

**РАЗРАБОТКА АЛГОРИТМА СИСТЕМЫ ОЦЕНКИ КРЕДИТНОГО  
РИСКА БАНКОВСКОГО СЕКТОРА В РАМКАХ ПОДХОДА  
МАКРОПРУДЕНЦИАЛЬНОГО СТРЕСС-ТЕСТИРОВАНИЯ**

**CREDIT RISK ESTIMATION ALGORITHM OF THE BANKING SYSTEM  
WITHIN THE MACROPRUDENTIAL STRESS-TESTING APPROACH**

**УДК 004.021**

**Кирпищикова М. В.**, Национальный исследовательский университет  
«Высшая школа экономики», г. Пермь

**Kirpishchikova M.V.**, kartashova-97@mail.ru

**Аннотация**

Работа посвящена анализу эволюции ключевых исследований оценки кредитных рисков. С увеличением объемов кредитования увеличиваются риски для кредитных организаций. Чаще всего эти риски связаны с невозвратом заемщиком суммы кредитного обязательства. Для предотвращения невозвратов и снижения убытков кредитным организациям необходимо оценивать возможные риски на этапе формирования соглашения с заемщиками. Несмотря на огромное количество исследований в области кредитования большая часть кредитных организаций до сих пор страдает финансовых потерь по кредитному риску. Цель работы заключается в разработке универсального алгоритма оценки кредитных рисков, который подойдет как для отдельных банков, так и для всего банковского сектора, на основе финансового и интеллектуального анализа данных. Помимо общепринятых предпосылок были учтены некоторые допущения, ранее не описываемые в работах.

## **Annotation**

This work is devoted to the analysis of the key points of credit risk estimation. With the increase in lending services, there is a significant growth in risks for credit organizations. Mostly it is associated with a default by a borrower. To prevent defaults and reduce losses it is necessary for banks to estimate possible risks at the beginning of credit relations with borrowers. Despite the diversity of research in the lending's field most credit organizations still suffer from financial losses of credit risk. The purpose of the article is to develop a universal algorithm for credit risk estimation. This algorithm have to be suitable for credit organizations and banking sector in whole. The algorithm was developed based on financial and intellectual data analysis.

**Ключевые слова:** кредитный риск, банковский сектор, макропруденциальное стресс-тестирование, финансовый анализ данных, машинное обучение, разработка.

**Keywords:** credit risk, banking sector, macroprudential stress-testing, financial data analysis, machine learning, development.

### **Введение**

Кредитные отношения являются неотъемлемой частью современной экономики. Благодаря кредитованию, большая часть домашних хозяйств, как в нашей стране, так и в мировом сообществе, способны поддерживать и улучшать уровень своего потребления и жизненные условия, а предприниматели имеют возможность инвестировать средства для получения дохода в будущем [1].

С увеличением объемов кредитования увеличиваются риски для кредитных организаций. Чаще всего эти риски связаны с несвоевременным возвратом или вовсе с невозвратом заемщиком суммы кредитного обязательства. Для предотвращения невозвратов и снижения убытков кредитным организациям необходимо оценивать возможные риски на этапе формирования соглашения с заемщиками.

Для оценки кредитных рисков необходимо учитывать различные факторы, которые могут различаться в зависимости от кредитной организации, целей кредитования и его алгоритмов. Методы оценки кредитного риска позволяют выявить наиболее значимые факторы. Более того, значимость факторов, учитываемых при оценке заемщика, варьируется в зависимости от того, какой метод оценки был применен для анализа. На сегодня существует множество методов оценки кредитных рисков: от модели Альтмана 1968 года [20], до алгоритмов нечеткой логики и интеллектуального анализа данных, активно используемых последнее десятилетие [23-27,30,32,34-36]. Однако несмотря на множество решений, позволяющих проводить качественную оценку кредитного риска, банки по-прежнему оказываются на грани отзыва лицензий из-за колоссальных убытков от кредитования.

Несмотря на множество решений, позволяющих проводить качественную оценку кредитного риска, банки по-прежнему оказываются на грани отзыва лицензий из-за колоссальных убытков от кредитования.

Почему при таком количестве методик до сих пор существует проблема финансовых потерь от кредитного риска? Это может быть связано с тем, что некоторые методы недоступны в реальном банковском секторе из-за своей сложности или из-за недостатка информационно-технического обеспечения кредитных организаций. Некоторые методики наоборот являются чересчур упрощенными и не учитывают множество факторов, необходимых для более комплексного анализа кредитных рисков. Часть опубликованных исследований известна среди научного сообщества, но по каким-то причинам не рассматривалась менеджерами банков в реальном секторе, хотя предложенные алгоритмы могли бы оптимизировать процесс принятия управленческих решений. Некоторые методы хороши для конкретных кредитных организаций, но слабо работают при наложении на весь банковский сектор или группы банков.

Поскольку проблема кредитного риска не решилась на протяжении нескольких десятилетий, в которые совершенствовались методы его оценки,

остаётся актуальным разработка универсального подхода, позволяющего проводить оценку любой кредитной организации. Таким образом, цель работы заключается в разработке алгоритма оценки кредитных рисков на основе финансового и интеллектуального анализа данных, позволяющего на ранних этапах выявлять возможные потери отдельных кредитных организаций или банковского сектора в целом.

### **Теоретические аспекты оценки кредитного риска**

Как уже было сказано, сегодня известно множество работ российских и зарубежных ученых, связанных с изучением банковских рисков. В частности, большое количество исследований проводилось для выявления наилучшего способа оценки и прогнозирования кредитного риска.

Кредитный риск является основным видом банковских рисков. Зачастую большая часть убытков банка связана с потерями от кредитов, выданных неплатежеспособным заемщикам. На долю кредитов отводится 68% в активах кредитной организации [17], поэтому оценка возможных потерь по кредитному риску является неотъемлемой частью всего анализа рисков банка.

Впервые модели оценки кредитоспособности заемщика были применены компанией Fair Isaac Corporation (FICO). Модель была названа в честь компании, ее суть состояла в том, что каждая заявка заемщика оценивалась определенным кредитным баллом [10]. Этот кредитный балл рассчитывается как функция от долей некоторых факторов, характеризующих заемщика, таких как кредитная история, ее продолжительность, типы используемых кредитов, бремя задолженности и недавние заявки на получение кредита. FICO измеряется в диапазоне от 300 до 850 баллов, чем выше балл, тем ниже риск неплатежеспособности заемщика. Сегодня оценка FICO применяется в США и Канаде, однако метод обладает некоторыми недостатками. Например, в оценку кредитного балла не входят макроэкономические факторы, оказывающие важное влияние на банковский сектор в целом.

Краткий обзор популярных методик оценки кредитных рисков приведен в работе В.В. Кочетковой и К.Д. Ефремовой [10]. По мнению авторов, распространенным методом оценки кредитоспособности являются регрессии, как линейные, так и нелинейные (например, логистическая). Бинарные регрессии позволяют классифицировать заемщиков по группам в зависимости от их платежеспособности, а также спрогнозировать вероятность неплатежеспособности. Линейные регрессии помимо прогнозов позволяют отобрать признаки, значимые для оценки неплатежеспособности.

До сих пор популярной методикой остается анализ рисков на основе финансовых показателей. Часто для прогнозирования банковских рисков используются классические модели, разработанные в 60-х годах прошлого столетия. Наиболее популярными из них являются модель У.Бивера, 1966 года [21], и модель Э. Альтмана, 1968 года [20]. Обе модели были разработаны для прогнозирования банкротства предприятий, но обе могут применяться для оценки кредитных организаций ввиду схожести финансовых показателей компаний и банковских показателей. Применение классических дискриминантных моделей до сих пор можно встретить в исследованиях по банковскому сектору, однако все-таки они были разработаны для предприятий, более того, как и модель Альтмана, модель Бивера зависит от исходных данных и не рекомендуется к применению на практике к российским компаниям [1-5,8-14, 25-26].

Модели бинарного выбора являются наиболее популярными в оценке кредитного риска. Классические модели, основанные на методике бинарного выбора, получили широкую известность в 80-х годах прошлого века. Первые модели были описаны такими учеными – экономистами, как Ольсон (1980), Змиевский (1984), Фулмер (1984). Дж. Ольсон впервые применил метод логистической регрессии для прогнозирования банкротства [33]. Фулмером была написана другая модель на основе анализа 60 предприятий, к которым было применено 40 коэффициентов [27]. М. Змиевский предложил модель, в которой была использована пробит – регрессия [37]. В качестве данных была

использована выборка из 840 компаний в период с 1972 по 1978 гг., 40 предприятий из которых были обанкротившимися, а 800 – «здоровыми» [37].

Сегодня модели бинарного выбора часто применяются при оценке платежеспособности заемщиков [25,29,34,36].

Популяризируются методики, основанные на машинном обучении, особенно в части классификации объектов. Одним из таких методов является построение дерева решений. Деревья решений хорошо интерпретируются, могут работать с «грязными» данными (без нормировки и заполнения или удаления пропущенных значений), способны воспринимать признаки, измеряемые по разным шкалам. Недостатки деревьев решений в том, что на оптимизацию требуется достаточно много времени, а сами деревья склонны переобучаться.

Часто используются нейронные сети, в том числе при оценке платежеспособности и кредитного риска в целом. Хорошо обученные нейросети показывают лучший результат, чем статистические модели, однако этот метод имеет ограничения [25,32]. Нейронные сети плохо работают на маленьких выборках, долго обучаются, склонны к переобучению, как и деревья [35,36]. Модели нейронных сетей являются сложными и плохо интерпретируемыми, но несмотря на недостатки реализованы для многих реальных задач в банковском секторе.

Широко распространено в оценке банковской деятельности применение кластерного анализа. Кластеризацию применяют в тех случаях, когда данные имеют объекты разного типа, например, государственные банки и коммерческие, размер которых в несколько раз меньше (относительно активов, прибыли и многих других признаков). В пример можно привести работу российских экономистов В.А. Алексеевой и Р.И. Калимуллиной, использовавших кластеризацию на основе алгоритма kNN (k-ближайших соседей) [1].

Независимо от разнообразия существующих методов, выбор конкретной модели часто зависит от характера имеющихся данных. Например, не все

методики подходят для выборки, в которой используются как количественные, так и качественные признаки. Некоторые методы, например, линейные регрессии, чувствительны к выбросам и пропущенным значениям, оценки сильно смещены, следовательно, результаты искажены [22-26]. Другие модели, например, модели бинарного выбора, будут плохо работать на несбалансированных выборках, когда количество наблюдений одного класса сильно превышает количество наблюдений другого класса [28,29,32,34-36].

Важным атрибутом при выборе алгоритма является объект анализа. Оценка кредитного риска может происходить с точки зрения платежеспособности заемщиков и с точки зрения платежеспособности самого банка (либо банковского сектора). В первом случае объектом выборки является конкретный заемщик кредитной организации, а основные атрибуты – это характеристики заемщика. Вся концепция такого анализа строится на прогнозировании платежеспособности заемщика (задача классификации), и потери по кредитному риску соответствуют совокупной сумме кредитов, выданных предполагаемым банкротам [25,29,34-36].

В случае, когда объектом анализа является банк или банковский сектор, в выборку входят данные по кредитам без привязки к определенным заемщикам или группам заемщиков. В качестве атрибутов выборки учитываются общие характеристики выданных банком кредитов, а также иные статьи банковской отчетности (например, активы, обязательства, нормативы) на заданном промежутке времени (временные данные) [2,7,9,12,20,26]. Для подобного анализа задача классификации не подходит, поскольку нет объектов, которые нужно разбивать на группы, соответственно методы анализа отличаются от методов анализа при оценке заемщиков. Ниже приведена таблица, в которой собраны методики оценки кредитного риска, изложенные в статьях вышеупомянутых авторов (Таблица 1).

*Таблица 1*

*Сравнительный анализ методов оценки банковских рисков*

Подход	Тип метода или модели	Преимущества и недостатки	Исследования
Кредитный скоринг (на уровне заемщиков)	Множественный дискриминантный анализ (MDA)	<ol style="list-style-type: none"> <li>1) Относительная простота;</li> <li>2) Хорошая предсказательная сила (до 70%);</li> <li>3) Используются более комплексные математические расчеты в отличие от обычного экспертного анализа финансовых показателей;</li> <li>4) Существуют «зоны неопределенности»;</li> <li>5) Сильная зависимость от исходных данных и невозможность применения в других странах;</li> <li>6) Приняты во внимание только финансовые показатели</li> </ol>	<ol style="list-style-type: none"> <li>1) Altman E. I. «Financial Ratios, Discriminant Analysis and the Prediction of Corporate Bankruptcy»</li> <li>2) Chijoriga M.M. «Application of MDA as a credit scoring and risk assessment model»</li> </ol>
	Модели бинарного выбора	<ol style="list-style-type: none"> <li>1) Высокая предсказательная сила (70-85%);</li> <li>2) Нелинейность моделей;</li> <li>3) Отсутствует проблема «зон неопределенности»;</li> <li>4) Необходимость определения порога для классификации объектов;</li> <li>5) Точность прогноза может быть искажена в случае несбалансированности выборки</li> </ol>	<ol style="list-style-type: none"> <li>1) Ohlson J. «Financial Ratios and the Probabilistic Prediction of Bankruptcy»</li> <li>2) Desai, VS; Crook, JN; Overstreet, GA «A comparison of neural networks and linear scoring models in the credit union environment»</li> <li>3) Кочеткова В.В., Ефремова К.Д. «Обзор методов кредитного скоринга»</li> <li>4) Martin D. «Early warning of bank failure: A logit regression approach»</li> </ol>
	Модели машинного обучения	<ol style="list-style-type: none"> <li>1) Высокая прогнозная сила (до 95%);</li> <li>2) Возможность «обучения» моделей;</li> <li>3) Сложность реализации алгоритмов;</li> </ol>	<ol style="list-style-type: none"> <li>1) Дьяков О.А. «Особенности применения методов Data Mining в скоринговых решениях коммерческих банков»</li> <li>2) Лукашевич Н.С. «Разработка экспертной</li> </ol>



		<p>4) Необходимость наличия больших массивов данных для обучения;</p> <p>5) Возможность «переобучения» и искажения результатов</p>	<p>системы оценки кредитного риска и условий кредитования для субъектов малого предпринимательства на основе нечетко-множественного подхода»</p> <p>3) Алексеева В.А., Калимуллина Р.И. «Применение метода ближайших соседей при моделировании кредитных рисков»</p> <p>4) Mattsson В., Steinert О. «Corporate bankruptcy prediction using Machine Learning techniques»</p>
	<p>Ансамбли моделей машинного обучения</p>	<p>1) Максимально высокая прогнозная сила (свыше 95%);</p> <p>2) Возможность «обучения» моделей;</p> <p>3) Сложность реализации алгоритмов;</p> <p>4) Необходимость наличия больших массивов данных для обучения;</p> <p>5) Возможность «переобучения» и искажения результатов;</p> <p>6) Нецелесообразность реализации из-за высоких временных и трудовых затрат для решения обычной задачи классификации</p>	<p>1) Hongshan Xiao, Zhi Xiao, Yu Wang «Ensemble classification based on supervised clustering for credit scoring»</p> <p>2) Haoting Zhang, Hongliang He, Wenyu Zhang «Classifier selection and clustering with fuzzy assignment in ensemble model for credit scoring»</p>
<p>Оценка кредитного риска на уровне банка и сектора</p>	<p>Стресс-тестирование</p>	<p>1) Имеется возможность учитывать совместное влияние различных рисков от операционной деятельности банка;</p> <p>2) Позволяет совмещать комплекс банковских и финансовых моделей с интеллектуальным анализом данных;</p> <p>3) Более точный результат по сравнению с отдельными</p>	<p>1) Д.С.Биджоян, Т.К.Богданова, Д.Ю.Неклюдов «Стресс-тестирование кредитного риска кластера российских коммерческих банков»</p> <p>2) Mathias Drehmann, Steffen Sorensen, Marco Stringa «The integrated impact of credit and interest rate risk on banks:</p>

		финансовыми или статистическими методами; 4) Не учитывается влияние страновых факторов (макроэкономики); 5) Требуется больших трудовых затрат для реализации	A dynamic framework and stress testing application»
	Макроэкономическое стресс-тестирование	1) Имеется возможность учитывать совместное влияние различных рисков от операционной деятельности банка; 2) Позволяет совмещать комплекс банковских и финансовых моделей с интеллектуальным анализом данных; 3) Более точный результат по сравнению с отдельными финансовыми или статистическими методами; 4) Учитывается анализ макроэкономических сценариев; 5) Сложность оценки макроэкономических «шоков»; 6) Сложность подбора сценариев; 7) Требуется больших трудовых затрат для реализации	1) Шимановский К.В. «Принципы формирования макроэкономических сценариев для инструментария стресс-тестирования банковского сектора» 2) Доклад ЦБР для общественных консультаций «Концепция макропруденциального стресс-тестирования» 3) Д.С.Биджоян, Т.К.Богданова, Д.Ю.Неклюдов «Стресс-тестирование кредитного риска кластера российских коммерческих банков» 4) Mathias Drehmann, Steffen Sorensen, Marco Stringa «The integrated impact of credit and interest rate risk on banks: A dynamic framework and stress testing application»

Поскольку в работе будет рассмотрен только один тип банковской деятельности, связанный с кредитами, будет использован подход макроэкономического стресс-теста. При обычном стресс-тестировании необходимо оценивать влияние других видов деятельности кредитной организации, поэтому использование этого подхода в данном исследовании будет некорректным. А вот влияние макроэкономических параметров в качестве сценарных учесть необходимо, поскольку кредитование сильно зависит от экономической ситуации в стране [26].

## **Принципы формирования макроэкономических сценариев**

Ранее уже описывалось, что для выбора макроэкономических параметров применяется два способа – экспертная оценка и оценка макроэкономической модели. По мнению К.В. Шимановского [12,19], наиболее оптимальным вариантом является комбинированный способ отбора макропеременных, то есть экспертное мнение, выстраиваемое на основе социально-экономического развития и политики страны, и методы экономико-математического моделирования (как правило, различные эконометрические модели). Второй вариант также предполагает несколько подходов к формированию макро-сценариев [12,16,17,19,22].

### **1. Цепочка макроэкономических уравнений.**

Первый способ построения сценария основывается на последовательном построении уравнений для макроэкономических переменных. Чаще всего используются регрессионные уравнения моделей временных рядов (так как макро-данные имеют временную структуру). Вид и спецификация моделей задается в зависимости от структуры данных, подлежащих анализу. Расчет производится от одного уравнения к другому по схеме, определяемой аналитиком. В уравнениях должны присутствовать заранее определенные экзогенные и эндогенные переменные [12,19]. Эндогенные переменные одного уравнения в такой структуре могут являться экзогенными переменными другого уравнения, рассчитываемого после первого. Значения экзогенных переменных являются сценарными, они должны быть определены для расчета эндогенных переменных.

### **2. Система макроэкономических уравнений.**

Альтернативный вариант нахождения эндогенных параметров – система математических уравнений, решаемая, например, с помощью метода Гаусса. В этом случае заранее задаются некоторые экзогенные макроэкономические переменные, которые включаются в систему уравнений [2,8,12,19,22].

### **3. Модели векторной авторегрессии.**

Модель VAR (vector autoregressive model) является упрощенной версией системы уравнений. Упрощенной в том понимании, что ввиду своей спецификации, модель автоматически выявляет взаимосвязи между переменными, подаваемыми на вход, и рассчитывает параметры модели [31]. С точки зрения экономики VAR-модель позволяет производить оценку сценарных показателей с учетом их взаимосвязанности между собой, а также позволяет учитывать временную структуру макроэкономических данных [12,19,22]. С точки зрения программной реализации, модель векторной авторегрессии является более простым способом, нежели построение последовательной цепочки уравнений или системы уравнений. Однако имеются и некоторые ограничения: как минимум, векторы временных рядов, подаваемые на вход, должны обладать свойством стационарности [19]. При разработке сценария важно также понимать, какие параметры сценария будут являться стрессовыми. Это необходимо, например, при экспертном задании некоторых экзогенных переменных, на основе которых будут моделироваться результирующие показатели, оказывающие более сильное влияние на деятельность банка в рамках оценки кредитного риска. Например, можно посмотреть динамику показателей на большом временном промежутке и проанализировать значения, попадающие на кризисные периоды [19].

### **Принципы оценки кредитного риска**

Исходя из обзора литературы, оценка кредитного риска для банков может осуществляться двумя основными способами. К первому способу относится оценка вероятности дефолта однородной группы заемщиков. Однородная или тематическая группа заемщиков может классифицироваться в зависимости от целей кредитования, отрасли, территориального расположения банка [26]. Суммарный объем по ссудам складывается из объема по каждой однородной группе. В соответствии с соглашением Базельского комитета кредитные организации обязаны отводить часть собственных средств на резервы на возможные потери по ссудам (РВПС) [6].

Потерями по кредитному риску будет суммарная величина резервов на возможные потери по моделируемым ссудам [15].

Второй способ предполагает моделирование общей величины кредитов, выданных банком без разбивки на отдельных заемщиков или групп заемщиков. Вместо этого используется деление кредитов на категории качества (в зависимости от уровня риска невозврата платежей по кредитам) [6,12,19]. К первой категории качества относятся надежные ссуды без просроченных платежей – ссуды с нулевым риском. К последней – самые высокорисковые, безвозвратные ссуды с большой долей просроченных платежей. Согласно Положению Банка России [15] в российской практике применяется классификация ссуд в соответствии с пятью категориями качества (Таблица 2):

**Таблица 2. Категории качества ссуд**

<b>Наименование ссуд</b>	<b>Категория качества</b>
Стандартные	I категория качества (высшая)
Нестандартные	II категория качества
Сомнительные	III категория качества
Проблемные	IV категория качества
Безнадежные	V категория качества

В рамках стресс-тестирования ссуды по категориям качества объединяются в две группы: PL (performing loans) и NPL (non-performing loans) [2]. Для расчета потерь по кредитному риску оцениваются кредиты 4-5 категории качества – NPL. Моделирование осуществляется на основании сценария (или нескольких сценариев) на прогнозируемый период. На основе моделируемых значений NPL рассчитывается резерв на возможные потери по ссудам – для ссуд 4-5 категории качества объем доформирования резервов равен 100% от величины ссуд [15]. Потерями по кредитному риску является суммарный объем сформированных резервов на возможные потери, как и при оценке первым способом.

Согласно методике стресс-тестирования Центрального Банка России [16,17] независимо от способа оценки кредитного риска, она проходит в два основных этапа:

1. Моделирование потерь по ссудам на прогнозный период.
2. Моделирование резервов на возможные потери по ссудам.

### **Описание разрабатываемого алгоритма оценки кредитного риска**

Алгоритм будет состоять из трех основных блоков:

1. Формирование сценариев на заданный горизонт моделирования.
2. Анализ исходных данных для моделирования.
3. Моделирование потерь по кредитному риску для каждого объекта анализа.

В качестве объекта анализа может выступать банк, группа банков или банковский сектор. В зависимости от объекта анализа некоторые этапы алгоритма могут быть опущены.

Горизонт моделирования или горизонт прогнозирования представляет собой совокупность точек, для которых будет осуществляться моделирование основных показателей [8-12]. Кредитные организации публикуют отчет о своей деятельности раз в квартал [15,17], следовательно, целесообразнее всего в качестве интервала расчета учитывать один квартал. Горизонт моделирования должен быть равен как минимум одной прогнозной точке (одному кварталу). В данном исследовании вводится предпосылка о том, что для большей точности прогнозных значений горизонт моделирования не должен превышать исторический горизонт.

#### **Формирование сценариев**

Формирование сценариев будет выполняться на основе данных макроэкономических переменных. Динамика основных макроэкономических показателей страны как правило предоставлена в открытом доступе, например, в России – на порталах Центрального Банка России и Федеральной

службы государственной статистики [18]. К основным макроэкономическим показателям относятся следующие:

1. Темп роста или уровень валового внутреннего продукта.
2. Уровень инфляции.
3. Уровень цен на нефть.
4. Курсы валют (чаще курс доллара США) к рублю.
5. Индекс промышленного производства.
6. Уровень безработицы.
7. Средневзвешенные процентные ставки по кредитам.
8. Индекс цен на первичном рынке жилья.
9. Темп роста расходов на конечное потребление домашних хозяйств.
10. Темп роста реальных располагаемых расходов домашних хозяйств.

В приведенном перечне содержатся не все показатели, характеризующие макроэкономику страны, но в основном это те показатели, которые в большей степени влияют на кредитование реального сектора. Например, объем выдаваемых кредитов зависит от уровня безработицы: если заемщик не имеет постоянного дохода, с большой долей вероятности банк не одобрит его заявку на кредитование. Также объем кредитов зависит от расходов домашних хозяйств – чем больше расходов у заемщика, тем больше вероятность, что его платежи будут просроченными [2,12,19,22]. От курсов валют и цен на нефть зависит ценообразование в реальном секторе, чем выше цены внутри страны, тем выше расходы домохозяйств, соответственно, ниже объем выдаваемых кредитов или выше доля просроченной задолженности. Зависимость от макроэкономических показателей – это отдельная серьезная тема для исследований. В данной работе будет проделан поверхностный анализ данных, позволяющий выбрать макропеременные, которые наибольшим образом влияют на объем кредитов. Однако большая часть переменных отобрана на основе предшествующих работ [2, 8-12, 19, 22, 26].

Как правило при оценке потерь по банковским рискам по методологии стресс-тестирования применяют несколько сценариев для сравнения результатов при различных возможных макроэкономических ситуациях в стране. Для прогнозирования сценариев применяются комплексные методы моделирования макроэкономических параметров и построения моделей развития страны. Это сложный и трудозатратный способ, требующий отдельного исследования. Чаще в исследованиях, посвященных оценке рисков или разработке информационных систем для банковского сектора, сценарии задаются экспертно, как правило на основе данных показателей предыдущих лет. В данном исследовании при разработке архитектуры информационной системы будет учтена возможность прогнозирования одного из сценариев на основе исторических данных, а также возможность использования сценариев, задаваемых экспертом-аналитиком, работающим с системой.

Для оценки макроэкономических переменных на горизонте прогнозирования будет использоваться комбинация методов, описанных в принципах формирования сценариев для стресс-теста. Непосредственно перед моделированием показателей на прогнозные точки необходим первичный анализ данных, основанный на анализе временных рядов [8,12,19,22,31]. В зависимости от результатов предварительного анализа данных для прогнозирования результатов будет использоваться два типа моделей временных рядов: модель авторегрессии ARIMA или модель векторной авторегрессии VAR [16].

#### Анализ исходных данных

Как уже было сказано, при работе с данными, представляющими собой временные ряды, необходимо проводить предварительный анализ для подбора подходящей модели прогнозирования. В рамках анализа должна осуществляться проверка данных по следующим критериям [8]:

1. Проверка временных рядов на коинтеграцию.



Ранее было сказано, что одним из способов моделирования макроэкономических сценариев является модель векторной авторегрессии VAR. Однако обязательным условием для использования такого типа моделей является проверка временных рядов на коинтеграцию – взаимосвязанность. Для проверки рядов на коинтеграцию применяется тест Йохансена [8]. Если тест отвергает гипотезу о связанности данных, необходимо выбрать другой тип модели, как правило используется модель авторегрессии ARIMA.

## 2. Проверка временных рядов на стационарность.

При моделировании временных данных необходимо проверять ряды на стационарность. Изменяемость процесса во времени может отрицательно сказываться на результатах прогнозирования, поэтому, если гипотеза о стационарности была отвергнута, необходимо преобразовать данные временного ряда прежде чем строить модель для прогноза. Проверка временных рядов на стационарность чаще всего осуществляется с помощью теста Дикки-Фуллера [8]. Одним из наиболее частых решений при наличии стационарного ряда является взятие разностей значений этого ряда.

## 3. Проверка взаимосвязей показателей.

Для моделирования прогнозов макроэкономического сценария и портфелей кредитов необходимо учитывать, какие показатели в большей степени влияют на моделируемый показатель. Эту степень можно определить с помощью показателя корреляции [8]. Введем предпосылку, что условием для выбора экзогенных переменных будет корреляция переменных друг с другом 0,7 по модулю и выше, при условии, что все временные ряды являются стационарными.

## Расчет потерь по кредитному риску

Расчет потерь по кредитному риску будет выполнен на основе общего объема ссуд, выдаваемых кредитными организациями.

На первом шаге необходимо определить моделируемые портфели ссуд. При моделировании потерь по кредитному риску обычно оцениваются розничные, государственные, корпоративные заемщики и МСП (малые и средние предприятия) [9-14]. При этом, зачастую кредиты МСП и кредиты корпоративных заемщиков объединяются в портфель ссуд юридических лиц, а кредиты розничных заемщиков – в портфель физических лиц. Кредиты государственным и кредитным организациям выделяются в отдельные портфели ввиду специфики и значимости кредитования. Разбивка по категориям качества должна производиться на основе формы банковской отчетности 0409115 (ссылка на 115 ф). Как уже было описано, к PL будут отнесены ссуды 1-3 категории качества, к NPL – ссуды 4-5 [2]. В общей сложности моделированию подлежит 10 портфелей, при этом каждый оценивается в рублях и в иностранной валюте:

1. Портфель кредитов, предоставленных нефинансовым организациям, 1-3 категорий качества.
2. Портфель кредитов, предоставленных финансовым организациям (кроме кредитных), 1-3 категорий качества.
3. Портфель кредитов, предоставленных государственным финансовым органам и внебюджетным фондам, 1-3 категорий качества.
4. Портфель кредитов, предоставленных кредитным организациям, 1-3 категорий качества.
5. Портфель кредитов, предоставленных физическим лицам, 1-3 категорий качества.
6. Портфель кредитов, предоставленных нефинансовым организациям, 4-5 категорий качества.
7. Портфель кредитов, предоставленных финансовым организациям (кроме кредитных), 4-5 категорий качества.

8. Портфель кредитов, предоставленных государственным финансовым органам и внебюджетным фондам, 4-5 категорий качества.
9. Портфель кредитов, предоставленных кредитным организациям, 4-5 категорий качества.
10. Портфель кредитов, предоставленных физическим лицам, 4-5 категорий качества.

На втором шаге будут рассчитываться объемы портфелей ссуд для прогнозных точек на всем горизонте прогнозирования. Моделирование будет производиться на основе цепочки регрессионных уравнений, описывающих зависимость портфелей ссуд от сценарных параметров, определенных на шаге формирования сценария для каждой группы кластеров или для отдельных кредитных организаций. Уравнения имеют следующий вид:

$$Y_t^j = \alpha_0 + \sum_{i=1}^n \alpha_i Y_{t-1}^j + \sum_{i=1}^m \sum_{k=1}^l \beta_i X_t^k + u_t \quad (1)$$

где:

$Y_t^j$  – объем j-го портфеля ссуд на горизонте моделирования;

$Y_{t-1}^j$  – объем j-го портфеля ссуд на историческом горизонте;

$X_t^k$  – вектор сценарных параметров;

$\alpha_0$  – константа модели (свободный член);

$\alpha_i$  – вектор оцениваемых параметров для портфелей ссуд;

$\beta_i$  – вектор оцениваемых параметров для макропеременных;

$u_t$  – ошибка модели.

Как и в блоке формирования сценариев, перед моделированием временные ряды из портфелей ссуд должны быть предварительно проверены и обработаны.

На третьем шаге необходимо рассчитать резерв на возможные потери по ссудам, относимым к 4-5 категориям качества, то есть по трем портфелям NPL. Согласно положению ЦБР [15] на резерв по ссудам 4-5 категории относится

100% от всего объема портфеля. Формула для расчета выглядит следующим образом:

$$RVPS_t^j = NPL_t^j * 100\% \quad (2)$$

где:

$RVPS_t^j$  – резерв на возможные потери по j-му портфелю класса NPL на горизонте моделирования;

$NPL_t^j$  – объем j-го портфеля класса NPL на горизонте моделирования.

Следующий шаг – расчет потерь по кредитному риску, который рассчитывается как совокупный объем сформированного резерва на возможные потери по ссудам класса NPL:

$$CreditLoss_t^{NPL} = \sum_{j=1}^n RVPS_t^j \quad (3)$$

где:

$CreditLoss_t^{NPL}$  – потери по кредитному риску текущего периода на горизонте моделирования;

$RVPS_t^j$  – сумма резервов на возможные потери текущего периода из горизонта моделирования.

Поскольку помимо ссуд класса NPL существуют ссуды класса PL, по которым предполагаются выплаты заемщиков, необходимо учесть их при расчете потерь по кредитному риску. Возврат выплат будет осуществляться по следующей формуле:

$$repay_t^j = PL_t^j * icred_t^j \quad (4)$$

где:

$repay_t^j$  – объем погашения ссудной задолженности по j-му портфелю класса PL текущего периода на горизонте моделирования;

$PL_t^j$  – объем j-го портфеля класса PL текущего периода на горизонте моделирования;

$icred_t^j$  – средневзвешенная ставка по j-му портфелю (макроэкономические данные).

Согласно Положению ЦБР резерв на возможные потери по ссудам класса PL в среднем равен 20% от общего объема портфеля [15]:

$$RVPS_t^j = PL_t^j * 20\% \quad (5)$$

где:

$RVPS_t^j$  – восстановленный резерв на возможные потери по j-му портфелю класса PL на горизонте моделирования;

$PL_t^j$  – объем j-го портфеля класса PL на горизонте моделирования.

Поскольку часть ссудной задолженности по кредитам класса PL возвращается заемщиками, резерв на возможные потери корректируется следующим образом:

$$RVPS_t^{repay} = \sum_{j=1}^n RVPS_t^j * \frac{\sum_{j=1}^n repay_t^j}{\sum_{j=1}^n PL_t^j} \quad (6)$$

где:

$RVPS_t^j$  – восстановленный резерв на возможные потери по j-му портфелю класса PL на горизонте моделирования;

$PL_t^j$  – объем j-го портфеля класса PL на горизонте моделирования;

$repay_t^j$  – объем погашения ссудной задолженности по j-му портфелю класса PL текущего периода на горизонте моделирования;

$RVPS_t^{repay}$  – общий объем восстановленных резервов на возможные потери по ссудам класса PL.

Финальный шаг алгоритма – расчет потерь по кредитному риску с учетом погашений по ссудам класса PL:

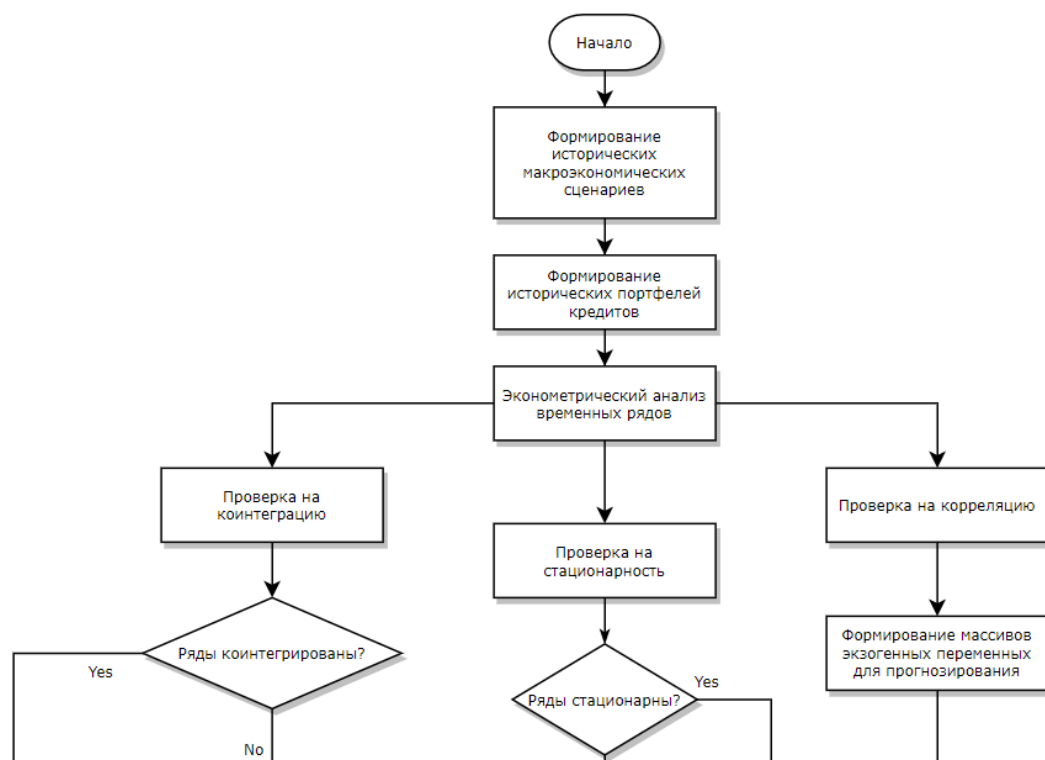
$$CreditLoss_t = CreditLoss_t^{NPL} - RVPS_t^{repay} \quad (7)$$

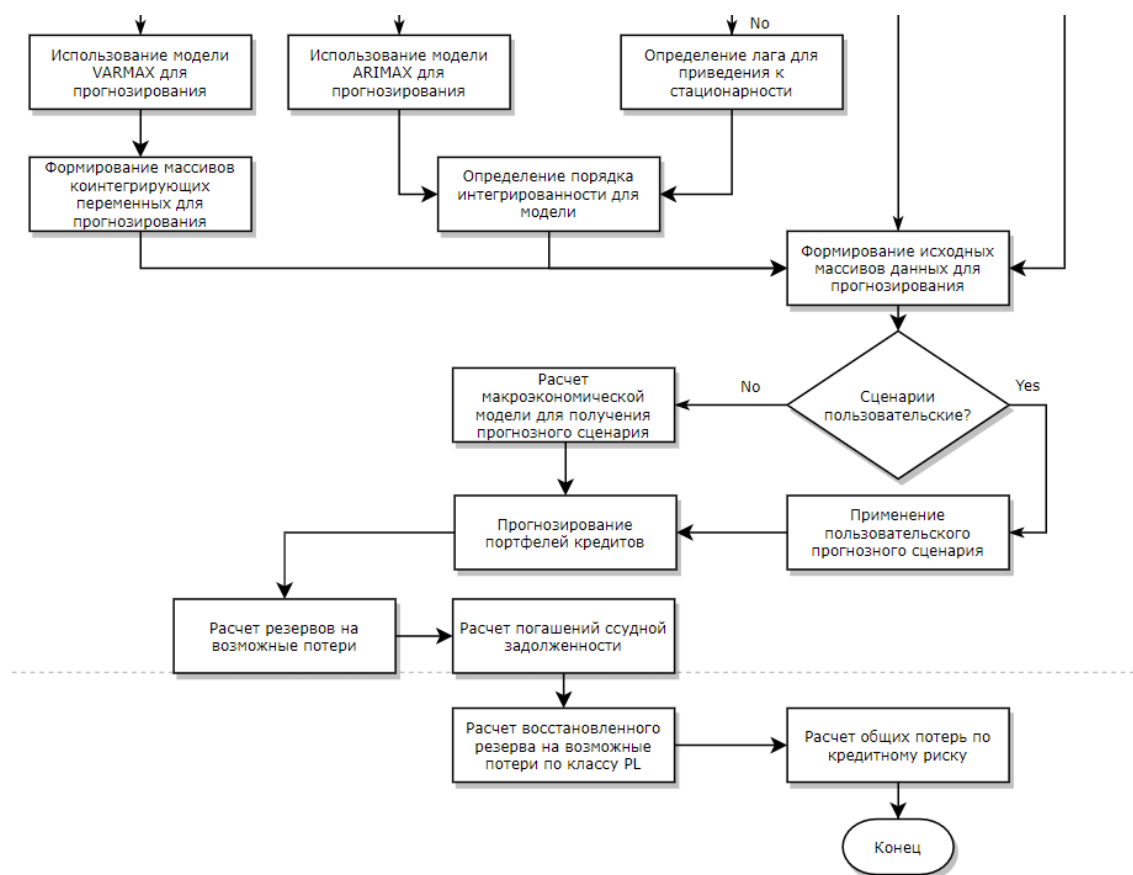
где:

$CreditLoss_t^{NPL}$  – потери по кредитному риску текущего периода на горизонте моделирования;

$RVPS_t^{repay}$  – общий объем восстановленных резервов на возможные потери по ссудам класса PL.

Для всего описанного алгоритма необходимо ввести допущение относительно категории качества портфелей ссуд. Информация о категориях качества ссуд содержится, как было описано ранее, в форме отчетности 0409115 [15-18], однако данные по этой форме не являются публичными. Портфели ссуд в данном исследовании будут сформированы на основе формы 0409101 [15-18], которая является публикуемой формой отчетности и доступна на сайте ЦБР по всем кредитным организациям. Портфели формируются на основе сумм счетов формы 0409101. Ниже на рисунке (Рис.1) представлена блок-схема алгоритма оценки потерь по кредитному риску:





**Рис.1. Блок-схема алгоритма оценки кредитного риска банковского сектора**

## Заключение

Несмотря на разнообразие экономических, математических методов и методов интеллектуального анализа данных, проблема оценки потерь по кредитному риску остается существенной для банковского сектора. По этой причине уже десятки лет проводятся исследования в области кредитования, и данное исследование также было посвящено этой теме. Возможно предложенный алгоритм не пройдет проверки при тестировании на реальных данных или не найдет своего применения в реальном секторе. Тем не менее изученный материал полезен для личной осведомленности, а предложенные наработки могут быть базой для более комплексных исследований. Более того, в мире стремительно развивающихся технологий актуализируется автоматизация различных видов деятельности, в том числе в банковском секторе. Например, в рамках надзорной деятельности ЦБР разрабатывается унифицированная централизованная система анализа деятельности кредитных организаций (АДКО), основанная на едином хранилище данных (ЕХД) [19].

Разрабатываемая система должна обеспечивать автоматизацию задачи АДКО, в ее функции должен входить модуль анализа и обработки исходных данных, модуль математических расчетов (в том числе модуль стресс-тестирования банковского сектора), модуль построения аналитических отчетов. Алгоритмы, разрабатываемые в рамках данного исследования, могут послужить базой для расчетного модуля автоматизированной системы управления банковскими рисками.

### **Литература**

1. Алексеева В.А., Калимуллина Р.И. «Применение метода ближайших соседей при моделировании кредитных рисков» // Вестник УлГТУ. 2014.
2. Биджоян Д.С., Богданова Т.К., Неклюдов Д.Ю. «Стресс-тестирование кредитного риска кластера российских коммерческих банков» // Бизнес-информатика. Т.13. №. 3. 2019. С. 35 – 51.
3. Богданов А.Л., Дуля И.С. «Применение нейронных сетей в решении задачи кредитного скоринга» // Вестник Томского государственного университета. № 44. 2018.
4. Волкова Е.С., Гисин В.Б., Соловьев В.И. «Методы теории нечетких множеств в кредитном скоринге» // Финансы и кредит. Т. 23. Вып. 35. 2017. С. 2088 – 2106.
5. Дьяков О.А. «Особенности применения методов Data Mining в скоринговых решениях для коммерческих банков» // Научные записи молодых исследователей. 2017. С. 5 – 11.
6. Инструкция Банка России от 29.11.2019 N 199-И "Об обязательных нормативах и надбавках к нормативам достаточности капитала банков с универсальной лицензией" (Зарегистрировано в Минюсте России 27.12.2019 N 57008).
7. Канамеро М., Приу С., Кангихьян Н., Стюарт Ч., Тун К., Ксоуэл У. «Доклад Moody's Analytics об исследовании практики стресс-тестирования в



банковской отрасли» // Управление финансовыми рисками. Вып. 29. 2012 С. 16 – 37.

8. Карминский А.М., Козлов О.С. «Сравнительный анализ и стресс-тестирование кредитных рисков в розничном и корпоративном сегментах российского рынка кредитования» // Управление финансовыми рисками. Вып. 37. 2014 С. 20 – 42.

9. Коновалихин М.Ю., Кузин С.Ю., Соколов А.К. «Использование макроэкономических параметров при стресс-тестировании кредитных рисков» // Управление финансовыми рисками. Вып. 53. 2018. С. 2 – 11.

10. Кочеткова В.В., Ефремова К.Д. «Обзор методов кредитного скоринга» // *Juvenis scientia*. 2017. С. 22 – 25.

11. Кузнецов И.В., Жевага А.А. «Стресс-тестирование кредитного риска в коммерческом банке на основе макроэкономических показателей» // Управление финансовыми рисками. Вып. 19. 2009. С. 28 – 46.

12. Кузнецов К.Б., Шимановский К.В. «Критерии для разработки концепции унифицированной информационно-аналитической системы стресс-тестирования мирового уровня» // Вестник пермского университета. Вып.1(12). 2012. С. 1 – 7.

13. Любимова С.Н. «Методические положения анализа рисков в деятельности коммерческого банка» // Экономический анализ: теория и практика. Вып. 4(35). 2005. С. 52 – 59.

14. Полищук А.И. «Основные типы банковских рисков» // Финансы и кредит. Вып. 25(313). 2008. С. 20 – 31.

15. Положение Банка России от 28.06.2017 N 590-П (ред. от 16.10.2019) "О порядке формирования кредитными организациями резервов на возможные потери по ссудам, ссудной и приравненной к ней задолженности" (вместе с "Порядком оценки кредитного риска по портфелю (портфелям) однородных ссуд") (Зарегистрировано в Минюсте России 12.07.2017 N 47384).

16. Центральный банк Российской Федерации «Доклад для общественных консультаций. Концепция макропруденциального стресс-тестирования». 2017.

17. Центральный банк Российской Федерации «Доклад для общественных консультаций. Основные направления Стратегии ИТ Банка России на 2016-2020 годы».

18. Центральный банк Российской Федерации Департамент обеспечения банковского надзора «Обзор банковского сектора Российской Федерации. Статистические показатели». №207. 2020.

19. Шимановский К.В. «Принципы формирования макроэкономических сценариев для инструментария стресс-тестирования банковского сектора» // Современные тенденции в экономике и управлении: новый взгляд. 2011. С. 81 – 87.

20. Altman E. I. Financial Ratios, Discriminant Analysis and the Prediction of Corporate Bankruptcy // Journal of Finance. 1968. P. 589–609.

21. Beaver W.H. Financial Ratios as Predictors of Failure // Journal of Accounting Research, Empirical Research in Accounting: Selecting Studies. 1966. P. 71–111.

22. Boldyrev K., Andrianov D., Ivliev S. Construction and Backtesting of a Multi-Factor Stress-Scenario for the Stock Market // Financial Econometrics and Empirical Market Microstructure. 2015. P. 37 – 47.

23. Bredart X. Bankruptcy Prediction Model Using Neural Networks // Accounting and Finance Research. 2014. Vol.3. No. 2. P.124–128.

24. Chijoriga M.M. Application of MDA as a credit scoring and risk assessment model // International Journal of Emerging Markets. 2011. Vol. 6. No. 2. P. 132 – 147.

25. Davidson R., Mackinnon J.G. Estimation and inference in econometrics // Oxford University. 1933. P. 871

26. Desai V. S, Crook J.N., Overstreet G.A. «A comparison of neural networks and linear scoring models in the credit union environment» // *European Journal of Operational Research*. 1996. Vol. 95. Issue 1. 22. P. 24 – 37.
27. Drehmann M., Sorensen S., Stringa M. The integrated impact of credit and interest rate risk on banks: A dynamic framework and stress testing application // *Journal of Banking and Finance*. 2010. P. 713 – 729.
28. Fulmer J., Moon J., Gavin T., Erwin M. A Bankruptcy Classification Model for Small Firms // *Journal of Commercial Bank Lending*. 1984. P. 25–37.
29. Hyunjoon K., Zheng G. A Logistic Regression Analysis for Predicting Bankruptcy in the Hospitality Industry // *The Professional Refereed Journal of the Association of Hospitality Financial Management Educators*. 2010. Vol. 14. Issue 1. Article 24.
30. Mattsson B., Steinert O. Corporate bankruptcy prediction using Machine Learning techniques // *Bachelor's Thesis in Economics, University of Gothenburg*. 2017. P.1–26.
31. N.B. Alymkulova, N.U. Atabaev, J.M. Ganiev VAR – analysis of global financial economic crisis impact on public budget and unemployment: evidence from the economy of the Kyrgyz Republic // *Economy of Region*. 2016. Vol. 12. Issue 4. P. 1090 – 1101.
32. Odom M.D., Sharda R. A Neural Network Model for Bankruptcy Prediction // *Oklahoma State University*. 1990.
33. Ohlson J. Financial Ratios and the Probabilistic Prediction of Bankruptcy // *Journal of Accounting Research*. 1980. P. 109–131.
34. Xiao H., Xiao Z., Wang Y. Ensemble classification based on supervised clustering for credit scoring // *Applied Soft Computing*. 2016. P. 73 – 86.
35. Zhan G., Hu M.Y., Patuwo B.E., Indro D.C. Artificial neural networks in bankruptcy prediction: General framework and cross-validation analysis // *European Journal of Operation Research*. 1999. P. 16–32.

36. Zhang H., He H., Zhang W. Classifier selection and clustering with fuzzy assignment in ensemble model for credit scoring // *Neurocomputing*. 2018. P. 210 – 221.

37. Zmijewski Mark E. Methodological Issues Related to the Estimation of Financial Distress Prediction Models // *Journal of Accounting Research*. 1984. P. 59–82.

### **Literature**

1. Alekseeva V.A., Kalimullina R.I. Applying the Nearest Neighbor Method to Modeling Credit Risks // *ULSTU Bulletin*. 2014

2. Bidzhoyan D.S., Bogdanova T.K., Neklyudov D.U. Stress Testing of the Credit Risk of a Cluster of Russian Commercial Banks // *Business-informatics*. T.13. No. 3. 2019. P. 35 – 51.

3. Bogdanov A.L., Dulya I.S. Application of neural networks in solving the problem of credit scoring // *Bulletin of the Tomsk State University*. No. 44.2018.

4. Volkova E.S., Gisin V.B., Soloviev V.I. Methods of the theory of fuzzy sets in credit scoring // *Finance and Credit*. T. 23. Issue. 35.2017. P. 2088 – 2106.

5. Dyakov O.A. Features of the Application of Data Mining Methods in Scoring Solutions for Commercial Banks // *Scientific Records of Young Researchers*. 2017. P. 5 – 11.

6. Instruction of the Bank of Russia of November 29, 2019 N 199-I On mandatory ratios and surcharges to capital adequacy ratios for banks with a multipurpose license (Registered with the Ministry of Justice of Russia on December 27, 2019 N 57008).

7. Kanamero M., Priu S., Kangikhyan N., Stewart Ch., Thun K., Xowel W. “Moody’s Analytics Report on the Study of Stress Testing Practice in the Banking Industry” // *Financial Risk Management*. Issue 29. 2012. P. 16 – 37.

8. Karminsky A.M., Kozlov O.S. Comparative analysis and stress testing of credit risks in the retail and corporate segments of the Russian lending market // *Financial risk management*. Issue 37. 2014. P. 20 – 42.

9. Konovalikhin M.Yu., Kuzin S.U., Sokolov A.K. The application macroeconomic parameters in stress testing of credit risks // Financial risk management. Issue 53. 2018. P. 2 – 11.
10. Kochetkova V.V., Efremova K.D. Credit scoring methods review // Juvenis scientia. 2017. P. 22 – 25.
11. Kuznetsov I.V., Zhevaga A.A. Stress testing of credit risk in a commercial bank based on macroeconomic indicators // Financial risk management. Issue 19. 2009. P. 28 – 46.
12. Kuznetsov K.B., Shimanovsky K.V. Criteria for the development of the concept of a unified information and analytical system of world-class stress testing // Bulletin of the Perm University. Issue 1 (12). 2012. P. 1 – 7.
13. Lyubimova S.N. Methodological provisions of risk analysis in the activities of a commercial bank // Economic analysis: theory and practice. Issue 4 (35). 2005. P. 52 – 59.
14. Polishchuk A.I. The main types of banking risks // Finance and credit. Issue 25 (313). 2008. P. 20 – 31.
15. Regulation of the Bank of Russia dated June 28, 2017 N 590-P (as revised on October 16, 2019) On the procedure for the formation by credit institutions of reserves for possible losses on loans, loan and equivalent debts (together with the Procedure for assessing credit risk for a portfolio (portfolios) of homogeneous loans ) (Registered in the Ministry of Justice of Russia on 12.07.2017 N 47384).
16. Central Bank of the Russian Federation Report for Public Consultations. The concept of macroprudential stress testing. 2017.
17. Central Bank of the Russian Federation Report for Public Consultations. The main directions of the IT Strategy of the Bank of Russia for 2016-2020.
18. Central Bank of the Russian Federation Banking Supervision Department Review of the banking sector of the Russian Federation. Statistical indicators. No. 207. 2020.

19. Shimanovsky K.V. Principles of Formation of Macroeconomic Scenarios for the Stress Testing Toolkit for the Banking Sector // Current Trends in Economics and Management: A New Look. 2011. P. 81 – 87.
20. Altman E. I. Financial Ratios, Discriminant Analysis and the Prediction of Corporate Bankruptcy // Journal of Finance. 1968. P. 589–609.
21. Beaver W.H. Financial Ratios as Predictors of Failure // Journal of Accounting Research, Empirical Research in Accounting: Selecting Studies. 1966. P. 71–111.
22. Boldyrev K., Andrianov D., Ivliev S. Construction and Backtesting of a Multi-Factor Stress-Scenario for the Stock Market // Financial Econometrics and Empirical Market Microstructure. 2015. P. 37 – 47.
23. Bredart X. Bankruptcy Prediction Model Using Neural Networks // Accounting and Finance Research. 2014. Vol.3. No. 2. P.124–128.
24. Chijoriga M.M. Application of MDA as a credit scoring and risk assessment model // International Journal of Emerging Markets. 2011. Vol. 6. No. 2. P. 132 – 147.
25. Davidson R., Mackinnon J.G. Estimation and inference in econometrics // Oxford University. 1933. P. 871
26. Desai V. S, Crook J.N., Overstreet G.A. «A comparison of neural networks and linear scoring models in the credit union environment» // European Journal of Operational Research. 1996. Vol. 95. Issue 1. 22. P. 24 – 37.
27. Drehmann M., Sorensen S., Stringa M. The integrated impact of credit and interest rate risk on banks: A dynamic framework and stress testing application // Journal of Banking and Finance. 2010. P. 713 – 729.
28. Fulmer J., Moon J., Gavin T., Erwin M. A Bankruptcy Classification Model for Small Firms // Journal of Commercial Bank Lending. 1984. P. 25–37.
29. Hyunjoon K., Zheng G. A Logistic Regression Analysis for Predicting Bankruptcy in the Hospitality Industry // The Professional Refereed Journal of the Association of Hospitality Financial Management Educators. 2010. Vol. 14. Issue 1. Article 24.

30. Mattsson B., Steinert O. Corporate bankruptcy prediction using Machine Learning techniques // Bachelor's Thesis in Economics, University of Gothenburg. 2017. P.1–26.
31. N.B. Alymkulova, N.U. Atabaev, J.M. Ganiev VAR – analysis of global financial economic crisis impact on public budget and unemployment: evidence from the economy of the Kyrgyz Republic // Economy of Region. 2016. Vol. 12. Issue 4. P. 1090 – 1101.
32. Odom M.D., Sharda R. A Neural Network Model for Bankruptcy Prediction // Oklahoma State University. 1990.
33. Ohlson J. Financial Ratios and the Probabilistic Prediction of Bankruptcy // Journal of Accounting Research. 1980. P. 109–131.
34. Xiao H., Xiao Z., Wang Y. Ensemble classification based on supervised clustering for credit scoring // Applied Soft Computing. 2016. P. 73 – 86.
35. Zhan G., Hu M.Y., Patuwo B.E., Indro D.C. Artificial neural networks in bankruptcy prediction: General framework and cross-validation analysis // European Journal of Operation Research. 1999. P. 16–32.
36. Zhang H., He H., Zhang W. Classifier selection and clustering with fuzzy assignment in ensemble model for credit scoring // Neurocomputing. 2018. P. 210 – 221.
37. Zmijewski Mark E. Methodological Issues Related to the Estimation of Financial Distress Prediction Models // Journal of Accounting Research. 1984. P. 59–82.