

DOI: 10.26794/2587-5671-2019-23-1-79-95

УДК 336.7(045)

JEL E58, G21, C53

## Аналитические методы оценки и прогнозирования финансового состояния кредитных организаций

Ю.М. Бекетнова

Финансовый университет, Москва, Россия

<https://orcid.org/0000-0002-1005-6265>

### АННОТАЦИЯ

Цель статьи – предложить новый подход к оценке и прогнозированию финансового состояния кредитных организаций и раннему выявлению тех из них, которые имеют высокие риски отзыва лицензии. Методом главных компонент факторного анализа найден интегральный показатель благонадежности кредитных организаций. Проведена кластеризация кредитных организаций методом *k*-средних. Установлено, что действующие кредитные организации, находящиеся на относительно малом евклидовом расстоянии от математического ожидания кредитных организаций, ликвидированных в заданный момент времени, несут потенциальные риски вовлечения в противоправную деятельность, отмывание денег и финансирование терроризма. Построены регрессионные модели, позволяющие по характеру изменения интегрального показателя благонадежности прогнозировать ухудшение состояния кредитных организаций. Автор делает вывод, что приведенный подход позволяет выявлять потенциально проблемные кредитные организации, требующие принятия соответствующих мер со стороны Центрального банка Российской Федерации при осуществлении им функций пруденциального надзора.

**Ключевые слова:** кредитные организации; финансовое состояние; метод главных компонент; прогнозные модели; противодействие отмыванию преступных доходов; Центральный банк Российской Федерации; пруденциальный надзор

**Для цитирования:** Бекетнова Ю.М. Аналитические методы оценки и прогнозирования финансового состояния кредитных организаций. *Финансы: теория и практика*. 2019;23(1):79-95. DOI: 10.26794/2587-5671-2019-23-1-79-95

## Analytical Methods for Assessing and Forecasting Financial Standing of Credit Institutions

Y.M. Beketnova

Financial University, Moscow, Russia

<https://orcid.org/0000-0002-1005-6265>

### ABSTRACT

The objective of the article is to propose a new approach to assessing and forecasting financial condition of credit institutions and to early detection of those that have high risks of license revocation. An integrated reliability index of credit institutions has been revealed by the method of the main components of the factor analysis. Credit institutions have been clustered by means of the *k*-average method. It has been established that acting credit institutions at a relatively small Euclidean distance from the mathematical expectation of credit institutions, liquidated at a given moment of time, bear potential risks of engaging in illegal activities, money laundering and terrorist financing. Constructed regression models allow forecasting deterioration of credit institutions by the nature of the change in the integrated reliability index. The author concludes that this approach makes it possible to identify potentially problematic credit institutions requiring appropriate measures from the Central Bank of the Russian Federation through prudential supervision functions.

**Keywords:** credit institutions; financial standing; method of the main components; predictive models; anti-money laundering; Central Bank of the Russian Federation; prudential supervision

**For citation:** Beketnova Y.M. Analytical methods for assessing and forecasting financial standing of credit institutions. *Finansy: teoriya i praktika = Finance: Theory and Practice*. 2018;23(1):79-95. (In Russ.). DOI: 10.26794/2587-5671-2018-23-1-79-95

## ВВЕДЕНИЕ

После принятия Федерального закона от 23.07.2013 № 251-ФЗ «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» Банку России был придан статус мегарегулятора финансового рынка страны с 1 сентября 2013 г. Одной из задач, стоящих перед Центральным банком Российской Федерации, является укрепление и оздоровление банковского сектора страны, предотвращение формирования и накопления системных рисков в финансовой сфере, появления новых «пузырей» и перегрева в отдельных сегментах рынка.

Субъекты первичного финансового мониторинга в Российской Федерации определены в ст. 5 Федерального закона от 07.08.2001 № 115-ФЗ «О противодействии легализации (отмыванию) доходов, полученных преступным путем, и финансированию терроризма». К ним относятся организации, осуществляющие операции с денежными средствами и иным имуществом, а также иные лица, чьи права и обязанности в сфере противодействия легализации преступных доходов и финансированию терроризма установлены ст. 7 115-ФЗ.

Субъекты ст. 5 Федерального закона № 115-ФЗ составляют фундамент национальной системы противодействия легализации преступных доходов и финансированию терроризма.

Организации, чья профессиональная деятельность связана с проведением операций с денежными средствами и иным имуществом, от имени или по поручению клиента также являются основными субъектами первичного финансового мониторинга в Российской Федерации.

Организации, осуществляющие операции с денежными средствами или иным имуществом, перечислены в ст. 5 Федерального закона от 07.08.2001 № 115-ФЗ.

Банки обслуживают в качестве своих клиентов, в том числе, финансовые и нефинансовые учреждения, представляя собой особую категорию финансовых учреждений. Кредитные организации осуществляют почти все виды финансовой деятельности. В связи с этим кредитные организации занимают особое место в системе финансового мониторинга.

Однако вовлеченность кредитных организаций в противоправную деятельность, создание и организация работы схем по отмыванию денежных средств, оказанию теневого финансового услуг с использованием банковской инфраструктуры являются

серьезной проблемой, создающей высокие риски финансовой безопасности государства.

По мнению экспертов, в кризис может увеличиться количество кредитных организаций, занимающихся выводом капитала из России, нарушающих положения Федерального закона от 07.08.2001 № 115-ФЗ «О противодействии легализации (отмыванию) доходов, полученных преступным путем, и финансированию терроризма» [1].

Данную проблему не устранить без комплексного подхода, кооперации Центрального банка, крупнейших кредитных организаций и государственных структур, таких как Росфинмониторинг, МВД России, ФСБ России, предполагающей организацию системного противодействия рискам и угрозам использования банковской системы страны в противоправных целях.

## АНАЛИЗ ПОДХОДОВ К ДИАГНОСТИКЕ КРЕДИТНЫХ ОРГАНИЗАЦИЙ

Отзыв лицензии банка является крайней мерой воздействия, так как не только создает дополнительную нагрузку на бюджет страны, но и может способствовать увеличению социальной напряженности. Таким образом, крайне важно иметь не только текущую оценку состояния кредитной организации, но и его прогнозных значений. Получение прогноза финансового состояния банка необходимо для своевременного принятия соответствующих управленческих решений, перераспределения человеческих и иных ресурсов.

В настоящее время для диагностики финансового состояния кредитной организации требуется изучение, систематизация и обработка большого объема информации, основную часть которой составляет официальная банковская отчетность<sup>1</sup>. Однако полученные результаты не всегда в полной мере доступны и наглядно могут охарактеризовать финансовую безопасность банка по причине громоздкости и порой неочевидности алгоритмов расчета показателей. Предотвратить такие негативные ситуации и увеличить скорость реакции на изменения внешней среды, что, в свою очередь, определяет успех в управлении, позволяет использование специального математического инструментария. По причине своей малой (по сравнению с другими методами, способами и механизмами) материалоемкости он является основным элементом системы поддержки принятия решений. Кроме того, специальный математический инструмента-

<sup>1</sup> Сайт Центрального банка РФ. URL: <https://www.cbr.ru/> (дата обращения: 30.09.2018).

рий дает возможность подготовить и провести многочисленные эксперименты сравнительно быстро.

Аналитики Банка России, рейтинговые агентства при анализе деятельности кредитных организаций руководствуются целым рядом признаков и критериев [2]. Характерно, что подобные оценки могут носить субъективный, политизированный характер. Изучение подходов методов свертки и скаляризации векторов позволяет сделать вывод о перспективности метода главных компонент факторного анализа [3–5].

Применение метода главных компонент факторного анализа позволило синтезировать интегральные оценки кредитных организаций, указывающие на ухудшение финансового состояния банка, как правило, предшествующее отзыву лицензии.

Базельский комитет по банковскому надзору выделяет пул рисков для кредитных организаций, которые не осуществляют должной проверки своих клиентов в целях противодействия легализации преступных доходов:

- ущерб репутации банка;
- ухудшение финансового положения банка;
- правовые последствия;
- концентрация невозвратных кредитов<sup>2</sup>.

Перечисленные риски тесно связаны друг с другом, а их наложение может привести к отрицательным последствиям.

Риск потери репутации заключается в том, что добросовестные клиенты, крупный бизнес не захотят продолжать деловые отношения с банком, подозревающимся или обвиняемым в отмывании денег или финансировании терроризма, поддерживающим связи с преступным сообществом.

Риск ухудшения финансового положения банка связан с возможностью возникновения прямых или косвенных убытков по причине нарушения закономерностей устройства внутренних процессов, неэффективностью работы систем и персонала или вмешательством внешних факторов. Подозрения клиентов кредитной организации в несостоятельности менеджмента операционными рисками также могут серьезно повредить деловой репутации банка.

Негативные правовые последствия могут выражаться в обращении судебных взысканий к кредитной организации, наложении штрафов, запрете осуществлять операционную деятельность, что приведет к ухудшению финансового положения или даже прекращению ее деятельности.

Концентрация кредитов может привести к убыткам от отдельных групп заемщиков или группы

связанных заемщиков при указании недостоверной информации о соответствующих клиентах банка. Концентрация «плохих» кредитов может привести к снижению ликвидности банка в случае единовременного изъятия средств крупными вкладчиками, что характерно при отмывании денег.

Другие финансовые организации, такие как страховые компании, инвестиционные фонды, операторы рынка ценных бумаг — также подвержены перечисленным рискам, связанным с легализацией преступных доходов.

На основании ст. 57 Федерального закона от 10.07.02 № 86-ФЗ «О Центральном банке Российской Федерации» Банком России установлен ряд отчетных форм для кредитных организаций, для предоставления сведений на регулярной основе.

### ПРИМЕНЕНИЕ МЕТОДОВ КЛАСТЕРИЗАЦИИ ДЛЯ АНАЛИЗА СОСТОЯНИЯ КРЕДИТНЫХ ОРГАНИЗАЦИЙ

Для анализа банковской финансовой деятельности отчетная форма № 101 является самой информативной. Она содержит информацию об объемах и структурных показателях требований и обязательств банка, в ней отражаются результаты проведенных банковских операций за отчетный период. Публикуется она ежемесячно. В *табл. 1* представлен фрагмент исходных данных.

Банковская сфера подлежит мониторингу со стороны надзорных органов государственной власти. Количество банков в России очень велико, поэтому требуется применение риск-ориентированного подхода для выявления наиболее подверженных злоупотреблениям субъектов<sup>3</sup>. Дистанционный мониторинг, анализ состояния банков позволяют формировать «группы риска», т.е. банки, потенциально подверженные негативным проявлениям. Так называемые «системы раннего предупреждения» (*Early Warning Systems, EWS*) — или дистанционные методы мониторинга — не могут дать однозначного ответа: является ли тот или иной банк вовлеченным в противоправную деятельность или нет. В то же время они существенно сокращают расходы органов надзора, которые в первую очередь будут проверять банки, оказавшиеся в группе риска по результатам дистанционного обследования. Это приведет к по-

<sup>2</sup> Basel Committee on Banking Supervision. Customer due diligence for Banks. 2001;(3):4–15.

<sup>3</sup> ФАТФ, Международные стандарты по противодействию отмыванию денег, финансированию терроризма и финансированию распространения оружия массового уничтожения. ФАТФ. 2012:3–32.

Фрагмент исходных данных / Fragment of source data

Наименование банка / Name of the bank	Reg. № / Reg. №	БИК / BIC	ФО / FD	Сотня по активам / a hundred by assets	Включен в перечень системно значимых банков / Included in the list of systemically important banks	Стратегически важные банки / Strategic banks	Количество клиентов – участников операций месяца / The number of customers participating in the operations of the month	...
Альтернатива	3452	044525115	ЦФО	7	0	0	3	...
Альфа-Банк	1326	044525593	ЦФО	1	1	1	35 457	...
Америкэн Экспресс Банк	3460	044525717	ЦФО	5	0	0	1	...
Анелик РУ	3443	044583616	ЦФО	7	0	0	12	...
Анкор Банк	889	049209778	ПФО	3	0	0	17	...
АО «Банк Зенит Сочи»	232	040096717	ЮФО	4	0	0	126	...
...	...	...	...	...	...	...	...	...

Источник / Source: сайт Центрального банка РФ. URL: <https://www.cbr.ru/> (дата обращения: 30.07.2018) / the website of the Central Bank of the Russian Federation. URL: <https://www.cbr.ru/> (accessed on 30.07.2018).

вышению эффективности банковского надзора, повышению стабильности кредитно-финансовой системы страны [7].

Выделяют следующие подходы к предиктивному анализу кредитных организаций. Во-первых, прогнозирование надежности банка на основе анализа исторических данных других аналогичных банков, у которых была отозвана лицензия. В этом случае могут быть применены модели бинарного выбора.

Во-вторых, использование рейтингов кредитных организаций, составляемых рейтинговыми агентствами. В этом случае прогнозная модель будет отражать мнение экспертов рейтингового агентства.

В-третьих, прогнозирование надежности банка на основе анализа процентных ставок, например процентных ставок по депозитам физических лиц. Вкладчики ожидают от банков с рискованной финансовой политикой более высокие процентные ставки, которые, в свою очередь, могут служить сигналом об избыточном риске финансовой политики банка.

И, в-четвертых, прогнозирование надежности банка на основе оценок его технической эффективности. Ряд исследований в области эконометрики связывают техническую эффективность (или точнее, эффективность по издержкам) кредитной организации с ее надежностью.

При решении задачи рейтингования кредитных организаций приходится сравнивать объекты, заданные упорядоченными наборами признаков (векторами), для которых отношение «больше – меньше» не определено. Эта неопределенность носит фундаментальный характер и для преодоления требует изыскания и синтеза адекватных интегральных скалярных характеристик объектов векторной природы. Одно из перспективных направлений разрешения этой проблемы может быть реализовано на основе метода главных компонент факторного анализа [8].

Каждый объект финансовой системы характеризуется большим количеством стохастически связанных признаков, поэтому для решения достаточно сложных задач классификации объектов применяют кластерный анализ.

Кластерный анализ позволяет разбивать множество исследуемых объектов и их признаков на однородные группы, или кластеры. При этом решается задача классификации данных, происходит выявление в ней соответствующей структуры.

Информацию о классифицируемых объектах представим в виде матрицы  $X$  типа «объект – свойство» (1):



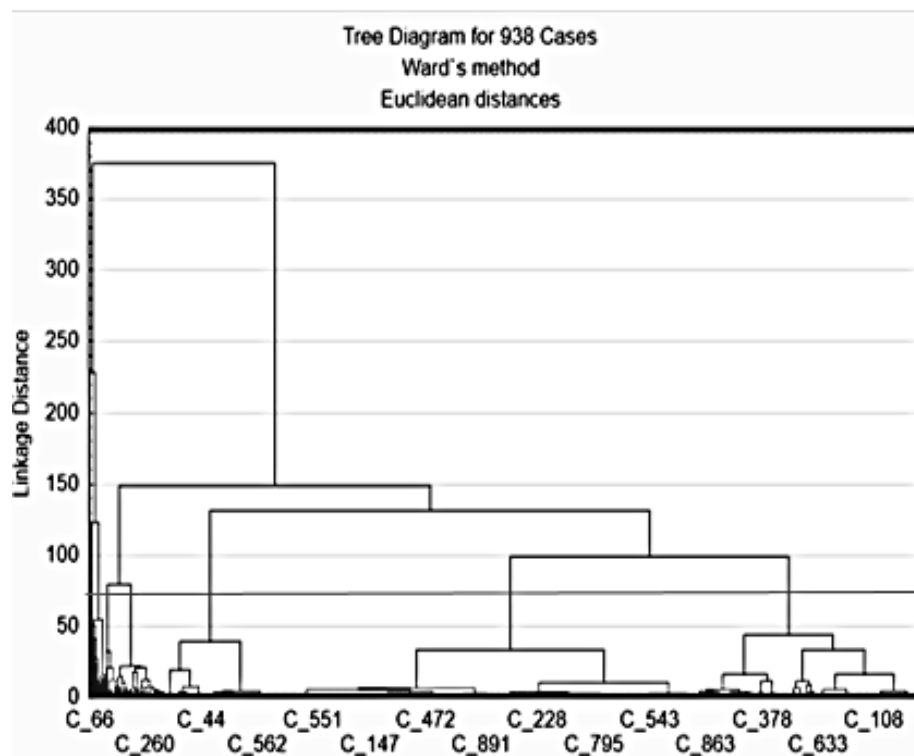


Рис. 1 / Fig. 1. Дендрограмма по методу Уорда / Ward Dendrogram

Источник / Source: составлено и рассчитано автором на основании данных, приведенных в табл. 1 / compiled and calculated by the author on the basis of the data given in table 1.

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

где  $x_{ij}$  — значение  $j$ -го признака на  $i$ -м объекте наблюдения.

В качестве метрики выберем евклидово расстояние между объектами, которое рассчитывается по формуле (2):

$$d_E(O_i, O_j) = \sqrt{\sum_{l=1}^k (x_{il} - x_{jl})^2}. \quad (2)$$

Визуальное или экспертное обследование не всегда дают положительный результат, особенно при большом объеме исследуемых данных. На помощь приходят методы кластеризации, которые необходимы для обнаружения структуры в данных.

Применим метод  $k$ -средних. Для того чтобы найти количество кластеров для первоначально разбиения имеющейся совокупности данных, применим метод Уорда и получим вертикальную дендрограмму (рис. 1).

Пусть дан вектор  $X = (X_1, X_2, \dots, X_k)^T$ . Так как исходные признаки отличаются масштабом измерений, то центрируем и нормируем их.

Требуется снизить размерность признакового пространства до  $m$  признаков ( $m < k$ ).

Линейная модель факторного анализа имеет вид (3):

$$x_i = a_{i1}f_1 + a_{i2}f_2 + \dots + a_{im}f_m + d_i v_i \quad i = \overline{1, k}, \quad (3)$$

где  $f_r$  —  $r$ -й общий фактор,  $r = \overline{1, k}$ ;  $v_i$  —  $i$ -й характерный фактор;  $a_{ir}$  — весовой коэффициент, или коэффициент весовой нагрузки  $i$ -го признака на  $r$ -м общем факторе;  $d_i$  — весовой коэффициент  $i$ -го признака на  $i$ -м характерном факторе.

При применении метода главных компонент (МГК) было выделено два фактора, это позволяет представить кластеры банков графически на декартовой плоскости.

При анализе данных при помощи метода главных компонент важнейшее значение имеет интерпретация полученных результатов.

На основе корреляционной матрицы признаков, характеризующих кредитные организации, получены дисперсии первых пяти главных компонент, а также коэффициенты корреляции признаков бан-

## Корреляционная матрица признаков / Correlation matrix of features

№ показателя / Indicator №	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12
1	1											
2	0,0119	1										
3	-0,5658	-0,0008	1									
4	<b>0,7705</b>	0,0304	-0,3922	1								
5	-0,4573	0,0013	<b>0,9840</b>	-0,3313	1							
6	-0,5375	0,0152	<b>0,8490</b>	-0,2714	<b>0,8456</b>	1						
7	-0,0233	-0,0934	0,0334	-0,0335	0,0305	0,0067	1					
8	-0,0110	-0,0032	0,0025	-0,0328	0,0106	0,0313	0,3001	1				
9	-0,0011	-0,0648	0,0027	-0,0130	0,0003	0,0262	0,0999	0,4773	1			
10	0,0010	-0,0003	-0,0021	0,0014	-0,0018	0,0003	-0,0023	0,0088	0,0095	1		
11	-0,4687	0,0005	<b>0,9739</b>	-0,3199	<b>0,9726</b>	<b>0,7944</b>	0,0350	-0,0061	-0,0039	-0,0025	1	
12	-0,0077	-0,1004	0,0028	-0,0242	0,0032	0,0257	0,5716	<b>0,7114</b>	<b>0,8236</b>	0,0086	-0,0069	1

Источник / Source: составлено и рассчитано автором на основании данных, приведенных в табл. 1 / compiled and calculated by the author on the basis of the data given in table 1.

ков с главными компонентами — внутренними факторами [18–20].

В ходе исследования признакового пространства анализируемых многомерных объектов были выбраны наиболее информативные показатели с минимальной внутригрупповой корреляцией и их производные:

- активы;
- прирост активов по сравнению с предыдущим периодом;
- капитал;
- прирост капитала по сравнению с предыдущим периодом;
- кредиты предприятиям и организациям;
- потребительские кредиты;
- ценные бумаги;
- оборот средств в банкоматах;
- вклады физических лиц;
- прирост вкладов физических лиц по сравнению с предыдущим периодом;
- средства предприятий и организаций;
- прирост средств предприятий и организаций по сравнению с предыдущим периодом [9].

В табл. 2 представлена корреляционная матрица между признаками, которая является всегда симметричной. Диагональные элементы этой матрицы — единицы. Она может использоваться для оценки взаимосвязи между признаками и объектами. Как видно из табл. 2, некоторые показатели коррелируют между собой. Сильно коррелирующие показатели обозначены полужирным курсивом. Такие показатели, как «Капитал», «Кредиты предприятиям и организациям», «Средства предприятий и организаций», имеют

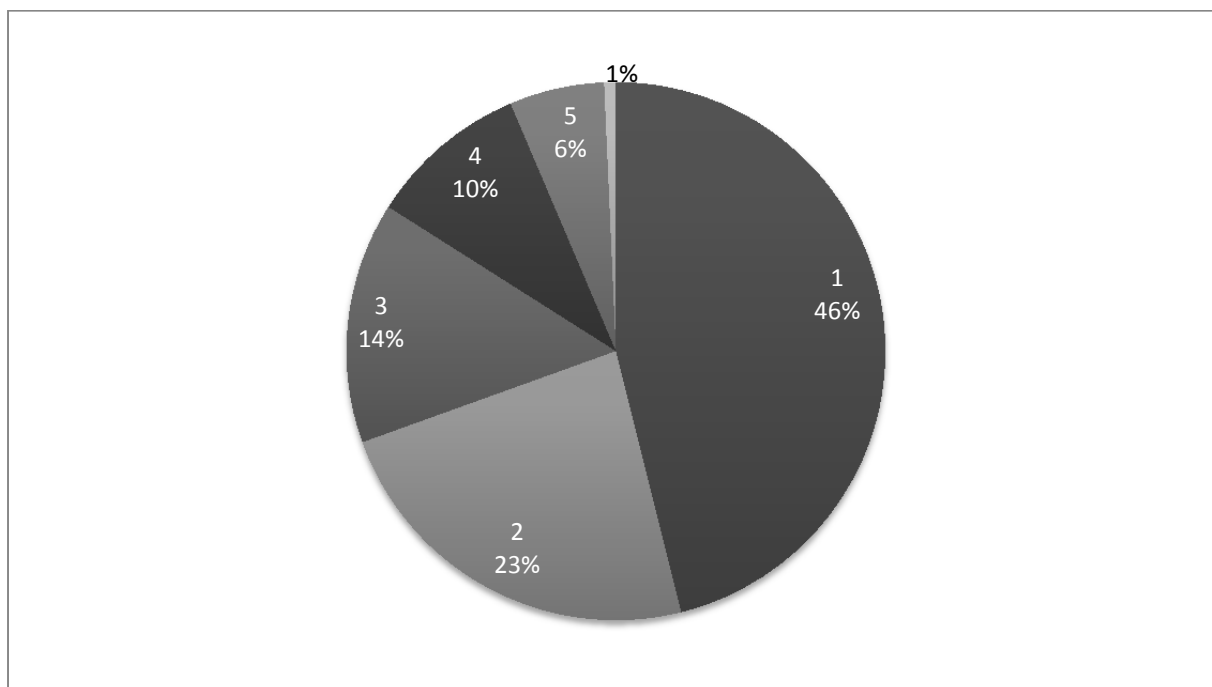
высокие коэффициенты корреляции, свыше 0,97. Такая взаимосвязь представляется весьма очевидной с точки зрения здравого смысла. Действительно, если кредитная организация активно сотрудничает с юридическими лицами в части привлечения заемных средств и процентного кредитования, то капитал растет вследствие наращивания денежной массы [10, 11].

Корреляция признаков указывает на то, что они не ортогональны. Хотя это иногда просматривается интуитивно, в данном случае на место субъективных оценок приходят точные объективные количественные оценки, которыми являются коэффициенты корреляции. Далее применим метод главных компонент факторного анализа.

На основе корреляционной матрицы признаков были получены дисперсии первых пяти главных компонент, а также коэффициенты корреляции признаков субъектов финансово-кредитного сектора с главными компонентами (внутренними факторами).

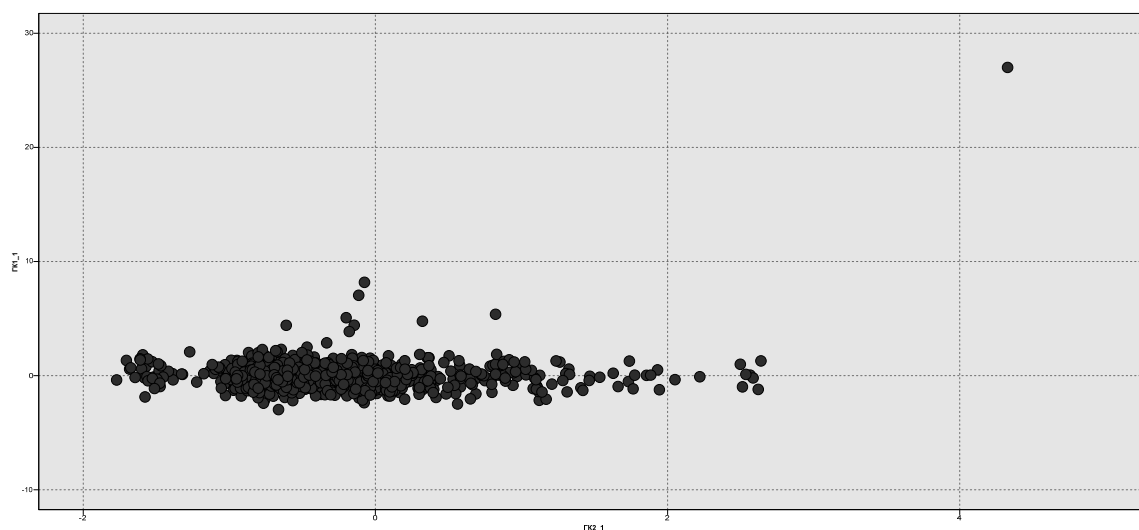
По диаграмме на рис. 2 видно, что первые три главных компоненты составляют 83% общей дисперсии.

Анализ весов и нагрузок найденных главных компонент, а также консультации с экспертами в области финансового мониторинга дают основание полагать, что ухудшение финансового состояния кредитной организации, предшествующее отзыву лицензии, отражает вторая главная компонента. Первая главная компонента отражает среднее значение входящих в расчет признаков, показывает величину банка и масштаб его инвестиционно-финансовой деятельности [12, 13].



**Рис. 2 / Fig. 2. Характеристика суммарного вклада ГК в общую дисперсию / Characteristics of the total contribution of the PC in the total variance**

*Источник / Source:* составлено и рассчитано автором на основании данных, приведенных в *табл. 1* / compiled and calculated by the author on the basis of the data given in *table 1*.



**Рис. 3 / Fig. 3. Распределение банков по первой и второй главным компонентам / Distribution of banks by the first and the second main components**

*Источник / Source:* составлено и рассчитано автором на основании данных, приведенных в *табл. 1* / compiled and calculated by the author on the basis of the data given in *table 1*.

По оси абсцисс отложим значения второй главной компоненты, а по оси ординат — первой главной компоненты для каждой кредитной организации. Банки окажутся размещенными в новых осях координат.

На *рис. 3* группа банков, расположенных в первом и четвертом квадрантах, представляет наибольший интерес. Это крупные (I) и небольшие (IV) кредит-

ные организации, имеющие высокий риск отзыва лицензий.

Распределение количества кредитных организаций по второй главной компоненте близко к нормальному (*рис. 4*).

В ходе исследования была построена диаграмма расстояния от дискретных значений факторов

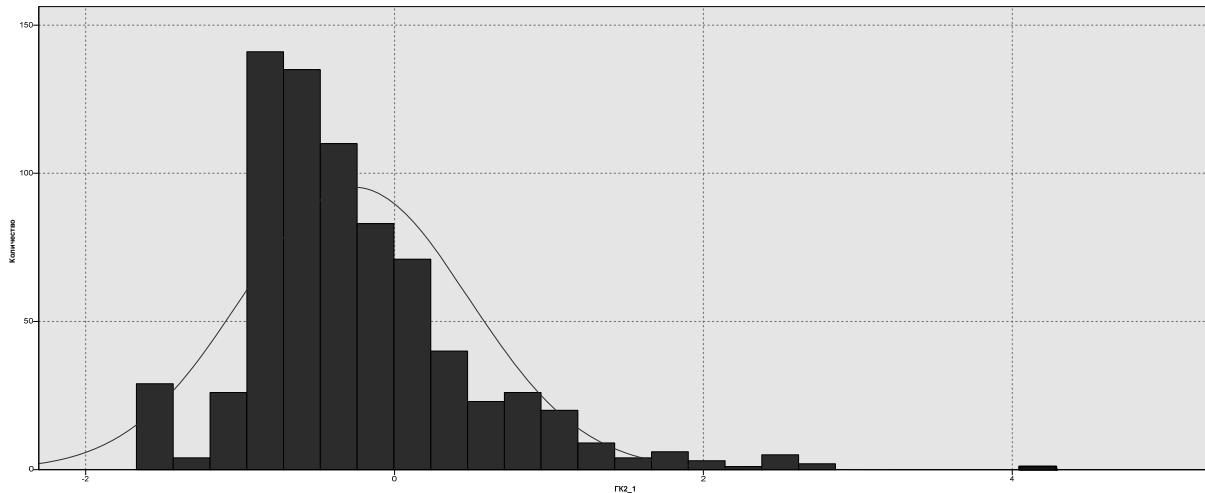


Рис. 4 / Fig. 4. Распределение количества банков по второй главной компоненте / Distribution of the number of banks by the second main component

Источник / Source: составлено и рассчитано автором на основании данных, приведенных в табл. 1 / compiled and calculated by the author on the basis of the data given in table 1.

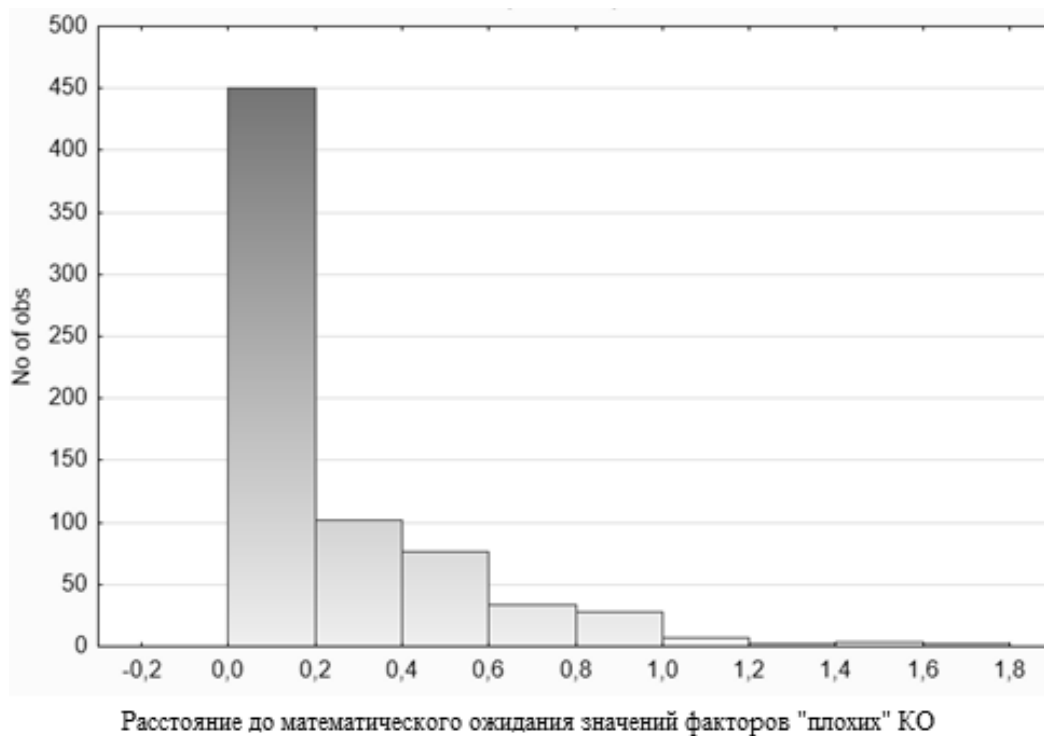


Рис. 5 / Fig. 5. Диаграмма расстояния 1 / Distance diagram 1

Источник / Source: составлено и рассчитано автором на основании данных, приведенных в табл. 1 / compiled and calculated by the author on the basis of the data given in table 1.

ликвидированных Банком России кредитных организаций до их математического ожидания. Рассматриваемое расстояние является сравнительно малым относительно аналогичного расстояния до значений факторов благонадежных банков, диаграммы приведены на рис. 5 и 6 соответственно.

Из рис. 5 и рис. 6 видно, что большая часть благонадежных банков лежит от математического ожидания ликвидированных на расстоянии в диапазоне от 0,0 до 0,25; что же касается расстояния от ликвидированных кредитных организаций до их математического ожидания, то в большинстве случаев оно лежит в диапазоне от 0,0 до 0,15.



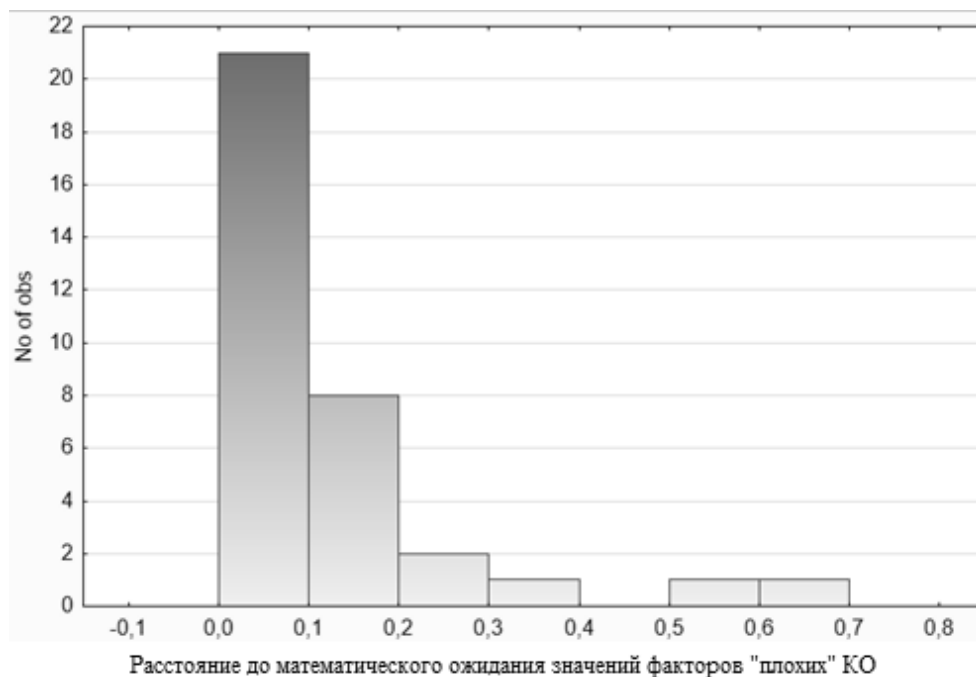


Рис. 6 / Fig. 6. Диаграмма расстояния 2 / Distance diagram 2

Источник / Source: составлено и рассчитано автором на основании данных, приведенных в табл. 1 / compiled and calculated by the author on the basis of the data given in table 1.

Установленный факт свидетельствует о том, что действующие кредитные организации, находящиеся на относительно малом евклидовом расстоянии от математического ожидания кредитных организаций, ликвидированных в заданный момент времени, несут потенциальные риски вовлечения в противоправную деятельность, отмывание денег и финансирование терроризма.

### ПРОГНОЗИРОВАНИЕ СОСТОЯНИЯ КРЕДИТНЫХ ОРГАНИЗАЦИЙ

Следующим этапом исследования кредитных организаций на благонадежность является анализ временных рядов. Прогнозирование изменения состояния банков будем проводить на основании свертки по второй главной компоненте, назовем ее интегральным показателем благонадежности банка.

В ходе анализа были построены различные модели временных рядов для 70 кредитных организаций — как действующих, так и с отозванной лицензией. Были рассмотрены такие модели, как АРСС, модели экспоненциального сглаживания — простая сезонная, модель Винтерса, модель Брауна, демпфированный тренд, модель Хольта [5, 6]. Сводные данные представлены в табл. 3.

Рассмотрим далее несколько интересных примеров. В табл. 4 представлено сравнение построенных моделей временных рядов.

Как видно из табл. 3, нормализованный информационный критерий Байеса [14, 15] принимает наименьшее значение для простой сезонной модели экспоненциального сглаживания (АО «Мираф Банк») и модели Винтерса (ЗАО «Миллениум Банк»). Это означает, что данные модели наиболее адекватно описывают исторические значения рассматриваемого временного ряда, рассмотрим их подробнее.

Модель простого сезонного экспоненциального сглаживания имеет вид:

экспоненциально сглаженный ряд:

$$L_t = \alpha; y_t + (1 - \alpha)(L_{t-1} - T_{t-1}) \quad (4)$$

оценка тренда:

$$T_t = \beta(L_t - L_{t-1}) + (1 + \beta)T_{t-1}; \quad (5)$$

Прогноз на  $p$  периодов вперед:

$$\tilde{y}_t = L_t + pT_t, \quad (6)$$

где  $\alpha, \beta$  — постоянные сглаживания из интервала  $[0, 1]$  [4, 6].

Так, для временного ряда ЗАО КБ «Миллениум банк» были подобраны следующие параметры  $\alpha = 0,01; \beta = 0,99, R^2 = 0,58$ . График временного ряда для данной кредитной организации представлен на рис. 7.

Сводные данные прогнозного моделирования / Predicted modeling summary

Наименование банка / Name of the bank	Модель / Model	Стационарный R**2 / Stationary R**2	R**2	Нормализованный БИК / Normalized BIC	Дата отзыва лицензии / Date licence revocation
ООО КБ «Межтраст Банк»	Простая сезонная	0,721	0,524	-2,843	январь 2016 г.
АО «ФОРУС Банк»	Простая сезонная	0,831	0,407	-3,219	декабрь 2016 г.
АО АКБ «Газстройбанк»	Простая сезонная	0,82	0,393	-3,298	июль 2016 г.
АО Банк «РКБ»	Простая сезонная	0,66	0,656	-2,354	сентябрь 2016 г.
АО КБ «Тетраполис»	Простая сезонная	0,816	0,184	-3,063	сентябрь 2016 г.
АО Банк «ВПБ»	Простая сезонная	0,753	0,259	-2,575	сентябрь 2016 г.
ОА КБ «БРТ»	Простая сезонная	0,698	0,556	-3,495	май 2016 г.
ЗАО КБ «Альта-Банк»	АРПСС(1,1,0)	0,775	0,835	-2,638	февраль 2016 г.
ООО КБ «ДС-Банк»	АРПСС(0,1,0)	0,754	0,712	-2,695	май 2016 г.
ОА КБ «Приско Капитал Банк»	Аддитивный Винтерса	0,847	0,643	-3,046	июнь 2016 г.
АО КБ «Унифин»	АРПСС(2,0,0)	0,868	0,868	-2,406	февраль 2016 г.
ООО КБ «Финансовый стандарт»	Простая сезонная	0,648	0,58	-2,487	июнь 2016 г.
ОА КБ «Экспресс-кредит»	Простая сезонная	0,657	0,699	-3,229	ноябрь 2016 г.
ООО НКО «Кредит-Альянс»	Простая сезонная	0,773	0,664	-2,129	июнь 2016 г.
ОАО КБ «МВКБ»	Простая сезонная	0,545	0,817	-3,185	март 2016 г.
АО «Океан Банк»	Аддитивный Винтерса	0,639	0,818	-3,072	апрель 2016 г.
ООО «Внешпромбанк»	АРПСС(0,1,0)	0,88	0,906	0,731	январь 2016 г.

Источник / Source: составлено и рассчитано автором на основании данных, приведенных в табл. 1 / compiled and calculated by the author on the basis of the data given in table 1.

Модель аддитивного экспоненциального сглаживания Винтерса имеет вид [16]:  
экспоненциально сглаженный ряд:

$$L_t = \alpha \frac{Y_t}{S_{t-s}} + (1 - \alpha)(L_{t-1} + T_{t-1}) \quad (7)$$

оценка тренда:

$$T_t = \beta(L_t - L_{t-1}) + (1 - \beta)T_{t-1}; \quad (8)$$

оценка сезонности:

$$S_t = \gamma \frac{Y_t}{L_t} + (1 - \gamma)S_{t-s}; \quad (9)$$

прогноз на  $p$  периодов вперед:

$$\tilde{y}_{t+p} = (L_t + pT_t)S_{t-s+p}, \quad (10)$$

где  $\alpha, \beta, \gamma$  — постоянные сглаживания для уровня, тренда и сезонности, соответственно;  $s$  — длительность периода сезонного колебания. Уравнение (7) корректирует сглаженные ряды. В этом

уравнении член  $\frac{Y_t}{S_{t-s}}$  учитывает сезонность в ис-

ходных данных. После учета сезонности и тренда в уравнениях (8), (9) оценки сглаживаются, а в уравнении (10) дается прогноз [17].

Для временного ряда АО «Мираф-банк» были подобраны следующие параметры  $\alpha = 0,27, \gamma = 0,99, \delta = 0,99, R^2 = 0,86$ . График временного ряда для данной кредитной организации представлен на рис. 8.

Таблица 4 / Table 4

## Сравнение построенных моделей временных рядов / Comparison of the constructed time series models

Наименование банка / Name of the bank	Модель / Model	Нормализованный информационный критерий Байеса / BIC
АО «Мираф Банк»	АРПСС (0,0,0)	-1,883
	Модель Винтерса	-2,772
	Модель Брауна	-1,775
	Демпфированный тренд	-1,678
	Простая сезонная	-2,946
	Модель Хольта	-1,86
ЗАО «Миллениум Банк»	АРПСС (0,0,0)	2,228
	Модель Винтерса	0,993
	Модель Брауна	1,608
	Демпфированный тренд	1,792
	Простая сезонная	1,138
	Модель Хольта	1,609

Источник / Source: составлено и рассчитано автором на основании данных, приведенных в табл. 1 / compiled and calculated by the author on the basis of the data given in table 1.

По рис. 7 и 8 видно, что ЗАО КБ «Миллениум банк», а также АО «Мираф-банк» имеют тенденцию снижения значений по второму внутреннему фактору, это, в свою очередь, по гипотезе авторов, свидетельствует об ухудшении финансового положения кредитной организации и неминуемом отзыве лицензии со стороны Банка России. Выдвинутые предположения оправдались в январе-феврале 2016 г., когда данные учреждения были ликвидированы вследствие их неспособности продолжать банковскую деятельность на основании законодательства в кредитно-финансовой сфере.

Рассмотрим АО АКБ «Банкирский дом». В табл. 5 приведены сводные данные по построенным моделям временных рядов.

Как видно из табл. 5, нормализованный информационный критерий Байеса [6] принимает наименьшее значение, и при этом статистика  $R^2$  принимает наибольшее значение для модели аддитивного экспоненциального сглаживания Винтерса. Это означает, что данная модель наиболее адекватно описывает исторические значения рассматриваемого временного ряда (рис. 9).

С ноября 2015 по март 2016 г. наблюдается рост значений второй главной компоненты. Согласно выдвинутой гипотезе данное изменение может быть

связано с выводом денежных средств из кредитной организации. В январе 2016 г. Банк России отозвал лицензию АО АКБ «Банкирский дом» на ведение банковских операций в связи со значением всех нормативов достаточности собственных средств (капитала) ниже двух процентов, снижением размера собственных средств (капитала) ниже минимального значения уставного капитала, установленного на дату государственной регистрации кредитной организации.

ЦБ РФ была выявлена крупная недостача наличности в кассе АО «АКБ «Банкирский Дом». В результате формирования резервов на возможные потери под фактически отсутствующие активы кредитная организация полностью утратила собственные средства (капитал). Было установлено, что кредитная организация проводила сомнительные операции, предположительно связанные с отмыванием преступных доходов. Фактический собственник банка «Банкирский Дом» Евгений Лыков объявлен в федеральный розыск. Эта информация размещена на сайте Следственного комитета. По факту хищения денежных средств возбуждено уголовное дело по ч. 4 ст. 159 УК РФ — мошенничество. Расследование ведут следственные органы СК России по Санкт-Петербургу. В результате проведения следственных действий и оперативно-розыскных меро-

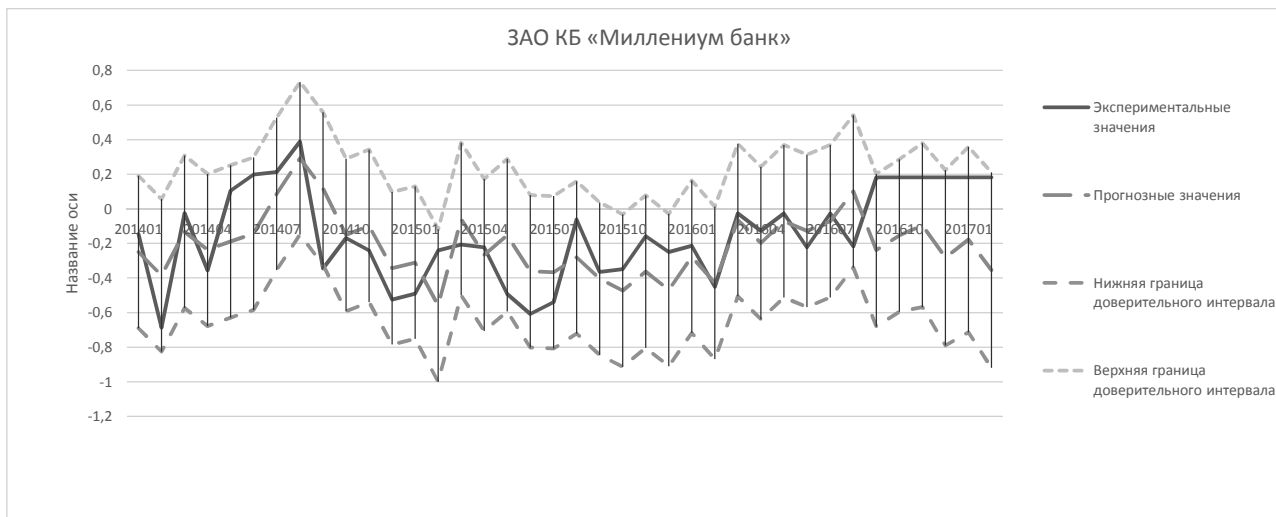


Рис. 7 / Fig. 7. График временного ряда ЗАО КБ «Миллениум банк» / Schedule of ZAO KB Millenium Bank time series

Источник / Source: составлено и рассчитано автором на основании данных, приведенных в табл. 1 / compiled and calculated by the author on the basis of the data given in table 1.

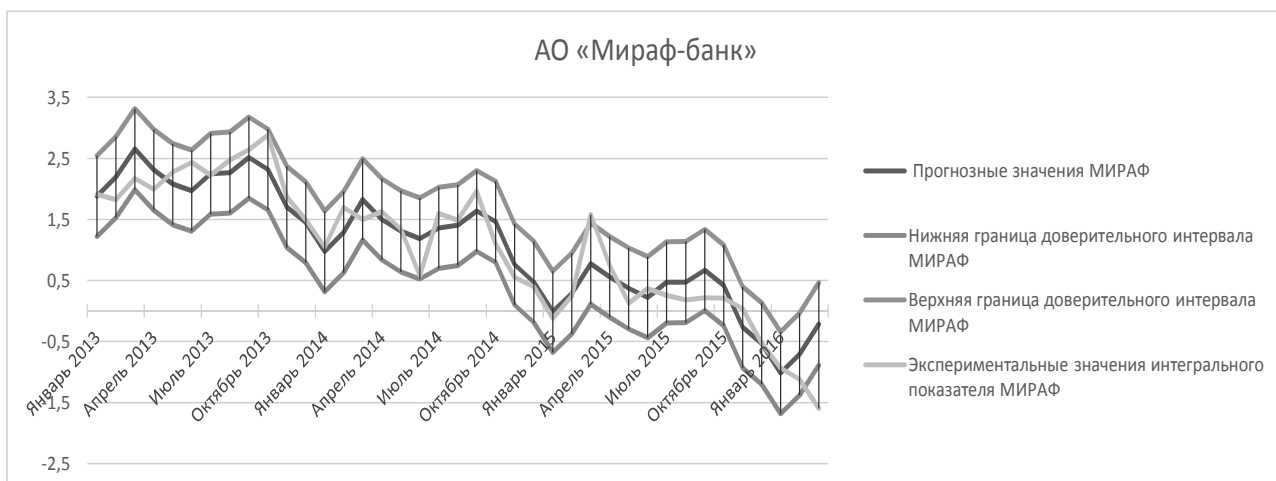


Рис. 8 / Fig. 8. График временного ряда АО «Мираф-банк» / The graph of AO Miraf-Bank time series

Источник / Source: составлено и рассчитано автором на основании данных, приведенных в табл. 1 / compiled and calculated by the author on the basis of the data given in table 1.

приятый установлено, что к совершению указанного преступления причастен фактический собственник указанной организации Евгений Лыков.

В ходе расследования выяснилось, что Евгений Лыков ввел в заблуждение сотрудников кредитной организации и похитил у банка более 600 млн руб., перечислив их на свои счета по поддельным приходным кассовым ордерам, по которым он прежде якобы вносил денежные средства в наличной форме в кассу кредитной организации. Банк предъявил встречные требования ряду вкладчиков, из-за чего они лишились возможности получить свои вклады по указанным фиктивным договорам.

Рассмотрим ООО КБ «ДС-Банк» (Динамичные Системы). В табл. 6 приведены сводные данные по построенным моделям временных рядов.

Как видно из табл. 6, нормализованный информационный критерий Байеса принимает наименьшее значение для модели АРПСС. Это означает, что данная модель наиболее адекватно описывает исторические значения рассматриваемого временного ряда (рис. 10).

С марта по апрель 2016 г. наблюдается рост значений второй главной компоненты. Согласно выдвинутой гипотезе данное изменение может быть связано с выводом денежных средств из кредитной организации. Банк России в мае 2016 г. отозвал

Таблица 5 / Table 5

**Сравнение построенных моделей временных рядов / Comparison of the constructed time series models**

Модель / Model	Стационарный $R^{**2}$ / Stationary $R^{**2}$	$R^{**2}$	Нормализованный БИК / Normalized BIC
Линейный тренд Брауна	0,619	0,615	-3,074
Аддитивный Винтерса	0,696	0,793	-3,418
Демпфированный тренд	0,148	0,673	-2,961
Простая сезонная	0,615	0,769	-3,448
Линейный тренд Хольта	0,677	0,673	-3,1
Простой	0,09	0,65	-3,171

Источник / Source: составлено и рассчитано автором на основании данных, приведенных в табл. 1 / compiled and calculated by the author on the basis of the data given in table 1.

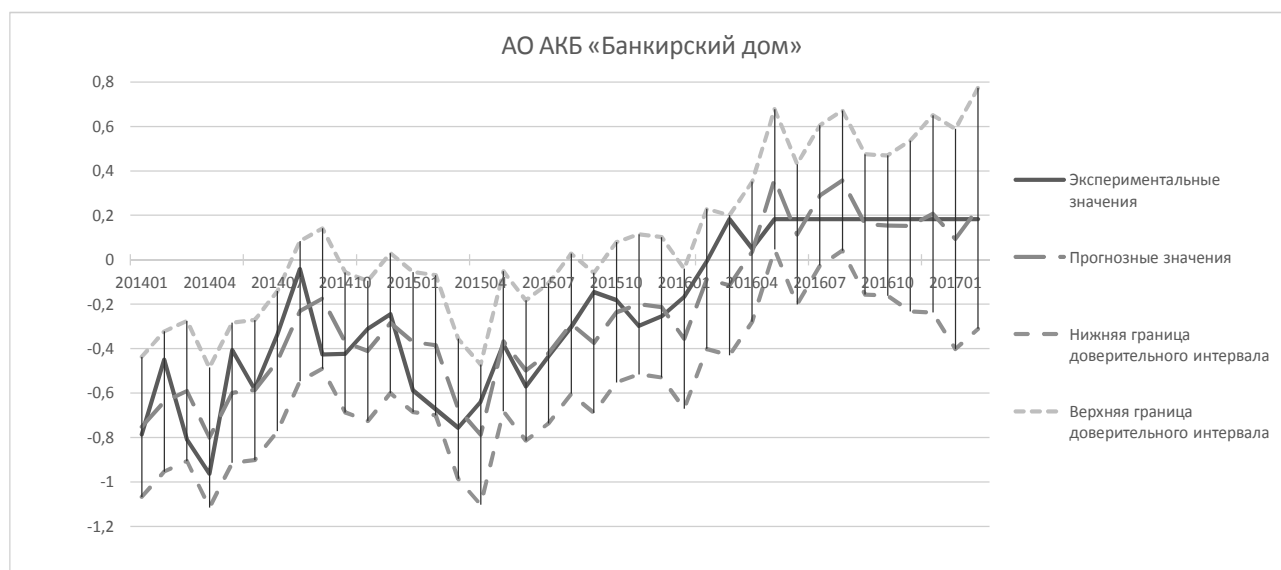


Рис. 9 / Fig. 9. График временного ряда АО АКБ «Банкирский дом» / Schedule of AO AKB Banking House time series

Источник / Source: составлено и рассчитано автором на основании данных, приведенных в табл. 1 / compiled and calculated by the author on the basis of the data given in table 1.

лицензию на осуществление банковских операций. Банк был вовлечен в проведение сомнительных транзитных операций. Ведется расследование.

По итогам 2015 г. банком получена чистая прибыль в размере 22,72 млн руб. (в 2014 г. аналогичный показатель составил 51,3 млн руб.), а за январь-февраль 2016 г. кредитная организация получила чистый убыток в размере 7,39 млн руб.

Как известно из открытых источников, Басманный районный суд Москвы продлил срок содержания под стражей в отношении троих фигурантов дела о хищении 585 млн руб. из лишённого лицензии ДС Банка до 29 марта 2018 г. Таким образом, суд удовлетворил ходатайство следствия о продлении на три месяца ранее избранной меры пресечения в отношении юриста ДС Банка Андрея Кузнецова,



Сравнение построенных моделей временных рядов / Comparison of the constructed time series models

Модель / Model	Стационарный $R^{**2}$ / Stationary $R^{**2}$	$R^{**2}$	Нормализованный БИК / Normalized BIC
Линейный тренд Брауна	0,835	0,386	-2,015
Аддитивный Винтерса	0,78	0,699	-2,452
Демпфированный тренд	0,552	0,515	-1,974
Простая сезонная	0,704	0,574	-2,243
Линейный тренд Хольта	0,855	0,507	-2,096
Простой	0,418	0,365	-1,982
АРПСС(0,1,0)	0,754	0,712	-2,695

Источник / Source: составлено и рассчитано автором на основании данных, приведенных в табл. 1 / compiled and calculated by the author on the basis of the data given in table 1.

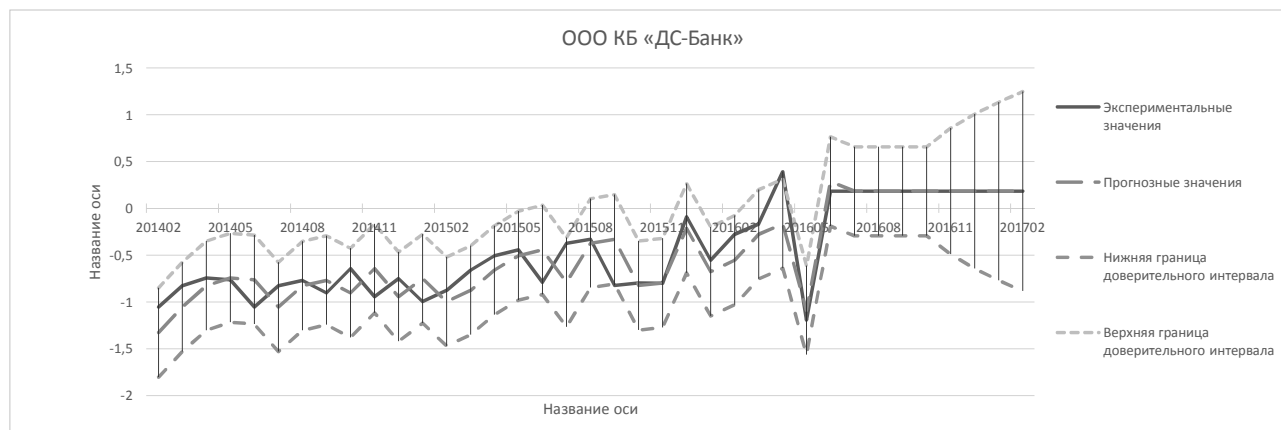


Рис. 10 / Fig. 10. График временного ряда ООО КБ «ДС-Банк» / Schedule of OOO KB DS-Bank time series

Источник / Source: составлено и рассчитано автором на основании данных, приведенных в табл. 1 / compiled and calculated by the author on the basis of the data given in table 1.

исполняющего обязанности председателя правления банка Игоря Синюхина и Виталия Вергизова, занимавшегося, по версии следствия, обналичиванием похищенных денежных средств. Мужчинам вменяется совершение преступления, предусмотренного ст. 160 УК РФ (растрата). По данным следствия, в конце апреля 2016 г. члены организованной группы, в которую входили контролирующие ДС Банк лица и его руководящие работники, зная о допущенных при ведении банковской деятельности нарушениях и предстоящем отзыве лицензии, перечислили на счета фирм-однодневок 585 млн руб., т.е. все денежные средства, находившиеся на корреспон-

дентском счете кредитной организации. Перевод денег был оформлен под видом выдачи кредитов, носивших в действительности заведомо фиктивный и невозвратный характер. Зачисленные денежные средства члены организованной группы перевели на счета более 25 различных организаций в других банках. При этом за несколько дней до совершения хищения соучастники прекратили исполнять клиентские платежи под предлогом технических проблем в системе дистанционного банковского обслуживания. В дальнейшем они повредили серверы с автоматизированной банковской системой, вывезли из банка клиентские и кредитные досье, а также другие

документы и оргтехнику. Топ-менеджерам банка «Динамичные системы» предъявлены обвинения в растрате 585 млн руб., сообщили в пресс-службе Следственного комитета России. По данным следствия, в конце апреля 2016 г. члены организованной группы, в которую входили контролирующие КБ «ДС-Банк» лица и его руководящие работники, зная о допущенных при ведении банковской деятельности нарушениях и предстоящем отзыве лицензии, перечислили на счета семи фирм-однодневок 585 млн руб., т.е. все денежные средства, находившиеся на корреспондентском счете КБ «ДС-Банк». Перевод денег был оформлен под видом выдачи кредитов, носивших в действительности заведомо фиктивный и невозвратный характер. В дальнейшем они повредили серверы с автоматизированной банковской системой, вывезли из банка клиентские и кредитные досье, а также другие документы и оргтехнику. Однако, несмотря на все попытки скрыть следы преступления, за совершение хищения в качестве обвиняемых по ст. 160 УК РФ (растрата) привлечены: и.о. председателя правления КБ «ДС-Банк» Игорь Синюхин, президент банка Федор Цырульник, начальник управления кредитования Александр Вдовин, а также неработающие Андрей Кузнецов и Виталий Вергизов, занимавшиеся поиском фирм-однодневок.

### ЗАКЛЮЧЕНИЕ

На примере кредитных организаций рассмотрены методы кластерного и факторного анализа, которые, как показали результаты исследования, разумно использовать в качестве средства прогнози-

рования угрозы финансовой безопасности. Кроме того, выдвинута гипотеза о расположении в координатных осях точек, показывающих значение интегральных показателей кредитных организаций, которые несут потенциальные риски финансовой безопасности, на минимальном евклидовом расстоянии от математического ожидания значений факторов кредитных учреждений, у которых уже была отозвана лицензия на исследуемый момент времени.

Применение метода главных компонент при анализе признакового пространства кредитных организаций дает возможность получить интегральные показатели благонадежности банков на текущий момент времени, а также на их основе выявлять тенденции, оценивать перспективы финансового положения банков в среднесрочном периоде, прогнозировать отзыв лицензии. Предложенное решение имеет прикладное значение. Оно позволяет выявлять потенциально проблемные кредитные организации, требующие принятия соответствующих мер со стороны Центрального банка Российской Федерации при осуществлении им функций пруденциального надзора. При помощи описанного подхода стало возможным выявлять банки, вовлеченные в противоправную деятельность, организацию схем по оказанию теневого финансовых услуг, что существенно для Федеральной службы по финансовому мониторингу. При этом на место экспертных оценок приходят точные объективные количественные оценки, свободные от субъективизма, возможной политической и коррупционной составляющей.

### СПИСОК ИСТОЧНИКОВ

1. Глотов В.И., Короткий Ю.Ф., Гобрусенко К.И. Введение в курс «Финансовые расследования в государственном финансовом мониторинге» (на примере Росфинмониторинга). М.: Изд-во МФЮА; 2015. 88 с.
2. Пересецкий А.А. Модели причин отзыва лицензий российских банков. М.: Российская экономическая школа; 2010:26–27.
3. Бекетнова Ю.М., Крылов Г.О., Фомин Я.А. Применение теории распознавания образов в задачах оценки рисков нарушения финансовой и информационной безопасности. *Безопасность информационных технологий*. 2013;20(2):23–26.
4. Крылов Г.О., Селезнёв В.М. Сравнение учебных подразделений Военного Университета на основании интегральных оценок, полученных методом главных компонент. Тез. докл. конф. «Фундаментальные технологии образования». 2000:25–28.
5. Дрейпер Н., Смит Г. Прикладной регрессионный анализ. Множественная регрессия. 3-е изд. Пер. с англ. М.: Диалектика; 2007:76–79.
6. Мещеряков В.В. Задачи по статистике и регрессионному анализу с MATLAB. М.: Диалог-МИФИ; 2009:11–15.
7. Phelps Bondaroff T.N., van der Werf W., Reitano T. The illegal fishing and organized crime nexus: Illegal fishing as transnational organized crime. Geneva: The Global Initiative against Transnational Organized Crime; 2015. 84 p. URL: <https://globalinitiative.net/wp-content/uploads/2015/04/the-illegal-fishing-and-organised-crime-nexus-1.pdf> (дата обращения: 31.01.2019).

8. Денисенко А.С., Крылов Г.О. Генерация информации о девиантной деятельности объектов финансового мониторинга на естественном языке. *Информатизация и связь*. 2017;(4):81–87.
9. Бекетнова Ю.М., Крылов Г.О., Фомин Я.А. Диагностика организаций на предмет выявления рисков нарушения финансовой и информационной безопасности. *Информатизация и связь*. 2012;(8):56–59.
10. Мильман И.Е., Пахомов А.П., Пилюгин В.В., Писарчик Е.Е., Степанов А.А., Бекетнова Ю.М., Денисенко А.С., Фомин Я.А. Анализ данных о деятельности кредитных организаций с использованием программы интерактивного визуального анализа многомерных данных. *Научная визуализация*. 2015;7(1):45–64.
11. Бекетнова Ю.М., Крылов Г.О., Приказчикова А.С. Аспекты применения многомерного статистического анализа в задачах прогнозирования угроз финансовой безопасности на примере кредитных организаций. *Информационные системы и технологии*. 2016;(5):33–38.
12. Бекетнова Ю.М., Крылов Г.О., Ларионова С.Л., Приказчикова А.С. Районирование рисков нарушения информационной и финансовой безопасности методом главных компонент. *Информатизация и связь*. 2016;(3):141–145.
13. Бекетнова Ю.М. Экспертные оценки субъектов финансовой деятельности. *Дискуссия*. 2013;(8):52–54.
14. Abdi H. Partial least squares regression and projection on latent structure regression (PLS Regression). *Wiley Interdisciplinary Reviews: Computational Statistics*. 2010;2(1):97–106.
15. Geiger B., Kubin G. Relative information loss in the PCA. *IEEE Information Theory Workshop*. 2012:562–566. DOI: 10.1109/ITW.2012.6404738
16. Denisenko A.S., Krylov G.O. Application of principal components analysis results in visual network analysis. *Biosciences Biotechnology Research Asia*. 2015;12(1):609–617.
17. Howard M.C. A review of exploratory factor analysis decisions and overview of current practices: What we are doing and how can we improve? *International Journal of Human-Computer Interaction*. 2016;32(1):51–62. DOI: 10.1080/10447318.2015.1087664
18. Amerioun A., Alidadi A., Zaboli R., Sepandi M. The data on exploratory factor analysis of factors influencing employees effectiveness for responding to crisis in Iran military hospitals. *Data in Brief*. 2018;19:1522–1529. DOI: 10.1016/j.dib.2018.05.117
19. Izquierdo I., Olea J., Abad F. Exploratory factor analysis in validation studies: Uses and recommendations. *Psicothema*. 2014;26(3):395–400. DOI: 10.7334/psicothema2013.349
20. Constantin C. Principal component analysis — a powerful tool in computing marketing information. *Bulletin of the Transilvania University of Braşov. Series V: Economic Sciences*. 2014;7(2):25–30.

## REFERENCES

1. Glotov V.I., Korotkii Yu.F., Gobrusev K.I. Introduction to the course “Financial investigations in state financial monitoring” (on the example of Rosfinmonitoring). Moscow: Moscow Univ. of Finance and Law Press; 2015. 88 p. (In Russ.).
2. Peresetsky A.A. Modelling reasons for Russian bank license withdrawal. Moscow: New Economic School; 2010:26–27. (In Russ.).
3. Beketnova Y.M., Krylov G.O., Fomin Ya.A. The diagnosis of organizations to identify risks and violations of financial security. *Bezopasnost' informatsionnykh tekhnologii = IT Security (Russia)*. 2013;20(2):23–26. (In Russ.).
4. Krylov G.O., Seleznev V.M. Comparison of educational units of the Military University based on integral assessments obtained by the method of principal components. In: Proc. conf. “Fundamental education technology”. 2000:25–28. (In Russ.).
5. Draper N., Smith H. Applied regression analysis. 3<sup>rd</sup> ed. Transl. from Eng. Moscow: Dialektika; 2007:76–79. (In Russ.).
6. Meshcheryakov V.V. Tasks on statistics and regression analysis with MATLAB. Moscow: Dialog-MIFI; 2009:11–15. (In Russ.).
7. Phelps Bondaroff T.N., van der Werf W., Reitano T. The illegal fishing and organized crime nexus: Illegal fishing as transnational organized crime. Geneva: The Global Initiative against Transnational Organized Crime; 2015. 84 p. URL: <https://globalinitiative.net/wp-content/uploads/2015/04/the-illegal-fishing-and-organised-crime-nexus-1.pdf> (accessed on 31.01.2019).
8. Denisenko A.S., Krylov G.O. Generating information on the deviant activities of objects of financial monitoring in natural language. *Informatizatsiya i svyaz' = Informatization and Communication*. 2017;(4):81–87. (In Russ.).

9. Beketnova Yu.M., Krylov G.O., Fomin Ya.A. Organisations inspection for financial and information security violation risks revealing. *Informatizatsiya i svyaz' = Informatization and Communication*. 2012;(8):56–59. (In Russ.).
10. Milman I.E., Pakhomov A.P., Pilyugin V.V., Pisarchik E.E., Stepanov A.A., Beketnova Yu.M., Denisenko A.S., Fomin Ya.A. Data analysis of credit organizations by means of interactive visual analysis of multidimensional data. *Nauchnaya vizualizatsiya = Scientific Visualization*. 2015;7(1):45–64. (In Russ.).
11. Beketnova Yu.M., Krylov G.O., Prikazchikova A.S. Aspects of the application of multivariate statistical analysis in order to predict information and financial security threats on the example of credit institutions. *Informatsionnye sistemy i tekhnologii = Information Systems and Technologies*. 2016;(5):33–38. (In Russ.).
12. Beketnova Yu.M., Krylov G.O., Larionova S.L., Prikazchikova A.S. Zoning of violations in information and financial security risks by principal component analysis. *Informatizatsiya i svyaz' = Informatization and Communication*. 2012;(3):141–145. (In Russ.).
13. Beketnova Yu.M. Expert estimations of financial activity subjects. *Diskussiya = Discussion*. 2013;(8):52–54. (In Russ.).
14. Abdi H. Partial least squares regression and projection on latent structure regression (PLS Regression). *Wiley Interdisciplinary Reviews: Computational Statistics*. 2010;2(1):97–106.
15. Geiger B., Kubin G. Relative information loss in the PCA. IEEE Information Theory Workshop. 2012:562–566. DOI: 10.1109/ITW.2012.6404738
16. Denisenko A.S., Krylov G.O. Application of principal components analysis results in visual network analysis. *Biosciences Biotechnology Research Asia*. 2015;12(1):609–617.
17. Howard M.C. A review of exploratory factor analysis decisions and overview of current practices: What we are doing and how can we improve? *International Journal of Human-Computer Interaction*. 2016;32(1):51–62. DOI: 10.1080/10447318.2015.1087664
18. Amerioun A., Alidadi A., Zaboli R., Sepandi M. The data on exploratory factor analysis of factors influencing employees effectiveness for responding to crisis in Iran military hospitals. *Data in Brief*. 2018;19:1522–1529. DOI: 10.1016/j.dib.2018.05.117
19. Izquierdo I., Olea J., Abad F. Exploratory factor analysis in validation studies: Uses and recommendations. *Psicothema*. 2014;26(3):395–400. DOI: 10.7334/psicothema2013.349
20. Constantin C. Principal component analysis — a powerful tool in computing marketing information. *Bulletin of the Transilvania University of Braşov. Series V: Economic Sciences*. 2014;7(2):25–30.

### ИНФОРМАЦИЯ ОБ АВТОРЕ

**Юлия Михайловна Бекетнова** — кандидат технических наук, доцент кафедры информационной безопасности, Финансовый университет, Москва, Россия  
beketnova@mail.ru

### ABOUT THE AUTHOR

**Yuliya M. Beketnova** — Cand. Sci. (Eng.), Associate Professor, Department of Information Security, Financial University, Moscow, Russia  
beketnova@mail.ru

*Статья поступила 03.11.2018; принята к публикации 25.01.2019.*

*Автор прочитал и одобрил окончательный вариант рукописи.*

*The article was received 03.11.2018; accepted for publication 25.01.2019.*

*The author read and approved the final version of the manuscript.*