

Оригинальная статья / Original article

<https://doi.org/10.21869/2223-1552-2022-12-1-244-255>**Развитие методических подходов к оценке клиентских рисков
коммерческого банка**И. А. Воронин¹ ✉

¹ Северо-Кавказский федеральный университет
ул. Пушкина 1, г. Ставрополь 355019, Российская Федерация

✉ e-mail: voronin.i.a@yandex.ru

Резюме

Актуальность. Отмывание денег имеет сильные последствия во всем мире, которые искажают и серьезно деформируют экономические процессы, поскольку могут полностью разрушить политическую и финансовую системы страны. Кредитные организации как посредники в проведении финансовых операций являются главными участниками процесса легализации доходов и антиотмывочной деятельности. Поэтому управление рисками становится решающим элементом для выявления действий, которые могут указывать на подозрительность операции, а ее участников связывать с отмыванием денег, и требует от банков формирование особого методического инструментария.

Цель. В данной статье планируется рассмотреть вопросы, связанные с исследованием методических подходов по оценке клиентских рисков, применяемых в мировой практике, при оценке банков в антиотмывочной деятельности и возможности их адаптации в деятельности российских кредитных организациях.

Задачи. В рамках научной статьи была поставлена и решена научная задача по разработке методического подхода к оценке клиентских рисков (включая нового клиента и клиента с долгим периодом обслуживания) вовлечения в легализацию доходов.

Методология. Предложенный методический подход реализуется с использованием линейной регрессии и методологии градиентного бустинга на основе дерева решений.

Результаты. Проведенное исследование позволяет сформировать две модели, которые предлагают решения для выявления новых и старых клиентов, деятельность которых предполагает отмывание денег.

Выводы. Учитывая, что со стороны надзорных органов все больше внимания уделяется выработыванию у банков способностей заранее предотвращать подозрительные операции, то это требует от кредитной организации разработки набора различных инструментов, позволяющих с высоким уровнем вероятностью выявлять проведение сомнительных операций клиентом и предотвращать их проведение в банке.

Ключевые слова: отмывание денег; легализация доходов; банковский риск; клиентский риск; подозрительные операции.

Конфликт интересов: В представленной публикации отсутствует заимствованный материал без ссылок на автора и (или) источник заимствования, нет результатов научных работ, выполненных авторами публикации лично и (или) в соавторстве, без соответствующих ссылок. Авторы декларируют отсутствие конфликта интересов, связанных с публикацией данной статьи.

Для цитирования: Воронин И. А. Развитие методических подходов к оценке клиентских рисков коммерческого банка // Известия Юго-Западного государственного университета. Серия: Экономика. Социология. Менеджмент. 2022. Т. 12, № 1. С. 244–255. <https://doi.org/10.21869/2223-1552-2022-12-1-244-255>.

Поступила в редакцию 06.12.2021

Принята к публикации 20.01.2022

Опубликована 28.02.2022

© Воронин И. А., 2022

Development of Methodological Approaches to Assessing Client Risks of a Commercial Bank

Ivan A. Voronin¹ ✉

¹ North Caucasus Federal University
1 Pushkin str., Stavropol 355019, Russian Federation

✉ e-mail: vor0nin.i.a@yandex.ru

Abstract

Relevance. Money laundering has strong consequences throughout the world, which distort and seriously distort economic processes, since it can completely destroy the political and financial systems of a country. Credit organizations, as intermediaries in financial transactions, are the main participants in the process of legalization of income and anti-money laundering activities. Therefore, risk management becomes a decisive element for identifying actions that may indicate suspiciousness of a transaction, and associate its participants with money laundering, and requires banks to form special methodological tools.

The purpose. In this article, it is planned to consider issues related to the study of methodological approaches to assessing client risks used in world practice, when assessing banks in anti-money laundering activities and the possibility of their adaptation in the activities of Russian credit institutions.

Objectives. Within the framework of the scientific article, scientific tasks were set and solved to develop a methodological approach to assessing client risks (including a new client and a client with a long service period) of involvement in legalization of income.

Methodology. The proposed methodological approach is implemented using linear regression and gradient boosting methodology based on a decision tree

Results. The research carried out allows us to form two models that offer solutions for identifying new and old clients whose activities involve money laundering.

Conclusions. Considering that the supervisory authorities are increasingly focusing on developing the ability of banks to prevent suspicious transactions in advance, this requires a credit institution to develop a set of various tools that allow a high level of probability to identify suspicious transactions by a client and prevent them from being carried out in the bank.

Keywords: money laundering; legalization of income; banking risk; client risk; suspicious transactions.

Conflict of interest: In the presented publication there is no borrowed material without references to the author and (or) source of borrowing, there are no results of scientific works performed by the authors of the publication, personally and (or) in co-authorship, without relevant links. The authors declares no conflict of interest related to the publication of this article.

For citation: Voronin I. A. Development of Methodological Approaches to Assessing Client Risks of a Commercial Bank. *Izvestiya Yugo-Zapadnogo gosudarstvennogo universiteta. Seriya: Ekonomika. Sotsiologiya. Menedzhment = Proceedings of the Southwest State University. Series: Economics, Sociology and Management.* 2022; 12(1): 244–255. (In Russ.) <https://doi.org/10.21869/2223-1552-2022-12-1-244-255>.

Received 06.12.2021

Accepted 20.01.2022

Published 28.02.2022

Введение

Управление рисками – это ключевая стратегия, присутствующая в различных сегментах банковского бизнеса, связанная с неопределенностью и последствиями будущих событий, которые не могут быть предусмотрены. И одной из основных проблем, с которой сегодня сталкиваются банковские учреждения, – это отмывание денег, т. е. преступление, заключающееся в сокрытии незаконного происхождения определенных активов,

таким образом, чтобы они выглядели из законного источника.

Исследование риска отмывания денег должно основываться на трех основных типах рисков: страновой риск, клиентские и операционные риски.

Преступления, связанные с отмыванием денег, стали все более изощренными с развитием технологий, и для банковских учреждений становится все сложнее разработать меры, которые могут быть эффективными с точки зрения

их предотвращения. Дать оценку такого рода незаконных операций сложно, потому что они могут происходить одновременно в нескольких странах, что требует от банков формирования разных алгоритмов по предотвращению отмыwania денег. По этой причине все труднее определить масштабы этой проблемы и сложно разработать меры и стратегии на глобальном уровне для борьбы с отмыwанием денег [1].

Однако относительно легко увидеть, каким образом отмыwание денег влияет на безопасность экономики и социальную стабильность. На макроэкономическом уровне это вызывает снижение налоговых поступлений и затрудняет получение федеральных трансфертов [2]. На микроэкономическом уровне проблема заключается в том, что «фиктивные компании» осуществляют незаконную деятельность, чтобы смешать доходы, полученные преступным путем с законными средствами, чтобы скрыть доходы от преступной деятельности [3]. При оценке клиентского риска банка оценочные модели целесообразно разделить на две категории:

1) модель оценки рисков новых клиентов с целью принятия решения о работе с ними и уровне подозрительности их бизнеса;

2) модель оценки рисков «старых» клиентов, направленных на оценку их операций с целью выявления подозрительных операций и поведенческих отклонений по сравнению с ожидаемыми.

Материалы и методы

Алгоритм оценки клиентских рисков включает следующие элементы:

1. Выбор оценочных переменных для оценки новых и старых клиентов, разделяя при этом клиентов физических и юридических лиц.

2. Создание модели оценки рисков для новых клиентов, которая включает 2 этапа [4]:

1) построение регрессивной модели оценки рисков с использованием исто-

рического массива данных, которая направлена на формирование профиля клиента банка;

2) разработка прогнозной модели оценки рисков для новых клиентов, которая сможет прогнозировать рискованность операций с ним.

3. Разработка модели оценки рисков старых клиентов посредством анализа их поведения и совершенных операций, чтобы можно было сгруппировать клиентов с определенными характеристиками (выделить кластеры) и оценить их, когда они отклоняются от установленного стандарта. Группировка клиентов осуществляется с помощью дерева решений.

Отмыwание денег – это способ сокрытия истинного происхождения средств, полученных преступным путем. Поэтому основной задачей является выявить те операции, которые, с одной стороны, не вызывают подозрения, т. к. средства имеют законное происхождение, но с другой – отклоняются от стандарта. Когда имеет место отмыwание денег, предполагается, что в его основе лежит преступный процесс, и это может быть незаконный оборот веществ (оружия, органов, наркотиков, уклонение от уплаты налогов, коррупция или терроризм и т. д.). Есть несколько причин, по которым преступники отмыwают денег. Первая причина заключается в том, что любое преступное деяние постоянно требует инвестиций для покрытия операции [5]. Эти вложения необходимо скрыть, чтобы замаскировать источник богатства и гарантировать, что незаконные процедуры не будут использованы для раскрытия этого преступления. Впоследствии продукты, полученные в результате преступления, становятся предметом расследования, и необходимо скрыть происхождение средств, которые кажутся законными.

Результаты и их обсуждение

В последние десятилетия в некоторых международных стандартах и законодательстве были приняты другие

параметры риска. Во многих случаях риск ограничивается концепциями ущерба и потерь, однако, например, в Австралии и Новой Зеландии разработали стандарт, который определяет риск не только с точки зрения того, что может произойти, но и связывает его с воздействием на цели организация. Стандарт AS / NZS 4360 определяет риск как «гипотезу о том, что происходит что-то, что повлияет на конкретную цель». Этот стандарт был принят во всем мире, и его широкое распространение привело к разработке первого глобального стандарта управления рисками – ISO 31000. Он был опубликован в 2009 г. с пересмотренным набором определений, которые включены в ISO / IEC Guide 73 в «Словарь для управления рисками». Согласно ISO / IEC Guide 73, риск – это «эффект неопределенности некоторых целей». И в старых, и в новейших установках концепция риска включается в то, чего хотят достичь все организации, – в свои цели, т. е. организация должна определить свои цели, однако для их достижения ей придется иметь дело с внутренними и внешними факторами, которые часто невозможно контролировать, что порождает неопределенность. Угроза может нанести вред активам, таким как информация, процедуры и системы, и, следовательно, организациям. В контексте отмывания денег угроза также включает преступников, террористов и лиц, содействующих преступной деятельности. Уязвимость можно определить как свойство системы, подверженной воздействию угроз [6]:

1. Факторы риска финансового учреждения:

1) географический или страновой риск – напрямую связан с санкциями, эмбарго и отказом от сотрудничества с политикой борьбы с отмыванием денег, которая часто связаны с террористическими актами, коррупцией или другой преступной деятельностью. Эти страны легко идентифицируются такими организациями, как ООН и ФАТФ [7];

2) клиентский риск – этот вид риск реализуется только после начала движения капитала [8]. Однако с каждым клиентом должен быть связан профиль в зависимости от его поведения. Профиль риска клиента зависит от риска, воспринимаемого банком. Например, клиент, который вкладывает или переводит большой объем средств, которые не соответствуют профилю риска, должен трансформировать данного клиента в клиента с высоким уровнем риска, несмотря на то, что у него нет этого профиля, и наоборот. Другой пример – продолжительность отношений между клиентом и банком: долгосрочные отношения обеспечивают частый контакт с ним, что позволяет лучше понять клиента и, следовательно, представляет меньший риск отмывания денег;

3) рискованные продукты / услуги – банк определяет, что более высокие риски возникают при внедрении, например, нового продукта или услуги, таких как международные переводы между банками и переводы, требующие анонимности [9].

При определении индикаторов риска выбирают те переменные, которые могут увеличивать или уменьшать риск, воспринимаемый банком клиента или транзакции, и это могут быть, например: цель открытия нового банковского счета или направление и сумма денежного перевода, уровень банковского регулирования в стране, продолжительность отношений между клиентом и банком и др. [10].

Подход к проблеме отмывания денег, основанный на риске, дает финансовым учреждениям больше свободы в применении правил и их исключений. С другой стороны, подход к отмыванию денег, основанный на нормативных актах, включает большинство постановлений правительства, которые устанавливают правила и руководящие принципы, которые необходимо применять. Теоретически подход, основанный на правилах, будет более эффективным. Однако законы иногда бывают слишком расплывчатыми, сомнитель-

ными, и финансовые учреждения не могут отличить транзакции, совершенные с преступными основаниями и без. Это привело к мысли, что такого подхода недостаточно в борьбе с отмыванием денег [7].

Стоимость применения мер по борьбе с отмыванием денег можно сравнить с их преимуществами. Однако, как упоминалось ранее, нелегко прямо выразить затраты/доходы от легализации и борьбы с ней. Поскольку ресурсы всегда ограничены, необходимо решить, покрывают ли затраты связанные с этим выгоды [11; 12]. Реализация мероприятий по предотвращению легализации доходов имеет прямые издержки, но также имеет сопутствующий ущерб с нежелательными последствиями для экономики. Косвенные расходы имеют все клиенты, а не только преступники. С точки зрения руководства, инвестиции в предотвращение отмывания денег соответствуют стратегиям банка по управлению рисками. Это компромисс, при котором банки могут позволить себе не брать на себя определенные риски [4; 13].

Первым этапом при исследовании подозрительной деятельности клиента по отмыванию денег является анализ баз данных. Этот анализ имеет решающее значение для понимания взаимосвязей между операциями, которые необходимо проанализировать. Этот анализ совершенно неэффективен, поскольку существует несколько ограничений, таких как стоимость, человеческие ресурсы, время и т. д. Для этого анализа требуются технологические системы, которые позволяют работать с большим объемом данных и позволяют автоматически идентифицировать пути, ведущие к обнаружению предполагаемых случаев отмывания денег [14; 15].

Линейная регрессия – это самый простой подход к интеллектуальному анализу данных, когда определяются зависимая переменная (выход) и ряд независимых переменных (вход). Традиционное уравнение линейной регрессии имеет следующий формат:

$$Y = \beta_0 + \beta_1 \cdot X + e,$$

где X – объясняющая или независимая переменная; e – случайная величина; β_0 и β_1 – неизвестные переменные; Y – переменная, объясненная или зависимая.

Это уравнение представляет собой линию, которая наилучшим образом соответствует набору данных, который будет полезен для целей прогнозирования. Цель состоит в том, чтобы проверить и количественно оценить тенденции предыдущих случаев отмывания денег и перенести эту тенденцию на текущие операции. Этот метод основан на теории вероятностей, т. е. то, что мы ранее наблюдали в данных, можно легко перенести на текущие операции. В определенных ситуациях применение простой линейной регрессии возникает из-за необходимости задействовать более одной независимой переменной. В случае множественной линейной регрессии соответствующее уравнение выглядит следующим образом:

$$Y = \beta_0 + \beta_1 X_1 + \dots + \beta_k \cdot X_k + e,$$

и объяснение каждого из параметров точно такое же, как и для простой линейной регрессии.

Логистическая регрессия – это модель, которая очень распространена для случаев, содержащих категориальные переменные, которые можно легко применить к отмыванию денег. Категориальные переменные – это те, которые могут описать, например, компания / физическое лицо или мужчина / женщина. Этот метод используется, например, для оценки банковских операций, которые вызывают подозрения и используются в расследовании. Результатом применения логистической регрессии является серия графиков, которые позволяют находить сходства между наборами выбранных переменных. Кластерный анализ – это метод, который можно использовать для исследования больших объемов данных и взаимосвязей между ними. Он используется, когда необходимо сгруппировать похо-

жие атрибуты данных по категориям для автоматического определения взаимосвязи между группами данных без участия эксперта. На основании сходства исторических данных можно сделать выводы о текущих операциях. Этот анализ полезен для данного исследования, поскольку он обеспечивает более глубокое понимание совокупных показателей и может статистически изолировать отношения между подозрительными операциями в хронологическом порядке [1; 10].

С помощью этого метода можно получать достаточно точные результаты [16]. Для разработки моделей оценки рисков новых организаций и клиентов использовались различные итерации логистических регрессий на основе методологии случайного леса, позволяющие сгруппировать и классифицировать данные. Этот подход позволяет анализировать большие данные в кластеры по схожим параметрам.

Проведенное в диссертации исследование позволяет сформировать две модели, которые предлагают решения для выявления новых и старых клиентов, деятельность которых предполагает отмывание денег.

Модель оценки риска новых клиентов представляет собой прогнозную модель, основанную на линейной регрессии

и включает следующие этапы. 1. Оценка риска для действующих лиц банка в зависимости от их профессии, страны проживания и национальности. 2. На основе этой классификации была разработана регрессивная модель оценки риска. 3. Была разработана модель оценки рисков для новых организаций с помощью программного обеспечения Prospero. Используя несколько переменных, которые характеризуют каждое юридическое лицо и каждого клиента (частное лицо или корпорацию), можно получить уравнение, позволяющее оценить каждый с точки зрения уровня риск.

Модель оценки рисков поведения старых клиентов – это модель, основанная на кластерах, которые на основе методологии случайного леса и метода самоорганизующихся карт позволяют группировать клиентов в соответствии с их поведением с точки зрения проводимых операций. Эта модель позволяет каждому кластеру иметь связанный риск, и те, у кого есть более высокий риск, являются объектами особого внимания. Каждый раз, когда происходит отклонение от ожидаемого поведения, появляется предупреждение о подозрении на отмывание денег. На рисунке 1 представлена упрощенная форма предлагаемого подхода.

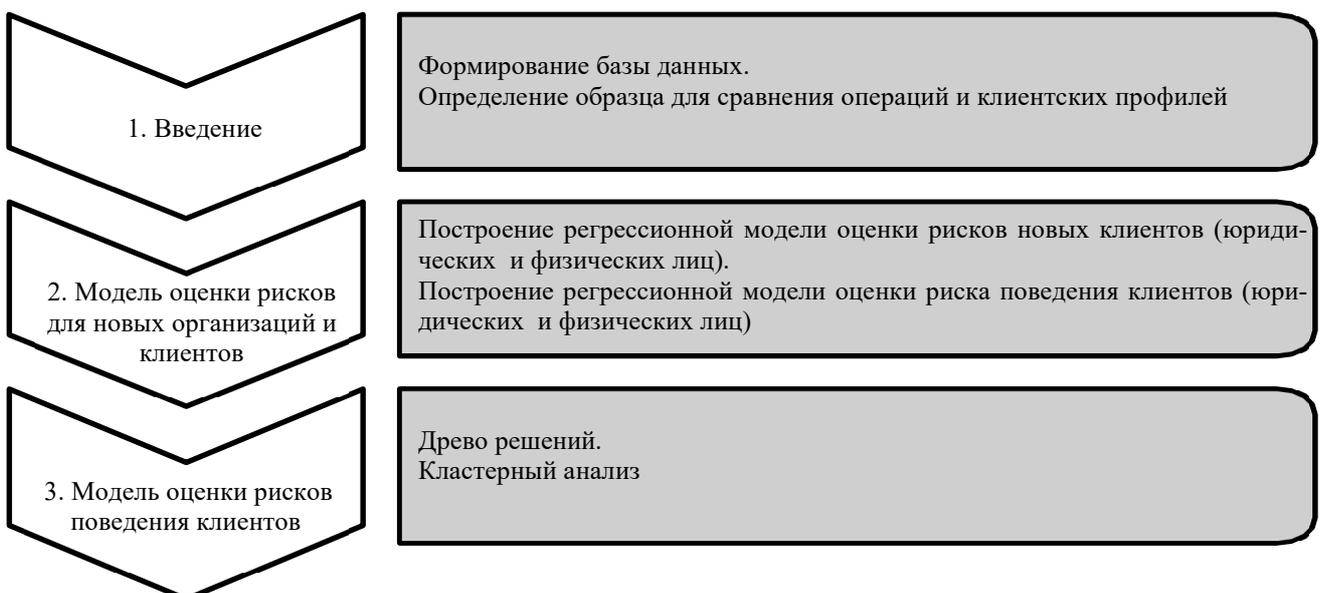


Рис. 1. Сводная диаграмма предлагаемого решения

На этом этапе вводятся три компонента: понимание данных, модель оценки рисков новых организаций и клиенты и модель оценки рисков поведения клиентов. В первой части показано подробное описание выборки данных, которая будет использоваться в моделях.

При построении моделей необходимо учитывать различие между юридическими и физическими лицами. При построении модели оценки рисков новых клиентов необходимо построить регрессивную модель оценки уровня риска в силу отсутствия массива исторических данных. Для построения регрессии использовались три переменные: направление деятельности/место работы, цели финансовых операций и средний доход. Эти переменные были выбраны потому, что в банке они являются обязательными полями при регистрации нового клиента. При оценке юридического лица указываются: правовая форма, ИНН, ОГРН, юридический адрес, наличие имущества. Таким образом, можно будет получить уравнение, способное выполнить классификацию риска от 1 до 5. Далее будет разработана модель оценки рисков поведения клиентов для разработки кластеров. Цель состоит в том, чтобы сгруппировать клиентов с аналогичным поведением, сформировав несколько кластеров со связанным риском, и всякий раз, когда поведение клиента не соответствует его кластеру, это будет признаком отмывания денег [8; 17].

При формировании аналитической выборки были изучены 520 клиентов физических лиц и 250 юридических лиц из 3 банков (ПАО «Сбербанк», ПАО «Банк ВТБ», АО «ЮниКредитБанк»). Все клиенты по результатам реализации модели распределяются на пять классов по уровню риска:

- 1 – безрисковые клиенты;
- 2 – клиенты с допустимым уровнем риска;
- 3 – клиенты со стандартным уровнем риска;

4 – клиенты с повышенным уровнем риска;

5 – клиенты с высоким уровнем риска участия в подозрительных операциях.

Модель оценки рисков новых клиентов используется для определения уровня риска, который он представляет, во время установления отношений между банком и клиентом [18; 19; 20]. Эта модель имеет прогностическую основу и чтобы сгенерировать модель, способную оценивать нового клиента с точки зрения риска, необходимо сформировать массив исторических данных. Следовательно, необходимо разработать регрессивную модель для субъектов, цель которой состоит в том, чтобы создать историческую характеристику субъектов в отношении уровня риска, поскольку его нет в анализируемом банке.

Переменные, представляющие интерес для этой модели, согласно представленной выборке:

1. Для юридических лиц:

- направление деятельности;
- срок присутствия в отрасли;
- наличие имущества;
- цели финансовых операций;
- средняя выручка.

2. Для физических лиц:

- направление деятельности/место работы;
- цели финансовых операций;
- средний доход.

Для разработки модели множественной линейной регрессии конечный риск для каждого клиента задается уровнем риска от 1 до 5, где объекты, расположенные между уровнями 4 и 5, считаются высокорисковыми и помечаются как плохие случаи. Уровни риска значений округлены до ближайшего целого числа с точностью до нуля десятичных знаков.

Каждому из клиентов на основе анализа переменных, упомянутых выше, назначается риск. Этот риск является переменным и был распределен вручную как ожидаемый риск. Таким образом, присвоенный риск является зависимой

переменной линейной регрессии, а три другие переменные (направление деятельности/место работы; цели финансовых операций; средний доход) являются независимыми переменными.

Уравнение, рассчитанное для модели чувствительности для физических лиц, имеет следующий вид:

$$\text{РНК}_{\text{фл}} = 0,3154 \cdot a_1 + 0,2143 \cdot a_2 + 0,4178 \cdot a_3,$$

где $\text{РНК}_{\text{фл}}$ – уровень риска нового клиента – физического лица; a_1 – направление деятельности/место работы; a_2 – цели финансовых операций; a_3 – средний доход.

Достоверность модели достаточно высока, поскольку индикаторы, получен-

ные в ходе регрессии, $R^2 = 0,9908$, что означает, что переменные, использованные для расчета регрессии, объясняют 99,1% полученного уровня риска. Значения t-Stat показывают, что переменные значимы для доверительного интервала 95%, при этом наиболее значимой переменной является: a_3 – 68,23%; a_1 – 13,95; a_2 – 8,53.

Распределение результатов регрессивной модели для частных лиц для выбранной выборки выглядит следующим образом (рис. 2). Процент плохих случаев составляет около 5%, что соответствует ожидаемому с учетом качества клиентского портфеля банков.

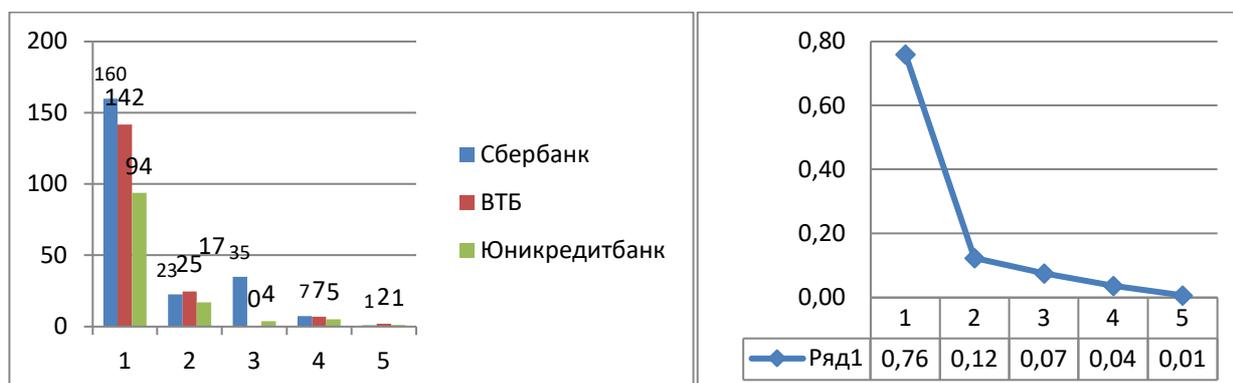


Рис. 2. Распределение результатов регрессивной модели для клиентов – физических лиц

При оценке юридических лиц каждому из субъектов и на основе рисков, связанных с переменными, упомянутыми выше, назначается риск. Таким образом, присвоенный риск является зависимой переменной линейной регрессии, а остальные пять переменных (направление деятельности; срок присутствия в отрасли; наличие имущества; цели финансовых операций; средняя выручка) являются независимыми переменными.

Уравнение, рассчитанное для регрессивной модели для юридических лиц, имеет следующий вид:

$$\text{РНК}_{\text{юл}} = 0,2147 \cdot b_1 + 0,6241 \cdot b_2 + 0,5412 \cdot b_3 + 0,7124 \cdot b_4 + 0,1274 \cdot b_5,$$

где b_1 – направление деятельности; b_2 – срок присутствия в отрасли; b_3 – наличие имущества; b_4 – цели финансовых операций; b_5 – средняя выручка.

Получены весьма приемлемые результаты, что видно по параметрам R^2 и t-Stat. R^2 имел значение 0,8957, и это означает, что переменные, используемые для расчета модели чувствительности для юридических лиц, объясняют около 89,6% достигнутого уровня риска. Также значения T-stat показывают, что переменные значимы для доверительного интервала 95% и имеют следующий вид: b_1 – 21,24; b_2 – 56,24; b_3 – 46,21; b_4 – 12,45; b_5 – 8,45, т. е. наиболее значимыми переменными являются срок присутствия в отрасли и наличие имущества. Распре-

деление результатов регрессивной модели для юридических лиц для выбранной выборки представлено на рисунке 3, Ожидаемый процент плохих случаев со-

ставляет 4% с учетом характеристик юридических лиц, существующих в базе данных.

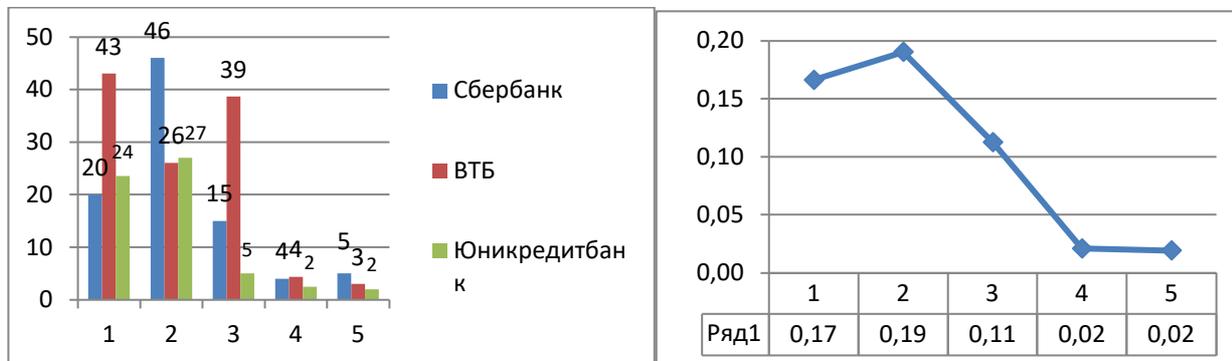


Рис. 3. Распределение результатов регрессивной модели для юридических лиц

Выводы

Таким образом, расчеты показали, что доля «плохих» клиентов при первоначальном анализе не превышает 5% у физических лиц и 4% – у юридических лиц, которые будут отсеяны. Далее банку необходимо при работе с клиентами, при переводе их из статуса новых в действующие следует «просеивать» информацию для выявления подозрительных операций и клиентов, их совершающих.

Для оценки рисков поведения действующих клиентов при отмывании денег банк применяет поведенческие модели, построенные на анализе операций в сочетании с изучением данных клиентов юридических и физических лиц для оценки риска отмывания денег на основании рекомендаций Банка России, Росфинмониторинга и внутреннего мониторинга. Для оценки юридических лиц в модели используются такие показатели, как уровень налоговой нагрузки, структура платежей в разрезе хозяйственной деятельности, параметры отдельных операций, среднемесячные обороты по счету, длительность обслуживания в банке, основные контрагенты, количество выявленных случаев нарушений при проведении операций, количество выявленных случаев недостоверности финансовой от-

чётности, объем операций с неподтвержденными источниками происхождения средств. Для оценки физических лиц используются такие показатели, как структура операций, неподтвержденные перечисления средств, обналичивание денежных средств, несоответствие оборотов по счету налоговым отчислениям, возраст клиента, длительность обслуживания в банке.

Для оценки было проанализировано 480 физических лиц и 460 юридических лиц. При выборе параметров определяется их статистическая значимость, а также их вклад в финальную модель. Специфика построенной модели состоит в том, что она определяет общие тренды, а не выявляет отдельные типы или схемы движения денег, т. е. результатом данной модели являются маркеры, показывающие подозрительное поведение по совокупности параметров вероятных клиентов, осуществляющих операции по отмыванию денег. На основании уровня риска и профиля клиента выявляются пять групп рискованных клиентов по признакам вероятного отмывания средств.

Крайне важно регулярно проверять качество работы модели и при необходимости ее перестраивать, т. к. недобросовестные клиенты постоянно находят новые способы. В среднем уровень риска

отмывания денег физическими лицами ниже, чем для юридических лиц, однако в абсолютном выражении данный сегмент содержит значительное количество участников, вовлеченных в противоправные схемы в целях отмывания денег.

При создании модели использовалась методология градиентного бустинга на основе древа решений. Учитывая, что со стороны надзорных органов все больше внимания уделяется выработке у банков способностей заранее предотвращать подозрительные операции, то это требует от кредитной организации разработки набора различных инструментов, позволяющих с высоким уровнем вероятностью выявлять проведение сомнительных операций клиентом и предотвращать их проведение в банке. Необходимо отметить, что применяемые индикаторы основаны на рекомендациях

Банка России, Росфинмониторинга и внутренней статистике. Использование все более сложных схем со стороны клиентов по отмыванию денег требует от банка усовершенствования прогностических моделей, количества и качества исходных данных. Кроме того, все модели нуждаются в регулярном мониторинге и обновлении, чтобы учесть изменения в поведении клиентов, экономической ситуации в стране и, конечно, информации от Росфинмониторинга и Банка России. В рамках внутреннего мониторинга банк должен ежемесячно оценивать и пересматривать качество своих моделей. Кроме регулярных обновлений моделей, банки должны обеспечить поиск и анализ новых источников данных, более детальную оценку связей клиента, переход к цифровым инструментам контроля и роботизации процессов.

Список литературы

1. Ефремова Ю. С. Направления совершенствования системы рискориентированного внутреннего контроля в российских кредитных организациях // Финансы и кредит. 2020. Т. 26, № 1. С. 142-154.
2. Becker G. S. Crime and Punishment: An Economic Approach // Journal of Political Economy. 1974. Vol. 0-87014-263-1. P. 1-54.
3. Masciandro D. Money Laundering Regulation: The Microeconomics // Journal of Money Laundering Control. 1998. Vol. 2. P. 49-58.
4. Сергеева В. А., Соколов А. С., Федоров Н. М. Риск ОД/ФТ в банковской сфере и значение цифровых технологий для его снижения // Система ПОД/ФТ в глобальном мире: риски и угрозы мировой экономики: сборник тезисов докладов участников V Международной научно-практической конференции Международного сетевого института в сфере ПОД/ФТ. М.: Российский экономический университет им. Г. В. Плеханова, 2020. С. 155.
5. Юголайнина Е. О. Дискуссионные вопросы привлечения кредитных организаций к ответственности за нарушения банковского законодательства // Молодой ученый. 2017. № 7 (141). С. 379-382.
6. Aven T. Risk Analysis. Wiley, 2008.
7. Pellegrina L., Masciandro D. The Risk-Based Approach in the New European Anti-Money Laundering Legislation: A Law and Economics View // Review of Law & Economics. 2008. Vol. 5. P. 931-952.
8. Stancu I., Rece D. The Relationship between Economic Growth and Money Laundering – a Linear Regression Model // Theoretical and Applied Economics. 2009. P. 3-8.
9. Евлахова Ю. С., Галали Р. Дж. А. Банковские риски как индикаторы вовлечения в процессы легализации преступных доходов и финансирования терроризма // Банковские услуги. 2021. № 1. С. 11-17.
10. The Wolfsberg Group. Wolfsberg Standards. URL: <http://www.wolfsbergprinciples.com/> (дата обращения: 10.10.2021).

11. Exploring Data Mining Technologies as Tools to Investigate Money Laundering / R. C. Watkins, K. M. Reynolds, R. F. DeMara, M. Georgiopoulos, A. J. Gonzalez, R. Eaglin // *Journal of Policing Practice and Research: An International Journal*. 2003. P. 163 – 178.
12. Мозгов Е. А., Першина О. О. Риски отмывания доходов и финансирования терроризма, связанные с пандемией COVID-19, и меры реагирования: российский и зарубежный опыт // *Финансовая безопасность*. 2020. № 27. С. 11-12.
13. Kannan S., Somasundaram K. Selection of optimal mining algorithm for outlier detection – An efficient method to predict/detect money laundering crime in finance industry // *Elysium Journal*. 2014. Vol. 1. P. 1-13.
14. An investigation into Data Mining approaches for Anti Money Laundering / N. Le Khac, S. Markos, M. O'Neill, A. Brabazon, M. Kechadi // *Materials of International Conference on Computer Engineering and Applications*. Singapore, 2009.
15. Курьянов А. М. Обратная связь как механизм повышения качества информирования о подозрительных операциях // *Финансовая безопасность*. 2020. № 26. С. 35.
16. Trevor Hastir R. T. J. F. *The Elements of Statistical Learning in Data Mining: Inference and Prediction*. 2nd ed. Springer, 2009. P. 587-597.
17. Долгополов А. Концепции оценки риска вовлеченности клиентов банка в схемы по отмыванию денег // *РИСК: ресурсы, информация, снабжение, конкуренция*. 2017. № 1. С. 184-187.
18. Галали Р. Дж. А. Система мониторинга банковских рисков вовлечения в легализацию преступных доходов и финансирование терроризма в РФ // *Финансовая экономика*. 2020. № 5. С. 24-28.
19. Евлахова Ю. С. Развитие методологических подходов к оценке риска отмывания денег и финансирования терроризма в банковском секторе РФ // *Финансы и кредит*. 2016. № 19. С. 12-25.
20. Магомедов Ш. М., Каратаев М. В. Модель оценки эффективности системы финансового мониторинга коммерческого банка // *Вестник образования и развития науки Российской академии естественных наук*. 2017. № 1. С. 38-43.

References

1. Efremova Yu.S. Napravleniya sovershenstvovaniya sistemy riskorientirovannogo vnutrennego kontrolya v rossiiskikh kreditnykh organizatsiyakh [Directions for improving the system of risk-oriented internal control in Russian credit institutions]. *Finansy i kredit = Finance and Credit*, 2020, vol. 26, no. 1, pp. 142-154.
2. Becker G. S. Crime and Punishment: An Economic Approach. *Journal of Political Economy*, 1974, vol. 0-87014-263-1, pp. 1-54.
3. Masciandro D. Money Laundering Regulation: The Microeconomics. *Journal of Money Laundering Control*, 1998, vol. 2, pp. 49-58.
4. Sergeeva V. A., Sokolov A. S., Fedorov N. M. [ML/TF risk in the banking sector and the importance of digital technologies to reduce it]. Sistema POD/FT v global'nom mire: riski i угрозы mirovoi ekonomiki. Sbornik tezisov dokladov uchastnikov V Mezhdunarodnoi nauchno-prakticheskoi konferentsii Mezhdunarodnogo setevogo instituta v sfere POD/FT [The AML/CFT System in the Global World: Risks and Threats of the World Economy. A Collection of Abstracts of the Reports of the Participants of the V International Scientific and Practical Conference of the International AML/CFT Network Institute]. Moscow, Plekhanov Russian University of Economics, 2020, p. 155. (In Russ.)
5. Yugolaynina E. O. Diskussionnye voprosy privlecheniya kreditnykh organizatsii k otvetstvennosti za narusheniya bankovskogo zakonodatel'stva [Disputable issues of holding credit institutions liable for violations of banking legislation]. *Molodoi uchenyi = Young Scientist*, 2017, no. 7 (141), pp. 379-382.
6. Aven T. *Risk Analysis*. Wiley, 2008.
7. Pellegrina L., Masciandro D. The Risk-Based Approach in the New European Anti-Money Laundering Legislation: A Law and Economics View. *Review of Law & Economics*, 2008, vol. 5, pp. 931-952.
8. Stancu I., Rece D. The Relationship between Economic Growth and Money Laundering – a Linear Regression Model. *Theoretical and Applied Economics*, 2009, pp. 3-8.

9. Evlakhova Yu. S., Galali R. J. A. Bankovskie riski kak indikatory вовлечения в процессы легализации преступных доходов и финансирования терроризма [Banking risks as indicators of involvement in the processes of money laundering and terrorist financing]. *Bankovskie uslugi = Banking Services*, 2021, no. 1, pp. 11-17.
10. The Wolfsberg Group. Wolfsberg Standards. Available at: <http://www.wolfsbergprinciples.com/>. (accessed 10.10.2021)
11. Watkins R. C., Reynolds K. M., DeMara R. F., Georgiopoulos M., Gonzalez A. J., Eaglin R. Exploring Data Mining Technologies as Tools to Investigate Money Laundering. *Journal of Policing Practice and Research: An International Journal*, 2003, pp. 163–178.
12. Mozgov E. A., Pershina O. O. Riski otmyvaniya dokhodov i finansirovaniya terrorizma, svyazannye s pandemiei COVID-19, i mery reagirovaniya: rossiiskii i zarubezhnyi opyt [Risks of money laundering and terrorist financing associated with the COVID-19 pandemic and response measures: Russian and foreign experience]. *Finansovaya bezopasnost' = Financial Security*, 2020, no. 27, pp. 11-12.
13. Kannan S., Somasundaram K. Selection of optimal mining algorithm for outlier detection – An efficient method to predict/detect money laundering crime in finance industry. *Elysium Journal*, 2014, vol. 1, pp. 1-13.
14. Le Khac N., Markos S., O'Neill M., Brabazon A., Kechadi M. An investigation into Data Mining approaches for Anti Money Laundering. Materials of International Conference on Computer Engineering and Applications. Singapore, 2009.
15. Kuryanov A. M. Obratnaya svyaz' kak mekhanizm povysheniya kachestva informirovaniya o podozritel'nykh operatsiyakh [Feedback as a mechanism for improving the quality of informing about suspicious transactions]. *Finansovaya bezopasnost' = Financial Security*, 2020, no. 26, p. 35.
16. Trevor Hastir R. T. J. F. The Elements of Statistical Learning in Data Mining: Inference and Prediction. 2nd ed. Springer, 2009, pp. 587-597.
17. Dolgoplov A. Kontseptsii otsenki riska вовлеченности клиентов банка в схемы по отмыванию денег [Risk assessment concepts for the involvement of bank customers in money laundering schemes]. *RISK: resursy, informatsiya, snabzhenie, konkurentsya = RISK: Resources, Information, Supply, Competition*, 2017, no. 1, pp. 184-187.
18. Galali R. J. A. Sistema monitoringa bankovskikh riskov вовлечения в легализацию преступных доходов и финансирование терроризма в РФ [System for monitoring banking risks of involvement in money laundering and financing of terrorism in the Russian Federation]. *Finansovaya ekonomika = Financial Economics*, 2020, no. 5, pp. 24-28.
19. Evlakhova Yu.S. Razvitie metodologicheskikh podkhodov k otsenke riska otmyvaniya deneg i finansirovaniya terrorizma v bankovskom sektore RF [Development of methodological approaches to assessing the risk of money laundering and terrorist financing in the banking sector of the Russian Federation]. *Finansy i kredit = Finance and Credit*, 2016, no. 19, pp. 12-25.
20. Magomedov Sh. M., Karataev M. V. Model' otsenki effektivnosti sistemy finansovogo monitoringa kommercheskogo banka [Model for evaluating the effectiveness of the financial monitoring system of a commercial bank]. *Vestnik obrazovaniya i razvitiya nauki Rossiiskoi akademii estestvennykh nauk = Bulletin of Education and Development of Science of the Russian Academy of Natural Sciences*, 2017, no. 1, pp. 38-43.

Информация об авторе / Information about the Author

Воронин Иван Анатольевич, аспирант кафедры финансов и кредита, Северо-Кавказский федеральный университет, г. Ставрополь, Российская Федерация, e-mail: vor0nin.i.a@yandex.ru

Ivan A. Voronin, Post-Graduate Student of the Department of Finance and Credit, North Caucasus Federal University, Stavropol, Russian Federation, e-mail: vor0nin.i.a@yandex.ru