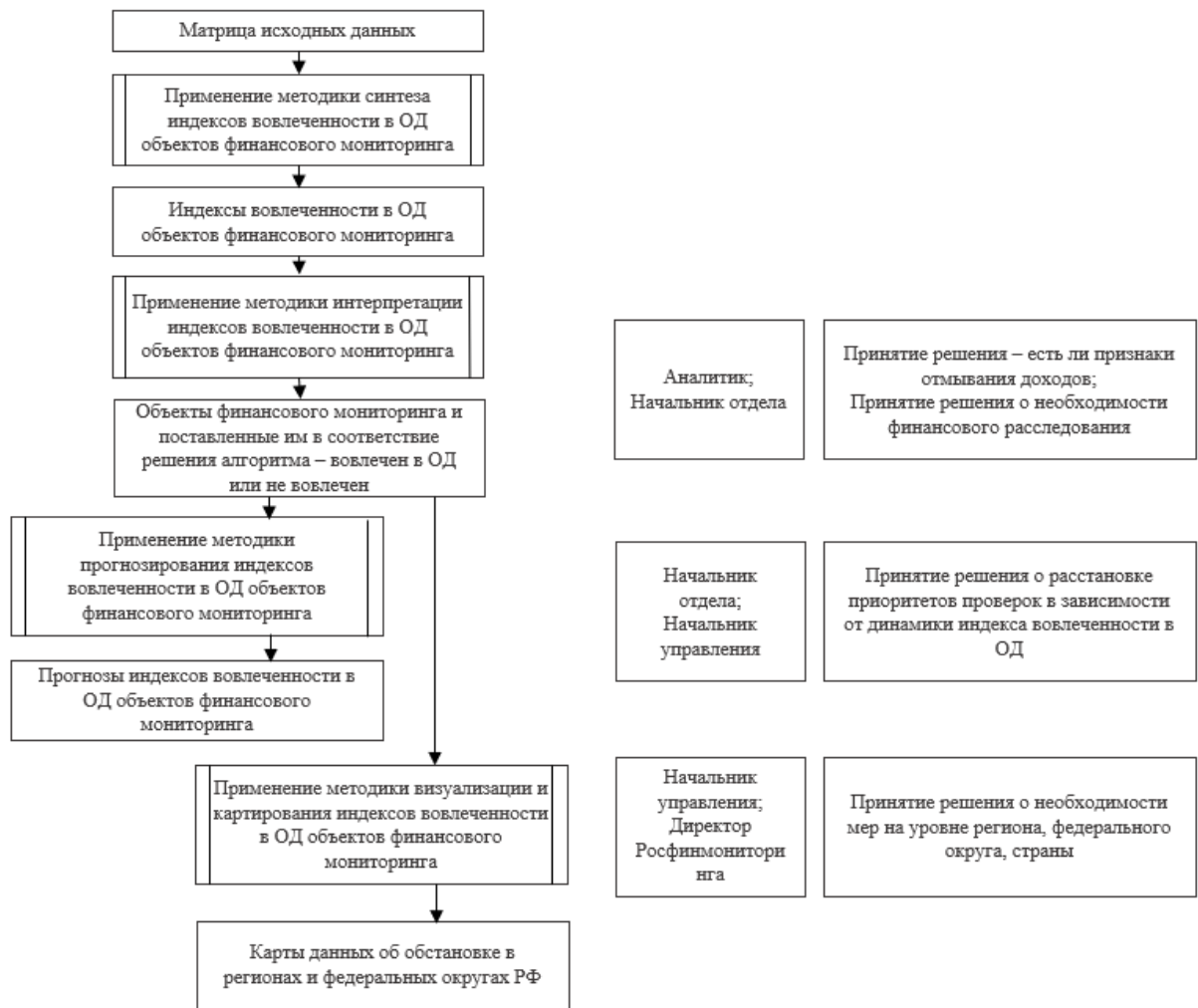
#### **4.6 Технология поддержки принятия решений в сфере финансового мониторинга**

Разработанные в диссертации методики и алгоритмы легли в основу технологии поддержки принятия решений в сфере финансового мониторинга на основе автоматизации процессов оценки обстановки на разных иерархических уровнях контура государственного управления, схематично представленную на рисунке 85.

На вход подается матрица исходных данных – сведения о ведении деятельности хозяйствующими субъектами, кредитными организациями, прошедшие первичную обработку (производится форматно-логический контроль собранных данных, удаляются дубликаты, удаляются записи, содержащие значительную долю пустых показателей). Далее применяется методика синтеза индексов вовлеченности в отмывание доходов объектов финансового мониторинга, описанная в параграфе 4.2, промежуточным результатом являются индексы вовлеченности в отмывание доходов объектов финансового мониторинга.

Далее применяется методика интерпретации индексов вовлеченности в отмывание доходов объектов финансового мониторинга, описанная в параграфе 4.2.

Результатом выполнения шага служат объекты финансового мониторинга и поставленные им в соответствие решения алгоритма – является ли хозяйствующий субъект (или кредитная организация) в отмывание доходов или нет.



Источник: составлено автором.

Рисунок 85 – Технология поддержки принятия решений в сфере финансового мониторинга

Данный результат позволяет аналитику, являющемуся лицом, принимающим решения, на данном иерархическом уровне контура управления сделать вывод о наличии или отсутствии признаков легализации доходов в рассматриваемой схеме финансовых операций и передать свое заключение на уровень выше – начальнику отдела. Начальник отдела, опираясь на результат, полученный на данном шаге, принимает решение о необходимости проведения финансового расследования.

Далее применяется методика прогнозирования величины индекса вовлеченности в отмывание доходов объектов финансового мониторинга, результатом выполнения которой являются прогнозы индексов. Начальник отдела совместно с начальником управления принимают решение о

расстановке приоритетов проверок в зависимости от результатов прогнозирования – какие именно кредитные организации имеют наихудший прогноз развития ситуации.

Применение методики визуализации и картирования, описанной в разделе 5.3, позволяет принимать решения на уровнях начальника управления, директора Росфинмониторинга, президента страны на основе данных об обстановке в регионах, федеральных округах, страны в целом.

В представленной системе реализованы следующие свойства технологии поддержки принятия решений:

– Распределение полномочий. Технология поддержки принятия решений в сфере финансового мониторинга позволяет оперировать информацией различного уровня детализации сообразно характеру работы сотрудников Росфинмониторинга. Аналитики получают информацию об индексах вовлеченности в отмыwanie доходов объектов финансового мониторинга для принятия решений о наличии (или отсутствии) в их деятельности признаков правонарушений. Начальник отдела на основе комплексного анализа информации с учетом индексов вовлеченности в отмыwanie доходов принимает решение о целесообразности проведения финансового расследования. Начальник управления, анализируя прогнозные оценки индексов вовлеченности в отмыwanie доходов объектов финансового мониторинга, имеет возможность принимать обоснованные решения по приоритетным направлениям проверок. Директор Росфинмониторинга, обладая картами данных об обстановке в регионах и федеральных округах Российской Федерации, получает возможность принятия обоснованных решений на уровне регионов, субъектов федерации, а также страны в целом.

– Технология поддержки принятия решений в сфере финансового мониторинга способна генерировать отчеты о результатах проведенного анализа в удобной для интерпретации форме. Сюда входят инфографика, а также карты индексов вовлеченности в отмыwanie доходов объектов

финансового мониторинга. Как известно, отчетность является основным условием деятельности в сфере фискального правоприменения.

– Технология поддержки принятия решений в сфере финансового мониторинга способна работать в условиях неопределенности, характер данных может изменяться, но методы и алгоритмы построены с учетом вариативности данных и латентности процессов отмыывания доходов.

– Технология поддержки принятия решений в сфере финансового мониторинга непротиворечива, при подборе методов и алгоритмов анализа данных учтены их свойства и соблюдены условия применения. Все вошедшие в состав технологии поддержки принятия решений в сфере финансового мониторинга методы и алгоритмы апробированы на реальных данных финансового мониторинга, а также на реальных данных государственных информационных систем, используемых в настоящее время в текущей работе правоохранительных и судебных систем. Это обстоятельство отличает данное исследование от иных исследований, проводимых на дата-сетах фиктивных или сгенерированных данных.

– Используемые в технологии поддержки принятия решений в сфере финансового мониторинга алгоритмы и модели созданы на основании математических методов теории принятия решения, теории оптимизации, теории вероятностей и проверенных приемов машинного обучения.

#### Выводы по главе 4

Проведена модернизация информационной системы финансового мониторинга согласно комплексной методике автоматизации нахождения индексов вовлеченности в отмыывание доходов объектов финансового мониторинга. Проведен сравнительный анализ результатов обработки данных до и после внедрения разработанных алгоритмов.

Синтезированы индексы вовлеченности в отмыывание доходов профессиональных участников рынка ценных бумаг. Синтезированы индексы деятельности территориальных подразделений Росфинмониторинга.

Синтезированы индекс экономического потенциала и индекс уровня преступности федеральных округов Российской Федерации.

Показано, что применение методов решения задач нахождения индексов вовлеченности в отмывание доходов и их интерпретации, представленное во второй главе, дает положительный результат при применении их к другим типам объектов финансового мониторинга. Предложенный метод представления информации об обстановке может быть использован при решении смежных задач в других отраслях экономики.

Синтезированные индексы вовлеченности в отмывание доходов объектов финансового мониторинга дали основание для картирования и научной визуализации.

Разработанные методики и алгоритмы легли в основу технологии поддержки принятия решений в сфере финансового мониторинга на основе автоматизации процессов оценки обстановки на разных иерархических уровнях контура государственного управления. Разработанная технология поддержки принятия решений в сфере финансового мониторинга обладает свойствами распределения полномочий, генерации отчетности, работоспособности в условиях неопределенности, непротиворечивости. Алгоритмы, положенные в основу технологии поддержки принятия решений в сфере финансового мониторинга, подобраны с учетом ограничений и специфики задач финансового мониторинга и апробированы на реальных данных, используемых в государственных информационных системах.

Приведенные в исследовании результаты апробированы, и в настоящий момент используются в практической деятельности государственных органов, что подтверждается актами о внедрении.



## Заключение

В исследовании обобщены следующие научные результаты и сформулированы основные выводы:

а) Показано, что несмотря на наличие большого числа подходов к выявлению подозрительных операций, комплексный методологический подход к исследованию проблемы разработки индексов вовлеченности хозяйствующих субъектов в отмывание доходов отсутствует. Для ликвидации этого пробела в диссертации разработана методология анализа данных в сфере противодействия отмыванию доходов, позволяющая на основе статистических методов анализа данных выявлять кредитные организации, хозяйствующих субъектов, профессиональных участников рынка ценных бумаг, вовлеченных в отмывание доходов. Предложенная методология, в отличие от изученных научных работ, позволяет реализовать комплексный подход к анализу данных в сфере финансового мониторинга, заключающийся в:

1) построении пространства характеристик объектов финансового мониторинга, имеющих признаки правонарушений экономической направленности;

2) нахождении на его основе индексов вовлеченности в отмывание доходов для различных объектов финансового мониторинга – кредитных организаций, хозяйствующих субъектов, профессиональных участников рынка ценных бумаг;

3) разработке на основе полученных индексов социально-экономических карт финансового мониторинга;

4) разработке технологии поддержки принятия решений в сфере финансового мониторинга на основе автоматизации процессов выявления объектов финансового мониторинга, вовлеченных в отмывание доходов.

б) Выявлено, что в научных публикациях, посвященных противодействию отмыванию доходов, мало внимания уделяется обоснованию выбора признакового пространства, как правило оно формируется исходя из ограниченного набора доступных для анализа сведений. Показано, что в подавляющем большинстве научных работ в сфере противодействия отмыванию преступных доходов исследование проводилось на искусственно сгенерированных или фейковых данных, так как зачастую данные о финансовых транзакциях и их участниках не доступны широкому кругу исследователей, что делает построенные в подобных работах модели малоприменимыми для решения практических задач финансового мониторинга. В диссертации отличие от рассмотренных в обзоре современных работ обоснован выбор набора признаков хозяйствующих субъектов, характеризующих их вовлеченность в теневую экономическую деятельность. На основе решений Высшего арбитражного суда Российской Федерации построено пространство характеристик хозяйствующих субъектов, имеющих признаки правонарушений экономической направленности. Ценность данной выборки в том, что в нее попали организации, классифицированные как компании-однодневки, основываясь не на интуитивных догадках экспертов, а на основе подтвержденных фактических данных, которые представляют собой судебные решения.

в) Проведенный анализ ключевых направлений финансового мониторинга показал, что государственным органом в сфере финансового мониторинга при реализации его полномочий практически не используются статистические методы анализа данных, а формирование рейтинговых оценок объектов проверок осуществляется экспертным путем, при этом фактическое количество объектов, подлежащих анализу, многократно превышает возможности аналитиков государственного органа. При этом гетерогенный характер информационных ресурсов в сфере финансового мониторинга и их значительный объём исключают возможность их ручной обработки. В диссертации обоснована необходимость выработки комплексного подхода к

выявлению объектов финансового мониторинга, вовлеченных в отмыwanie доходов, на основе статистического анализа реальных данных информационных систем государственных органов, в отличие от действующего подхода, основанного на экспертных оценках.

г) В исследовании разработаны индексы вовлеченности объектов финансового мониторинга в отмыwanie доходов, основанные на данных, содержащихся в информационных системах государственных органов, в отличие от рассмотренных в обзоре современных работ, в которых исследования проводились на искусственно сгенерированных или фейковых данных. Кроме того, на реальных данных информационных систем государственных органов рассчитаны индексы вовлеченности в отмыwanie доходов профессиональных участников рынка ценных бумаг, индексы уровня преступности по федеральным округам, а также индексы экономического потенциала федеральных округов. Разработанные индексы принесли важный практический результат – их внедрение позволило на порядок сократить длительность процесса обработки данных финансового мониторинга (в 14-31 раз в зависимости от вида объекта финансового мониторинга при оценке его вовлеченности в отмыwanie доходов, и в 8 раз при идентификации схем отмыwania доходов согласно экспериментальным данным экспертов Росфинмониторинга).

д) Относительно визуализации данных финансового мониторинга выявлено, что большинство исследований сосредоточено на представлении отдельных транзакций в виде графа или визуально-сетевом анализе. На социально-экономических картах, как правило, отображают одну или две характеристики, количественные одномерные данные, выраженные в натуральных единицах – количество, сумма, и т.д. В то же время, в сфере финансового мониторинга, возникают задачи, требующие отображения объектов, заданных большим количеством характеристик, иными словами – объектов векторной природы. Синтезированы социально-экономические карты финансового мониторинга в целях поддержки принятия решений

руководящим составом в сфере финансового мониторинга на основе индексов вовлеченности в отмывание доходов объектов финансового мониторинга, в отличие от распространенного подхода составления социально-экономических карт, на основе одной или двух характеристик, количественных одномерных данных, выраженных в натуральных единицах – количество, сумма и т.д.

е) В исследовании предложена технология поддержки принятия решений в сфере финансового мониторинга на основе автоматизации процессов выявления субъектов, вовлеченных в отмывание доходов, на разных иерархических уровнях контура государственного управления, отличающаяся от рассмотренных в обзоре современных работ комплексным подходом к информационно-аналитической поддержке принятия управленческих решений.

ж) Проведена экспериментальная проверка методов, моделей и алгоритмов, и их реализация на комплексе программных средств в сфере финансового мониторинга, которая показала их пригодность для решения практических задач в данной области. В частности, были существенно сокращены временные затраты на оценку вовлеченности в отмывание доходов кредитных организаций, хозяйствующих субъектов, а также на идентификацию схем отмывания доходов.

## Список сокращений и условных обозначений

В настоящей диссертации применяют следующие сокращения и обозначения:

АБС – автоматизированная банковская система;

АО – акционерное общество;

АСВ – агентство по страхованию вкладов;

БИК – байесовский информационный критерий;

ВВП – внутренний валовый продукт;

ВИР – внешние информационные ресурсы;

ГК – главная компонента;

ДФО – Дальневосточный Федеральный округ;

ЕАГ – Евразийская группа по типу ФАТФ;

ЕГРЮЛ – Единый государственный реестр юридических лиц;

ЗАО – закрытое акционерное общество;

ИДО – индекс должной осмотрительности;

КБ – коммерческий банк;

КО – кредитная организация;

ЛПР – лицо, принимающее решения;

МВД России – Министерство внутренних дел Российской Федерации;

МВФ – Международный Валютный фонд;

МГК – Метод главных компонент;

МРУ – межрегиональные управления;

НДС – Налог на добавленную стоимость;

НК – Налоговый кодекс;

ОАЭ – Объединенные Арабские Эмираты;

ОКВЭД – Общероссийский классификатор видов экономической деятельности;

ООО – общество с ограниченной ответственностью;

ПАО – публичное акционерное общество;

ПОД/ФТ – противодействие отмыванию доходов и финансированию терроризма;

ПОД – противодействие отмыванию доходов;

ПФО – Приволжский Федеральный округ;

ПФР – подразделение финансовой разведки;

РСБУ – российские стандарты бухгалтерского учета;

РЦБ – рынок ценных бумаг;

СЗФО – Северо-Западный Федеральный округ;

СКФО – Северо-Кавказский Федеральный округ;

СФО – Сибирский Федеральный округ;

США – Соединенные штаты Америки;

ТРО – теория распознавания образов;

УК – Уголовный кодекс;

УФО – Уральский Федеральный округ;

ФБД – федеральная база данных;

ФЗ – Федеральный закон;

ФНС России – Федеральная налоговая служба Российской Федерации;

ФО – Федеральный округ;

ФОИВ – Федеральный орган исполнительной власти;

ФСБ России – Федеральная служба безопасности Российской Федерации;

ЦФО – Центральный Федеральный округ;

ЭВМ – электронно-вычислительная машина;

ЮЛ – Юридическое лицо;

ЮФО – Южный Федеральный округ;

AID – Automatic Interaction Detector, алгоритм автоматического обнаружения взаимосвязи;

ARIMA – autoregression integrated moving average, интегрированная авторегрессионная модель скользящего среднего;

AUC – area under ROC curve, площадь под кривой ошибок;

FATF, ФАТФ – Financial action task force, международная организация, созданная для борьбы с легализацией денежных средств;

GARCH – autoregressive conditional heteroskedasticity, авторегрессионная модель с условной гетероскедастичностью;

One-Class Support Vector Machine – одноклассовая машина опорных векторов, алгоритм машинного обучения, основанный на методе опорных векторов;

PCA-Based Anomaly Detection – алгоритм машинного обучения, основанный на методе главных компонент;

ROC-кривая – receiver operating characteristic, кривая ошибок;

SVM – Support Vector Mashine, машина опорных векторов;

Two-class logistic regression – двухклассовая логистическая регрессия, алгоритм машинного обучения, основанный на логистической регрессии;

Two-class decision forest – двухклассовое дерево решений, алгоритм машинного обучения, основанный на дереве поиска решений;

Two-class neural network – двухклассовая нейросеть, алгоритм машинного обучения, основанный на нейросетях;

Two-class Support Vector Mashine – двухклассовая машина опорных векторов, алгоритм машинного обучения, основанный на методе опорных векторов;

Two class Bayes Point Machine – двухклассовая машина Байеса, алгоритм машинного обучения, основанный на теореме Байеса;

XGBoost – алгоритм машинного обучения, основанный на дереве поиска решений.

## Список литературы

1. Российская Федерация. Законы. О противодействии легализации (отмыванию) доходов, полученных преступным путем, и финансированию терроризма: федеральный закон [принят Государственной Думой 13 июля 2001 года: по состоянию на 06 июля 2016 года]. – Справочно-правовая система «Консультант Плюс». – Текст : электронный. – URL: [http://www.consultant.ru/document/cons\\_doc\\_LAW\\_32834/](http://www.consultant.ru/document/cons_doc_LAW_32834/) (дата обращения: 04.02.2020).
2. Российская Федерация. Законы. Уголовный кодекс Российской Федерации : федеральный закон [принят Государственной Думой 24 мая 1996 года : по состоянию 27 декабря 2019 года ]. – Справочно-правовая система «Консультант Плюс». Текст : электронный. – URL: [http://www.consultant.ru/document/cons\\_doc\\_LAW\\_10699/](http://www.consultant.ru/document/cons_doc_LAW_10699/) (дата обращения: 04.02.2020).
3. Seymour, B. Global money laundering / B. Seymour // *Journal of Applied Security Research*. – 2008. – № 3 (3–4). – P. 373-387. – DOI 10.1080/19361610801981001.
4. Williams, P. Money laundering / P. Williams // *South African Journal of International Affairs*. – 2009. – № 5 (1). – P. 71–96. – DOI 10.1080/10220469709545210.
5. Bell, R.E. An introductory who's who for money laundering / R.E. Bell // *Journal of Money Laundering Control*. – 2002. – № 5 (4). – P. 287-295. – DOI 10.1108/eb027309.
6. Kaufmann, D. Governance in the Financial Sector: The Broader Context of Money Laundering and Terrorist Financing / D. Kaufmann // Washington DC: World Bank. – 2002. – DOI отсутствует. – URL: [http://info.worldbank.org/etools/docs/library/108443/aml\\_Kaufmann.pdf](http://info.worldbank.org/etools/docs/library/108443/aml_Kaufmann.pdf) (дата обращения: 04.02.2020).



7. Reuter, P. Chasing Dirty Money / P. Reuter, E.M. Truman // Institute for International Economics. – 2004. – 248 p. – ISBN 978-0-88132-370-2.
8. Зубков, В.А. Российская Федерация в международной системе противодействия легализации (отмыванию) преступных доходов и финансированию терроризма / В.А. Зубков, С.К. Осипов. – Москва : Спецкнига, 2007. – 752 с. – ISBN 978-5-98537-031-7.
9. Селиванов, А.И. Противодействие легализации преступных доходов и коррупции: финансово-экономические аспекты / А.И. Селиванов // Вестник Финансового университета. – 2014. – № 6. – С. 110-117. – ISSN 2587-7089.
10. Киселев, И.А. Грязные деньги: уголовная ответственность за отмывание преступных доходов и ее применение в борьбе с преступностью и коррупцией / И.А. Киселев. – Москва : Юриспруденция, 2009. – 151 с. – ISBN 978-5-9516-0432-3.
11. Глотов, В.И. Финансовый мониторинг / В.И. Глотов, А.У. Альбеков. – Ростов-на-Дону : Издательско-полиграфический комплекс РГЭУ (РИНХ), 2019. – 174 с. – ISBN 978-5-7972-2600-0.
12. Tanzi, V. Macroeconomic implications of money laundering E.U. / V. Tanzi. – Amsterdam : Savona Responding to Money Laundering International Perspectives, Harwood Academic Publishers, 1997. – 104 p. – DOI отсутствует.
13. Walker, J. How Big is global money laundering? / J. Walker // Journal Money Laundering Control. – 1999. – № 3 (1). – С. 25-37. – DOI отсутствует.
14. Walker, J. Measuring global money laundering: The Walker gravity model / J. Walker, B. Unger // Review Law Economics. – 2009. – № 5 (2). – P. 821-853. – DOI 10.2202/1555-5879.1418.
15. Unger, B. The Scale and Impact of Money Laundering / B. Unger. – United Kingdom : Edward Elgar, Cheltenham, 2007. – 228 p. – ISBN 978-1847202239.

16. Schneider, F. Money laundering: some facts / F. Schneider, U. Windischbauer // *European Journal Law Economics*. – 2008. – № 26 (3). – P. 387-404. – DOI 10.1007/s10657-008-9070-x.
17. Schneider, F. Turnover of organized crime and money laundering: some preliminary empirical findings / F. Schneider // *Public Choice*. – 2010. – № 144 (3). – P. 473-486. – DOI 10.1007/s11127-010-9676-8.
18. Ardizzi, G. Money laundering as a crime in the financial Sector: a new approach to uantitative assessment, with an application to Italy / G. Ardizzi, C. Petraglia, M. Piacenza [et al.] // *Journal Money Credit Bank*. – 2014. – № 46 (8). – P. 1555-1590. – DOI 10.1111/jmcb.12159.
19. Aluko, A. The impact of money laundering on economic and financial stability and on political development in developing countries: The case of Nigeria / A. Aluko, M. Bagheri // *Journal of Money Laundering Control*. – 2012. – №15 (4). – P. 442-457. – ISSN 1368-5201.
20. Chen, Z. Machine learning techniques for anti-money laundering (AML) solutions in suspicious transaction detection: a review / Z. Chen, L.D. Khoa, E.N. Teoh [et al.] // *Knowledge Information Systems*. – 2018. – № 57. – P. 245-285. – DOI 10.1007/s10115-017-1144-z.
21. Leite, G.S. Application of Technological Solutions in the Fight Against Money Laundering – A Systematic Literature Review / G.S. Leite, A.B. Albuquerque, P.R. Pinheiro // *Applied Sciences*. – 2019. – № 9 (22). – P. 4800-4856. – DOI 10.3390/app9224800.
22. Teichmann, F. Recent trends in money laundering / F. Teichmann // *Crime, Law and Social Change*. – 2020. – № 73. – P. 237-247. – DOI 10.1007/s10611-019-09859-0.
23. Ferwerda, J. *The Multidisciplinary Economics of Money Laundering* / J. Ferwerda. – Chisinau : LAP LAMBERT Academic Publishing, 2016. – 168 p. – ISBN 978-3-6599-75233.
24. Watkins, R.C. Tracking dirty proceeds: exploring data mining technologies as tools to investigate money laundering / R.C. Watkins,

K.M. Reynolds, R. Demara [et al.] // *Police Practice Results*. – 2003. – № 4 (2) – P. 163-178. – DOI 10.1080/15614260308020.

25. Soltani, R. A new algorithm for money laundering detection based on structural similarity / R. Soltani, U.T. Nguyen, Y. Yang [et al.] // In *IEEE 7th annual ubiquitous computing, electronics and mobile communication conference (UEMCON)*. – 2016. – P. 1–7. – ISBN 978-1-5090-1496-5.

26. Chandraeva, L.S. *Advances in intelligent systems and computing* / L.S. Chandraeva, T.M. Amarasinghe, M. De Silva [et al.] // *Fourth international congress on information and communication technology*. – 2020. – № 1041. – P. 385-396. – DOI 10.1016/j.eswa.2020.114470.

27. Moustafa, T. Anti money laundering using a two-phase system / T. Moustafa, M. Abd El-Megied, T. Sobh, K. Shafea // *Journal of Money Laundering Control*. – 2015. – № 18 (3). – P. 304-329. – ISSN 13685201.

28. Bolton, R.J. Statistical fraud detection: a review / R.J. Bolton, D.J. Hand // *Statistical Science*. – 2002. – № 3 (17). – P. 235–249. – Текст : электронный. – DOI отсутствует. – URL: <http://www.jstor.org/stable/3182781> (дата обращения 21.07.2022).

29. Liu, X. Sequence matching for suspicious activity detection in anti-money laundering / X. Liu, P. Zhang, D. Zeng // *International Conference on Intelligence and Security Informatics. Intelligence and Security Informatics*. – 2008. – № 5075. – P. 50-61. – DOI 10.1007/978-3-540-69304-8\_6.

30. Khan, S.N. A bayesian approach for suspicious financial activity reporting / S.N. Khan, A.S. Larik, Q. Rajput, S. Haider // *International Journal of Computers and Applications*. – 2013. – № 35 (4). – P. 181-187. – DOI 10.2316/Journal.202.2013.4.202-3864.

31. Yang, S. Detecting money laundering using filtering techniques: a multiple-criteria index / S. Yang, L. Wei // *Journal of Economic Policy Reform*. – 2010. – № 13 (2). – P. 159-178. – DOI 10.1080/17487871003700796.

32. Watkins, R.C. Tracking dirty proceeds: Exploring data mining technologies as tools to investigate money laundering / R.C. Watkins,

K.M. Reynolds, R. Demara [et al.] // *Police Practice and Research: An International Journal*. – 2010. – № 4 (2). – P. 163-178. – DOI 10.1080/15614260308020.

33. Kaminski, P. Monitoring Money-Laundering Risk with Machine Learning / P. Kaminski, J. Schonert // *McKinsey Quarterly* 2. New York : McKinsey and Company, Inc. – 2018. – Текст : электронный. – DOI отсутствует. – URL: <https://www.mckinsey.com/business-functions/quantumblack/our-insights/ai-growing-impact> (дата обращения: 21.07.2022).

34. Zimiles, T. How AI is transforming the fight against money laundering / E. Zimiles, E. Mueller // Geneva, Switzerland: The World Economic Forum. – 2019. – Текст : электронный. – DOI отсутствует. – URL: <https://www.weforum.org/agenda/2019/01/how-ai-can-knock-the-starch-out-of-money-laundering/> (дата обращения: 21.07.2022).

35. Tang, J. Developing an intelligent data discriminating system of anti-money laundering based on SVM / J. Tang, J. Yin // *International conference on machine learning and cybernetics*. – 2005. – № 6. – P. 3453-3457. – ISBN 0-7803-9091-1.

36. Heidarinia, N. An Intelligent Anti-Money Laundering Method for Detecting Risky Users in the Banking Systems / N. Heidarinia, A. Harounabadi, M. Sadeghzadeh // *International Journal of Computer Applications*. – 2014. – № 97 (22). – P. 35-39. – DOI 10.5120/17141-7780.

37. Savagea, D. Detection of money laundering groups using supervised learning in networks / D. Savagea, Q. Wangb, P. Chouc [et al.] // *Computer Science, Social and Information Networks*. – 2016. – P. 1-11. – Текст : электронный. – DOI 10.48550/arXiv.1608.00708. – URL: <https://arxiv.org/pdf/1608.00708.pdf> (дата обращения: 21.07.2022).

38. Alvarez-Jareno, J.A. Using machine learning for financial fraud detection in the accounts of companies investigated for money laundering / J.A. Alvarez-Jareno, E. Badal-Valero, J.M. Pavia // *Working Papers, Economics Department, Universitat Jaume I, Castellon (Spain)*. – 2017. – 21 p. – Текст : электронный. – DOI отсутствует – URL:

[http://www.doctreballeco.uji.es/wpficheros/Alvarez\\_et\\_al\\_07\\_2017.pdf](http://www.doctreballeco.uji.es/wpficheros/Alvarez_et_al_07_2017.pdf) (дата обращения: 21.07.2022).

39. Zhang, Y. The temporal and spatial variation of water vapor content and its relationship with precipitation in the arid region of Northwest China from 1970 to 2013 / Y. Zhang, P. Trubey // *Computational Economics*. – 2018. – № 54. – P. 1043-1063. – DOI 10.31497/zrzyxb.20170518.

40. Martinez-Sanchez, J.F. A risk management approach through regression trees (data mining) / J.F. Martinez-Sanchez, S. Cruz-Garcia // *Journal of Money Laundering Control*. – 2020. – № 23 (2). – P. 427-439. – DOI 10.1108/JMLC-10-2019-0083.

41. Jullum, M. Detecting money laundering transactions with machine learning / M. Jullum, A. Loland, R. Bang Huseby // *Journal of Money Laundering Control*. – 2020. – № 23 (1). – P. 173-186. – ISSN 1368-5201.

42. Raza, S. Suspicious activity reporting using dynamic bayesian networks / S. Raza, S. Haider // *Procedia Computer Science*. – 2011. – № 3. – P. 987-991. – DOI 10.1016/j.procs.2010.12.162.

43. Drezewski, R. Comparison of data mining techniques for Money Laundering Detection System / R. Drezewski, J. Sepielak, W. Filipkowski // *Computer Science*. – 2015. – № 9 (1). – P. 5-10. – DOI 10.1109/ICSITECH.2015.7407767.

44. Liu, R. Research on anti-money laundering based on core decision tree algorithm / R. Liu, X. Qian, S. Mao, S. Zhu // *Computer Science*. – 2011. – P. 4322-4325. – DOI 10.1109/CCDC.2011.5968986.

45. Cao, D.K. Applying Data Mining in Money Laundering Detection for the Vietnamese Banking Industry / D.K. Cao, P. Do // *Asian Conference on Intelligent Information and Database Systems. Lecture Notes in Computer Science*. – 2012. – № 7197. – P. 207-2016. – DOI 10.1007/978-3-642-28490-8\_22.

46. Deng, X. Active learning through sequential design, with applications to detection of money laundering / X. Deng, V.R. Joseph, A. Sudjianto, J. Wu //

Journal of the American Statistical Association. – 2009. – № 104 (487). – P. 969-981. – DOI 10.1198/jasa.2009.ap07625.

47. Liu, X. A Scan Statistics Based Suspicious Transactions Detection Model for Anti-money Laundering (AML) in Financial Institutions / X. Liu, P. Zhang // International Conference on Multimedia Communications. – 2010. – P. 210-213. – ISBN 978-0-7695-4136-5.

48. Wang, S. A money laundering risk evaluation method based on decision tree / S. Wang, J. Yang // International conference on machine learning and cybernetics. – 2007. – № 1. – P. 283–286. – DOI 10.1109/ICMLC.2007.4370155.

49. Colladon, F.F. Using social network analysis to prevent money laundering / F.F. Colladon, E. Remondi // Expert Systems with Applications. – 2016. – № 67. – P. 49-58. – DOI 10.48550/arXiv.2105.05793.

50. Luo, X. Suspicious transaction detection for anti-money laundering / X. Luo // International Journal of Security and its Applications. – 2014. – № 8 (2). – P. 157-166. – DOI 10.14257/ijasia.2014.8.2.16.

51. Chung, W. Fighting cybercrime: a review and the Taiwan experience / W. Chung, H. Chenb, W. Changc, S. Chouc // Decision Support Systems. – 2006. – № 41. – P. 669-682. – DOI 10.1016/j.dss.2004.06.006.

52. Senator, T. The FinCEN artificial intelligence system: identifying potential money laundering from reports of large cash transactions / T. Senator, H. Goldberg, J. Wooton [et al.] // 7th Conference on Innovative Applications of AI. Menlo Park, CA. – 1995. – № 1. – P. 1-15. – DOI отсуттвует.

53. Fong, S. A lightweight data preprocessing strategy with fast contradiction analysis for incremental classifier learning / S. Fong, Z. Luo, B.W. Yap, S. Deb // Mathematical Problems in Engineering. – 2015. – № 2015. – P. 1-11. – DOI 10.1155/2015/125781.

54. Khan, N.S. A Bayesian approach for suspicious financial activity reporting / N.S. Khan, A.S. Larik, Q. Rajput, S. Haider // International Journal of Computers and Applications. – 2013. – № 35 (4). – P. 181-187. – DOI 10.2316/Journal.202.2013.4.202-3864.

55. Mumford, E. Problems, knowledge, solutions: solving complex problems / E. Mumford // *Journal of strategic information systems*. – 1998. – № 7 (4). – P. 271-274. – ISSN 0963-8687.

56. Gill, M. Can information technology help in the search for money laundering? The views of financial companies / M. Gill, G. Taylor // *Crime prevention and community safety*. – 2003. – № 5 (2). – P. 39-47. – DOI 10.1057/palgrave.cpcs.8140145.

57. Canhoto, A. Profiling under conditions of ambiguity - an application in the financial services industry / A. Canhoto, J. Backhouse // *Journal of Retailing and Consumer Services* – 2007. – № 14. – P. 408-419. – DOI 10.1016/j.jretconser.2007.02.006.

58. Rocha-Salazar, J.J. Money laundering and terrorism financing detection using neural networks and an abnormality indicator / J.J. Rocha-Salazar, M.J. Segovia-Vargas, M.M.C. Minano // *Expert Systems with Applications*. – 2021. – № 169. – P. 1-15. – DOI 10.1016/j.eswa.2020.114470.

59. Vaithilingam, S. Managing money laundering in a digital economy / S. Vaithilingam, M. Nair, T. Thiyagarajan // *Journal of Asia-Pacific Business*. – 2015. – № 16 (1). – P. 44-65. – DOI 10.1080/10599231.2015.997626.

60. Goldstein, J. An event study analysis of the economic impact of IT operational risk and its subcategories / J. Goldstein, A. Chernobai, M. Benaroch // *Journal of the Association for Information Systems*. – 2011. – № 12 (9). – P. 606-631. – DOI 10.17705/1jais.00275.

61. Gill, M. Can information technology help in the search for money laundering? The views of financial companies / M. Gill, G. Taylor // *Crime Prevention and Community Safety*. – 2003. – № 5 (2). – P. 39-47. – DOI 10.1057/palgrave.cpcs.8140145.

62. Lopez-Rojas, E.A. Multi agent-based simulation (MABS) of financial transactions for anti-money laundering (AML) / E.A. Lopez-Rojas, S. Axelsson // *Nordic Conference on Secure IT Systems, Blekinge Institute of Technology*. – 2012. – Текст : электронный. – DOI отсутствует – URL: <https://www.diva->

portal.org/smash/get/diva2:834702/FULLTEXT01.pdf (дата обращения: 21.07.2022).

63. Bahulkar, A. Integrative analytics for detecting and disrupting transnational interdependent criminal smuggling, money, and money-laundering networks / A. Bahulkar, N.O. Baycik, T.C. Sharkey [et al.] // IEEE international symposium on technologies for homeland security. – 2018. – P. 1-6. – DOI 10.1109/THS.2018.8574121.

64. Canhoto, A.I. Leveraging machine learning in the global fight against money laundering and terrorism financing: An affordances perspective / A.I. Canhoto // Journal of Business Research. – 2021. – № 131. – P. 441-452. – DOI 10.1016/j.jbusres.2020.10.012.

65. Domashova, J. Usage of machine learning methods for early detection of money laundering schemes / J. Domashova, N. Mikhailina // Procedia Computer Science. – 2021. – № 190. – P. 184-192. – DOI 10.1016/j.procs.2021.06.033.

66. Крылов, Г.О. Анализ службы комплаенс банков республики Казахстан на современном этапе / Г.О. Крылов, Н. Жампейис // Труды Международной молодежной научно-практической конференции в рамках V международного форума «Как попасть в пятерку?» (29 ноября, 2018). – Москва : Издательство Прометей, 2018. – С. 46-53. – ISBN 978-5-907100-90-9.

67. Крылов, Г.О. Системный анализ девиантных операций в сфере государственных закупок / Г.О. Крылов, Б.З. Маджидзода // Труды Международной молодежной научно-практической конференции в рамках V международного форума «Как попасть в пятерку?» (29 ноября, 2018). – Москва : Издательство Прометей, 2018. – С. 54-60. – ISBN 978-5-907100-90-9.

68. Денисенко, А.С. Генерация информации о девиантной деятельности объектов финансового мониторинга на естественном языке / А.С. Денисенко, Г.О. Крылов // Информатизация и связь. – 2017. – № 4. – С. 81-87. – ISSN 2078-8320.

69. Klimova, S. Contemporary approaches to money laundering/terrorism financing risk assessment and methods of its automation in commercial bank /



S. Klimova, N. Zhampeiis, A. Grigoryan // *Procedia Computer Science*. – 2020. – № 169. – P. 380-387. – DOI 10.1016/j.procs.2020.02.233.

70. Demetis, D.S. Fighting money laundering with technology: A case study of Bank X in the UK / D.S. Demetis // *Decision Support Systems*. – 2018. – № 105. – P. 96-107. – DOI 10.1016/j.dss.2017.11.005.

71. Demetis, D. Technology and Anti-Money Laundering: A Systems Theory and Risk-Based Approach / D. Demetis. – Edward Elgar, 2010. – 200 p. – ISBN 978-1848445567.

72. Vaithilingam, S. Managing money laundering in a digital economy / S. Vaithilingam, M. Nair, T. Thiyagarajan // *Journal of Asia-Pacific Business*. – 2015. – № 16 (1). – P. 44-65. – DOI 10.1080/10599231.2015.997626.

73. Chong, A. Money laundering and its regulation / A. Chong, F. Lopez-De-Silanes // *Economics and politics*. – 2015. – № 27 (1). – P. 78-123. – DOI 10.1111/ecpo.12051.

74. Ngai, E.W.T. The application of data mining techniques in financial fraud detection: a classification framework and an academic review of literature / E.W.T. Ngai, Y. Hu, Y.H. Wong [и др.] // *Decision support systems*. – 2011. – № 50. – P. 559-569. – DOI 10.1016/j.dss.2010.08.006.

75. Pramod, V. A framework for preventing money laundering in banks / V. Pramod, J. Li, P. Gao // *Information Management and Computer Security*. – 2012. – № 20 (3). – P. 170-183. – DOI 10.1108/09685221211247280.

76. Shen, Y. Interdicting interdependent contraband smuggling, money and money laundering networks / Y. Shen, T.C. Sharkey, B.K. Szymanski, W. Wallace // *Socio-Economic Planning Sciences*. – 2021. – № 78. – P. 1-28. – DOI 10.1016/j.seps.2021.101068.

77. Imanpour, M. A microeconomic foundation for optimal money laundering policies / M. Imanpour, S. Rosenkranz, B. Westbrook [et al.] // *International Review of Law and Economic*. – 2019. – № 60. – P. 1-8. – DOI 10.1016/j.irle.2019.105856.

78. Gowin, K.D. Impact on the firm value of financial institutions from penalties for violating anti-money laundering and economic sanctions regulations / K.D. Gowin, D. Wang, S.R. Jory [et al.] // Finance Research Letters. – 2021. – № 40. – P. 1-11. – DOI 10.1016/j.frl.2020.101675.

79. Koster, H. Financial penalties and bank performance / H. Koster, M. Pelster // Journal of Banking and Finance is currently. – 2017. – № 79. – P. 57-73. – DOI 10.1016/j.jbankfin.2017.02.009.

80. Ardizzi, G. Money laundering as a crime in the financial Sector: a new approach to quantitative assessment, with an application to Italy / G. Ardizzi, C. Petraglia, M. Piacenza [et al.] // Social Science Research Network Electronic Journal. – 2014. – № 46 (8). – P. 1555-1590. – DOI 10.2139/ssrn.2225763.

81. Schneider, F. Money laundering: some facts / F. Schneider, U. Windischbauer // European Journal of Law and Economics. – 2008. – № 26 (3). – P. 387-404. – DOI 10.1007/s10657-008-9070-x.

82. Loayza, N. Illicit activity and money laundering from an economic growth perspective: A model and an application to Colombia / N. Loayza, E. Villa, M. Misas // Journal of Economic Behavior and Organization. – 2019. – № 159. – P. 442-487. – DOI 10.1016/j.jebo.2017.10.002.

83. Grint, R. New technologies and anti-money laundering compliance / R. Grint, C. O'Driscoll, S. Paton // London : Financial Conduct Authority. – 2017. – DOI 10.1007/978-1-4302-6161-2\_9.

84. Whisker, J. Anti-money laundering and counter-terrorist financing threats posed by mobile money / J. Whisker, M.E. Lokanan // Journal of Money Laundering Control. – 2019. – № 22 (1). – P. 158-172. – DOI 10.1108/jmlc-10-2017-0061.

85. Vandezande, N. Virtual currencies under EU anti-money laundering law / N. Vandezande // Computer Law and Security Review. – 2017. – № 33 (3). – P. 341-353. – DOI 10.1016/j.clsr.2017.03.011.

86. Bolton, R.J. Statistical fraud detection: a review / R.J. Bolton, D.J. Hand // Stat. Sci. Institute of Mathematical Statistics. – 2002. – № 17 (3) – P. 235-249. – DOI 10.1214/ss/1042727940.

87. Chang, R. Scalable and interactive visual analysis of financial wire transactions for fraud detection / R. Chang, A. Lee, M. Ghoniem [et al.] // Information Visualization. – 2008. – № 7 (1). – P. 63-76. – DOI 10.1057%2Fpalgrave.ivs.9500172.

88. Didimo, W. An Advanced Network Visualization System for Financial Crime Detection / W. Didimo, G. Liotta, F. Montecchiani, P. Palladino // Pacific Visualization. – 2011. – P. 203-210. – DOI 10.1109/PACIFICVIS.2011.5742391.

89. Singh, K. Interactive visual analysis of anomalous accounts payable transactions in SAP enterprise systems / K. Singh, P. Best // Managerial Auditing Journal. – 2016. – № 31 (1). – P. 35-63. – DOI 10.1108/MAJ-10-2014-1117.

90. Ardizzi, G. Cash payment anomalies and money laundering: An econometric analysis of Italian municipalities / G. Ardizzi, P. De Franceschis, M. Giammatteo // International Review of Law and Economics. – 2018. – № 56. – P. 105-121. – DOI 10.1016/j.irle.2018.08.001.

91. Mustard, D.B. How Do labor markets affect crime? New evidence on an Old puzzle / D.B. Mustard. – IZA – Institute of Labor Economics, 2010. – 38 p. – Текст : электронный. – DOI отсутствует – URL: <https://www.econstor.eu/bitstream/10419/36858/1/622947915.pdf> (дата обращения: 21.07.2022).

92. Yue, D. A Review of Data Mining-Based Financial Fraud Detection Research / D. Yue, X. Wu, Y. Wang [et al.] // Wireless Communications, Networking and Mobile Computing, WiCom. International Conference on. IEEE. – 2007. – P. 5519-5522. – ISBN 1424413125.

93. Zhang, Z.M. Applying data mining in investigating money laundering crimes / Z.M. Zhang, J.J. Salerno, P.S. Yu // Proceedings of the Ninth ACM SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining, ACM. – 2003. – P. 747-752. – DOI 10.1145/956750.956851.

94. Gao, Z. A framework for data mining-based anti-money laundering research / Z. Gao, M. Ye // Journal of money laundering control. – 2007. – № 10 (2). – P. 170-179. – ISSN 1368-5201.

95. Becerra-Fernandez, I. Enterprise resource planning: integrating ERP in the business school curriculum / I. Becerra-Fernandez, K.E. Murphy, S.J. Simon // Communications of the ACM. – 2000. – № 43 (4). – P. 39-41. – DOI 10.1145/332051.332066.

96. Hawking, P. Integrating ERP's second wave into higher education curriculum / P. Hawking, B. McCarthy, A. Stein // Pacific Asia Conference on Information Systems PACIS. – 2005. – P. 1-9. – Текст : электронный. – DOI отсутствует. – URL: <https://citeseerx.ist.psu.edu/viewdoc/download?doi=10.1.1.932.5812&rep=rep1&type=pdf> (дата обращения: 21.07.2022).

97. Chang, R. Scalable and interactive visual analysis of financial wire transactions for fraud detection / R. Chang, A. Lee, M. Ghoniem [et al.] // Information Visualization. – 2008. – № 7 (1). – P. 63-76. – DOI 10.1057/palgrave.ivs.9500172.

98. Johnson, T. A customized ERP/SAP model for business curriculum integration / T. Johnson, A.C. Lorents, J. Morgan, J. Ozmun // Journal of Information Systems Education. – 2004. – № 15 (3). – P. 245-254. – Текст : электронный. – DOI отсутствует. – URL: <https://core.ac.uk/download/pdf/301386705.pdf> (дата обращения: 21.07.2022).

99. Becerra-Fernandez, I. Enterprise resource planning: integrating ERP in the business school curriculum / I. Becerra-Fernandez, K.E. Murphy, S.J. Simon // Communications of the ACM. – 2000. – № 43 (4). – P. 39-41. – DOI 10.1145/332051.332066.

100. Senator, T.E. Financial crimes enforcement network AI system (FAIS) identifying potential money laundering from reports of large cash transactions / T.E. Senator, H.G. Goldberg, J. Wooton [et al.] // AI magazine. – 1995. – № 16 (4). – P. 21-39. – DOI 10.1609/aimag.v16i4.1169.

101. Stewart, G. Industry-oriented design of ERP-related curriculum-an Australian initiative / G. Stewart, M. Rosemann // *Business Process Management Journal*. – 2001. – № 7 (3). – P. 234-242. – DOI 10.1108/14637150110392719.

102. Tracy, S. SAP Student Marketplace for the Advancement of Research and Teaching (SAP Smart) / S. Tracy, G. Stewart, R. Boykin [et al.] // *AMCIS 2001 Proceedings*. – 2001. – P. 1005-1011. – Текст : электронный. – DOI отсутствует.

– URL: [https://www.researchgate.net/publication/27481733\\_SAP\\_Student\\_Marketplace\\_for\\_the\\_Advancement\\_of\\_Research\\_and\\_Teaching\\_SAPSmart](https://www.researchgate.net/publication/27481733_SAP_Student_Marketplace_for_the_Advancement_of_Research_and_Teaching_SAPSmart) (дата обращения: 21.07.2022).

103. Watson, E.E. Using ERP systems in education / E.E. Watson, H. Schneider // *Communications of the Association for Information Systems*. – 1999. – № 1. – P. 1-48. – DOI 10.17705/1CAIS.00109.

104. Peslak, A.R. A twelve-step, multiple course approach to teaching enterprise resource planning / A.R. Peslak // *Journal of Information Systems Education*. – 2005. – № 16 (2). – P. 147-155. – Текст : электронный. – DOI отсутствует. – URL: <https://jise.org/Volume16/n2/JISEv16n2p147.pdf> (дата обращения: 21.07.2022).

105. Aigner, W. Visualizing time-oriented data - a systematic view / W. Aigner, S. Miksch, W. Muller [et al.] // *Computers and Graphics*. – 2007. – № 31 (3). – P. 401-409. – DOI 10.1016/j.cag.2007.01.030.

106. Liu, J. Graph analysis for detecting fraud, waste, and abuse in health-care data / J. Liu, E. Bier, A. Wilson [et al.] // *AI magazine*. – 2016. – № 37 (2). – P. 33-46. – DOI 10.1609/aimag.v37i2.2630.

107. Didimo, W. Network visualization for financial crime detection / W. Didimo, G. Liotta, F. Montecchiani // *Journal of Visual Languages and Computing*. – 2014. – № 25 (4). – P. 433-451. – DOI 10.1016/j.jvlc.2014.01.002.

108. Chakrabarti, D. Visualization of large networks with min-cut plots, A-plots and R-MAT / D. Chakrabarti, C. Faloutsos, Y. Zhan // *International Journal of Human-Computer Studies*. – 2007. – № 65 (5). – P. 1-21. – Текст : электронный.

– DOI отсутствует. – URL:  
<https://faculty.mcombs.utexas.edu/deepayan.chakrabarti/mywww/papers/ijhcs07-visualization.pdf> (дата обращения: 21.07.2022).

109. Eifrem, E. How graph technology can map patterns to mitigate money-laundering risk / E. Eifrem // Computer Fraud and Security. – 2019. – № 10. – P. 6-8. – DOI 10.1016/S1361-3723(19)30105-8.

110. Российская Федерация. Подзаконные правовые акты. Указ Президента РФ от 13 июня 2012 г. № 808 «Вопросы Федеральной службы по финансовому мониторингу» [с изменениями и дополнениями от 24 июня 2019 года]. – Справочно-правовая система «ГАРАНТ». – Текст : электронный. – URL: <http://base.garant.ru/70188802/>. (дата обращения: 04.02.2020).

111. Бекетнова, Ю.М. Проблемы управления и поддержки принятия решений в государственных органах власти на примере Росфинмониторинга / Ю.М. Бекетнова, Г.О. Крылов, А.С. Денисенко // Информатизация и связь. – 2018. – № 2. – С. 82-88. – ISSN 2078-8320.

112. Российская Федерация. Подзаконные правовые акты. Положение Банка России от 29.08.2008 № 321-П «О порядке представления кредитными организациями в уполномоченный орган сведений, предусмотренных Федеральным законом «О противодействии легализации (отмыванию) доходов, полученных преступным путем, и финансированию терроризма» [в редакции от 27 сентября 2017 года]. – Справочно-правовая система «Консультант Плюс». – Текст : электронный. – URL: [http://www.consultant.ru/document/cons\\_doc\\_LAW\\_80299/](http://www.consultant.ru/document/cons_doc_LAW_80299/) (дата обращения: 04.02.2020).

113. Российская Федерация. Подзаконные правовые акты. Положение Банка России от 2 марта 2012 г. № 375-П «О требованиях к правилам внутреннего контроля кредитной организации в целях противодействия легализации (отмыванию) доходов, полученных преступным путем, и финансированию терроризма». – Справочно-правовая система «Консультант Плюс». – Текст : электронный. – URL:

[http://www.consultant.ru/document/cons\\_doc\\_LAW\\_128351/](http://www.consultant.ru/document/cons_doc_LAW_128351/) (дата обращения: 04.02.2020).

114. Бекетнова, Ю.М. Методы факторного анализа в прикладных задачах финансового мониторинга: монография / Ю.М. Бекетнова. – Москва : Русайнс, 2016. – 110 с. – 1000 экз. – ISBN 978-5-4365-1335-5.

115. Бекетнова, Ю.М. Системный анализ и интегральные оценки хозяйствующих субъектов в задачах гос.управления / Ю.М. Бекетнова // Труды VI Международной научно-практической конференции-биеннале «Системный анализ в экономике-2020» (9-11 декабря, 2020). – Москва : Финансовый университет, 2020. – С. 36-38. – DOI 10.33278/SAE-2020.book1.

116. Айвазян, С.А. Классификация и снижение размерности / С.А. Айвазян, В.М. Бухштабер, И.С. Енюков, Л.Д. Мешалкин. – Москва : Издательство «Финансы и статистика», 1989. – 607 с. – ISSN отсутствует.

117. Лумельский, В.Я. Агрегирование объектов на основе квадратичной матрицы / В.Я. Лумельский // Автоматика и телемеханика. – 1970. – № 1. – С. 133-143. – ISSN отсутствует.

118. Spearman, C. General intelligence objectively determined and measured / C. Spearman // The American Journal of Psychology. – 1904. – № 15 (2). – P. 201-293. – DOI 10.2307/1412107.

119. La Budde, C.D. Two Classes of Algorithms for Finding the Eigenvalues and Eigenvectors of Real Symmetric Matrices / C.D. La Budde // Journal of the ACM. – 1964. – № 11 (1). – P. 53-58. – DOI 10.1145/321203.321210.

120. Андерсон, Т. Введение в многомерный статистический анализ / Т. Андерсон. – Москва : Государственное издательство физико-математической литературы, 1963. — 500 с. — ISBN отсутствует.

121. Anderson, T.W. Asymptotic theory for component analysis / T.W. Anderson // The Annals of Mathematical Statistics. – 1963. – № 1 (35). – P. 122-148. – ISBN отсутствует.

122. Лоули, Д. Факторный анализ как статистический метод / Д. Лоули, А. Максвелл. – Москва : Издательство «Мир», 1967. — 144 с. — ISBN отсутствует.

123. Okamoto, M. Optimality Principal Components Multivariate Analysis / M. Okamoto // Proc 3 International Symposium Dayton. – 1967. – P. 253-268. – ISBN отсутствует.

124. Okamoto, M. Minimization of Eigenvalues of a matrix and Optimality of principal components / M. Okamoto, M. Kanazawa // Annals of Mathematical Statistics. – 1968. – № 3 (39). – P. 859-863. – Текст : электронный. – DOI отсутствует. – URL: <http://www.jstor.org/stable/2239761> (дата обращения 21.07.2022).

125. Anderson, T.W. Statistical inference in factor analysis / T.W. Anderson, H. Rubin // University of California Press, Berkeley. – 1956. – № 5. – P. 111-150. — ISBN отсутствует.

126. Айвазян, С.А. Прикладная статистика. Основы моделирования и первичная обработка данных. / С.А. Айвазян, И.С. Енюков, Л.Д. Мешалкин. – Москва : Издательство «Финансы и статистика», 1983. – 472 с. – ISBN 978-5-458-26613-0.

127. Айвазян, С.Л. Прикладная статистика. Исследование зависимостей / С.А. Айвазян, И.С. Енюков, Л.Д. Мешалкин. – Москва : Издательство «Финансы и статистика», 1985. – 488 с. – ISBN отсутствует.

128. Андрукович, П.Ф. Некоторые свойства метода главных компонент. Многомерный статистический анализ в социально-экономических исследованиях / П.Ф. Андрукович. – Москва : Наука, 1974. – 228 с. – ISBN отсутствует.

129. Абоян, И.А. Диагностика рака предстательной железы на основании серологической концентрации общего и свободного PSA и их соотношения / И.А. Абоян, Э.Г. Левин, С.Ю. Головкин [и др.] // Актуальные вопросы лечения онкоурологических заболеваний. Труды III Всероссийской



научной конференции с участием стран СНГ (11-13 марта, 1999). – Москва : МГУ, 1999. – С. 61-62. – ISBN отсутствует.

130. Андрукович, П.Ф. Применение метода главных компонент в практических исследованиях / П.Ф. Андрукович. – Москва : Издательство МГУ. Межфакультетская лаборатория статистических методов, 1973. – 124 с. – ISBN отсутствует.

131. Селезнев, В.М. Автоматизированный синтез интегральных оценок военно-медицинских объектов методом главных компонент : специальность 05.13.14 «Системы обработки информации и управления» : диссертация на соискание ученой степени кандидата технических наук / Селезнев Владимир Михайлович ; Академия оборонных отраслей промышленности. – Москва, 2000. – 170 с. – Библиогр.: с. 158-165.

132. Aiwzian, S.A. Probabilistic-Statistical Modelling of the Distributary Relations in Society / S.A. Aiwzian // Private and Enlarged Consumption. Ed. by L. Solari, J.N du Pasquier. North Holland : Publishing Company Amsterdam. – 1976. – P. 247-285. – ISBN отсутствует.

133. Bartlett, M.S. Factor analysis in psychology as a statistician sees / M.S. Bartlett // Uppsala : Almqvist and Wiksell. – 1953. – P. 23-34. – ISBN отсутствует.

134. Rao, C.R. The use and interpretation of principal components analysis in applied research / C.R. Rao // Indian Statistical Institute. – 1964. – № 4 (26). – P. 329-358. – Текст : электронный. – DOI отсутствует – URL: <http://www.jstor.org/stable/25049339> (дата обращения: 21.07.2022).

135. Rao, C.R. Estimation and tests of significance in factor analysis / C.R. Rao // Psychometrika. – 1955. – № 20. – P. 93-111. – DOI 10.1007/BF02288983.

136. Айвазян, С.А. Многомерный статистический анализ в социально-экономических исследованиях / С.А. Айвазян // Экономика и математические методы. – 1977. – № 13 (5). – С. 968-985. – ISSN отсутствует.

137. Pavlidis, N.G. Adaptive consumer credit classification / N.G. Pavlidis, D.K. Tasoulis, N.M. Adams, D.J. Hand // *Journal of the Operational Research Society*. – 2012. – № 12 (63). – P. 1645-1654. – Текст : электронный. – DOI отсутствует – URL: <http://www.palgrave-journals.com/jors/journal/v63/n12/pdf/jors201215a.pdf> (дата обращения: 21.07.2022).

138. Yap, B.W. Using data mining to improve assessment of credit worthiness via credit scoring models / B.W. Yap, S.H. Ong, N.H.M. Husain // *Expert Systems with Applications*. – 2011. – № 10 (38). – P. 13274–13283. – DOI 10.1016/j.eswa.2011.04.147.

139. Khemais, Z. Credit Scoring and Default Risk Prediction: A Comparative Study between Discriminant Analysis & Logistic Regression / Z. Khemais, D. Nesrine, M. Mohamed // *International Journal of Economics and Finance*. – 2016. – № 4 (8). – P. 39-53. – DOI 10.5539/ijef.v8n4p39.

140. Li, Z. Reject Inference in Credit Scoring Using Support Vector Machines / Z. Li, Y. Tian, K. Li [и др.] // *Expert Systems with Applications*. – 2017. – № 15 (74). – P. 105-114. – DOI 10.1016/j.eswa.2017.01.011.

141. Louzada, F. Poly-bagging predictors for classification modelling for credit scoring / F. Louzada, O. Anacleto-Junior, C. Candolo, J. Mazucheli // *Expert Systems with Applications*. – 2011. – № 10 (38). – P. 12717-12720. – DOI 10.1016/j.eswa.2011.04.059.

142. Breiman, L. Classification and regression trees / L. Breiman, J. Friedman, C.J. Stone, R.A. Olshen. – CRC Press. Chapman and Hal, 1984. – 368 p. – ISBN 9780412048418.

143. Loh, W.Y. Fifty years of classification and regression trees / W.Y. Loh // *International Statistical Review*. – 2014. – № 3 (82). – P. 329-348. – DOI 10.1111/insr.12016.

144. Vukovic, S. A case-based reasoning model that uses preference theory functions for credit scoring / S. Vukovic, B. Delibasic, A. Uzelac, M. Suknovic //

Expert Systems with Applications. – 2012. – № 9 (39). – P. 8389–8395. – DOI 10.1016/j.eswa.2012.01.181.

145. Marques, A.I. Two-level classifier ensembles for credit risk assessment / A.I. Marques, V. Garcia, J.S. Sanchez // Expert Systems with Applications. – 2012. – № 12 (39). – P. 10916–10922. – DOI 10.1016/j.eswa.2012.03.033.

146. Akkoç, S. An empirical comparison of conventional techniques, neural networks and the three stage hybrid Adaptive Neuro Fuzzy Inference System (ANFIS) model for credit scoring analysis: The case of Turkish credit card data / S. Akkoç // European Journal of Operational Research. – 2012. – № 1 (222). – P. 168-78. – DOI 10.1016/j.ejor.2012.04.009.

147. Фомин, Я.А. Распознавание образов. Теория и применение / Я.А. Фомин. – Москва : Фазис, 2014. – 460 с. – ISBN 978-5-7036-0133-9.

148. Bellotti, T. Support vector machines for credit scoring and discovery of significant features / T. Bellotti, J. Crook // Expert Systems with Applications. – 2009. – № 2 (36). – P. 3302-3308. – DOI 10.1016/j.eswa.2008.01.005.

149. Wu, W.W. Improving classification accuracy and causal knowledge for better credit decisions / W.W. Wu // International journal of neural systems. – 2011. – № 4 (21). – P. 297–309. – DOI 10.1142/S0129065711002845.

150. Zhu, H. A Bayesian framework for the combination of classifier outputs / H. Zhu, P.A. Beling, G.A. Overstreet // Journal of the Operational Research Society. – 2002. – № 7 (53). – P. 719–727. – DOI 10.1057/palgrave.jors.2601262.

151. Draper, N. Applied regression analysis / N. Draper, H. Smith. – New York : Wiley, In press, 1981. – 693 p. – DOI 10.1002/bimj.19690110613.

152. Marques, J.F.O. Risk Analysis in Money Laundering. A Case Study / J.F.O. Marques // Instituto Superior Tecnico Lisbon, Portugal. – 2015. – P. 1-10. – Текст : электронный. – DOI отсутствует – URL: <https://fenix.tecnico.ulisboa.pt/downloadFile/563345090414324/resumo.pdf> (дата обращения: 21.07.2022).

153. Бокс, Дж. Анализ временных рядов, прогноз и управление / Дж. Бокс, Г.М. Дженкинс. – Москва : Мир, 1974. – С. 406. – ISBN отсутствует.

154. Kannan, R. Autoregressive-based outlier algorithm to detect money laundering activities / R. Kannan, K. Somasundaram // Journal of Money Laundering Control. – 2017. – № 20. – P. 190-202. – DOI 10.1108/JMLC-07-2016-0031.

155. Cesario, E. Forecasting Crimes Using Autoregressive Models / E. Cesario, C. Catlett, D. Talia // 2016 IEEE 14th Intl Conf on Dependable, Autonomic and Secure Computing, 14th Intl Conf on Pervasive Intelligence and Computing, 2nd Intl Conf on Big Data Intelligence and Computing and Cyber Science and Technology Congress. – 2016. – P. 795-802. – DOI 10.1109/DASC-PICom-DataCom-CyberSciTec.2016.138.

156. Hyndman, R.J. Forecasting with Exponential Smoothing / R.J. Hyndman, A.B. Koehler, J.K. Ord, R.D. Snyder. – Springer-Verlag Berlin Heidelberg, 2008. – 356 p. – ISBN 978-3-5407-1916-8.

157. Лукашин, Ю.П. Адаптивные методы краткосрочного прогнозирования временных рядов / Ю.П. Лукашин. – Москва : Финансы и статистика, 2003. – 416 с. – ISBN 5-279-02740-5.

158. Holt, C.C. Forecasting trends and seasonals by exponentially weighted moving averages / C.C. Holt // International Journal of Forecasting. – 2004. – № 1 (20). – P. 5-10. – DOI 10.1016/j.ijforecast.2003.09.015.

159. Chua, E. Crime Data Forecasting using Exponential Smoothing / E. Chua // International Journal of Advanced Trends in Computer Science and Engineering. – 2020. – № 9. – P. 69-75. – DOI 10.30534/ijatcse/2020/1391.12020.

160. Andrukowich, P.F. Abstract painting as a specific / P.F. Andrukowich // Generale Language. A Statistical Approach to the problem. Metron XXIX. – 1971. – № 1-2. – ISSN не указан.

161. Бекетнова, Ю.М. Экспертные оценки субъектов финансовой деятельности / Ю.М. Бекетнова // Журнал научных публикаций «Дискуссия». – 2013. – № 8 (38) – С. 52-54. – ISSN 2077-7639.

162. Российская Федерация. Законы. О внесении изменений в отдельные законодательные акты Российской Федерации в связи с передачей

Центральному банку Российской Федерации полномочий по регулированию, контролю и надзору в сфере финансовых рынков [принят Государственной Думой 05 июля 2013 года]. – Справочно-правовая система «Консультант Плюс». – Текст : электронный. – URL: [http://www.consultant.ru/document/cons\\_doc\\_LAW\\_149702/](http://www.consultant.ru/document/cons_doc_LAW_149702/). (дата обращения: 30.03.2020).

163. Центральный банк Российской Федерации : официальный сайт. – URL: [https://www.cbr.ru/banking\\_sector/credit/](https://www.cbr.ru/banking_sector/credit/) (дата обращения: 30.03.2020). – Текст : электронный.

164. Крылов, Г.О. Применение теории факторного анализа и кластеризации в задачах финансового мониторинга / Г.О. Крылов, Ю.М. Бекетнова, А.С. Приказчикова // Вестник Иркутского государственного технического университета (ИрГТУ). – 2016. – № 10. – С.102-110. – ISSN 1814-3520.

165. Зверев, Е. Кластерный анализ: формирование индикатора риска для больших совокупностей учетной информации / Е. Зверев, А. Никифоров // Внутренний контроль в кредитной организации. – 2018. – № 3 (39). – С. 24-35. – Текст : электронный. – DOI отсутствует – URL: <https://www.iaa-ru.ru/upload/inner-auditor/articles/%D0%9A%D0%BB%D0%B0%D1%81%D1%82%D0%B5%D1%80%D0%BD%D1%8B%D0%B9%20%D0%B0%D0%BD%D0%B0%D0%BB%D0%B8%D0%B7.pdf> (дата обращения 21.07.2022).

166. Зверев, Е. Сравнение данных учетных систем: как выявить манипуляции с бухгалтерской отчетностью / Е. Зверев, А. Никифоров // Внутренний контроль в кредитной организации. – 2018. – № 2. – С.33-42. – Текст : электронный. – DOI отсутствует – URL: <https://www.iaa-ru.ru/upload/inner-auditor/articles/%D0%A1%D1%80%D0%B0%D0%B2%D0%BD%D0%B5%D0%BD%D0%B8%D0%B5%20%D0%B4%D0%B0%D0%BD%D0%BD%D1%8B%D1%85%20%D1%83%D1%87%D0%B5%D1%82%D0%BD%D1%8B%D1%8>

5%20%D1%81%D0%B8%D1%81%D1%82%D0%B5%D0%BC%20%D0%BA%D0%B0%D0%BA%20%D0%B2%D1%8B%D1%8F%D0%B2%D0%B8%D1%82%D1%8C%20%D0%BC%D0%B0%D0%BD%D0%B8%D0%BF%D1%83%D0%BB%D1%8F%D1%86%D0%B8%D0%B8%20%D1%81%20%D0%B1%D1%83%D1%85%D0%B3%D0%B0%D0%BB%D1%82%D0%B5%D1%80%D1%81%D0%BA%D0%BE%D0%B9%20%D0%BE%D1%82%D1%87%D0%B5%D1%82%D0%BD%D0%BE%D1%81%D1%82%D1%8C%D1%8E.pdf (дата обращения: 21.07.2022).

167. Зборовская, М. Применение углубленной аналитики для оценки комплаенс-риска / М. Зборовская, Ф. Хышиктуев // Внутренний контроль в кредитной организации. – 2018. – № 2. – С.24-35. – Текст : электронный. – DOI отсутствует – URL: <http://futurebanking.ru/reglamentbank/article/5042> (дата обращения: 21.07.2022).

168. Якимова, В.А. Экспертно-аналитический инструментарий комплаенс-контроля / В.А. Якимова // Вестник АмГУ. – 2020. – № 91. – С. 95-100. – ISSN 2073-0268.

169. Бакулевская, Л.В. Методы и приемы анализа бухгалтерской (финансовой) отчетности в целях противодействия легализации доходов, полученных преступным путем / Л.В. Бакулевская // Экономическая безопасность. – 2017. – № 4 (40). – С. 245-249. – ISSN 2223-7984.

170. Карминский, А.М. Моделирование вероятности дефолта российских банков с использованием эконометрических методов / А.М. Карминский, А.В. Костров, Т.Н. Мурзенков. – Москва : Издательский дом Высшей школы экономики, 2012. – С. 64. – Текст : электронный. – DOI отсутствует – URL: [https://wp.hse.ru/data/2012/10/22/1245987109/WP7\\_2012\\_04\\_ff.pdf](https://wp.hse.ru/data/2012/10/22/1245987109/WP7_2012_04_ff.pdf) (дата обращения: 21.07.2022).

171. Vassallo, D. Application of Gradient Boosting Algorithms for Anti-money Laundering in Cryptocurrencies / D. Vassallo, V. Vella, J. Ellul // SN

Computer Science. – 2021. – № 2 (3). – P. 142-157. – DOI 10.1007/s42979-021-00558-z.

172. Mishra, A. Fraud Detection: A Study of AdaBoost Classifier and K-Means Clustering / A. Mishra // SSRN. – 2021. – № 2 (16) – P. 1-9. – DOI 10.21203/rs.3.rs-247874/v1.

173. Бекетнова, Ю.М. Выявление рисков нарушения финансовой и информационной безопасности / Ю.М. Бекетнова, Г.О. Крылов, Я.А. Фомин // Правовая информатика. – 2012. – № 3. – С. 44-48. – ISSN 1994-1404.

174. Бекетнова, Ю.М. Диагностика организаций на предмет выявления рисков нарушения финансовой и информационной безопасности / Ю.М. Бекетнова, Г.О. Крылов, Я.А. Фомин // Информатизация и связь. – 2012. – № 8. – С. 56-59. – ISSN 2078-8320.

175. Keyan, L. An Improved Support-Vector Network Model for Anti-Money Laundering / L. Keyan, Y. Tingting // 2011 Fifth International Conference on Management of e-Commerce and e-Government. – 2011. – P. 193-196. – DOI 10.1109/ICMeCG.2011.50.

176. Pambudi, B.N. Improving Money Laundering Detection Using Optimized Support Vector Machine / B.N. Pambudi, I. Hidayah, S. Fauziati // 2019 International Seminar on Research of Information Technology and Intelligent Systems (ISRITI). – 2019. – P. 273-278. – DOI 10.1109/ISRITI48646.2019.9034655.

177. Lv, L.T. A RBF neural network model for anti-money laundering / L.T. Lv, N. Ji, J.-L. Zhang // 2008 International Conference on Wavelet Analysis and Pattern Recognition. – 2008. – P. 209-215. – DOI 10.1109/ICWAPR.2008.4635778.

178. Watkins, R.C. Exploring Data Mining technologies as Tool to Investigate Money Laundering / R.C. Watkins // Journal of Policing Practice and Research: An International Journal. – 2003. – № 2 (4). – P. 163-178. – DOI 10.1080/15614260308020.

179. Ashwini, K. Anti Money Laundering detection using Naïve Bayes Classifier / K. Ashwini, D. Sanjoy, T. Vishu // 2020 IEEE International Conference on Computing, Power and Communication Technologies (GUCON). – 2020. – P. 568-572. – DOI 10.1109/GUCON48875.2020.9231226.

180. Mazengia, D.H. Forecasting Spot Electricity Market Prices Using Time Series Models: Thesis for the degree of Master of Science in Electric Power Engineering / D.H. Mazengia, L.A. Tuan // Gothenburg : Chalmers University of Technology. – 2008. – 89 p. – DOI 10.1109/ICSET.2008.4747199.

181. Freund, Y. A decision-theoretic generalization of on-line learning and an application to boosting / Y. Freund, R.E. Schapire // Journal of Computer and System Sciences. – 1997. – № 55. – P. 119-139 – DOI 10.1006/jcss.1997.1504.

182. Chen, T. XGBoost: A Scalable Tree Boosting System / T. Chen, C. Guestrin // Computer Science Machine Learning. – 2016. – № 1 – DOI 10.48550/arXiv.1603.02754 – URL: <https://arxiv.org/abs/1603.02754> (дата обращения: 01.05.2022). – Текст : электронный.

183. Chung, K.-M. Decomposition methods for linear support vector machines / K.-M. Chung, W.-C. Kao, C.-L. Sun, C.-J. Lin // Acoustics, Speech, and Signal Processing, International Conference. – 2004. – № 16 (8). – P. 1689-1704. – DOI 10.1109/ICASSP.2003.1202781.

184. Li Z. Reject inference in credit scoring using Semi-supervised Support Vector Machines / Z. Li, Y. Tian, K. Li [et al.] // Expert Systems with Applications. – 2016. – № 74. – P. 105-114. – DOI 10.1016/j.eswa.2017.01.011.

185. Abdelhamid, D. Automatic Bank Fraud Detection Using Support Vector Machines / D. Abdelhamid, S. Khaoula, O. Atika // International conference on Computing Technology and Information Management, Dubai, UAE. – 2014. – P. 10-17. – ISBN 978-0-9891305-5-4.

186. Айвазян, С.А. Прикладная статистика. Классификация и снижение размерности / С.А. Айвазян, В.М. Бухштабер, И.С. Енюков. – Москва : Финансы и статистика, 1989. – 607 с. – ISBN 5-279-00054-X.



187. Basel Committee on Banking Supervision. Customer due diligence for Banks. 2001. № 3. – Текст : электронный. – URL: <https://www.bis.org/publ/bcbs77.pdf>. (дата обращения: 21.07.2022).

188. Российская Федерация. Законы. О Центральном банке Российской Федерации (Банке России) : федеральный закон [принят Государственной Думой 27 июня 2002 года]. – Справочно-правовая система «Консультант Плюс». – Текст : электронный. – URL: [http://www.consultant.ru/document/cons\\_doc\\_LAW\\_37570/](http://www.consultant.ru/document/cons_doc_LAW_37570/) (дата обращения: 30.03.2020).

189. Российская Федерация. Законы. Уголовно-процессуальный кодекс Российской Федерации : федеральный закон [принят Государственной Думой 22 ноября 2001 года]. – Справочно-правовая система «Консультант Плюс». – Текст : электронный. – URL: [http://www.consultant.ru/document/cons\\_doc\\_LAW\\_34481/](http://www.consultant.ru/document/cons_doc_LAW_34481/) (дата обращения: 30.03.2020).

190. ГОСТ Р 52438-2005. Географические информационные системы. Термины и определения : национальный стандарт Российской Федерации : издание официальное : утвержден и введен в действие Приказом Федерального агентства по техническому регулированию и метрологии от 28 декабря 2005 г. № 423-ст : введен впервые : дата введения 2006-07-01 / разработан Федеральным государственным унитарным предприятием «Государственный научно-внедренческий центр геоинформационных систем и технологий» (ФГУП «ГОСГИСЦЕНТР»), Институтом географии Российской Академии наук (ИГ РАН) и Федеральным государственным унитарным предприятием «Всероссийский научно-исследовательский институт стандартизации и сертификации в машиностроении» (ВНИИНМАШ). – Москва : Стандартинформ, 2006. – 26 с. – Текст непосредственный.

191. Евтеев, О.А. Проектирование и составление социально-экономических карт / О.А. Евтеев. – Москва : МГУ, 1999. – 219 с. –

ISBN 5-211-03512-7.

192. Володченко, А. Картосемиотика. / А. Володченко. – Дрезден : e-LEXIKON, 2009. – 61 с. – Текст : электронный. – DOI отсутствует – URL: [http://metacartosemiotics.org/uploads/mcs\\_vol2\\_2009/wolodtschenko\\_eLexikon2009.pdf](http://metacartosemiotics.org/uploads/mcs_vol2_2009/wolodtschenko_eLexikon2009.pdf) (дата обращения: 21.07.2022).

193. Vajjhala, Sh. Ground Truthing Policy: Using Participatory Map-Making to Connect Citizens and Decision Makers / Sh.Vajjhala // Resources magazine. – 2006. – Текст : электронный. – DOI отсутствует – URL: <https://www.resources.org/archives/quotground-truthingquot-policy-using-participatory-map-making-to-connect-citizens-and-decision-makers/> (дата обращения: 21.07.2022).

194. Sutcliffe, A. A Design framework for mapping social relationships / A. Sutcliffe // PsychNology Journal. – 2008. – № 3 (6). – P. 225–246. – ISSN 1720-7525.

195. Booth, C. Poverty maps of London / C. Booth // Charles Booth online archive. – 2002. – Текст : электронный. – DOI отсутствует – URL: <http://booth.lse.ac.uk/static/a/4.html#v> (дата обращения: 21.07.2022).

196. Davies, G. Deliberative mapping: appraising options for addressing «the kidney gap». Final report, submitted under the welcome trust’s programmer for novel methods in public consultation (2000–2003) / G. Davies, J. Burgess, M. Eames [et al.] // Deliberative mapping. – 2003. – Текст : электронный. – DOI отсутствует – URL: <https://research-portal.uea.ac.uk/en/publications/deliberative-mapping-appraising-options-for-closing-the-kidney-ga> (дата обращения: 21.07.2022).

197. Teichler, U. Mapping Mobility in European Higher Education. Overview and Trends / U. Teichler, I. Ferencz, B. Wachter // Directorate General for Education and Culture (DG EAC), of the European Commission. – 2011. – 263 p. – ISSN отсутствует.

198. Кузьмина, Е.С. Применение метода социального картирования в исследовании специфики международной академической мобильности / Е.С. Кузьмина // Общество: социология, психология, педагогика. – 2018. – С. 1-5. – DOI 10.24158/spp.2018.12.19 – Текст : электронный. – URL: <https://cyberleninka.ru/article/n/primenenie-metoda-sotsialnogo-kartirovaniya-v-issledovanii-spetsifiki-mezhdunarodnoy-akademicheskoy-mobilnosti> (дата обращения: 21.07.2022).

199. Скалабан, И.А. Социальное картирование как метод анализа социально-территориального пространства / И.А. Скалабан // Журнал исследований социальной политики. – 2012. – № 1 (10). – С. 61–78. – ISSN 1727-0634.

200. Голоухова, Д.В. Методология исследования социально-территориальной структуры российского города (на примере Москвы) : специальность 22.00.01 «Теория, методология и история социологии» : автореферат диссертации на соискание ученой степени кандидата социологических наук / Голоухова Дарья Валерьевна ; МГИМО МИД России. – Москва, 2017. – 25 с. – Библиогр.: с. 24-25. – Место защиты: МГИМО МИД России.

201. Amerioun, A. The data on exploratory factor analysis of factors influencing employees effectiveness for responding to crisis in Iran military hospitals / A. Amerioun, A. Alidadi, R. Zaboli, M. Sepandi // Data in Brief. – 2018. – № 19. – P. 1522–1529. – DOI 10.1016/j.dib.2018.05.117.

202. Huang, M.L. A Visualization Approach for Frauds Detection in Financial Market / M.L. Huang, J. Liang, Q.V. Nguyen // 13th International Conference Information Visualisation, Barcelona, Spain. – 2009. – P. 197-202. – DOI 10.1109/IV.2009.23.

203. Cardenas, A. Big Data Analytics for Security / A. Cardenas, P.K. Manadhata, S.P. Rajan // IEEE Security and Privacy. – 2013. – № 6 (11). – P. 74-76. – DOI 10.1109/MSP.2013.138.

204. Khine, M.S. Spatial Cognition: Key to STEM Success / M.S. Khine // Visual-spatial Ability in STEM Education. – 2017. – P. 3-8. – DOI 10.1007/978-3-319-44385-0\_1.

205. Единый государственный реестр юридических лиц. – Текст : электронный. – URL: [https://www.nalog.ru/rn77/related\\_activities/statistics\\_and\\_analytics/forms/8376083/](https://www.nalog.ru/rn77/related_activities/statistics_and_analytics/forms/8376083/) (дата обращения: 24.01.2020).

206. Бекетнова, Ю.М. Аналитические методы оценки и прогнозирования финансового состояния кредитных организаций / Ю.М. Бекетнова // Финансы: теория и практика. – 2019. – № 1. – С. 79-95. – ISSN 2587-5671.

207. Тинзи, В. Отмывание денег и международная финансовая система / В. Тинзи // Рабочий документ МВФ. – 1996. – № 96/55. – С. 3. – ISSN отсутствует.

208. Zhu, H. A Bayesian framework for the combination of classifier outputs / H. Zhu, P.A. Beling, G.A. Overstreet // Journal of the Operational Research Society. – 2002. – № 7 (53). – P. 719-727. – DOI 10.1057/palgrave.jors.2601262.

209. Краткая характеристика состояния преступности в Российской Федерации за 2011-2020 годы : официальный сайт МВД России. – Текст : электронный. – URL: <https://xn--b1aew.xn--p1ai/reports/4/> (дата обращения: 10.02.2021).

210. Сведения о работе по государственной регистрации юридических лиц : официальный сайт ФНС России. – Текст : электронный. – URL: [https://www.nalog.gov.ru/rn77/related\\_activities/statistics\\_and\\_analytics/forms/11892431/](https://www.nalog.gov.ru/rn77/related_activities/statistics_and_analytics/forms/11892431/) (дата обращения: 10.02.2021).

**Приложение А**  
(информационное)

**Расстояние до второго центроида**

Таблица А.1 – Расстояние до второго центроида

Регистрационный номер банка	Расстояния до второго центроида
1	2
2688	3 169 922 897 829,35
1618	3 169 922 803 703,56
3291	3 169 922 649 586,89
1037	3 169 921 451 820,53
2851	3 169 921 006 537,84
1928	3 169 920 803 873,89
3206	3 169 920 695 921,48
2884	3 169 918 253 379,04
2937	3 169 917 883 189,76
3183	3 169 917 512 915,29
1697	3 169 917 016 702,53
2620	3 169 916 276 196,33
3472	3 169 915 399 395,14
3296	3 169 912 045 106,39
507	3 169 910 862 684,49
793	3 169 909 561 093,58
3271	3 169 909 303 645,83
2650	3 169 909 073 437,23
2484	3 169 908 795 108,68
2053	3 169 908 686 512,72
804	3 169 907 971 652,56
1309	3 169 906 813 709,22
2948	3 169 906 443 228,89
3476	3 169 906 016 643,04
2593	3 169 904 233 957,95
3202	3 169 903 098 746,43
695	3 169 899 789 557,39
2670	3 169 898 334 236,18
2	3 169 897 188 757,01
2390	3 169 896 733 253,12
1136	3 169 896 464 521,47
3002	3 169 894 825 331,71
1788	3 169 892 313 517,25
456	3 169 891 042 019,05
2103	3 169 890 981 852,07
2519	3 169 890 670 305,80
2756	3 169 889 471 562,50
2170	3 169 888 886 754,93
3223	3 169 888 522 901,18

Продолжение таблицы А.1

1	2
2728	3 169 887 651 345,25
1399	3 169 887 478 281,15
312	3 169 887 233 423,33
3273	3 169 886 053 857,09
1868	3 169 885 855 932,54
1281	3 169 884 922 638,41
2883	3 169 881 153 531,43
2267	3 169 881 021 297,85
903	3 169 880 416 386,83
2731	3 169 880 202 044,49
3416	3 169 879 214 857,79
2876	3 169 878 206 612,49
2285	3 169 877 848 373,58
1139	3 169 877 087 019,21
2846	3 169 876 954 274,87
1197	3 169 876 708 633,78
777	3 169 872 850 476,57
1732	3 169 869 892 941,55
2609	3 169 869 332 230,67
704	3 169 868 211 272,61
2499	3 169 867 907 987,06
696	3 169 867 773 132,27
1027	3 169 867 338 400,94
2798	3 169 864 439 281,88
2881	3 169 859 243 341,70
2148	3 169 859 061 424,32
2015	3 169 856 792 693,17
2682	3 169 856 564 429,31
1635	3 169 852 376 148,25
3378	3 169 851 334 563,15
2507	3 169 849 154 323,85
2802	3 169 845 677 306,43
1586	3 169 843 545 733,37
524	3 169 842 226 835,53
1317	3 169 839 289 566,80
2070	3 169 839 234 382,12
970	3 169 838 868 291,91
138	3 169 838 529 311,29
2065	3 169 835 772 858,61
2849	3 169 832 795 859,93
469	3 169 830 345 553,73
2983	3 169 829 051 543,24
438	3 169 827 415 773,77
596	3 169 826 887 280,71
2813	3 169 826 673 320,10

## Продолжение таблицы А.1

1	2
2768	3 169 824 053 033,04
857	3 169 821 926 931,71
752	3 169 820 085 781,80
969	3 169 819 194 910,58
2995	3 169 818 843 233,13
1312	3 169 818 383 388,25
3441	3 169 818 307 475,33
2438	3 169 817 507 667,78
2649	3 169 817 108 333,89
1025	3 169 815 221 598,58
1982	3 169 814 337 081,66
3265	3 169 813 068 875,42
2537	3 169 808 850 873,67
3269	3 169 808 243 290,86
2258	3 169 806 370 696,94
2860	3 169 806 328 371,40
2721	3 169 803 476 232,82
1049	3 169 803 148 749,80
492	3 169 802 169 257,98
467	3 169 801 670 177,83
760	3 169 796 463 102,76
3161	3 169 796 329 737,04
1781	3 169 792 184 850,27
720	3 169 791 726 664,04
3275	3 169 791 302 870,56
545	3 169 790 091 776,86
2659	3 169 789 670 412,48
654	3 169 785 173 828,47
2368	3 169 781 329 284,31
2607	3 169 781 107 532,14
2559	3 169 771 548 562,12
608	3 169 771 323 565,72
3172	3 169 771 278 992,19
2299	3 169 767 767 254,37
1376	3 169 766 746 454,30
609	3 169 766 207 130,11
1249	3 169 763 439 937,75
1398	3 169 762 408 351,16
875	3 169 761 502 803,52
2564	3 169 757 332 759,64
2772	3 169 756 056 134,31
1158	3 169 754 621 371,66
3231	3 169 753 566 909,10
889	3 169 752 610 712,96
1276	3 169 744 320 370,34

Продолжение таблицы А.1

1	2
2542	3 169 734 154 198,10
1829	3 169 730 067 105,82
2364	3 169 725 654 005,05
356	3 169 725 177 334,50
3252	3 169 722 334 549,55
1792	3 169 720 763 617,24
931	3 169 716 302 098,72
1745	3 169 705 383 830,59
735	3 169 686 612 657,92
2073	3 169 686 088 371,41
2919	3 169 685 405 157,74
2157	3 169 679 347 141,01
702	3 169 678 479 183,52
1115	3 169 673 014 170,07
1284	3 169 665 485 153,57
518	3 169 659 768 716,04
232	3 169 652 548 604,65
537	3 169 643 764 322,88
2645	3 169 643 134 292,31
2655	3 169 638 801 519,02
2807	3 169 633 040 735,97
1288	3 169 626 363 615,27
902	3 169 625 841 000,73
3047	3 169 619 707 671,57
3123	3 169 618 145 343,73
646	3 169 609 227 449,24
67	3 169 608 608 134,26
2404	3 169 606 921 382,81
2673	3 169 604 825 600,79
2738	3 169 600 335 924,41
435	3 169 597 977 099,85
2638	3 169 591 078 605,92
1189	3 169 590 983 566,71
836	3 169 590 538 223,18
3421	3 169 588 804 990,96
3365	3 169 584 086 148,91
2647	3 169 576 414 545,67
1966	3 169 575 107 702,93
254	3 169 572 444 201,29
1132	3 169 568 926 684,07
2145	3 169 567 052 306,53
2093	3 169 561 243 352,71
2801	3 169 560 525 508,40
2123	3 169 554 035 399,92
2632	3 169 548 586 634,60



Продолжение таблицы А.1

1	2
2208	3 169 546 318 691,87
5	3 169 546 145 601,34
3300	3 169 541 421 019,85
3480	3 169 539 181 037,27
732	3 169 535 301 827,75
2587	3 169 529 983 919,13
1555	3 169 523 677 318,12
2313	3 169 519 658 554,10
2646	3 169 517 250 159,71
2468	3 169 498 665 709,70
1280	3 169 496 556 277,02
2530	3 169 493 630 498,45
2755	3 169 484 801 285,54
1053	3 169 483 441 046,79
1968	3 169 478 125 909,37
2316	3 169 468 404 966,93
1557	3 169 461 087 188,08
3006	3 169 458 598 647,37
2799	3 169 456 257 456,28
3204	3 169 454 606 138,02
3528	3 169 444 934 934,98
2880	3 169 444 016 475,50
2398	3 169 430 199 249,38
870	3 169 427 069 098,75
1927	3 169 418 528 053,79
567	3 169 385 742 775,50
2063	3 169 369 787 066,31
3262	3 169 365 716 083,73
3053	3 169 348 055 772,63
3439	3 169 339 164 503,75
2551	3 169 335 299 252,48
3431	3 169 318 865 277,12
2602	3 169 300 361 291,46
558	3 169 290 736 074,58
3360	3 169 289 597 500,89
3490	3 169 289 484 177,54
53	3 169 280 409 423,14
812	3 169 256 602 764,94
3013	3 169 229 259 656,02
1869	3 169 211 390 721,12
1307	3 169 174 841 456,77
3395	3 169 146 035 698,49
3124	3 169 137 641 946,25
2705	3 169 097 689 858,53
3245	3 169 095 303 443,51

## Продолжение таблицы А.1

1	2
1573	3 169 093 049 066,95
1166	3 169 075 025 628,94
480	3 169 058 980 220,78
2270	3 169 040 730 439,42
3279	3 169 012 844 372,25
3338	3 169 004 959 796,07
249	3 169 000 789 087,56
1459	3 168 993 798 538,41
2576	3 168 987 095 867,37
2859	3 168 978 248 852,46
2048	3 168 945 530 830,99
2584	3 168 926 255 433,19
3333	3 168 922 792 490,39
2228	3 168 869 353 304,86
3117	3 168 815 113 818,87
901	3 168 772 011 590,28
3138	3 168 724 299 162,94
77	3 168 705 536 449,16
3461	3 168 622 422 919,24
3344	3 168 618 981 516,75
2529	3 168 593 367 788,28
2997	3 168 591 699 044,96
1293	3 168 579 917 812,95
3266	3 168 564 936 232,44
197	3 168 542 405 302,96
1354	3 168 466 936 605,48
574	3 168 439 325 463,31
2956	3 168 256 482 508,99
316	3 168 238 981 658,59
3065	3 168 226 338 228,12
2207	3 168 149 760 857,53
1460	3 168 100 344 232,17
2733	3 168 068 073 336,67
3073	3 167 912 834 907,56
52	3 167 906 889 466,38
2225	3 167 903 077 796,30
2494	3 167 738 018 463,40
2241	3 167 682 867 266,85
880	3 167 565 565 279,59
1329	3 167 478 114 238,22
65	3 167 401 757 795,64
226	3 167 260 181 131,77
3068	3 167 210 155 018,63
3479	3 167 090 108 051,15
485	3 166 966 563 053,65

Продолжение таблицы А.1

1	2
1343	3 166 893 636 340,78
843	3 166 792 614 218,63
1972	3 166 776 207 675,76
2867	3 166 687 692 415,00
2771	3 166 677 019 591,66
3311	3 166 649 480 610,69
3001	3 166 237 836 228,13
2518	3 166 033 690 747,71
918	3 166 024 511 884,47
101	3 165 873 286 422,49
2309	3 165 672 032 754,92
3099	3 165 181 761 311,33
1885	3 164 976 189 913,07
493	3 164 935 189 354,86
1810	3 164 497 562 217,38
2816	3 164 310 501 162,28
2555	3 164 085 684 594,17
1242	3 163 818 367 772,12
2110	3 163 408 323 488,81
1118	3 163 008 020 624,51
705	3 163 002 814 663,96
2210	3 162 394 597 810,85
121	3 162 281 866 723,72
912	3 161 773 263 329,07
3235	3 161 319 748 219,17
2879	3 161 273 961 406,17
1439	3 160 619 076 975,71
2312	3 160 025 706 921,03
2766	3 159 595 121 736,01
2440	3 159 519 053 624,29
2216	3 159 119 553 418,52
3137	3 158 844 499 076,53
2929	3 158 717 135 777,85
429	3 157 938 844 345,44
3396	3 156 989 237 733,29
3058	3 155 924 245 121,26
2268	3 155 265 566 482,19
3515	3 155 133 775 949,86
323	3 153 575 781 385,45
2562	3 148 808 923 282,07
3368	3 147 658 322 274,23
3255	3 145 504 650 990,56
1920	3 143 751 184 784,79
2546	3 142 310 172 709,65
588	3 139 227 496 279,03

Продолжение таблицы А.1

1	2
2557	3 135 440 566 065,90
2306	3 132 860 048 164,55
1971	3 131 696 440 722,90
436	3 131 035 778 963,37
3016	3 130 951 654 576,63
1942	3 127 456 448 993,89
3294	3 104 570 374 198,16
2590	3 090 691 105 311,28
3290	3 086 531 865 485,53
3349	3 052 758 801 901,26
1470	3 043 056 699 397,16
1	3 041 953 075 559,50
328	3 013 793 129 877,94
1326	3 003 351 075 377,60
1623	3 002 646 518 752,72
2272	2 980 944 662 436,57
3292	2 945 665 601 033,31
3251	2 940 892 205 893,98
2209	2 897 618 835 229,49
2495	2 682 401 497 182,86
1978	2 521 343 356 220,73
3287	2 312 316 973 396,96
354	1 869 111 824 743,05
1481	21 264 843 406,33
1000	21 264 843 406,33

Источник: составлено автором.

**Приложение Б**  
(информационное)

**Сравнение моделей и методов анализа данных в сфере финансового мониторинга**

Для наглядности сведем в таблицу рассмотренные методы анализа данных финансового мониторинга – их достоинства и недостатки применительно к сфере противодействия легализации доходов.

Таблица Б.1 – Сравнение моделей и метода анализа данных в сфере финансового мониторинга

Метод	Достоинства	Недостатки	Примеры практического применения
1	2	3	4
Экспертно-статистические методы снижения размерности	Позволяет обрабатывать объекты, заданные совокупностями признаков. Дает возможность дополнять статистические наблюдения экспертными критериальными оценками	Применение экспертных оценок для синтеза интегрального показателя, что может негативно сказаться на объективности результатов	Определение спортивных рейтингов; расчет премирования сотрудников в зависимости от величины их вклада в общий проект; анализ макроструктуры фондов потребления
Эвристические методы снижения размерности	Позволяет обрабатывать объекты, заданные совокупностями признаков	Нет строгой математической процедуры выбора целевой установки для конкретного типа задач. Требуется применения опыта и интуиции исследователя	Расчет возврата инвестиций в предприятие; синтез сводного показателя эффективности деятельности промышленных предприятий
Методы многомерного шкалирования	При использовании метода сохраняется структура взаимных близостей и различий объектов исследования. Позволяет анализировать произвольный тип матрицы расстояний или сходства.	Трудоемкость вычислительных процедур, порядок количества умножений растет как $n^2$ .	Исследование ценностных ориентаций студенческой молодежи; Исследование структуры общества
Метод экстремальной группировки признаков	Позволяет сокращать пространство признаков	Метод требует наличия общего фактора в каждой коррелированной группе, характеризующего разбивку исходного множества показателей, что не всегда является обоснованным в задачах финансового мониторинга; невозможно определить оптимальное количество групп	Исследование влияния вибрации и шумов на самочувствие и работоспособность персонала; Задачи медицинской диагностики

Продолжение таблицы Б.1

1	2	3	4
Метод корреляционных плеед	Позволяет выявлять структуру и скрытые зависимости в данных	Применение метода требует выбора порогового значения коэффициента корреляции, выступающего критерием разбиения, что может привести к различным результатам классификации	Таксономия и систематизация растений и животных
Кластерный анализ	Позволяет обнаружить структуру в данных, которую сложно выявить экспертным путем или визуально. Нет ограничений на вид объектов исследования.	Результаты могут обладать вариативностью, и невоспроизводимостью при изменении выборки	Задачи сегментации конкурентов и потребителей в маркетинге; Задачи разбиения персонала на различные по мотивации группы в менеджменте; Задачи классификации симптомов в медицине
Факторный анализ	Позволяет описать изучаемый объект всесторонне и в то же время компактно. Позволяет выявлять скрытые переменные факторов, отвечающих за наличие линейных статистических корреляций между наблюдаемыми переменными	Предполагает, что исследуемые данные распределены нормально, а зависимости линейны. Демонстрирует плохие результаты анализа в случае сильной корреляции показателей.	Выявление наиболее важных политических и социально-экономических характеристик в вопросах классификации наций, составления «дружественных групп» в социологии. В издательском деле при проведении анализа вариантов группировки отдельных элементов языка.
Метод главных компонент	Главные компоненты отражают латентные объективно существующие закономерности, не поддающиеся непосредственному наблюдению. Позволяет снижать размерность изучаемого явления. Дает возможность перехода от исходных коррелированных атрибутов к новому ортогональному базису. Способствует выявлению ранее неизвестных свойств изучаемых объектов. Дает возможность получать разные проекции обстановки в области финансового мониторинга.	Громоздкий математический аппарат	Оценка спортсменов игровых видах спорта; Анализ коечного фонда в госпитале им. Бурденко; Анализ успеваемости в Военном университете; Анализ предприятий рыбной отрасли.
Логистическая регрессия	Простота интерпретации результатов анализа;	Невозможно решить нелинейные задачи;	Задачи кредитного скоринга; В медицине

Продолжение таблицы Б.1

1	2	3	4
	Требует небольших вычислительных ресурсов.	неэффективна при наличии множественных или нелинейных границ принятия решений.	оценка рисков развития болезни.
Деревья решений	Эффективны в вычислениях и использовании компьютерной памяти, пригодны для работы с большими объемами данных; Выбор функций интегрирован в процессы обучения и классификации; Являются непараметрическими моделями – можно обрабатывать данные с различным распределением.	Результаты могут обладать вариативностью, и невоспроизводимостью при изменении выборки.	Задачи кредитного скоринга.
Статистическое распознавание образов	Позволяет работать с выборками больших размеров; Позволяет выявлять скрытые закономерности в данных.	Требование к нормальному распределению данных.	Оценка риска банкротства промышленных предприятий.
Метод опорных векторов	Высокая скорость вычисления решающих функций; единственность решения задачи квадратичного программирования в выпуклой области, к которому сводится метод; достижение уверенной классификации за счет нахождения разделяющей полосы максимальной ширины.	Высокая чувствительность к шумам и стандартизации данных; отсутствие общего подхода к автоматическому выбору ядра в случае линейной неразделимости классов.	Задачи классификации аудиоданных; Создание спам-фильтров; Задачи классификации текста; Исследование режима течения нефте-водогазового потока.
Нейронные сети	Позволяют работать с большими выборками данных.	Трудности с интерпретацией результатов; громоздкий математический аппарат	Задачи анализа текста; задачи кредитного скоринга; задачи диагностики в медицине
Байесовские сети	Не склонен к переобучению. Позволяет применять любую априорную информацию относительно модельных параметров	Для сложных систем не всегда есть возможность найти все взаимодействия в сетях Байеса; Необходимо установить условные вероятности, что требует обращения к экспертным методам.	Медицинская диагностика, задачи кредитного скоринга, оценка рисков
Обнаружение аномалий	Позволяет решать задачи построения и обучения моделей с использованием несбалансированных наборов данных	Трудности в интерпретации полученных результатов. Громоздкий математический аппарат. Сложность определения порога	Выявление мошеннических транзакций; Выявление вторжений в сеть; Выявление нарушителей

Продолжение таблицы Б.1

1	2	3	4
		для оптимального детектирования аномалий.	налогового законодательства; Выявление инсайдеров на бирже

Источник: составлено автором.



**Приложение В**  
(информационное)

**Сравнение моделей и методов прогнозирования в сфере финансового мониторинга**

Для наглядности сведем в таблицу рассмотренные модели и методы прогнозирования – их достоинства и недостатки применительно к сфере противодействия легализации доходов.

Таблица В.1. – Сравнение методов прогнозирования в сфере финансового мониторинга

Модель и метод	Достоинства	Недостатки
Регрессионные модели и методы	Простота, гибкость, высокая скорость получения результатов, прозрачность моделирования.	Трудоемкое установление параметров модели, не высокая адаптивность, невозможно моделировать нелинейный процессы.
Авторегрессионные модели и методы	Простота и прозрачность моделирования, гибкость, высокая скорость получения результатов.	Трудоемкое установление параметров модели, не высокая адаптивность, невозможно моделировать нелинейный процессы.
Модели и методы экспоненциального сглаживания	Простота и единообразие их анализа и проектирования.	Отсутствие гибкости.

Источник: составлено автором.

**Приложение Г**  
(информационное)

**Исходные данные**

Таблица Г.1 – Исходные данные, в тысячах рублей

Регист раци онны й но мер	Отз ыв лиц енз ии	Высоколи квид ные акти вы	Выдан ные МБК	Вложения в акции	Вложения в облигации	Вложе ния в векселя	Вложения в капиталы других организац ий	Кредиты физичес ким лицам на срок до 6 месяцев	Кредиты физичес ким лицам от 6 месяцев до 1 года	Кредиты физичес ким лицам на срок 1-3 года	Кредиты физичес ким лицам на срок более 3 лет	Овердра фты физичес ким лицам
1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13
3206	1	0,861	1,757143	10,54286	4,1	0	0	0	0	0	0	0,615
1037	1	0,861	5,271429	7,028571	9,225	0	0	0	0	0	0	0,615
2542	1	29,643	2,29668	10,00332	1,066837	0,051037	0,051037	0,051037	0	0	0	0,246
1618	1	0,123	12,3	0	0	0	0	0	0	0	0	0,123
2849	1	0,615	2,46	9,84	3,075	0	0	0	0	0	0	0,123
3002	1	2,829	1,604348	10,69565	0,615	0	0	0	0	0	0	0,369
1697	1	1,107	1,366667	10,93333	1,5375	0	0	0	0	0	0	0,123
2948	1	4,428	3,075	9,225	1,366667	0	0	0	0	0	0	0,369
3378	1	11,316	6,952174	5,347826	1,23	0	0	0	0	0	0	0,369
2073	1	8,733	0	12,3	3,638028	0	0	0	0	0	0	0,615
1025	1	7,995	1,703077	10,59692	0,658929	0	0	0	0	0	0	0,123
2258	1	7,995	0,567692	11,54308	0	0	0	0	0	0	0	0,123
3439	1	20,049	0,07546	12,22454	2,885185	0	0	0	0	0	0	0,615
2299	1	15,498	1,171429	11,12857	0,431579	0	0	0	0	0	0	0,369
3273	1	2,214	1,366667	10,93333	1,5375	0	0	0	0,683333	0,683333	0,683333	0,615
3441	1	11,439	1,983871	10,31613	1,261538	0	0	0	0	0	0	0,492
2123	1	37,884	1,357792	10,94221	1,122263	0	0	0	0,039935	0,039935	0,039935	0,492
1053	1	39,606	1,031366	11,26863	1,542712	0,076398	0,076398	0,076398	0,038199	0,038199	0,038199	0,369

Продолжение таблицы Г.1

1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13
3472	1	0,123	0	12,3	0	0	0	0	0	0	0	0,123
2620	1	1,722	0	12,3	2,635714	0	0	0	0	0	0	0,369
138	1	24,231	2,310152	9,989848	0,230625	0,124873	0,124873	0,124873	0	0	0	0,123
3047	1	18,573	0,162914	12,13709	1,898658	0	0	0	0	0	0	0,492
2537	1	6,888	3,075	9,225	2,05	0	0	0	0	0	0	0,369
3291	1	0,246	0	12,3	0	0	0	0	0	0	0	0,123
1869	1	35,055	3,193684	9,106316	0,990995	0,043158	0,043158	0,043158	0	0	0	0,369
3262	1	18,942	8,146753	4,153247	1,182692	0,07987	0,07987	0,07987	0,07987	0,07987	0,07987	0,123
1868	1	2,091	0,723529	11,57647	0,76875	0	0	0	0	0	0	0,369
2937	1	1,107	0	12,3	1,366667	0	0	0	0	0	0	0,246
2801	1	12,669	3,701942	8,598058	1,5375	0	0	0	0,238835	0,238835	0,238835	0,246
5	1	13,653	2,105405	10,19459	1,069565	0,110811	0,110811	0,110811	0,332432	0,332432	0,332432	0,246
3068	1	17,343	1,744681	10,55532	0,71157	0,523404	0,523404	0,523404	0	0	0	0,246
3476	1	0,738	6,15	6,15	0	0	0	0	0	0	0	0,123
793	1	1,353	2,236364	10,06364	0	1,118182	1,118182	1,118182	0	0	0	0,123
2228	1	8,733	0,692958	11,60704	0,917911	0	0	0	0	0	0	0,123
2728	1	7,257	2,918644	9,381356	0	0	0	0	0	0	0	0,123
507	1	0,492	0	12,3	6,15	0	0	0	0	0	0	0,615
2919	1	11,685	0	12,3	2,071579	0	0	0	0	0	0	0,615
1139	1	6,519	0,464151	11,83585	2,894118	0,232075	0,232075	0,232075	0	0	0	0,615
1928	1	0,615	0	12,3	0	0	0	0	0	0	0	0,246
2632	1	24,723	3,48806	8,81194	0,085417	0,183582	0,183582	0,183582	0	0	0	0,123
2813	1	4,305	6,325714	5,974286	0,723529	0	0	0	0	0	0	0,123
1586	1	5,043	0,3	12	1,23	0	0	0	0	0	0	0,492
720	1	26,076	8,586792	3,713208	0,192188	0,116038	0,116038	0,116038	0,348113	0,348113	0,348113	0,246
3183	1	0,738	0	12,3	0	0	0	0	4,1	4,1	4,1	0,123
2688	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
3204	1	10,332	1,464286	10,83571	1,163513	0	0	0	0,146429	0,146429	0,146429	0,369
836	1	15,375	0,5904	11,7096	1,653781	0,0984	0,0984	0,0984	0	0	0	0,369
2157	1	4,674	2,589474	9,710526	1,23	0,323684	0,323684	0,323684	0,647368	0,647368	0,647368	0,123
226	1	78,966	4,923832	7,376168	0,958442	0,019159	0,019159	0,019159	0,038318	0,038318	0,038318	0,246

Продолжение таблицы Г.1

1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13
2983	1	5,658	3,476087	8,823913	1,118182	0	0	0	0	0	0	0,369
3065	1	45,51	2,227297	10,0727	0,730693	0,066487	0,066487	0,066487	0,09973	0,09973	0,09973	0,246
3231	0	4,428	0,341667	11,95833	2,811429	0,341667	0,341667	0,341667	0	0	0	0,615
696	0	7,749	1,366667	10,93333	1,5375	0,195238	0,195238	0,195238	0	0	0	0,615
2267	0	5,289	2,860465	9,439535	0,745455	0,572093	0,572093	0,572093	0	0	0	0,615
969	0	10,086	5,25	7,05	0,523404	0	0	0	0,3	0,3	0,3	0,369
2285	0	14,268	4,771552	7,528448	0,346479	0,106034	0,106034	0,106034	0	0	0	0,369
438	0	22,14	3,416667	8,883333	0	0	0	0	0,205	0,205	0,205	0,246
3172	0	9,225	2,296	10,004	0,806557	0,164	0,164	0,164	0	0	0	0,369
2313	0	16,728	1,266177	11,03382	0,604918	0	0	0	0	0	0	0,246
608	0	12,792	2,483654	9,816346	1,037349	0,118269	0,118269	0,118269	0,354808	0,354808	0,354808	0,246
1781	0	16,605	2,551111	9,748889	0,114953	0	0	0	0	0	0	0,369
2851	0	1,107	1,366667	10,93333	1,5375	0	0	0	0	0	0	0,123
2650	0	5,289	4,862791	7,437209	0,473077	1,716279	1,716279	1,716279	0	0	0	0,369
356	0	14,637	1,033613	11,26639	0,902752	0	0	0	0	0	0	0,492
2070	0	9,717	4,203797	8,096203	0,236538	0	0	0	0	0	0	0,123
2881	0	4,428	0,341667	11,95833	0,702857	0	0	0	0	0	0	0,246
596	0	9,84	2,61375	9,68625	0,97619	0	0	0	0	0	0	0,123
3223	0	14,022	3,236842	9,063158	0,732143	0,107895	0,107895	0,107895	0	0	0	0,246
3416	0	3,075	0,492	11,808	0,5125	0	0	0	0	0	0	0,369
2609	0	8,118	1,677273	10,62273	0,431579	0	0	0	0	0	0	0,492
2499	0	5,043	1,2	11,1	0,664865	0	0	0	0	0	0	0,246
2876	0	11,931	4,057732	8,242268	0,189231	0,126804	0,126804	0,126804	0	0	0	0,246
2063	0	52,275	3,067765	9,232235	0,57837	0	0	0	0,028941	0,028941	0,028941	0,369
2670	0	1,23	1,23	11,07	2,733333	0	0	0	0	0	0	0,369
435	0	1,599	0,946154	11,35385	3,075	0	0	0	0	0	0	0,123
232	0	26,814	2,426147	9,873853	0,562286	0	0	0	0,056422	0,056422	0,056422	0,369
3296	0	1,968	3,84375	8,45625	2,236364	0	0	0	0,76875	0,76875	0,76875	0,123
3265	0	17,343	2,093617	10,20638	0,525641	0,087234	0,087234	0,087234	0	0	0	0,123
760	0	21,279	2,417341	9,882659	0,265468	0,142196	0,142196	0,142196	0	0	0	0,246
695	0	4,674	0,971053	11,32895	0	0,647368	0,647368	0,647368	0	0	0	0,246

Продолжение таблицы Г.1

1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13
1197	0	5,043	0,9	11,4	0,323684	0,6	0,6	0,6	0	0	0	0,123
2798	0	3,075	1,968	10,332	0	0	0	0	0	0	0	0,123
2438	0	7,134	5,513793	6,786207	0,76875	0	0	0	0,212069	0,212069	0,212069	0,369
2065	0	21,402	2,968966	9,331034	0,372727	0,07069	0,07069	0,07069	0	0	0	0,369
2053	0	6,027	1,757143	10,54286	0,292857	0,25102	0,25102	0,25102	0	0	0	0,123
1732	0	14,145	1,390435	10,90957	0,241176	0,32087	0,32087	0,32087	0	0	0	0,246
2551	0	76,629	0,80947	11,49053	1,014433	0,019743	0,019743	0,019743	0	0	0	0,369
2587	0	41,574	1,637574	10,62604	0,463356	0,036391	0,036391	0,036391	0,036391	0,036391	0,036391	0,369
3421	0	9,225	0,984	11,316	1,069565	0	0	0	0	0	0	0,246
3275	0	1,353	1,118182	11,18182	0	0	0	0	0	0	0	0,123
1376	0	16,605	2,824444	9,475556	0,709615	0,091111	0,091111	0,091111	0	0	0	0,492
456	0	5,781	3,140426	9,159574	0,702857	0	0	0	0,261702	0,261702	0,261702	0,246
1557	0	54,12	3,410455	8,889545	0,580189	0	0	0	0,027955	0,027955	0,027955	0,492
2607	0	3,936	3,075	9,225	1,5375	0	0	0	0	0	0	0,123
2	0	4,305	0,702857	11,59714	0	0	0	0	0	0	0	0,123
2507	0	8,979	0,673973	11,62603	0,178261	0	0	0	0	0	0	0,246
3138	0	1,845	2,46	9,84	0	0	0	0	0	0	0	0,369
2468	0	8,856	1,5375	10,7625	1,757143	0	0	0	0	0	0	0,246
3431	0	18,081	2,259184	10,04082	1,025	0	0	0	0	0	0	0,246
1635	0	7,626	2,975806	9,324194	0	0	0	0	0	0	0	0,123
1982	0	8,856	0,683333	11,61667	0,723529	0	0	0	0,170833	0,170833	0,170833	0,369
2731	0	14,268	4,02931	8,27069	0,788461	0,212069	0,212069	0,212069	0	0	0	0,369
2738	0	9,102	1,163513	11,13649	0,917911	0	0	0	0,166216	0,166216	0,166216	0,123
2404	0	8,118	0,931818	11,36818	0,806557	0	0	0	0	0	0	0,246
903	0	9,594	4,573077	7,726923	0,25102	0,473077	0,473077	0,473077	0	0	0	0,123
3528	0	24,969	2,605419	9,694581	0,15375	0,060591	0,060591	0,060591	0	0	0	0,246
2846	0	2,337	0,647368	11,65263	1,366667	0	0	0	0	0	0	0,246
3271	0	6,888	3,733929	8,566071	0	0,219643	0,219643	0,219643	0	0	0	0,123
2655	0	6,15	1,968	10,332	1,171429	0	0	0	0,492	0,492	0,492	0,123
654	0	8,364	1,266177	11,03382	0,604918	0	0	0	0	0	0	0,246
2519	0	4,551	1,32973	10,97027	0,372727	0	0	0	0	0	0	0,369

Продолжение таблицы Г.1

1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13
537	0	8,364	2,170588	10,12941	0,878571	0	0	0	0,361765	0,361765	0,361765	0,123
704	0	10,947	1,934831	10,36517	0,492	0,276404	0,276404	0,276404	0	0	0	0,246
1399	0	5,535	2,186667	10,11333	0,332432	1,093333	1,093333	1,093333	0	0	0	0,123
2207	0	29,151	1,764557	10,53544	0,302956	0	0	0	0	0	0	0,123
3245	0	44,157	2,261281	10,03872	0,965529	0,034262	0,034262	0,034262	0,068524	0,068524	0,068524	0,369
77	0	30,258	0,95	11,35	1,408811	0,2	0,2	0,2	0,05	0,05	0,05	0,369
2756	0	1,968	0,76875	11,53125	0	0,76875	0,76875	0,76875	0	0	0	0,123
312	0	8,118	1,304546	10,99545	0,416949	0	0	0	0	0	0	0,123
3161	0	17,835	1,357241	10,94276	0	0,084828	0,084828	0,084828	0	0	0	0,123
467	0	9,717	2,491139	9,808861	0,585714	0	0	0	0	0	0	0,123
2956	0	79,95	2,535692	9,764308	1,120349	0,037846	0,037846	0,037846	0,094615	0,094615	0,094615	0,492
2884	0	2,952	2,05	10,25	0	0,5125	0,5125	0,5125	0	0	0	0,246
2867	0	6,027	1,004082	11,29592	0,546667	0	0	0	0	0	0	0,123
902	0	58,302	2,387342	9,886709	0,129134	0,051899	0,051899	0,051899	0,025949	0,025949	0,025949	0,246
646	0	54,612	3,407432	8,892568	0,229907	0,30473	0,30473	0,30473	0	0	0	0,123
804	0	6,273	1,205882	11,09412	0	0,241176	0,241176	0,241176	0	0	0	0,123
1555	0	31,488	0,336328	11,96367	0,049398	0,048047	0,048047	0,048047	0	0	0	0,246
3300	0	49,692	9,225	3,075	0,974257	0	0	0	0,54802	0,54802	0,54802	0,369
3013	0	18,696	0,72829	11,57171	1,118182	0	0	0	0,080921	0,080921	0,080921	0,369
3515	0	4,551	0,664865	11,63514	1,054286	0	0	0	1,32973	1,32973	1,32973	0,123
1132	0	45,879	2,605094	9,694906	0,376531	0,065952	0,065952	0,065952	0	0	0	0,123
3117	0	91,389	1,50646	10,79354	0,905521	0,016555	0,016555	0,016555	0,049664	0,049664	0,049664	0,246
857	0	9,594	3,153846	9,146154	0,212069	0,788461	0,788461	0,788461	0	0	0	0,246
558	0	7,257	5,00339	7,29661	2,108571	0,208475	0,208475	0,208475	0	0	0	0,123
1459	0	16,236	1,397727	10,90227	0,105128	0	0	0	0,093182	0,093182	0,093182	0,123
2799	0	9,348	3,236842	9,063158	0,439286	0	0	0	0,161842	0,161842	0,161842	0,123
735	0	46,863	3,389764	8,910236	0,267391	0,064567	0,064567	0,064567	0	0	0	0,246
2148	0	15,129	1,4	10,9	0,338532	0,3	0,3	0,3	0	0	0	0,123
1312	0	10,701	1,696552	10,60345	0,328	0,282759	0,282759	0,282759	0	0	0	0,123
2807	0	8,733	1,385916	10,91408	0,585714	0	0	0	0,173239	0,173239	0,173239	0,123
2859	0	16,482	0,826119	11,47388	0,8856	0	0	0	0	0	0	0,369

Продолжение таблицы Г.1

1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13
777	0	15,006	2,419672	9,880328	0,25102	0,10082	0,10082	0,10082	0	0	0	0,123
3006	0	28,782	1,103846	11,19615	0,404225	0	0	0	0	0	0	0,123
812	0	125,46	3,569412	8,742647	0,780414	0	0	0	0,120588	0,120588	0,120588	0,369
2682	0	3,567	0,424138	11,87586	0	0	0	0	0	0	0	0,369
1189	0	65,436	5,826316	6,473684	0,702857	0	0	0	0,300564	0,300564	0,300564	0,369
2646	0	9,963	1,062963	11,23704	0	0	0	0	0	0	0	0,123
2529	0	13,776	2,855357	9,444643	0,286046	0,219643	0,219643	0,219643	0	0	0	0,123
931	0	18,45	1,968	10,332	0,292857	0	0	0	0	0	0	0,123
469	0	2,46	3,075	9,225	0,82	0	0	0	0	0	0	0,123
2368	0	11,562	4,579787	7,720213	1,042373	0	0	0	0	0	0	0,246
492	0	14,145	3,529565	8,770435	0,6	0	0	0	0,106956	0,106956	0,106956	0,123
2647	0	24,846	2,435644	9,864356	0,607407	0,060891	0,060891	0,060891	0,060891	0,060891	0,060891	0,123
609	0	36,162	3,723469	8,576531	0,12	0,041837	0,041837	0,041837	0,041837	0,041837	0,041837	0,246
2802	0	13,653	1,551351	10,74865	0,126804	0,221622	0,221622	0,221622	0	0	0	0,123
870	0	13,653	3,878378	8,421622	1,294737	0	0	0	0	0	0	0,246
2772	0	33,579	6,442857	5,857143	0,283846	0,045055	0,045055	0,045055	0,09011	0,09011	0,09011	0,123
2398	0	28,536	3,552155	8,747845	0,298182	0,053017	0,053017	0,053017	0	0	0	0,369
2883	0	4,92	4,92	7,38	0,5125	0	0	0	0	0	0	0,123
1966	0	111,561	3,308931	8,991069	0,463801	0,013561	0,013561	0,013561	0,10849	0,10849	0,10849	0,369
524	0	14,391	1,366667	10,93333	0,473077	0,210256	0,210256	0,210256	0	0	0	0,123
2733	0	174,291	3,124912	9,192449	1,266006	0,00868	0,00868	0,00868	0,052082	0,052082	0,052082	0,492
2755	0	8,856	1,025	11,275	0,372727	0	0	0	0,170833	0,170833	0,170833	0,123
3202	0	3,567	3,817241	8,482759	0	0	0	0	0	0	0	0,123
1158	0	22,14	3,143333	9,156667	0,367164	0,068333	0,068333	0,068333	0	0	0	0,123
1968	0	24,969	4,241379	8,058621	0,924812	0	0	0	0	0	0	0,246
1027	0	11,562	2,48617	9,81383	0	0,392553	0,392553	0,392553	0	0	0	0,123
889	0	13,407	0,789908	11,51009	0,482353	0,112844	0,112844	0,112844	0	0	0	0,246
2316	0	38,622	2,624522	9,675478	0,497976	0,156688	0,156688	0,156688	0,078344	0,078344	0,078344	0,123
1288	0	38,376	2,444231	9,855769	0,492	0,118269	0,118269	0,118269	0	0	0	0,369
52	0	64,329	0,5174	11,7826	0,761078	0	0	0	0	0	0	0,492
1745	0	30,504	4,513306	7,786694	0,39172	0	0	0	0,049597	0,049597	0,049597	0,246

Продолжение таблицы Г.1

1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13
1317	0	7,872	1,729688	10,57031	0,894545	0	0	0	0,192188	0,192188	0,192188	0,369
1281	0	5,658	3,476087	8,823913	0	0	0	0	0,267391	0,267391	0,267391	0,123
545	0	9,84	1,69125	10,60875	0,356522	0,46125	0,46125	0,46125	0	0	0	0,123
2705	0	56,826	1,89026	10,40974	0,346036	0	0	0	0,026623	0,026623	0,026623	0,246
1276	0	11,439	3,570968	8,729032	0,372727	0,132258	0,132258	0,132258	0	0	0	0,246
2241	0	1,845	2,46	9,84	1,025	0	0	0	0	0	0	0,123
67	0	54,858	1,765022	10,53498	0,225393	0,027578	0,027578	0,027578	0	0	0	0,123
2564	0	23,739	1,019689	11,28031	0,555932	0	0	0	0	0	0	0,123
2484	0	4,428	1,025	11,275	0	0,341667	0,341667	0,341667	0	0	0	0,123
2645	0	60,639	8,108519	4,191481	0,292857	0,199594	0,199594	0,199594	0,873225	0,873225	0,873225	0,246
3396	0	8,61	0,527143	11,77286	0,734328	0	0	0	2,284286	2,284286	2,284286	0,123
2768	0	6,888	0,219643	12,08036	1,565455	0	0	0	0	0	0	0,246
3269	0	15,621	2,42126	9,87874	0	0,581102	0,581102	0,581102	0	0	0	0,123
3480	0	0,984	1,5375	10,7625	0	0	0	0	1,5375	1,5375	1,5375	0,123
3479	0	5,043	2,7	9,6	0,384375	0	0	0	1,2	1,2	1,2	0,123
53	0	39,237	1,388088	10,91191	0,695406	0	0	0	0,038558	0,038558	0,038558	0,246
480	0	24,723	1,223881	11,07612	0,679558	0	0	0	0	0	0	0,123
1829	0	2,337	1,942105	10,35789	0	0	0	0	0,647368	0,647368	0,647368	0,123
2860	0	22,509	3,226229	9,073771	0,273333	0,268852	0,268852	0,268852	0	0	0	0,123
2364	0	2,706	1,677273	10,62273	1,294737	0	0	0	0	0	0	0,123
2093	0	42,804	2,580172	9,719828	0,313091	0	0	0	0	0	0	0,246
732	0	29,028	3,387712	8,860169	0	0	0	0	0	0	0	0,123
2555	0	6,765	0,670909	11,62909	0,946154	0	0	0	0,670909	0,670909	0,670909	0,123
2638	0	17,22	3,250714	9,049286	0,597087	0,439286	0,439286	0,439286	0,087857	0,087857	0,087857	0,123
2997	0	19,803	2,673913	9,626087	0,292857	0	0	0	0,076398	0,076398	0,076398	0,123
2145	0	6,396	1,419231	10,88077	1,069565	0	0	0	0,473077	0,473077	0,473077	0,123
1049	0	22,509	4,301639	7,998361	0	0,201639	0,201639	0,201639	0	0	0	0,123
3395	0	14,637	0,826891	11,47311	1,662162	0	0	0	0,310084	0,310084	0,310084	0,369
2270	0	15,006	1,008197	11,2918	0,76875	0,302459	0,302459	0,302459	0,201639	0,201639	0,201639	0,123
2649	0	7,011	2,373684	9,926316	0	0	0	0	0	0	0	0,123
1307	0	43,665	3,222254	9,077746	0,422519	0	0	0	0,034648	0,034648	0,034648	0,369



Продолжение таблицы Г.1

1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13
2659	0	15,006	3,327049	8,972951	0,276404	0,302459	0,302459	0,302459	0,201639	0,201639	0,201639	0,123
1788	0	9,84	2,1525	10,1475	0,559091	0	0	0	0	0	0	0,246
2015	0	16,851	3,411679	8,888321	0,124242	0,089781	0,089781	0,089781	0	0	0	0,123
2309	0	7,134	1,060345	11,23966	0,464151	0	0	0	1,060345	1,060345	1,060345	0,123
2593	0	1,968	2,30625	9,99375	0	0	0	0	0	0	0	0,123
2208	0	11,562	2,224468	10,07553	0,15974	0,261702	0,261702	0,261702	0	0	0	0,123
1972	0	33,456	1,673162	10,62684	0,157021	0,045221	0,045221	0,045221	0	0	0	0,123
2103	0	4,674	1,942105	10,35789	0	1,618421	1,618421	1,618421	0	0	0	0,123
1280	0	38,868	3,152848	9,147152	0,209362	0,038924	0,038924	0,038924	0,077848	0,077848	0,077848	0,123
1249	0	29,889	3,239506	9,009877	0,138202	0,101235	0,101235	0,101235	0	0	0	0,123
2576	0	10,455	2,894118	9,405882	1,324615	0	0	0	0,144706	0,144706	0,144706	0,123
752	0	12,792	2,365385	9,934615	0,146429	0,473077	0,473077	0,473077	0	0	0	0,123
702	0	16,974	3,743478	8,556522	0,5125	0,08913	0,08913	0,08913	0,178261	0,178261	0,178261	0,123
2559	0	3,936	1,5375	10,37813	0,455556	0	0	0	0,76875	0,76875	0,76875	0,123
1136	0	3,69	2,46	9,84	0,5125	0,82	0,82	0,82	0	0	0	0,123
3461	0	33,702	1,077372	11,22263	0,3936	0,134672	0,134672	0,134672	0,044891	0,044891	0,044891	0,123
1115	0	15,744	4,132031	8,167969	0	0	0	0	0,192188	0,192188	0,192188	0,123
2390	0	5,781	3,402128	8,897872	0	0	0	0	0	0	0	0,123
3344	0	3,444	0,878571	11,42143	2,838462	0,439286	0,439286	0,439286	0	0	0	0,123
1284	0	6,396	4,257692	8,042308	0,723529	0,236538	0,236538	0,236538	0	0	0	0,123
3365	0	7,257	2,918644	9,381356	0,82	0	0	0	0,208475	0,208475	0,208475	0,123
1573	0	21,771	1,320339	10,97966	0,311392	0,138983	0,138983	0,138983	0	0	0	0,123
1293	0	154,734	4,409618	7,890382	0,579182	0	0	0	0,078219	0,078219	0,078219	0,369
875	0	14,022	0,971053	11,32895	0	0,107895	0,107895	0,107895	0	0	0	0,123
3053	0	10,332	1,757143	10,54286	0	0	0	0	0,146429	0,146429	0,146429	0,123
574	0	2,46	3,69	8,61	1,757143	0	0	0	0	0	0	0,123
2721	0	20,295	3,950909	8,349091	0,219643	0,149091	0,149091	0,149091	0,149091	0,149091	0,149091	0,123
1329	0	17,097	1,415827	10,88417	0,4	0,176978	0,176978	0,176978	0	0	0	0,123
1927	0	176,751	8,978914	3,321086	0,951031	0	0	0	0,325261	0,325261	0,325261	0,246
1309	0	5,904	6,15	6,15	0	1,28125	1,28125	1,28125	0	0	0	0,123
567	0	74,169	3,345274	8,954726	0,47631	0,061194	0,061194	0,061194	0,040796	0,040796	0,040796	0,246

Продолжение таблицы Г.1

1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13
2995	0	7,503	1,613115	10,68689	0,464151	0	0	0	0	0	0	0,123
3235	0	4,674	0,323684	11,97632	0	0	0	0	1,294737	1,294737	1,294737	0,123
2880	0	30,504	2,529435	9,770565	0,062437	0,099194	0,099194	0,099194	0	0	0	0,123
3490	0	0,246	6,15	6,15	0	0	0	0	0	0	0	0,123
65	0	99,999	3,237638	9,062362	0,53389	0	0	0	0,090775	0,090775	0,090775	0,246
3252	0	30,996	2,830952	9,469048	0,31701	0	0	0	0	0	0	0,123
2584	0	29,151	1,868354	10,43165	0	0	0	0	0,051899	0,051899	0,051899	0,123
1242	0	40,344	2,475	9,825	0,234733	0,225	0,225	0,225	0,0375	0,0375	0,0375	0,123
1343	0	148,461	2,20116	10,09884	0,459233	0,101906	0,101906	0,101906	0,030572	0,030572	0,030572	0,123
3266	0	15,498	1,854762	10,44524	0,574766	0	0	0	0	0	0	0,123
2494	0	0,615	2,46	9,84	0	0	0	0	2,46	2,46	2,46	0,123
2929	0	73,923	1,49401	10,80599	0,792045	0,061398	0,061398	0,061398	0,040932	0,040932	0,040932	0,123
901	0	16,236	5,404545	6,895455	0,664865	0	0	0	0,093182	0,093182	0,093182	0,123
3123	0	14,022	2,913158	9,386842	1,272414	0	0	0	0,539474	0,539474	0,539474	0,123
3099	0	1,107	0	12,3	0	1,366667	1,366667	1,366667	0	0	0	0,123
1118	0	9,594	2,207692	10,09231	0,960938	0	0	0	0	0	0	0,123
2602	0	45,633	3,547439	8,752561	0,232954	0,265229	0,265229	0,265229	0	0	0	0,123
2048	0	115,497	2,135144	10,16486	0,221907	0,196486	0,196486	0,196486	0,052396	0,052396	0,052396	0,246
970	0	10,455	1,012941	11,28706	0,157692	0	0	0	0	0	0	0,123
254	0	83,517	3,622975	8,677025	0,308142	0,054345	0,054345	0,054345	0	0	0	0,123
1166	0	32,226	2,582061	9,717939	0,415942	0	0	0	0	0	0	0,123
249	0	51,537	3,405251	8,894749	0,284158	0,146778	0,146778	0,146778	0,381623	0,381623	0,381623	0,123
3333	0	8,364	0,180882	12,11912	0	0	0	0	0,904412	0,904412	0,904412	0,123
3360	0	98,523	6,203745	6,096255	0,185894	0,030712	0,030712	0,030712	0,214981	0,214981	0,214981	0,123
880	0	64,944	5,264773	7,035227	1,099669	0,023295	0,023295	0,023295	0,209659	0,209659	0,209659	0,246
518	0	56,949	7,704104	4,56933	0,42907	0	0	0	0,079698	0,079698	0,079698	0,246
1792	0	31,365	11,38353	0,916471	0	0	0	0	0	0	0	0,123
2170	0	0,984	3,075	9,225	0	0	0	0	0	0	0	0,123
3073	0	187,575	9,267344	3,032656	0,654255	0	0	0	0,725902	0,725902	0,725902	0,123
197	0	15,99	0,378462	11,92154	0,97619	0,094615	0,094615	0,094615	0,094615	0,094615	0,094615	0,246
1398	0	24,354	5,715151	6,584849	0,232075	0,186364	0,186364	0,186364	0	0	0	0,123

Продолжение таблицы Г.1

1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13
2440	0	48,216	2,102296	10,1977	0,719077	0,031378	0,031378	0,031378	0,031378	0,031378	0,031378	0,123
2673	0	204,18	10,83289	1,459699	0,624365	0	0	0	0,059277	0,059277	0,059277	0,123
2110	0	19,68	0,615	11,685	0,647368	0,230625	0,230625	0,230625	0	0	0	0,123
1354	0	169,002	3,750873	8,549127	0,025759	0,447598	0,447598	0,447598	0,053712	0,053712	0,053712	0,246
1885	0	54,489	2,443341	9,856659	0,796901	0,05553	0,05553	0,05553	0,027765	0,027765	0,027765	0,123
1460	0	99,999	6,172694	6,112177	0,578465	0,090775	0,090775	0,090775	0,151291	0,151291	0,151291	0,246
2225	0	287,574	5,160949	7,144311	0,416642	0,052609	0,052609	0,052609	0,005261	0,005261	0,005261	0,246
3001	0	116,358	2,340381	9,959619	0,818929	0,052008	0,052008	0,052008	0,143023	0,143023	0,143023	0,369
2816	0	117,465	3,722199	8,577801	0,184685	0,090157	0,090157	0,090157	0,038639	0,038639	0,038639	0,123
121	0	24,354	4,410606	7,889394	0,968504	0	0	0	0,062121	0,062121	0,062121	0,123
1920	0	105,903	1,928571	10,37143	0,694628	0	0	0	0,142857	0,142857	0,142857	0,123
3124	0	30,381	3,983806	8,316194	0,441916	0,049798	0,049798	0,049798	0,049798	0,049798	0,049798	0,123
316	0	152,643	12,18106	0,118936	0	0	0	0	0,049557	0,049557	0,049557	0,123
3279	0	161,13	6,525573	5,774427	0,56	0,009389	0,009389	0,009389	0,234733	0,234733	0,234733	0,369
3016	0	39,606	0,496584	11,80342	0,318447	0	0	0	0,190994	0,190994	0,190994	0,123
493	0	204,795	2,947568	9,352432	0,291469	0,036937	0,036937	0,036937	0,014775	0,014775	0,014775	0,123
588	0	35,178	3,010489	9,289511	0,341667	0	0	0	0,086014	0,086014	0,086014	0,123
2766	0	227,058	6,083369	6,216631	0,461415	0,033315	0,033315	0,033315	0,059968	0,059968	0,059968	0,123
843	0	161,007	2,443086	9,856914	0,820782	0,02819	0,02819	0,02819	0,009396	0,009396	0,009396	0,246
2210	0	173,43	1,884255	10,40702	0,577368	0,034894	0,034894	0,034894	0,078511	0,078511	0,078511	0,123
101	0	55,473	10,11818	2,181818	0,9225	0	0	0	0,272727	0,272727	0,272727	0,123
485	0	168,141	2,879298	9,420702	0,563897	0,017996	0,017996	0,017996	0,017996	0,017996	0,017996	0,123
3311	0	143,787	9,753721	2,546279	1,169008	0	0	0	0,136784	0,136784	0,136784	0,123
2546	0	50,184	1,447059	10,82279	0,137047	1,236029	1,236029	1,236029	0,271323	0,271323	0,271323	0,123
3338	0	1,353	11,18182	1,118182	0	0	0	0	0	0	0	0,123
2771	0	154,119	2,886034	9,413966	0,654119	0	0	0	0,049082	0,049082	0,049082	0,123
1810	0	193,971	3,767216	8,532784	0,39351	0,124794	0,124794	0,124794	0,054597	0,054597	0,054597	0,123
1942	0	168,879	2,535251	9,746832	0,508732	0,026876	0,026876	0,026876	0,071668	0,071668	0,071668	0,123
3137	0	289,788	0,95539	11,34461	0,735849	0,07309	0,07309	0,07309	0,052207	0,052207	0,052207	0,123
3290	0	15,867	0,095349	12,20465	0	0	0	0	0,762791	0,762791	0,762791	0,123
918	0	265,803	5,720268	6,579732	0,095761	0,12522	0,12522	0,12522	0,073993	0,073993	0,073993	0,123

Продолжение таблицы Г.1

1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13
2518	0	124,353	4,878635	7,421365	0,241967	0,036499	0,036499	0,036499	0,024332	0,024332	0,024332	0,246
2268	0	201,966	4,614373	7,678136	0,924	0,029963	0,029963	0,029963	0,119854	0,119854	0,119854	0,123
2216	0	160,884	4,005963	8,294037	0,864626	0,009404	0,009404	0,009404	0,084633	0,084633	0,084633	0,123
912	0	413,157	2,870854	9,429146	0,305709	0,190414	0,190414	0,190414	0,021971	0,021971	0,021971	0,123
3255	0	143,295	3,642	8,658	0,765	0,021	0,021	0,021	0,095	0,095	0,095	0,123
2312	0	164,697	4,933	7,367	0,598	0,037	0,037	0,037	0,064	0,064	0,064	0,123
1439	0	405,777	2,502	9,795	0,337	0,142	0,142	0,142	0,097	0,097	0,097	0,246
3058	0	230,502	2,284	10,016	0,266	0,007	0,007	0,007	0,020	0,020	0,020	0,123
3368	0	229,395	4,287	8,013	0,658	0,073	0,073	0,073	0,112	0,112	0,112	0,123
2530	0	31,488	1,009	11,291	0,785	0,048	0,048	0,048	0,048	0,048	0,048	0,369
2306	0	269,247	3,793	8,507	0,609	0,000	0,000	0,000	0,045	0,045	0,045	0,123
2557	0	172,569	8,635	3,656	0,177	0,009	0,009	0,009	0,465	0,465	0,465	0,123
705	0	319,677	5,021	7,279	0,936	0,090	0,090	0,090	0,118	0,118	0,118	0,246
1470	0	260,883	6,147	6,159	0,301	0,133	0,133	0,133	0,081	0,081	0,081	0,123
328	0	227,673	1,376	10,924	0,284	0,253	0,253	0,253	0,027	0,027	0,027	0,123
2562	0	836,400	6,320	5,982	0,405	0,022	0,022	0,022	0,094	0,094	0,094	0,123
323	0	686,709	4,404	7,894	0,470	0,057	0,057	0,057	0,108	0,108	0,108	0,123
429	0	669,981	4,952	7,350	0,506	0,034	0,034	0,034	0,056	0,056	0,056	0,246
2590	0	581,175	3,847	8,455	0,379	0,239	0,239	0,239	0,052	0,052	0,052	0,123
2879	0	1043,040	4,386	7,912	0,573	0,010	0,010	0,010	0,097	0,097	0,097	0,246
2495	0	23,862	0,444	11,856	0,066	0,000	0,000	0,000	0,761	0,761	0,761	0,123
436	0	783,510	2,794	9,506	0,660	0,100	0,100	0,100	0,087	0,087	0,087	0,246
1	0	348,336	4,130	8,161	0,406	0,004	0,004	0,004	0,213	0,213	0,213	0,246
1971	0	1529,382	5,863	6,435	0,425	0,016	0,016	0,016	0,074	0,074	0,074	0,246
1978	0	200,982	2,439	9,861	0,751	0,015	0,015	0,015	0,060	0,060	0,060	0,123
2209	0	559,404	1,734	10,561	0,460	0,089	0,089	0,089	0,084	0,084	0,084	0,123
3349	0	2156,436	5,093	7,205	0,331	0,112	0,112	0,112	0,031	0,031	0,031	0,123
2272	0	1129,755	6,684	5,616	0,716	0,054	0,054	0,054	0,106	0,106	0,106	0,123
3287	0	83,517	1,105	11,195	0,398	0,091	0,091	0,091	0,199	0,199	0,199	0,123
3251	0	2446,224	5,399	6,900	0,578	0,024	0,024	0,024	0,142	0,142	0,142	0,123
3294	0	14,145	0,214	12,086	0,218	0,000	0,000	0,000	0,642	0,642	0,642	0,615

Продолжение таблицы Г.1

1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13
1623	0	6555,777	5,709	6,589	0,532	0,029	0,029	0,029	0,085	0,085	0,085	0,123
1326	0	4206,477	5,858	6,440	0,467	0,014	0,014	0,014	0,087	0,087	0,087	0,123
354	0	1009,707	3,684	8,614	0,195	0,204	0,204	0,204	0,135	0,135	0,135	0,123
3292	0	2060,865	5,288	7,009	0,596	0,004	0,004	0,004	0,123	0,123	0,123	0,123

Источник: составлено автором на основе данных [163].

Таблица Г.2 – Исходные данные, в тысячах рублей

Регист рацион ный номер	Прочие средства, предостав ленные физичес ким лицам	Просроч енная задолже нность по креди там физичес ких лиц	Кред иты предпри ятиям и организа циям на срок до 6 месяцев	Кредиты предпри ятиям и организа циям на срок от 6 месяцев до 1 года	Кредиты предпри ятиям и организа циям на срок 1-3 года	Кредиты предпри ятиям и организа циям на срок более 3 лет	Овердраф ты предпри ятиям и организа циям	Прочие средства, предостав ленные индивиду альным предприн имателям	Просроче нная задолженн ость предприят ий и организац ий	Основные средства и нематериа льные активы	Про чие акти вы	Счета физических лиц
1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13
3206	0,615	0,615	0,123	0,123	0,123	0,615	0,615	0,615	0,492	0,492	0,492	1710939,712
1037	0,615	0,615	0,123	0,123	0,123	0,123	0,123	0,123	0,492	0,492	0,492	1139339,412
2542	0,246	0,246	0,123	0,123	0,123	0,123	0,123	0,123	0,246	0,246	0,246	90533357,09
1618	0,123	0,123	0,123	0,123	0,123	0,123	0,123	0,123	0,492	0,492	0,492	74163,588
2849	0,123	0,123	0,123	0,123	0,123	0,123	0,123	0,123	0,123	0,123	0,123	36821255,27
3002	0,369	0,369	0,369	0,369	0,369	0,615	0,615	0,615	0,369	0,369	0,369	15365408,83
1697	0,123	0,123	0,123	0,123	0,123	0,246	0,246	0,246	0,492	0,492	0,492	3498292,649
2948	0,369	0,369	0,123	0,123	0,123	0,123	0,123	0,123	0,246	0,246	0,246	9157481,052
3378	0,369	0,369	0,123	0,123	0,123	0,246	0,246	0,246	0,369	0,369	0,369	45611232,03
2073	0,615	0,615	0,123	0,123	0,123	0,123	0,123	0,123	0,369	0,369	0,369	156605585,8
1025	0,123	0,123	0,615	0,615	0,615	0,615	0,615	0,615	0,492	0,492	0,492	52477814,41
2258	0,123	0,123	0,369	0,369	0,369	0,246	0,246	0,246	0,246	0,246	0,246	54755566,82
3439	0,615	0,615	0,246	0,246	0,246	0,123	0,123	0,123	0,492	0,492	0,492	386067706,3
2299	0,369	0,369	0,123	0,123	0,123	0,123	0,123	0,123	0,369	0,369	0,369	97186581,48
3273	0,615	0,615	0,369	0,369	0,369	0,246	0,246	0,246	0,492	0,492	0,492	26445342,7
3441	0,492	0,492	0,123	0,123	0,123	0,123	0,123	0,123	0,246	0,246	0,246	54852077,6

Продолжение таблицы Г.2

1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13
2123	0,492	0,492	0,369	0,369	0,369	0,246	0,246	0,246	0,246	0,246	0,246	198039393,6
1053	0,369	0,369	0,246	0,246	0,246	0,246	0,246	0,246	0,246	0,246	0,246	275062115,6
3472	0,123	0,123	0,123	0,123	0,123	0,123	0,123	0,123	0	0	0	3063315
2620	0,369	0,369	0,123	0,123	0,123	0,123	0,123	0,123	0,369	0,369	0,369	3901654,464
138	0,123	0,123	0,123	0,123	0,123	0,123	0,123	0,123	0,369	0,369	0,369	43199808,67
3047	0,492	0,492	0,246	0,246	0,246	0,246	0,246	0,246	0,492	0,492	0,492	224544239,4
2537	0,369	0,369	0,123	0,123	0,123	0,123	0,123	0,123	0,246	0,246	0,246	54178643,99
3291	0,123	0,123	0,123	0,123	0,123	0,123	0,123	0,123	0,492	0,492	0,492	179498,1681
1869	0,369	0,369	0,246	0,246	0,246	0,123	0,123	0,123	0,246	0,246	0,246	330343540,2
3262	0,123	0,123	0,246	0,246	0,246	0,123	0,123	0,123	0,369	0,369	0,369	243007384,7
1868	0,369	0,369	0,123	0,123	0,123	0,123	0,123	0,123	0,492	0,492	0,492	26408127,39
2937	0,246	0,246	0,123	0,123	0,123	0,123	0,123	0,123	0,492	0,492	0,492	3858840,657
2801	0,246	0,246	0,123	0,123	0,123	0,123	0,123	0,123	0,492	0,492	0,492	227812174,7
5	0,246	0,246	0,123	0,123	0,123	0,246	0,246	0,246	0,246	0,246	0,246	244207097,6
3068	0,246	0,246	0,246	0,246	0,246	0,246	0,246	0,246	0,246	0,246	0,246	1132958753
3476	0,123	0,123	0,123	0,123	0,123	0,123	0,123	0,123	0,492	0,492	0,492	6932848,704
793	0,123	0,123	0,123	0,123	0,123	0,123	0,123	0,123	0,123	0,123	0,123	5505201,668
2228	0,123	0,123	0,246	0,246	0,246	0,246	0,246	0,246	0,369	0,369	0,369	443418466,3
2728	0,123	0,123	0,123	0,123	0,123	0,123	0,123	0,123	0,246	0,246	0,246	17359987,87
507	0,615	0,615	0,123	0,123	0,123	0,123	0,123	0,123	0,369	0,369	0,369	7033112,049
2919	0,615	0,615	0,123	0,123	0,123	0,246	0,246	0,246	0,369	0,369	0,369	157844012,4
1139	0,615	0,615	0,123	0,123	0,123	0,246	0,246	0,246	0,246	0,246	0,246	28943376,79
1928	0,246	0,246	0,123	0,123	0,123	0,123	0,123	0,123	0,246	0,246	0,246	1305866,668
2632	0,123	0,123	0,123	0,123	0,123	0,123	0,123	0,123	0,246	0,246	0,246	152030101
2813	0,123	0,123	0,123	0,123	0,123	0,123	0,123	0,123	0,246	0,246	0,246	63303305,52
1586	0,492	0,492	0,369	0,369	0,369	0,246	0,246	0,246	0,246	0,246	0,246	54272140,92
720	0,246	0,246	0,369	0,369	0,369	0,246	0,246	0,246	0,123	0,123	0,123	60340005,53
3183	0,123	0,123	0,123	0,123	0,123	0,123	0,123	0,123	0,123	0,123	0,123	2285842,037
2688	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
3204	0,369	0,369	0,615	0,615	0,615	0,615	0,615	0,615	0,369	0,369	0,369	210830164,7
836	0,369	0,369	0,123	0,123	0,123	0,123	0,123	0,123	0,246	0,246	0,246	154532190,4

Продолжение таблицы Г.2

1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13
2157	0,123	0,123	0,123	0,123	0,123	0,123	0,123	0,123	0,369	0,369	0,369	94156737,78
226	0,246	0,246	0,369	0,369	0,369	0,123	0,123	0,123	0,246	0,246	0,246	1201825008
2983	0,369	0,369	0,369	0,369	0,369	0,246	0,246	0,246	0,246	0,246	0,246	46184267,14
3065	0,246	0,246	0,246	0,246	0,246	0,123	0,123	0,123	0,369	0,369	0,369	903484264,4
3231	0,615	0,615	0,123	0,123	0,123	0,123	0,123	0,123	0,369	0,369	0,369	96045975,52
696	0,615	0,615	0,246	0,246	0,246	0,246	0,246	0,246	0,369	0,369	0,369	37167465,29
2267	0,615	0,615	0,369	0,369	0,369	0,246	0,246	0,246	0,246	0,246	0,246	21817154,37
969	0,369	0,369	0,369	0,369	0,369	0,246	0,246	0,246	0,369	0,369	0,369	62827106,47
2285	0,369	0,369	0,246	0,246	0,246	0,123	0,123	0,123	0,369	0,369	0,369	25913829,44
438	0,246	0,246	0,492	0,492	0,492	0,369	0,369	0,369	0,369	0,369	0,369	61327050,85
3172	0,369	0,369	0,369	0,369	0,369	0,246	0,246	0,246	0,246	0,246	0,246	72170406,08
2313	0,246	0,246	0,615	0,615	0,615	0,492	0,492	0,492	0,369	0,369	0,369	211567872,9
608	0,246	0,246	0,246	0,246	0,246	0,246	0,246	0,246	0,492	0,492	0,492	81118930,39
1781	0,369	0,369	0,246	0,246	0,246	0,123	0,123	0,123	0,246	0,246	0,246	63707144,98
2851	0,123	0,123	0,123	0,123	0,123	0,123	0,123	0,123	0,369	0,369	0,369	1315417,516
2650	0,369	0,369	0,246	0,246	0,246	0,369	0,369	0,369	0,369	0,369	0,369	7008897,688
356	0,492	0,492	0,123	0,123	0,123	0,123	0,123	0,123	0,246	0,246	0,246	101441030,3
2070	0,123	0,123	0,615	0,615	0,615	0,369	0,369	0,369	0,369	0,369	0,369	54132790,45
2881	0,246	0,246	0,123	0,123	0,123	0,123	0,123	0,123	0,492	0,492	0,492	34279085,06
596	0,123	0,123	0,246	0,246	0,246	0,246	0,246	0,246	0,369	0,369	0,369	58001078,29
3223	0,246	0,246	0,246	0,246	0,246	0,246	0,246	0,246	0,369	0,369	0,369	21326957,34
3416	0,369	0,369	0,123	0,123	0,123	0,123	0,123	0,123	0,369	0,369	0,369	14750855,38
2609	0,492	0,492	0,123	0,123	0,123	0,123	0,123	0,123	0,246	0,246	0,246	26006481,15
2499	0,246	0,246	0,246	0,246	0,246	0,246	0,246	0,246	0,492	0,492	0,492	36818300,05
2876	0,246	0,246	0,123	0,123	0,123	0,246	0,246	0,246	0,492	0,492	0,492	25654310,55
2063	0,369	0,369	0,369	0,369	0,369	0,246	0,246	0,246	0,246	0,246	0,246	267030050,8
2670	0,369	0,369	0,246	0,246	0,246	0,123	0,123	0,123	0,369	0,369	0,369	13666854,17
435	0,123	0,123	0,615	0,615	0,615	0,615	0,615	0,615	0,246	0,246	0,246	120987328,1
232	0,369	0,369	0,246	0,246	0,246	0,246	0,246	0,246	0,246	0,246	0,246	128888726,4
3296	0,123	0,123	0,123	0,123	0,123	0,123	0,123	0,123	0,369	0,369	0,369	8062182,449
3265	0,123	0,123	0,492	0,492	0,492	0,369	0,369	0,369	0,246	0,246	0,246	61537971,07

Продолжение таблицы Г.2

1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13
760	0,246	0,246	0,369	0,369	0,369	0,369	0,369	0,369	0,246	0,246	0,246	62445764,99
695	0,246	0,246	0,123	0,123	0,123	0,123	0,123	0,123	0,369	0,369	0,369	14665421,77
1197	0,123	0,123	0,246	0,246	0,246	0,246	0,246	0,246	0,369	0,369	0,369	30866141,23
2798	0,123	0,123	0,123	0,123	0,123	0,123	0,123	0,123	0,492	0,492	0,492	32869702,09
2438	0,369	0,369	0,123	0,123	0,123	0,123	0,123	0,123	0,369	0,369	0,369	51350981,86
2065	0,369	0,369	0,123	0,123	0,123	0,123	0,123	0,123	0,123	0,123	0,123	43163433,04
2053	0,123	0,123	0,615	0,615	0,615	0,615	0,615	0,615	0,123	0,123	0,123	7305539,64
1732	0,246	0,246	0,123	0,123	0,123	0,123	0,123	0,123	0,369	0,369	0,369	27516850,45
2551	0,369	0,369	0,123	0,123	0,123	0,123	0,123	0,123	0,369	0,369	0,369	352768386,8
2587	0,369	0,369	0,123	0,123	0,123	0,246	0,246	0,246	0,369	0,369	0,369	260033779,4
3421	0,246	0,246	0,246	0,246	0,246	0,246	0,246	0,246	0,369	0,369	0,369	186648786,5
3275	0,123	0,123	0,615	0,615	0,615	0,615	0,615	0,615	0,369	0,369	0,369	51003850,03
1376	0,492	0,492	0,246	0,246	0,246	0,246	0,246	0,246	0,246	0,246	0,246	74216324,47
456	0,246	0,246	0,246	0,246	0,246	0,123	0,123	0,123	0,369	0,369	0,369	14783341,09
1557	0,492	0,492	0,369	0,369	0,369	0,246	0,246	0,246	0,123	0,123	0,123	221814379,6
2607	0,123	0,123	0,246	0,246	0,246	0,246	0,246	0,246	0,369	0,369	0,369	63804296,93
2	0,123	0,123	0,123	0,123	0,123	0,123	0,123	0,123	0,369	0,369	0,369	13682539,85
2507	0,246	0,246	0,123	0,123	0,123	0,246	0,246	0,246	0,369	0,369	0,369	48092173,77
3138	0,369	0,369	0,246	0,246	0,246	0,123	0,123	0,123	0,492	0,492	0,492	659499600,1
2468	0,246	0,246	0,123	0,123	0,123	0,246	0,246	0,246	0,369	0,369	0,369	129695555,9
3431	0,246	0,246	0,246	0,246	0,246	0,123	0,123	0,123	0,492	0,492	0,492	348228696,1
1635	0,123	0,123	0,123	0,123	0,123	0,123	0,123	0,123	0,246	0,246	0,246	38854697,87
1982	0,369	0,369	0,246	0,246	0,246	0,246	0,246	0,246	0,246	0,246	0,246	55368122,28
2731	0,369	0,369	0,246	0,246	0,246	0,246	0,246	0,246	0,246	0,246	0,246	23660340,61
2738	0,123	0,123	0,123	0,123	0,123	0,615	0,615	0,615	0,369	0,369	0,369	158698044,8
2404	0,246	0,246	0,246	0,246	0,246	0,123	0,123	0,123	0,369	0,369	0,369	178575069,9
903	0,123	0,123	0,246	0,246	0,246	0,246	0,246	0,246	0,369	0,369	0,369	25436367,02
3528	0,246	0,246	0,246	0,246	0,246	0,246	0,246	0,246	0,246	0,246	0,246	243360699,8
2846	0,246	0,246	0,123	0,123	0,123	0,123	0,123	0,123	0,369	0,369	0,369	11127408,79
3271	0,123	0,123	0,123	0,123	0,123	0,123	0,123	0,123	0,492	0,492	0,492	8502413,741
2655	0,123	0,123	0,615	0,615	0,615	0,492	0,492	0,492	0,246	0,246	0,246	119674755,2



Продолжение таблицы Г.2

1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13
654	0,246	0,246	0,123	0,123	0,123	0,123	0,123	0,123	0,369	0,369	0,369	69502783,32
2519	0,369	0,369	0,123	0,123	0,123	0,369	0,369	0,369	0,246	0,246	0,246	16198182,82
537	0,123	0,123	0,246	0,246	0,246	0,246	0,246	0,246	0,369	0,369	0,369	214418162,1
704	0,246	0,246	0,246	0,246	0,246	0,246	0,246	0,246	0,369	0,369	0,369	28495534,85
1399	0,123	0,123	0,369	0,369	0,369	0,369	0,369	0,369	0,246	0,246	0,246	16146771,33
2207	0,123	0,123	0,615	0,615	0,615	0,246	0,246	0,246	0,369	0,369	0,369	805947849,4
3245	0,369	0,369	0,246	0,246	0,246	0,123	0,123	0,123	0,246	0,246	0,246	465924078,2
77	0,369	0,369	0,123	0,123	0,123	0,123	0,123	0,123	0,369	0,369	0,369	578555490,1
2756	0,123	0,123	0,123	0,123	0,123	0,123	0,123	0,123	0,492	0,492	0,492	24461591,18
312	0,123	0,123	0,123	0,123	0,123	0,123	0,123	0,123	0,246	0,246	0,246	19908812,11
3161	0,123	0,123	0,492	0,492	0,492	0,369	0,369	0,369	0,369	0,369	0,369	66610264,7
467	0,123	0,123	0,123	0,123	0,123	0,123	0,123	0,123	0,246	0,246	0,246	60904185,16
2956	0,492	0,492	0,246	0,246	0,246	0,246	0,246	0,246	0,246	0,246	0,246	886392252
2884	0,246	0,246	0,123	0,123	0,123	0,123	0,123	0,123	0,369	0,369	0,369	2167077,176
2867	0,123	0,123	0,369	0,369	0,369	0,123	0,123	0,123	0,492	0,492	0,492	1329739914
902	0,246	0,246	0,246	0,246	0,246	0,246	0,246	0,246	0,369	0,369	0,369	155096685,5
646	0,123	0,123	0,246	0,246	0,246	0,246	0,246	0,246	0,369	0,369	0,369	206384273,6
804	0,123	0,123	0,246	0,246	0,246	0,246	0,246	0,246	0,369	0,369	0,369	7273396,578
1555	0,246	0,246	0,369	0,369	0,369	0,123	0,123	0,123	0,369	0,369	0,369	173813481,3
3300	0,369	0,369	0,246	0,246	0,246	0,246	0,246	0,246	0,246	0,246	0,246	193496169
3013	0,369	0,369	0,246	0,246	0,246	0,246	0,246	0,246	0,246	0,246	0,246	354733171,9
3515	0,123	0,123	0,369	0,369	0,369	0,246	0,246	0,246	0,369	0,369	0,369	5630243865
1132	0,123	0,123	0,246	0,246	0,246	0,246	0,246	0,246	0,246	0,246	0,246	179545871
3117	0,246	0,246	0,246	0,246	0,246	0,123	0,123	0,123	0,246	0,246	0,246	617941898,3
857	0,246	0,246	0,123	0,123	0,123	0,246	0,246	0,246	0,246	0,246	0,246	44414430,4
558	0,123	0,123	0,246	0,246	0,246	0,246	0,246	0,246	0,246	0,246	0,246	257662764,8
1459	0,123	0,123	0,369	0,369	0,369	0,369	0,369	0,369	0,246	0,246	0,246	402441382,3
2799	0,123	0,123	0,246	0,246	0,246	0,246	0,246	0,246	0,369	0,369	0,369	192566250,1
735	0,246	0,246	0,123	0,123	0,123	0,123	0,123	0,123	0,246	0,246	0,246	123786230,8
2148	0,123	0,123	0,123	0,123	0,123	0,123	0,123	0,123	0,246	0,246	0,246	36789606,1
1312	0,123	0,123	0,123	0,123	0,123	0,123	0,123	0,123	0,369	0,369	0,369	74072576,21

Продолжение таблицы Г.2

1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13
2807	0,123	0,123	0,123	0,123	0,123	0,123	0,123	0,123	0,369	0,369	0,369	152670059,6
2859	0,369	0,369	0,246	0,246	0,246	0,123	0,123	0,123	0,123	0,123	0,123	421963174,8
777	0,123	0,123	0,369	0,369	0,369	0,246	0,246	0,246	0,246	0,246	0,246	23958746,51
3006	0,123	0,123	0,123	0,123	0,123	0,123	0,123	0,123	0,369	0,369	0,369	258219346,1
812	0,369	0,369	0,246	0,246	0,246	0,246	0,246	0,246	0,246	0,246	0,246	405575842
2682	0,369	0,369	0,123	0,123	0,123	0,123	0,123	0,123	0,246	0,246	0,246	23263230,12
1189	0,369	0,369	0,246	0,246	0,246	0,123	0,123	0,123	0,246	0,246	0,246	173667347,3
2646	0,123	0,123	0,123	0,123	0,123	0,123	0,123	0,123	0,492	0,492	0,492	235707192,7
2529	0,123	0,123	0,369	0,369	0,369	0,246	0,246	0,246	0,246	0,246	0,246	505495195,8
931	0,123	0,123	0,369	0,369	0,369	0,615	0,615	0,615	0,246	0,246	0,246	94950590,41
469	0,123	0,123	0,369	0,369	0,369	0,369	0,369	0,369	0,246	0,246	0,246	46631448,5
2368	0,246	0,246	0,246	0,246	0,246	0,123	0,123	0,123	0,246	0,246	0,246	65997443,26
492	0,123	0,123	0,123	0,123	0,123	0,123	0,123	0,123	0,369	0,369	0,369	67964361,27
2647	0,123	0,123	0,123	0,123	0,123	0,123	0,123	0,123	0,246	0,246	0,246	166229960,7
609	0,246	0,246	0,246	0,246	0,246	0,123	0,123	0,123	0,246	0,246	0,246	88719612,09
2802	0,123	0,123	0,369	0,369	0,369	0,246	0,246	0,246	0,246	0,246	0,246	48584405,82
870	0,246	0,246	0,123	0,123	0,123	0,123	0,123	0,123	0,246	0,246	0,246	276375795
2772	0,123	0,123	0,123	0,123	0,123	0,123	0,123	0,123	0,369	0,369	0,369	82945481,58
2398	0,369	0,369	0,369	0,369	0,369	0,246	0,246	0,246	0,123	0,123	0,123	226839386,1
2883	0,123	0,123	0,246	0,246	0,246	0,123	0,123	0,123	0,246	0,246	0,246	24379446,52
1966	0,369	0,369	0,246	0,246	0,246	0,246	0,246	0,246	0,246	0,246	0,246	207732721,5
524	0,123	0,123	0,123	0,123	0,123	0,123	0,123	0,123	0,246	0,246	0,246	46358501,47
2733	0,492	0,492	0,246	0,246	0,246	0,246	0,246	0,246	0,246	0,246	0,246	1039930466
2755	0,123	0,123	0,246	0,246	0,246	0,123	0,123	0,123	0,369	0,369	0,369	222592708
3202	0,123	0,123	0,123	0,123	0,123	0,123	0,123	0,123	0,492	0,492	0,492	9192648,694
1158	0,123	0,123	0,123	0,123	0,123	0,123	0,123	0,123	0,246	0,246	0,246	76474742,38
1968	0,246	0,246	0,123	0,123	0,123	0,123	0,123	0,123	0,246	0,246	0,246	239904735,4
1027	0,123	0,123	0,246	0,246	0,246	0,246	0,246	0,246	0,246	0,246	0,246	22015958,43
889	0,246	0,246	0,123	0,123	0,123	0,123	0,123	0,123	0,246	0,246	0,246	95082247,02
2316	0,123	0,123	0,246	0,246	0,246	0,123	0,123	0,123	0,369	0,369	0,369	274131718,5
1288	0,369	0,369	0,123	0,123	0,123	0,246	0,246	0,246	0,246	0,246	0,246	163635014,8

Продолжение таблицы Г.2

1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13
52	0,492	0,492	0,246	0,246	0,246	0,123	0,123	0,123	0,123	0,123	0,123	905674435,4
1745	0,246	0,246	0,123	0,123	0,123	0,123	0,123	0,123	0,246	0,246	0,246	108515710,6
1317	0,369	0,369	0,246	0,246	0,246	0,123	0,123	0,123	0,369	0,369	0,369	38982941,15
1281	0,123	0,123	0,123	0,123	0,123	0,123	0,123	0,123	0,369	0,369	0,369	19414210,55
545	0,123	0,123	0,246	0,246	0,246	0,123	0,123	0,123	0,246	0,246	0,246	62389092,3
2705	0,246	0,246	0,246	0,246	0,246	0,123	0,123	0,123	0,246	0,246	0,246	417401416,3
1276	0,246	0,246	0,123	0,123	0,123	0,123	0,123	0,123	0,246	0,246	0,246	69404197,51
2241	0,123	0,123	0,123	0,123	0,123	0,123	0,123	0,123	0,369	0,369	0,369	1765400351
67	0,123	0,123	0,123	0,123	0,123	0,123	0,123	0,123	0,369	0,369	0,369	197262075,5
2564	0,123	0,123	0,123	0,123	0,123	0,123	0,123	0,123	0,246	0,246	0,246	92251898,59
2484	0,123	0,123	0,123	0,123	0,123	0,123	0,123	0,123	0,246	0,246	0,246	7240168,804
2645	0,246	0,246	0,369	0,369	0,369	0,246	0,246	0,246	0,246	0,246	0,246	133396522,8
3396	0,123	0,123	0,123	0,123	0,123	0,123	0,123	0,123	0,369	0,369	0,369	5842933197
2768	0,246	0,246	0,123	0,123	0,123	0,123	0,123	0,123	0,246	0,246	0,246	44517079,72
3269	0,123	0,123	0,123	0,123	0,123	0,123	0,123	0,123	0,246	0,246	0,246	61556774,83
3480	0,123	0,123	0,123	0,123	0,123	0,123	0,123	0,123	0,369	0,369	0,369	163020602,7
3479	0,123	0,123	0,246	0,246	0,246	0,246	0,246	0,246	0,369	0,369	0,369	1046120648
53	0,246	0,246	0,123	0,123	0,123	0,123	0,123	0,123	0,246	0,246	0,246	332790934,2
480	0,123	0,123	0,246	0,246	0,246	0,123	0,123	0,123	0,246	0,246	0,246	234116751,4
1829	0,123	0,123	0,123	0,123	0,123	0,123	0,123	0,123	0,369	0,369	0,369	94972677,84
2860	0,123	0,123	0,123	0,123	0,123	0,123	0,123	0,123	0,246	0,246	0,246	55867742,81
2364	0,123	0,123	0,123	0,123	0,123	0,123	0,123	0,123	0,123	0,123	0,123	79625665,68
2093	0,246	0,246	0,246	0,246	0,246	0,123	0,123	0,123	0,246	0,246	0,246	176630507,8
732	0,123	0,123	0,246	0,246	0,246	0,246	0,246	0,246	0,246	0,246	0,246	238873753,3
2555	0,123	0,123	0,246	0,246	0,246	0,123	0,123	0,123	0,246	0,246	0,246	2291572024
2638	0,123	0,123	0,123	0,123	0,123	0,123	0,123	0,123	0,246	0,246	0,246	174122026,6
2997	0,123	0,123	0,246	0,246	0,246	0,246	0,246	0,246	0,369	0,369	0,369	724800824,8
2145	0,123	0,123	0,246	0,246	0,246	0,123	0,123	0,123	0,246	0,246	0,246	234417633,1
1049	0,123	0,123	0,246	0,246	0,246	0,123	0,123	0,123	0,246	0,246	0,246	57553419,28
3395	0,369	0,369	0,123	0,123	0,123	0,123	0,123	0,123	0,246	0,246	0,246	438127917,3
2270	0,123	0,123	0,246	0,246	0,246	0,123	0,123	0,123	0,246	0,246	0,246	391667519,1

Продолжение таблицы Г.2

1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13
2649	0,123	0,123	0,123	0,123	0,123	0,123	0,123	0,123	0,246	0,246	0,246	50979592,45
1307	0,369	0,369	0,246	0,246	0,246	0,246	0,246	0,246	0,246	0,246	0,246	310564484
2659	0,123	0,123	0,123	0,123	0,123	0,123	0,123	0,123	0,246	0,246	0,246	65790268,34
1788	0,246	0,246	0,246	0,246	0,246	0,123	0,123	0,123	0,369	0,369	0,369	15416025,59
2015	0,123	0,123	0,123	0,123	0,123	0,123	0,123	0,123	0,246	0,246	0,246	31298407,81
2309	0,123	0,123	0,246	0,246	0,246	0,123	0,123	0,123	0,369	0,369	0,369	2843738271
2593	0,123	0,123	0,123	0,123	0,123	0,123	0,123	0,123	0,246	0,246	0,246	9924394,159
2208	0,123	0,123	0,123	0,123	0,123	0,123	0,123	0,123	0,246	0,246	0,246	180569390,2
1972	0,123	0,123	0,123	0,123	0,123	0,123	0,123	0,123	0,369	0,369	0,369	2259648076
2103	0,123	0,123	0,123	0,123	0,123	0,123	0,123	0,123	0,246	0,246	0,246	13815288,05
1280	0,123	0,123	0,123	0,123	0,123	0,123	0,123	0,123	0,246	0,246	0,246	183015456,8
1249	0,123	0,123	0,123	0,123	0,123	0,123	0,123	0,123	0,246	0,246	0,246	81707796,82
2576	0,123	0,123	0,123	0,123	0,123	0,123	0,123	0,123	0,246	0,246	0,246	386711680,4
752	0,123	0,123	0,123	0,123	0,123	0,123	0,123	0,123	0,246	0,246	0,246	54179939,67
702	0,123	0,123	0,123	0,123	0,123	0,123	0,123	0,123	0,246	0,246	0,246	118652433,5
2559	0,123	0,123	0,123	0,123	0,123	0,123	0,123	0,123	0,246	0,246	0,246	67291347,36
1136	0,123	0,123	0,123	0,123	0,123	0,123	0,123	0,123	0,246	0,246	0,246	11906246,08
3461	0,123	0,123	0,123	0,123	0,123	0,123	0,123	0,123	0,369	0,369	0,369	930853487,5
1115	0,123	0,123	0,123	0,123	0,123	0,123	0,123	0,123	0,369	0,369	0,369	162057071
2390	0,123	0,123	0,123	0,123	0,123	0,123	0,123	0,123	0,369	0,369	0,369	17403308,47
3344	0,123	0,123	0,123	0,123	0,123	0,123	0,123	0,123	0,369	0,369	0,369	545570846,8
1284	0,123	0,123	0,123	0,123	0,123	0,123	0,123	0,123	0,246	0,246	0,246	120620088,8
3365	0,123	0,123	0,246	0,246	0,246	0,369	0,369	0,369	0,369	0,369	0,369	141913343,4
1573	0,123	0,123	0,123	0,123	0,123	0,123	0,123	0,123	0,246	0,246	0,246	366010468,4
1293	0,369	0,369	0,246	0,246	0,246	0,246	0,246	0,246	0,246	0,246	0,246	642037302
875	0,123	0,123	0,123	0,123	0,123	0,123	0,123	0,123	0,246	0,246	0,246	74547740,15
3053	0,123	0,123	0,123	0,123	0,123	0,123	0,123	0,123	0,369	0,369	0,369	232128841,3
574	0,123	0,123	0,246	0,246	0,246	0,246	0,246	0,246	0,246	0,246	0,246	608414827,9
2721	0,123	0,123	0,123	0,123	0,123	0,123	0,123	0,123	0,246	0,246	0,246	61626193,46
1329	0,123	0,123	0,246	0,246	0,246	0,123	0,123	0,123	0,246	0,246	0,246	1896813318
1927	0,246	0,246	0,246	0,246	0,246	0,123	0,123	0,123	0,246	0,246	0,246	270296023,9

Продолжение таблицы Г.2

1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13
1309	0,123	0,123	0,123	0,123	0,123	0,123	0,123	0,123	0,246	0,246	0,246	7350967,808
567	0,246	0,246	0,123	0,123	0,123	0,123	0,123	0,123	0,246	0,246	0,246	259269732,8
2995	0,123	0,123	0,246	0,246	0,246	0,123	0,123	0,123	0,123	0,123	0,123	47301410,61
3235	0,123	0,123	0,246	0,246	0,246	0,246	0,246	0,246	0,246	0,246	0,246	3278352414
2880	0,123	0,123	0,123	0,123	0,123	0,123	0,123	0,123	0,246	0,246	0,246	284997428,6
3490	0,123	0,123	0,123	0,123	0,123	0,123	0,123	0,123	0,492	0,492	0,492	174678450
65	0,246	0,246	0,246	0,246	0,246	0,246	0,246	0,246	0,246	0,246	0,246	1222363381
3252	0,123	0,123	0,123	0,123	0,123	0,123	0,123	0,123	0,246	0,246	0,246	93872718,06
2584	0,123	0,123	0,246	0,246	0,246	0,615	0,615	0,615	0,369	0,369	0,369	499273018,8
1242	0,123	0,123	0,123	0,123	0,123	0,123	0,123	0,123	0,246	0,246	0,246	2398180879
1343	0,123	0,123	0,492	0,492	0,492	0,369	0,369	0,369	0,246	0,246	0,246	1289100640
3266	0,123	0,123	0,369	0,369	0,369	0,246	0,246	0,246	0,246	0,246	0,246	593872708,9
2494	0,123	0,123	0,123	0,123	0,123	0,123	0,123	0,123	0,492	0,492	0,492	1722022355
2929	0,123	0,123	0,246	0,246	0,246	0,123	0,123	0,123	0,246	0,246	0,246	4476759913
901	0,123	0,123	0,123	0,123	0,123	0,123	0,123	0,123	0,246	0,246	0,246	730697881,6
3123	0,123	0,123	0,123	0,123	0,123	0,123	0,123	0,123	0,246	0,246	0,246	141658915,2
3099	0,123	0,123	0,123	0,123	0,123	0,123	0,123	0,123	0,369	0,369	0,369	2710890700
1118	0,123	0,123	0,123	0,123	0,123	0,123	0,123	0,123	0,246	0,246	0,246	2673949000
2602	0,123	0,123	0,123	0,123	0,123	0,123	0,123	0,123	0,246	0,246	0,246	335538587
2048	0,246	0,246	0,369	0,369	0,369	0,246	0,246	0,246	0,246	0,246	0,246	496705592,8
970	0,123	0,123	0,123	0,123	0,123	0,123	0,123	0,123	0,246	0,246	0,246	41888321,74
254	0,123	0,123	0,123	0,123	0,123	0,123	0,123	0,123	0,246	0,246	0,246	164738113,5
1166	0,123	0,123	0,123	0,123	0,123	0,123	0,123	0,123	0,123	0,123	0,123	347564895,1
249	0,123	0,123	0,123	0,123	0,123	0,123	0,123	0,123	0,246	0,246	0,246	394943383,2
3333	0,123	0,123	0,123	0,123	0,123	0,123	0,123	0,123	0,369	0,369	0,369	554767440,1
3360	0,123	0,123	0,123	0,123	0,123	0,123	0,123	0,123	0,246	0,246	0,246	319045916,4
880	0,246	0,246	0,369	0,369	0,369	0,123	0,123	0,123	0,246	0,246	0,246	1059971944
518	0,246	0,246	0,123	0,123	0,123	0,123	0,123	0,123	0,123	0,123	0,123	126034306,3
1792	0,123	0,123	0,369	0,369	0,369	0,615	0,615	0,615	0,246	0,246	0,246	84265193,32
2170	0,123	0,123	0,123	0,123	0,123	0,123	0,123	0,123	0,369	0,369	0,369	13981196,41
3073	0,123	0,123	0,123	0,123	0,123	0,246	0,246	0,246	0,369	0,369	0,369	1360404878

Продолжение таблицы Г.2

1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13
197	0,246	0,246	0,123	0,123	0,123	0,123	0,123	0,123	0,246	0,246	0,246	581752369,1
1398	0,123	0,123	0,123	0,123	0,123	0,123	0,123	0,123	0,246	0,246	0,246	78865277,15
2440	0,123	0,123	0,246	0,246	0,246	0,246	0,246	0,246	0,246	0,246	0,246	4012723939
2673	0,123	0,123	0,369	0,369	0,369	0,246	0,246	0,246	0,246	0,246	0,246	189391488,6
2110	0,123	0,123	0,246	0,246	0,246	0,246	0,246	0,246	0,246	0,246	0,246	2772496678
1354	0,246	0,246	0,246	0,246	0,246	0,123	0,123	0,123	0,246	0,246	0,246	717544296,3
1885	0,123	0,123	0,123	0,123	0,123	0,123	0,123	0,123	0,246	0,246	0,246	2114048100
1460	0,246	0,246	0,369	0,369	0,369	0,246	0,246	0,246	0,123	0,123	0,123	766365053,4
2225	0,246	0,246	0,246	0,246	0,246	0,123	0,123	0,123	0,246	0,246	0,246	1053766001
3001	0,369	0,369	0,246	0,246	0,246	0,123	0,123	0,123	0,123	0,123	0,123	1673529056
2816	0,123	0,123	0,123	0,123	0,123	0,123	0,123	0,123	0,246	0,246	0,246	2297672552
121	0,123	0,123	0,246	0,246	0,246	0,123	0,123	0,123	0,246	0,246	0,246	3357517925
1920	0,123	0,123	0,123	0,123	0,123	0,123	0,123	0,123	0,246	0,246	0,246	11055624419
3124	0,123	0,123	0,123	0,123	0,123	0,123	0,123	0,123	0,246	0,246	0,246	329684081,9
316	0,123	0,123	0,369	0,369	0,369	0,369	0,369	0,369	0,246	0,246	0,246	721480185
3279	0,369	0,369	0,246	0,246	0,246	0,246	0,246	0,246	0,123	0,123	0,123	417305170
3016	0,123	0,123	0,246	0,246	0,246	0,123	0,123	0,123	0,246	0,246	0,246	17982624135
493	0,123	0,123	0,123	0,123	0,123	0,123	0,123	0,123	0,246	0,246	0,246	2075165681
588	0,123	0,123	0,246	0,246	0,246	0,123	0,123	0,123	0,246	0,246	0,246	14612226438
2766	0,123	0,123	0,246	0,246	0,246	0,246	0,246	0,246	0,246	0,246	0,246	4204346125
843	0,246	0,246	0,123	0,123	0,123	0,123	0,123	0,123	0,246	0,246	0,246	2050552028
2210	0,123	0,123	0,123	0,123	0,123	0,123	0,123	0,123	0,246	0,246	0,246	3555441034
101	0,123	0,123	0,123	0,123	0,123	0,123	0,123	0,123	0,123	0,123	0,123	1646552501
485	0,123	0,123	0,123	0,123	0,123	0,123	0,123	0,123	0,246	0,246	0,246	1250607889
3311	0,123	0,123	0,246	0,246	0,246	0,246	0,246	0,246	0,246	0,246	0,246	1388412808
2546	0,123	0,123	0,123	0,123	0,123	0,123	0,123	0,123	0,246	0,246	0,246	11757095552
3338	0,123	0,123	0,123	0,123	0,123	0,123	0,123	0,123	0,123	0,123	0,123	376988055
2771	0,123	0,123	0,246	0,246	0,246	0,123	0,123	0,123	0,246	0,246	0,246	1428543087
1810	0,123	0,123	0,246	0,246	0,246	0,123	0,123	0,123	0,246	0,246	0,246	2482004658
1942	0,123	0,123	0,492	0,492	0,492	0,246	0,246	0,246	0,246	0,246	0,246	16906731370
3137	0,123	0,123	0,246	0,246	0,246	0,123	0,123	0,123	0,246	0,246	0,246	5301265688

Продолжение таблицы Г.2

1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13
3290	0,123	0,123	0,123	0,123	0,123	0,123	0,123	0,123	0,369	0,369	0,369	33423519920
918	0,123	0,123	0,246	0,246	0,246	0,246	0,246	0,246	0,123	0,123	0,123	1767820686
2518	0,246	0,246	0,123	0,123	0,123	0,123	0,123	0,123	0,123	0,123	0,123	1495202796
2268	0,123	0,123	0,246	0,246	0,246	0,246	0,246	0,246	0,246	0,246	0,246	7183290030
2216	0,123	0,123	0,246	0,246	0,246	0,123	0,123	0,123	0,246	0,246	0,246	4655912359
912	0,123	0,123	0,246	0,246	0,246	0,246	0,246	0,246	0,246	0,246	0,246	3786680276
3255	0,123	0,123	0,123	0,123	0,123	0,123	0,123	0,123	0,246	0,246	0,246	12953207137,065
2312	0,123	0,123	0,246	0,246	0,246	0,246	0,246	0,246	0,123	0,123	0,123	4259927907,687
1439	0,246	0,246	0,123	0,123	0,123	0,123	0,123	0,123	0,246	0,246	0,246	4608649692,501
3058	0,123	0,123	0,246	0,246	0,246	0,246	0,246	0,246	0,123	0,123	0,123	5633459644,944
3368	0,123	0,123	0,246	0,246	0,246	0,246	0,246	0,246	0,123	0,123	0,123	9587756957,452
2530	0,369	0,369	0,123	0,123	0,123	0,246	0,246	0,246	0,123	0,123	0,123	195497478,269
2306	0,123	0,123	0,123	0,123	0,123	0,123	0,123	0,123	0,123	0,123	0,123	15061910959,713
2557	0,123	0,123	0,246	0,246	0,246	0,246	0,246	0,246	0,369	0,369	0,369	18794291279,813
705	0,246	0,246	0,246	0,246	0,246	0,123	0,123	0,123	0,123	0,123	0,123	2917621194,688
1470	0,123	0,123	0,123	0,123	0,123	0,123	0,123	0,123	0,123	0,123	0,123	49110822378,631
328	0,123	0,123	0,246	0,246	0,246	0,123	0,123	0,123	0,123	0,123	0,123	63311119213,578
2562	0,123	0,123	0,246	0,246	0,246	0,246	0,246	0,246	0,246	0,246	0,246	9035938499,248
323	0,123	0,123	0,246	0,246	0,246	0,246	0,246	0,246	0,246	0,246	0,246	7815701377,139
429	0,246	0,246	0,246	0,246	0,246	0,246	0,246	0,246	0,123	0,123	0,123	5008076279,974
2590	0,123	0,123	0,246	0,246	0,246	0,123	0,123	0,123	0,123	0,123	0,123	33117254006,873
2879	0,246	0,246	0,246	0,246	0,246	0,246	0,246	0,246	0,246	0,246	0,246	4423121172,795
2495	0,123	0,123	0,246	0,246	0,246	0,246	0,246	0,246	0,246	0,246	0,246	195041038926,528
436	0,246	0,246	0,246	0,246	0,246	0,246	0,246	0,246	0,246	0,246	0,246	17396614656,378
1	0,246	0,246	0,369	0,369	0,369	0,246	0,246	0,246	0,246	0,246	0,246	60105904081,864
1971	0,246	0,246	0,123	0,123	0,123	0,246	0,246	0,246	0,246	0,246	0,246	16559010027,147
1978	0,123	0,123	0,246	0,246	0,246	0,123	0,123	0,123	0,246	0,246	0,246	263214431285,928
2209	0,123	0,123	0,246	0,246	0,246	0,123	0,123	0,123	0,246	0,246	0,246	111528981067,852
3349	0,123	0,123	0,246	0,246	0,246	0,123	0,123	0,123	0,246	0,246	0,246	51128479772,516
2272	0,123	0,123	0,246	0,246	0,246	0,123	0,123	0,123	0,123	0,123	0,123	93523280239,760
3287	0,123	0,123	0,123	0,123	0,123	0,123	0,123	0,123	0,246	0,246	0,246	393065931278,551

Продолжение таблицы Г.2

1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13
3251	0,123	0,123	0,246	0,246	0,246	0,123	0,123	0,123	0,123	0,123	0,123	99508833220,837
3294	0,615	0,615	0,246	0,246	0,246	0,123	0,123	0,123	0,369	0,369	0,369	31669989851,965
1623	0,123	0,123	0,246	0,246	0,246	0,123	0,123	0,123	0,246	0,246	0,246	79218079411,662
1326	0,123	0,123	0,246	0,246	0,246	0,246	0,246	0,246	0,246	0,246	0,246	80975369035,221
354	0,123	0,123	0,123	0,123	0,123	0,123	0,123	0,123	0,246	0,246	0,246	579696187468,700
3292	0,123	0,123	0,123	0,123	0,123	0,123	0,123	0,123	0,246	0,246	0,246	90431120480,264

Источник: составлено автором на основе данных [163].

Таблица Г.3 – Исходные данные, в тысячах рублей

Регист рацион ный но мер	Вклады физических лиц на срок до 3 месяцев	Вклады физических лиц на срок 3-6 месяцев	Вклады физических лиц на срок от 6 месяцев до 1 года	Вклады физических лиц на срок 1-3 года	Вклады физических лиц на срок более 3 лет	Счета предприятий и организаций	Средства предприя тий и организа ций на срок до 3 месяцев	Средства предприятий и организаций на срок 3-6 месяцев	Средства предприятий и организаций на срок от 6 месяцев до 1 года	Средства предприятий и организаций на срок 1-3 года
1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11
3206	1710939,712	1710939,712	9,90435	9,90435	9,90435	25830	25830	25830	12,3	12,3
1037	1139339,412	1139339,412	4,595995	4,595995	4,595995	0	0	0	0	0
2542	90533357,09	90533357,09	2,578399	2,578399	2,578399	62649535,86	62649535,86	62649535,86	0,444908	0,444908
1618	74163,588	74163,588	0	0	0	0	0	0	0	0
2849	36821255,27	36821255,27	12,25069	12,25069	12,25069	36796040,27	36796040,27	36796040,27	12,25066	12,25066
3002	15365408,83	15365408,83	4,87731	4,87731	4,87731	7272100,645	7272100,645	7272100,645	1,387151	1,387151
1697	3498292,649	3498292,649	2,966535	2,966535	2,966535	1222768,55	1222768,55	1222768,55	0	0
2948	9157481,052	9157481,052	5,411936	5,411936	5,411936	4099814,041	4099814,041	4099814,041	1,371041	1,371041
3378	45611232,03	45611232,03	5,310897	5,310897	5,310897	11602530,89	11602530,89	11602530,89	0,17439	0,17439
2073	156605585,8	156605585,8	8,270525	8,270525	8,270525	32286418,02	32286418,02	32286418,02	0	0
1025	52477814,41	52477814,41	2,860932	2,860932	2,860932	34847679,58	34847679,58	34847679,58	0,017366	0,017366
2258	54755566,82	54755566,82	0,44806	0,44806	0,44806	39904336,26	39904336,26	39904336,26	0,022672	0,022672
3439	386067706,3	386067706,3	7,686328	7,686328	7,686328	79556689,87	79556689,87	79556689,87	6,388981	6,388981
2299	97186581,48	97186581,48	4,840493	4,840493	4,840493	26967946,88	26967946,88	26967946,88	0,976689	0,976689



Продолжение таблицы Г.3

1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11
3273	26445342,7	26445342,7	6,877118	6,877118	6,877118	2783350,862	2783350,862	2783350,862	0	0
3441	54852077,6	54852077,6	3,702327	3,702327	3,702327	29673006,18	29673006,18	29673006,18	1,353947	1,353947
2123	198039393,6	198039393,6	5,790836	5,790836	5,790836	99706805,78	99706805,78	99706805,78	2,791997	2,791997
1053	275062115,6	275062115,6	5,477131	5,477131	5,477131	76668775,76	76668775,76	76668775,76	1,760819	1,760819
3472	3063315	3063315	12,3	12,3	12,3	3063315	3063315	3063315	12,3	12,3
2620	3901654,464	3901654,464	5,430074	5,430074	5,430074	1416696,719	1416696,719	1416696,719	1,603066	1,603066
138	43199808,67	43199808,67	3,197328	3,197328	3,197328	25063294,79	25063294,79	25063294,79	0,118036	0,118036
3047	224544239,4	224544239,4	8,073122	8,073122	8,073122	15454987,14	15454987,14	15454987,14	4,303961	4,303961
2537	54178643,99	54178643,99	3,265682	3,265682	3,265682	38421319,5	38421319,5	38421319,5	0,081978	0,081978
3291	179498,1681	179498,1681	0	0	0	17333,16	17333,16	17333,16	0	0
1869	330343540,2	330343540,2	3,855756	3,855756	3,855756	247950707,3	247950707,3	247950707,3	2,984077	2,984077
3262	243007384,7	243007384,7	1,471954	1,471954	1,471954	211059219,1	211059219,1	211059219,1	0,815634	0,815634
1868	26408127,39	26408127,39	7,83712	7,83712	7,83712	2991346,217	2991346,217	2991346,217	0,396643	0,396643
2937	3858840,657	3858840,657	5,03474	5,03474	5,03474	99384	99384	99384	0	0
2801	227812174,7	227812174,7	2,417598	2,417598	2,417598	62144592,83	62144592,83	62144592,83	0,582114	0,582114
5	244207097,6	244207097,6	1,144472	1,144472	1,144472	56692376,67	56692376,67	56692376,67	2,295786	2,295786
3068	1132958753	1132958753	0,492973	0,492973	0,492973	1081601331	1081601331	1081601331	0,248403	0,248403
3476	6932848,704	6932848,704	0,045203	0,045203	0,045203	6857204,812	6857204,812	6857204,812	0	0
793	5505201,668	5505201,668	1,151169	1,151169	1,151169	5387278,968	5387278,968	5387278,968	0,982899	0,982899
2228	443418466,3	443418466,3	0,868386	0,868386	0,868386	416385318,6	416385318,6	416385318,6	0,251996	0,251996
2728	17359987,87	17359987,87	1,807731	1,807731	1,807731	11210947,41	11210947,41	11210947,41	0,408588	0,408588
507	7033112,049	7033112,049	12,3	12,3	12,3	2637735	2637735	2637735	12,3	12,3
2919	157844012,4	157844012,4	5,536981	5,536981	5,536981	31532639,42	31532639,42	31532639,42	0	0
1139	28943376,79	28943376,79	5,115022	5,115022	5,115022	7701165,992	7701165,992	7701165,992	0,000156	0,000156
1928	1305866,668	1305866,668	8,811005	8,811005	8,811005	370419,6881	370419,6881	370419,6881	0	0
2632	152030101	152030101	0,156894	0,156894	0,156894	153870665,1	153870665,1	153870665,1	0	0
2813	63303305,52	63303305,52	1,374743	1,374743	1,374743	13475324,94	13475324,94	13475324,94	0,056238	0,056238
1586	54272140,92	54272140,92	8,555408	8,555408	8,555408	8884943,884	8884943,884	8884943,884	0,013169	0,013169
720	60340005,53	60340005,53	5,317235	5,317235	5,317235	46315433,45	46315433,45	46315433,45	4,986887	4,986887
3183	2285842,037	2285842,037	0	0	0	2107325,706	2107325,706	2107325,706	0	0
2688	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0

Продолжение таблицы Г.3

1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11
3204	210830164,7	210830164,7	1,256925	1,256925	1,256925	170290831,5	170290831,5	170290831,5	0,025956	0,025956
836	154532190,4	154532190,4	8,290172	8,290172	8,290172	115583725,3	115583725,3	115583725,3	8,307274	8,307274
2157	94156737,78	94156737,78	0,262544	0,262544	0,262544	105247636,9	105247636,9	105247636,9	4,17E-05	4,17E-05
226	1201825008	1201825008	2,478231	2,478231	2,478231	965007898,3	965007898,3	965007898,3	0,944568	0,944568
2983	46184267,14	46184267,14	8,556602	8,556602	8,556602	29890828,86	29890828,86	29890828,86	7,521332	7,521332
3065	903484264,4	903484264,4	4,077702	4,077702	4,077702	466570743,9	466570743,9	466570743,9	1,64973	1,64973
3231	96045975,52	96045975,52	7,883733	7,883733	7,883733	40243746,2	40243746,2	40243746,2	4,240087	4,240087
696	37167465,29	37167465,29	7,343235	7,343235	7,343235	6747762,32	6747762,32	6747762,32	6,829487	6,829487
2267	21817154,37	21817154,37	5,435978	5,435978	5,435978	12036620,06	12036620,06	12036620,06	2,845949	2,845949
969	62827106,47	62827106,47	6,562975	6,562975	6,562975	20332842,67	20332842,67	20332842,67	0	0
2285	25913829,44	25913829,44	5,038048	5,038048	5,038048	10317369,06	10317369,06	10317369,06	0,47629	0,47629
438	61327050,85	61327050,85	6,67924	6,67924	6,67924	14973361,66	14973361,66	14973361,66	0,202079	0,202079
3172	72170406,08	72170406,08	2,461373	2,461373	2,461373	50924926	50924926	50924926	0,167535	0,167535
2313	211567872,9	211567872,9	3,211132	3,211132	3,211132	114305591,7	114305591,7	114305591,7	0,031832	0,031832
608	81118930,39	81118930,39	3,651231	3,651231	3,651231	41251596,38	41251596,38	41251596,38	0	0
1781	63707144,98	63707144,98	4,860707	4,860707	4,860707	42301025,39	42301025,39	42301025,39	5,021332	5,021332
2851	1315417,516	1315417,516	4,976541	4,976541	4,976541	188190	188190	188190	6,672549	6,672549
2650	7008897,688	7008897,688	3,987903	3,987903	3,987903	4181851,618	4181851,618	4181851,618	0	0
356	101441030,3	101441030,3	7,2577	7,2577	7,2577	58520616,51	58520616,51	58520616,51	7,012301	7,012301
2070	54132790,45	54132790,45	1,896343	1,896343	1,896343	12692793,17	12692793,17	12692793,17	5,011799	5,011799
2881	34279085,06	34279085,06	3,161718	3,161718	3,161718	17094730,77	17094730,77	17094730,77	0,407143	0,407143
596	58001078,29	58001078,29	7,306211	7,306211	7,306211	19003014,69	19003014,69	19003014,69	0,560338	0,560338
3223	21326957,34	21326957,34	3,81025	3,81025	3,81025	6199926,657	6199926,657	6199926,657	0,559789	0,559789
3416	14750855,38	14750855,38	5,356242	5,356242	5,356242	21178189,31	21178189,31	21178189,31	0,765444	0,765444
2609	26006481,15	26006481,15	5,704831	5,704831	5,704831	17442893,01	17442893,01	17442893,01	4,269438	4,269438
2499	36818300,05	36818300,05	2,694054	2,694054	2,694054	7009319,611	7009319,611	7009319,611	0	0
2876	25654310,55	25654310,55	5,253159	5,253159	5,253159	10292876,47	10292876,47	10292876,47	0,350665	0,350665
2063	267030050,8	267030050,8	5,028093	5,028093	5,028093	181738755	181738755	181738755	2,838882	2,838882
2670	13666854,17	13666854,17	1,53832	1,53832	1,53832	6124043,173	6124043,173	6124043,173	0	0
435	120987328,1	120987328,1	0,567986	0,567986	0,567986	145393319,2	145393319,2	145393319,2	0,447439	0,447439
232	128888726,4	128888726,4	4,189116	4,189116	4,189116	90585184,45	90585184,45	90585184,45	1,826181	1,826181
3296	8062182,449	8062182,449	11,08958	11,08958	11,08958	526448,4255	526448,4255	526448,4255	0	0

Продолжение таблицы Г.3

1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11
3204	210830164,7	210830164,7	1,256925	1,256925	1,256925	170290831,5	170290831,5	170290831,5	0,025956	0,025956
3265	61537971,07	61537971,07	2,977035	2,977035	2,977035	26918350,76	26918350,76	26918350,76	0,12381	0,12381
760	62445764,99	62445764,99	4,456385	4,456385	4,456385	40029495,62	40029495,62	40029495,62	3,68814	3,68814
695	14665421,77	14665421,77	6,344772	6,344772	6,344772	3814071,035	3814071,035	3814071,035	0	0
1197	30866141,23	30866141,23	8,466352	8,466352	8,466352	5951811,192	5951811,192	5951811,192	0	0
2798	32869702,09	32869702,09	5,566023	5,566023	5,566023	14203981,26	14203981,26	14203981,26	1,383911	1,383911
2438	51350981,86	51350981,86	2,716703	2,716703	2,716703	34121481,1	34121481,1	34121481,1	0	0
2065	43163433,04	43163433,04	7,441936	7,441936	7,441936	27441097,03	27441097,03	27441097,03	9,614748	9,614748
2053	7305539,64	7305539,64	2,415903	2,415903	2,415903	4190707	4190707	4190707	2,082499	2,082499
1732	27516850,45	27516850,45	2,38736	2,38736	2,38736	15340828,97	15340828,97	15340828,97	0,113241	0,113241
2551	352768386,8	352768386,8	4,063939	4,063939	4,063939	118685170,9	118685170,9	118685170,9	0,574952	0,574952
2587	260033779,4	260033779,4	3,18594	3,18594	3,18594	53363711,53	53363711,53	53363711,53	0,224661	0,224661
3421	186648786,5	186648786,5	3,293789	3,293789	3,293789	82472937,08	82472937,08	82472937,08	0	0
3275	51003850,03	51003850,03	0,217552	0,217552	0,217552	56728094,89	56728094,89	56728094,89	0	0
1376	74216324,47	74216324,47	1,980224	1,980224	1,980224	52567423	52567423	52567423	1,051902	1,051902
456	14783341,09	14783341,09	2,86476	2,86476	2,86476	11108720,81	11108720,81	11108720,81	0,984519	0,984519
1557	221814379,6	221814379,6	6,76543	6,76543	6,76543	152964878,9	152964878,9	152964878,9	6,121912	6,121912
2607	63804296,93	63804296,93	1,41016	1,41016	1,41016	51594654,94	51594654,94	51594654,94	0,189423	0,189423
2	13682539,85	13682539,85	6,459553	6,459553	6,459553	7079005,409	7079005,409	7079005,409	0,731758	0,731758
2507	48092173,77	48092173,77	7,213031	7,213031	7,213031	10780887,06	10780887,06	10780887,06	0,222386	0,222386
3138	659499600,1	659499600,1	0,015695	0,015695	0,015695	306798631	306798631	306798631	0	0
2468	129695555,9	129695555,9	3,199288	3,199288	3,199288	220276694,7	220276694,7	220276694,7	0,549454	0,549454
3431	348228696,1	348228696,1	3,902783	3,902783	3,902783	137514536,7	137514536,7	137514536,7	0,134516	0,134516
1635	38854697,87	38854697,87	9,838662	9,838662	9,838662	17994076,61	17994076,61	17994076,61	8,707201	8,707201
1982	55368122,28	55368122,28	2,67015	2,67015	2,67015	32485900,12	32485900,12	32485900,12	0	0
2731	23660340,61	23660340,61	4,266437	4,266437	4,266437	10746979,22	10746979,22	10746979,22	3,504502	3,504502
2738	158698044,8	158698044,8	0,862341	0,862341	0,862341	102785594	102785594	102785594	0	0
2404	178575069,9	178575069,9	4,26207	4,26207	4,26207	75796197,4	75796197,4	75796197,4	0	0
903	25436367,02	25436367,02	2,200891	2,200891	2,200891	8652734,13	8652734,13	8652734,13	1,944143	1,944143
3528	243360699,8	243360699,8	3,732563	3,732563	3,732563	143468818,4	143468818,4	143468818,4	0,293112	0,293112
2846	11127408,79	11127408,79	4,199129	4,199129	4,199129	26997876,97	26997876,97	26997876,97	0	0
3271	8502413,741	8502413,741	2,021592	2,021592	2,021592	2378334,55	2378334,55	2378334,55	0	0

Продолжение таблицы Г.3

1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11
3204	210830164,7	210830164,7	1,256925	1,256925	1,256925	170290831,5	170290831,5	170290831,5	0,025956	0,025956
2655	119674755,2	119674755,2	0,701672	0,701672	0,701672	112169932,4	112169932,4	112169932,4	0	0
654	69502783,32	69502783,32	4,263777	4,263777	4,263777	42008708,78	42008708,78	42008708,78	0,646171	0,646171
2519	16198182,82	16198182,82	2,01991	2,01991	2,01991	9900604,989	9900604,989	9900604,989	0	0
537	214418162,1	214418162,1	0,750794	0,750794	0,750794	5948381,576	5948381,576	5948381,576	0	0
704	28495534,85	28495534,85	2,856051	2,856051	2,856051	15713763,61	15713763,61	15713763,61	1,187467	1,187467
1399	16146771,33	16146771,33	1,58155	1,58155	1,58155	12664158,43	12664158,43	12664158,43	1,472579	1,472579
2207	805947849,4	805947849,4	0,531043	0,531043	0,531043	636540308,7	636540308,7	636540308,7	0,011766	0,011766
3245	465924078,2	465924078,2	6,47101	6,47101	6,47101	200460966,5	200460966,5	200460966,5	6,42739	6,42739
77	578555490,1	578555490,1	1,92641	1,92641	1,92641	409860806,5	409860806,5	409860806,5	0,123037	0,123037
2756	24461591,18	24461591,18	0,408428	0,408428	0,408428	2019758,4	2019758,4	2019758,4	0	0
312	19908812,11	19908812,11	5,890957	5,890957	5,890957	8820982,746	8820982,746	8820982,746	7,176436	7,176436
3161	66610264,7	66610264,7	1,078369	1,078369	1,078369	35658421,64	35658421,64	35658421,64	0,061052	0,061052
467	60904185,16	60904185,16	5,273991	5,273991	5,273991	37271647,67	37271647,67	37271647,67	3,474616	3,474616
2956	886392252	886392252	3,400816	3,400816	3,400816	459398710,3	459398710,3	459398710,3	0,169289	0,169289
2884	2167077,176	2167077,176	3,672645	3,672645	3,672645	1606981,796	1606981,796	1606981,796	0	0
2867	1329739914	1329739914	0,083994	0,083994	0,083994	1312981058	1312981058	1312981058	0,000493	0,000493
902	155096685,5	155096685,5	2,093341	2,093341	2,093341	85024650,15	85024650,15	85024650,15	0,599665	0,599665
646	206384273,6	206384273,6	3,110216	3,110216	3,110216	43897877,78	43897877,78	43897877,78	1,729794	1,729794
804	7273396,578	7273396,578	3,327158	3,327158	3,327158	4831824,093	4831824,093	4831824,093	0	0
1555	173813481,3	173813481,3	0,977201	0,977201	0,977201	151548189	151548189	151548189	0,329757	0,329757
3300	193496169	193496169	4,114625	4,114625	4,114625	115300657,5	115300657,5	115300657,5	0,383709	0,383709
3013	354733171,9	354733171,9	3,432595	3,432595	3,432595	206530158,7	206530158,7	206530158,7	0,035985	0,035985
3515	5630243865	5630243865	0,141308	0,141308	0,141308	6485219255	6485219255	6485219255	0,004899	0,004899
1132	179545871	179545871	4,743161	4,743161	4,743161	106985578,5	106985578,5	106985578,5	0,733718	0,733718
3117	617941898,3	617941898,3	3,764514	3,764514	3,764514	274497280,2	274497280,2	274497280,2	0,093645	0,093645
857	44414430,4	44414430,4	2,184846	2,184846	2,184846	37841251,97	37841251,97	37841251,97	0,587092	0,587092
558	257662764,8	257662764,8	0,21788	0,21788	0,21788	258893477,6	258893477,6	258893477,6	0,104835	0,104835
1459	402441382,3	402441382,3	1,091493	1,091493	1,091493	354926581,3	354926581,3	354926581,3	0,035366	0,035366
2799	192566250,1	192566250,1	2,169211	2,169211	2,169211	188556141,7	188556141,7	188556141,7	0,968826	0,968826
735	123786230,8	123786230,8	4,045794	4,045794	4,045794	67178977,67	67178977,67	67178977,67	3,508867	3,508867
2148	36789606,1	36789606,1	4,215543	4,215543	4,215543	14545799,4	14545799,4	14545799,4	1,709985	1,709985

Продолжение таблицы Г.3

1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11
3204	210830164,7	210830164,7	1,256925	1,256925	1,256925	170290831,5	170290831,5	170290831,5	0,025956	0,025956
1312	74072576,21	74072576,21	1,266607	1,266607	1,266607	8912779,945	8912779,945	8912779,945	0,84825	0,84825
2807	152670059,6	152670059,6	1,821257	1,821257	1,821257	81529208,98	81529208,98	81529208,98	0	0
2859	421963174,8	421963174,8	2,208287	2,208287	2,208287	347098777,3	347098777,3	347098777,3	1,614236	1,614236
777	23958746,51	23958746,51	0,876908	0,876908	0,876908	16662902,8	16662902,8	16662902,8	0,1513	0,1513
3006	258219346,1	258219346,1	2,833807	2,833807	2,833807	115878320,7	115878320,7	115878320,7	0,524409	0,524409
812	405575842	405575842	5,299812	5,299812	5,299812	128594526,7	128594526,7	128594526,7	2,554493	2,554493
2682	23263230,12	23263230,12	2,080499	2,080499	2,080499	31229357,88	31229357,88	31229357,88	0	0
1189	173667347,3	173667347,3	4,072425	4,072425	4,072425	94602074,75	94602074,75	94602074,75	2,002646	2,002646
2646	235707192,7	235707192,7	0,696298	0,696298	0,696298	90357997,28	90357997,28	90357997,28	0,128238	0,128238
2529	505495195,8	505495195,8	0,158296	0,158296	0,158296	583697789,6	583697789,6	583697789,6	0,011602	0,011602
931	94950590,41	94950590,41	1,226482	1,226482	1,226482	73039236,09	73039236,09	73039236,09	0,308276	0,308276
469	46631448,5	46631448,5	1,594514	1,594514	1,594514	28311446,36	28311446,36	28311446,36	0	0
2368	65997443,26	65997443,26	2,284542	2,284542	2,284542	49044969,96	49044969,96	49044969,96	0,776024	0,776024
492	67964361,27	67964361,27	0,616323	0,616323	0,616323	29246034,93	29246034,93	29246034,93	0	0
2647	166229960,7	166229960,7	2,685261	2,685261	2,685261	114970719,7	114970719,7	114970719,7	1,744245	1,744245
609	88719612,09	88719612,09	3,72759	3,72759	3,72759	37408342,42	37408342,42	37408342,42	0,497944	0,497944
2802	48584405,82	48584405,82	0,298318	0,298318	0,298318	13200821,15	13200821,15	13200821,15	0	0
870	276375795	276375795	2,044643	2,044643	2,044643	123078629,1	123078629,1	123078629,1	0,000797	0,000797
2772	82945481,58	82945481,58	3,088661	3,088661	3,088661	52237955,29	52237955,29	52237955,29	0,549867	0,549867
2398	226839386,1	226839386,1	3,739859	3,739859	3,739859	173759822,3	173759822,3	173759822,3	3,086178	3,086178
2883	24379446,52	24379446,52	1,521329	1,521329	1,521329	9165396,341	9165396,341	9165396,341	0,263327	0,263327
1966	207732721,5	207732721,5	5,4865	5,4865	5,4865	71392453,65	71392453,65	71392453,65	1,210037	1,210037
524	46358501,47	46358501,47	5,115415	5,115415	5,115415	18525040,15	18525040,15	18525040,15	0,905011	0,905011
2733	1039930466	1039930466	6,054685	6,054685	6,054685	453949164,7	453949164,7	453949164,7	2,144627	2,144627
2755	222592708	222592708	1,357285	1,357285	1,357285	132007707,7	132007707,7	132007707,7	0	0
3202	9192648,694	9192648,694	0,729378	0,729378	0,729378	6899489,861	6899489,861	6899489,861	0	0
1158	76474742,38	76474742,38	2,973389	2,973389	2,973389	60422783,28	60422783,28	60422783,28	5,269168	5,269168
1968	239904735,4	239904735,4	2,876143	2,876143	2,876143	119030925,1	119030925,1	119030925,1	0	0
1027	22015958,43	22015958,43	1,407089	1,407089	1,407089	23431469,54	23431469,54	23431469,54	0	0
889	95082247,02	95082247,02	2,208966	2,208966	2,208966	42092688,03	42092688,03	42092688,03	0,413418	0,413418
2316	274131718,5	274131718,5	1,6966	1,6966	1,6966	90426548,93	90426548,93	90426548,93	1,088659	1,088659

Продолжение таблицы Г.3

1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11
3204	210830164,7	210830164,7	1,256925	1,256925	1,256925	170290831,5	170290831,5	170290831,5	0,025956	0,025956
1288	163635014,8	163635014,8	4,227384	4,227384	4,227384	75387751,81	75387751,81	75387751,81	1,83177	1,83177
52	905674435,4	905674435,4	7,292053	7,292053	7,292053	735213686,3	735213686,3	735213686,3	7,181979	7,181979
1745	108515710,6	108515710,6	3,425304	3,425304	3,425304	67695946,97	67695946,97	67695946,97	2,920681	2,920681
1317	38982941,15	38982941,15	2,69125	2,69125	2,69125	28958929	28958929	28958929	0	0
1281	19414210,55	19414210,55	0,986607	0,986607	0,986607	11314086,99	11314086,99	11314086,99	0	0
545	62389092,3	62389092,3	3,412974	3,412974	3,412974	45496086,2	45496086,2	45496086,2	1,479777	1,479777
2705	417401416,3	417401416,3	2,740992	2,740992	2,740992	250677538,4	250677538,4	250677538,4	0,285235	0,285235
1276	69404197,51	69404197,51	0,940907	0,940907	0,940907	76775946,75	76775946,75	76775946,75	0,03795	0,03795
2241	1765400351	1765400351	0,398371	0,398371	0,398371	110700	110700	110700	0	0
67	197262075,5	197262075,5	2,301556	2,301556	2,301556	54244915,9	54244915,9	54244915,9	0,450739	0,450739
2564	92251898,59	92251898,59	4,451014	4,451014	4,451014	41134044,51	41134044,51	41134044,51	0,424827	0,424827
2484	7240168,804	7240168,804	1,392952	1,392952	1,392952	4168962,103	4168962,103	4168962,103	1,678131	1,678131
2645	133396522,8	133396522,8	4,14965	4,14965	4,14965	93718587,58	93718587,58	93718587,58	1,791669	1,791669
3396	5842933197	5842933197	0,031088	0,031088	0,031088	4681751923	4681751923	4681751923	0	0
2768	44517079,72	44517079,72	1,440207	1,440207	1,440207	35926882,95	35926882,95	35926882,95	0,059436	0,059436
3269	61556774,83	61556774,83	3,720078	3,720078	3,720078	30992207,71	30992207,71	30992207,71	0,260719	0,260719
3480	163020602,7	163020602,7	0,010057	0,010057	0,010057	150016095,8	150016095,8	150016095,8	0	0
3479	1046120648	1046120648	0,086424	0,086424	0,086424	1276978959	1276978959	1276978959	0,000229	0,000229
53	332790934,2	332790934,2	6,270679	6,270679	6,270679	186760550,6	186760550,6	186760550,6	5,416642	5,416642
480	234116751,4	234116751,4	2,138391	2,138391	2,138391	480890358,5	480890358,5	480890358,5	0,049439	0,049439
1829	94972677,84	94972677,84	1,053586	1,053586	1,053586	61336961,27	61336961,27	61336961,27	1,168709	1,168709
2860	55867742,81	55867742,81	2,308319	2,308319	2,308319	38742674,62	38742674,62	38742674,62	1,022711	1,022711
2364	79625665,68	79625665,68	5,469495	5,469495	5,469495	81606562,82	81606562,82	81606562,82	5,115208	5,115208
2093	176630507,8	176630507,8	3,503123	3,503123	3,503123	116643277,4	116643277,4	116643277,4	1,930922	1,930922
732	238873753,3	238873753,3	1,123575	1,123575	1,123575	71634055,06	71634055,06	71634055,06	1,070979	1,070979
2555	2291572024	2291572024	0,098987	0,098987	0,098987	2484925813	2484925813	2484925813	0,054571	0,054571
2638	174122026,6	174122026,6	4,455219	4,455219	4,455219	94031874,31	94031874,31	94031874,31	1,595052	1,595052
2997	724800824,8	724800824,8	0,327615	0,327615	0,327615	348986707,8	348986707,8	348986707,8	0,055787	0,055787
2145	234417633,1	234417633,1	1,226699	1,226699	1,226699	49495659,97	49495659,97	49495659,97	0	0
1049	57553419,28	57553419,28	1,175685	1,175685	1,175685	39625229,62	39625229,62	39625229,62	0,11645	0,11645
3395	438127917,3	438127917,3	2,115885	2,115885	2,115885	187347844,2	187347844,2	187347844,2	0,073719	0,073719

Продолжение таблицы Г.3

1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11
3204	210830164,7	210830164,7	1,256925	1,256925	1,256925	170290831,5	170290831,5	170290831,5	0,025956	0,025956
2270	391667519,1	391667519,1	1,251022	1,251022	1,251022	326709748,6	326709748,6	326709748,6	0,050267	0,050267
2649	50979592,45	50979592,45	1,445913	1,445913	1,445913	34860189,94	34860189,94	34860189,94	0,039639	0,039639
1307	310564484	310564484	2,121238	2,121238	2,121238	300257303,1	300257303,1	300257303,1	0,564127	0,564127
2659	65790268,34	65790268,34	3,857409	3,857409	3,857409	42191264,63	42191264,63	42191264,63	0,188368	0,188368
1788	15416025,59	15416025,59	2,39102	2,39102	2,39102	9348681,699	9348681,699	9348681,699	0,238968	0,238968
2015	31298407,81	31298407,81	2,176858	2,176858	2,176858	22383460,7	22383460,7	22383460,7	0,188957	0,188957
2309	2843738271	2843738271	0,050534	0,050534	0,050534	545377661,1	545377661,1	545377661,1	0,46613	0,46613
2593	9924394,159	9924394,159	2,694338	2,694338	2,694338	5148411	5148411	5148411	0	0
2208	180569390,2	180569390,2	0,78374	0,78374	0,78374	125064303	125064303	125064303	0,152954	0,152954
1972	2259648076	2259648076	0,178983	0,178983	0,178983	237310057,3	237310057,3	237310057,3	0,018358	0,018358
2103	13815288,05	13815288,05	1,034146	1,034146	1,034146	12202159,26	12202159,26	12202159,26	0,233188	0,233188
1280	183015456,8	183015456,8	1,54137	1,54137	1,54137	164649764	164649764	164649764	0,371215	0,371215
1249	81707796,82	81707796,82	2,269728	2,269728	2,269728	47306114,06	47306114,06	47306114,06	0,269806	0,269806
2576	386711680,4	386711680,4	0,713983	0,713983	0,713983	377550932,3	377550932,3	377550932,3	0,394816	0,394816
752	54179939,67	54179939,67	0,790456	0,790456	0,790456	28887998,55	28887998,55	28887998,55	0,032876	0,032876
702	118652433,5	118652433,5	1,9916	1,9916	1,9916	79607378,86	79607378,86	79607378,86	0,388068	0,388068
2559	67291347,36	67291347,36	0,994728	0,994728	0,994728	55949904,51	55949904,51	55949904,51	0	0
1136	11906246,08	11906246,08	1,293093	1,293093	1,293093	9606160,09	9606160,09	9606160,09	0	0
3461	930853487,5	930853487,5	0,300789	0,300789	0,300789	101146722,8	101146722,8	101146722,8	0,219635	0,219635
1115	162057071	162057071	0,496013	0,496013	0,496013	37508789,56	37508789,56	37508789,56	0,43965	0,43965
2390	17403308,47	17403308,47	4,762816	4,762816	4,762816	3458997,987	3458997,987	3458997,987	0	0
3344	545570846,8	545570846,8	0,20763	0,20763	0,20763	518810465,8	518810465,8	518810465,8	0,004649	0,004649
1284	120620088,8	120620088,8	0,415488	0,415488	0,415488	88513019,1	88513019,1	88513019,1	0,069086	0,069086
3365	141913343,4	141913343,4	0,571259	0,571259	0,571259	134645554	134645554	134645554	0,007229	0,007229
1573	366010468,4	366010468,4	1,115454	1,115454	1,115454	309948462,5	309948462,5	309948462,5	0,233133	0,233133
1293	642037302	642037302	4,725796	4,725796	4,725796	448083464,2	448083464,2	448083464,2	1,758962	1,758962
875	74547740,15	74547740,15	1,568627	1,568627	1,568627	56659385,89	56659385,89	56659385,89	1,085692	1,085692
3053	232128841,3	232128841,3	0,116472	0,116472	0,116472	237756693,4	237756693,4	237756693,4	0	0
574	608414827,9	608414827,9	0,289513	0,289513	0,289513	603565770,4	603565770,4	603565770,4	0,233564	0,233564
2721	61626193,46	61626193,46	3,353483	3,353483	3,353483	34961916,01	34961916,01	34961916,01	0,034359	0,034359
1329	1896813318	1896813318	0,152017	0,152017	0,152017	32389329,88	32389329,88	32389329,88	1,595808	1,595808

Продолжение таблицы Г.3

1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11
3204	210830164,7	210830164,7	1,256925	1,256925	1,256925	170290831,5	170290831,5	170290831,5	0,025956	0,025956
1927	270296023,9	270296023,9	6,384364	6,384364	6,384364	136870694	136870694	136870694	1,058131	1,058131
1309	7350967,808	7350967,808	1,467094	1,467094	1,467094	5730725,283	5730725,283	5730725,283	1,862797	1,862797
567	259269732,8	259269732,8	3,47476	3,47476	3,47476	176557705,5	176557705,5	176557705,5	1,687776	1,687776
2995	47301410,61	47301410,61	1,942699	1,942699	1,942699	37348870,94	37348870,94	37348870,94	0,572916	0,572916
3235	3278352414	3278352414	0,002668	0,002668	0,002668	3769147598	3769147598	3769147598	0,001716	0,001716
2880	284997428,6	284997428,6	1,275718	1,275718	1,275718	99418351,79	99418351,79	99418351,79	3,017304	3,017304
3490	174678450	174678450	0,001299	0,001299	0,001299	349320000	349320000	349320000	0	0
65	1222363381	1222363381	1,628832	1,628832	1,628832	822791054,5	822791054,5	822791054,5	1,697812	1,697812
3252	93872718,06	93872718,06	2,565455	2,565455	2,565455	69081811,08	69081811,08	69081811,08	1,454542	1,454542
2584	499273018,8	499273018,8	0,335709	0,335709	0,335709	307969483,7	307969483,7	307969483,7	0,000443	0,000443
1242	2398180879	2398180879	0,201685	0,201685	0,201685	2596930892	2596930892	2596930892	0,000495	0,000495
1343	1289100640	1289100640	1,794253	1,794253	1,794253	1182011577	1182011577	1182011577	0,468667	0,468667
3266	593872708,9	593872708,9	1,253443	1,253443	1,253443	512653114,7	512653114,7	512653114,7	0,374498	0,374498
2494	1722022355	1722022355	6,898883	6,898883	6,898883	0	0	0	0	0
2929	4476759913	4476759913	0,891127	0,891127	0,891127	4686783591	4686783591	4686783591	0,102646	0,102646
901	730697881,6	730697881,6	0,130545	0,130545	0,130545	189683737,8	189683737,8	189683737,8	0,241379	0,241379
3123	141658915,2	141658915,2	1,912718	1,912718	1,912718	106022934,4	106022934,4	106022934,4	0,008597	0,008597
3099	2710890700	2710890700	0,011605	0,011605	0,011605	1103869850	1103869850	1103869850	0	0
1118	2673949000	2673949000	0,042747	0,042747	0,042747	2987531190	2987531190	2987531190	0	0
2602	335538587	335538587	0,484074	0,484074	0,484074	166875494,8	166875494,8	166875494,8	0,310408	0,310408
2048	496705592,8	496705592,8	2,367805	2,367805	2,367805	294381089,8	294381089,8	294381089,8	2,302808	2,302808
970	41888321,74	41888321,74	3,108764	3,108764	3,108764	26187880,33	26187880,33	26187880,33	0	0
254	164738113,5	164738113,5	2,229756	2,229756	2,229756	119945576,2	119945576,2	119945576,2	1,018371	1,018371
1166	347564895,1	347564895,1	1,250394	1,250394	1,250394	345102000,7	345102000,7	345102000,7	0,342233	0,342233
249	394943383,2	394943383,2	1,347675	1,347675	1,347675	357069349,5	357069349,5	357069349,5	0,902263	0,902263
3333	554767440,1	554767440,1	0,123765	0,123765	0,123765	251161347,4	251161347,4	251161347,4	0	0
3360	319045916,4	319045916,4	5,82785	5,82785	5,82785	193764719,9	193764719,9	193764719,9	5,517526	5,517526
880	1059971944	1059971944	2,480253	2,480253	2,480253	858656727,7	858656727,7	858656727,7	0,727668	0,727668
518	126034306,3	126034306,3	3,141893	3,141893	3,141893	87533074,52	87533074,52	87533074,52	2,341239	2,341239
1792	84265193,32	84265193,32	0,131333	0,131333	0,131333	80759876,26	80759876,26	80759876,26	0,038177	0,038177
2170	13981196,41	13981196,41	0,12131	0,12131	0,12131	13801046,4	13801046,4	13801046,4	0	0



Продолжение таблицы Г.3

1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11
3204	210830164,7	210830164,7	1,256925	1,256925	1,256925	170290831,5	170290831,5	170290831,5	0,025956	0,025956
3073	1360404878	1360404878	0,559032	0,559032	0,559032	240742095,8	240742095,8	240742095,8	0,495401	0,495401
197	581752369,1	581752369,1	1,875213	1,875213	1,875213	544819727	544819727	544819727	1,450676	1,450676
1398	78865277,15	78865277,15	0,552577	0,552577	0,552577	51242072,62	51242072,62	51242072,62	0,28319	0,28319
2440	4012723939	4012723939	0,322902	0,322902	0,322902	4506156656	4506156656	4506156656	0,000993	0,000993
2673	189391488,6	189391488,6	6,981471	6,981471	6,981471	65928130,97	65928130,97	65928130,97	5,589707	5,589707
2110	2772496678	2772496678	0,126312	0,126312	0,126312	2541733482	2541733482	2541733482	0	0
1354	717544296,3	717544296,3	2,490722	2,490722	2,490722	462638546,6	462638546,6	462638546,6	1,825444	1,825444
1885	2114048100	2114048100	0,748277	0,748277	0,748277	1920526857	1920526857	1920526857	0,068342	0,068342
1460	766365053,4	766365053,4	3,734541	3,734541	3,734541	721086472,9	721086472,9	721086472,9	2,831981	2,831981
2225	1053766001	1053766001	3,200958	3,200958	3,200958	579015698,1	579015698,1	579015698,1	0,558276	0,558276
3001	1673529056	1673529056	7,617889	7,617889	7,617889	1324471376	1324471376	1324471376	7,572388	7,572388
2816	2297672552	2297672552	0,653827	0,653827	0,653827	2287594081	2287594081	2287594081	0,010796	0,010796
121	3357517925	3357517925	0,274343	0,274343	0,274343	2867515947	2867515947	2867515947	0	0
1920	11055624419	11055624419	0,154481	0,154481	0,154481	10300159164	10300159164	10300159164	0,022564	0,022564
3124	329684081,9	329684081,9	1,216423	1,216423	1,216423	311230484,6	311230484,6	311230484,6	0,673368	0,673368
316	721480185	721480185	0,618085	0,618085	0,618085	651794557,7	651794557,7	651794557,7	0,053634	0,053634
3279	417305170	417305170	6,993652	6,993652	6,993652	322763198,9	322763198,9	322763198,9	6,709975	6,709975
3016	17982624135	17982624135	0,040382	0,040382	0,040382	13702637449	13702637449	13702637449	0,030489	0,030489
493	2075165681	2075165681	0,906747	0,906747	0,906747	1997181792	1997181792	1997181792	0,090476	0,090476
588	14612226438	14612226438	0,037361	0,037361	0,037361	10310765192	10310765192	10310765192	0,012295	0,012295
2766	4204346125	4204346125	0,529963	0,529963	0,529963	4235173256	4235173256	4235173256	0,073269	0,073269
843	2050552028	2050552028	2,239314	2,239314	2,239314	448253450,5	448253450,5	448253450,5	5,048003	5,048003
2210	3555441034	3555441034	0,899165	0,899165	0,899165	2558855442	2558855442	2558855442	0,256287	0,256287
101	1646552501	1646552501	0,569384	0,569384	0,569384	1662805737	1662805737	1662805737	0,349087	0,349087
485	1250607889	1250607889	3,040457	3,040457	3,040457	1161587287	1161587287	1161587287	1,679389	1,679389
3311	1388412808	1388412808	3,086039	3,086039	3,086039	1282221110	1282221110	1282221110	2,142947	2,142947
2546	11757095552	11757095552	0,394892	0,394892	0,394892	10767417707	10767417707	10767417707	0	0
3338	376988055	376988055	0,010491	0,010491	0,010491	372865069,7	372865069,7	372865069,7	0,008115	0,008115
2771	1428543087	1428543087	2,034084	2,034084	2,034084	1215646960	1215646960	1215646960	1,4235	1,4235
1810	2482004658	2482004658	1,633534	1,633534	1,633534	1930424217	1930424217	1930424217	1,081107	1,081107
1942	16906731370	16906731370	0,352534	0,352534	0,352534	17825601514	17825601514	17825601514	0,169916	0,169916

Продолжение таблицы Г.3

1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11
3204	210830164,7	210830164,7	1,256925	1,256925	1,256925	170290831,5	170290831,5	170290831,5	0,025956	0,025956
3137	5301265688	5301265688	1,028156	1,028156	1,028156	3691171026	3691171026	3691171026	0,240586	0,240586
3290	33423519920	33423519920	0,009034	0,009034	0,009034	34764029180	34764029180	34764029180	0,018946	0,018946
918	1767820686	1767820686	1,954565	1,954565	1,954565	1403929680	1403929680	1403929680	1,856347	1,856347
2518	1495202796	1495202796	1,283291	1,283291	1,283291	1689702442	1689702442	1689702442	0,45734	0,45734
2268	7183290030	7183290030	0,875833	0,875833	0,875833	4701593728	4701593728	4701593728	0,905747	0,905747
2216	4655912359	4655912359	0,67088	0,67088	0,67088	4152397470	4152397470	4152397470	0,40386	0,40386
912	3786680276	3786680276	1,23133	1,23133	1,23133	2836995884	2836995884	2836995884	0,241432	0,241432
3255	12953207137,065	12953207137,065	0,353	0,353	0,353	6775165477,742	6775165477,742	6775165477,742	0,344	0,344
2312	4259927907,687	4259927907,687	1,282	1,282	1,282	3809984262,938	3809984262,938	3809984262,938	0,990	0,990
1439	4608649692,501	4608649692,501	1,469	1,469	1,469	2931440787,495	2931440787,495	2931440787,495	1,136	1,136
3058	5633459644,944	5633459644,944	0,722	0,722	0,722	5810832193,716	5810832193,716	5810832193,716	0,243	0,243
3368	9587756957,452	9587756957,452	0,670	0,670	0,670	8565853752,987	8565853752,987	8565853752,987	0,477	0,477
2530	195497478,269	195497478,269	9,299	9,299	9,299	153691682,278	153691682,278	153691682,278	9,807	9,807
2306	15061910959,713	15061910959,713	0,449	0,449	0,449	15226882600,741	15226882600,741	15226882600,741	0,295	0,295
2557	18794291279,813	18794291279,813	1,639	1,639	1,639	9033619337,734	9033619337,734	9033619337,734	0,151	0,151
705	2917621194,688	2917621194,688	4,568	4,568	4,568	2729508743,169	2729508743,169	2729508743,169	3,581	3,581
1470	49110822378,631	49110822378,631	0,177	0,177	0,177	54773329926,953	54773329926,953	54773329926,953	0,099	0,099
328	63311119213,578	63311119213,578	0,183	0,183	0,183	64298545000,788	64298545000,788	64298545000,788	0,096	0,096
2562	9035938499,248	9035938499,248	1,352	1,352	1,352	8183832016,101	8183832016,101	8183832016,101	0,568	0,568
323	7815701377,139	7815701377,139	2,486	2,486	2,486	5454141595,247	5454141595,247	5454141595,247	1,570	1,570
429	5008076279,974	5008076279,974	3,948	3,948	3,948	4774931770,811	4774931770,811	4774931770,811	3,134	3,134
2590	33117254006,873	33117254006,873	0,332	0,332	0,332	31562078039,137	31562078039,137	31562078039,137	0,080	0,080
2879	4423121172,795	4423121172,795	3,883	3,883	3,883	2575709363,090	2575709363,090	2575709363,090	0,252	0,252
2495	195041038926,528	195041038926,528	0,018	0,018	0,018	203737488595,87	203737488595,87	203737488595,87	0,016	0,016
436	17396614656,378	17396614656,378	2,504	2,504	2,504	14261097497,872	14261097497,872	14261097497,872	2,469	2,469
1	60105904081,864	60105904081,864	0,109	0,109	0,109	43883390139,309	43883390139,309	43883390139,309	0,049	0,049
1971	16559010027,147	16559010027,147	1,235	1,235	1,235	14601849071,221	14601849071,221	14601849071,221	0,385	0,385
1978	263214431285,928	263214431285,928	0,060	0,060	0,060	266982371368,01	266982371368,01	266982371368,01	0,001	0,001
2209	111528981067,852	111528981067,852	0,668	0,668	0,668	110949210537,13	110949210537,13	11094920537,132	0,033	0,033

Продолжение таблицы Г.3

1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11
3349	51128479772,516	51128479772,516	0,619	0,619	0,619	44352540889,021	44352540889,021	44352540889,021	0,266	0,266
2272	93523280239,760	93523280239,760	0,879	0,879	0,879	59796769241,190	59796769241,190	59796769241,190	1,025	1,025
3287	393065931278,551	393065931278,551	0,004	0,004	0,004	305415678414,66	305415678414,66	305415678414,664	0,000	0,000
3251	99508833220,837	99508833220,837	0,521	0,521	0,521	87171701224,138	87171701224,138	87171701224	0,098	0,098
3294	31669989851,965	31669989851,965	8,715	8,715	8,715	21359069032,874	21359069032,874	21359069032,874	12,172	12,172
1623	79218079411,662	79218079411,662	1,982	1,982	1,982	56685129887,119	56685129887,119	56685129887,119	0,441	0,441
1326	80975369035,221	80975369035,221	1,024	1,024	1,024	54230311192,750	54230311192,750	54230311192,750	0,451	0,451
354	579696187468,700	579696187468,700	0,025	0,025	0,025	480647819095,17	480647819095,17	480647819095,179	0,002	0,002
3292	90431120480,264	90431120480,264	1,295	1,295	1,295	92908746595,760	92908746595,760	92908746595,76	0,872	0,872

Источник: составлено автором на основе данных [163].