

Научная статья
УДК 519.245:336
doi:10.46554/1993-0453-2026-2-256-160-171

Стохастическое моделирование в анализе рисков: методологический подход и сравнительная характеристика

Мария Александровна Маркова¹, Анастасия Александровна Григорьева²

^{1,2} Высшая школа бизнес-инжиниринга Санкт-Петербургского политехнического университета
Петра Великого, Санкт-Петербург, Россия

¹ mari.repina.2002@mail.ru

² grigoreva_spb@list.ru

Аннотация. В текущей ситуации глобальной цифровизации социально-экономических процессов вопрос разработки актуальных подходов по эффективному управлению рисками в организациях приобретает особую актуальность ввиду необходимости разработки гибких и точных инструментов, способных учитывать многофакторность и большие объемы данных, а также оценивать риск в режиме реального времени еще до его воздействия на социально-экономическую систему. В статье приводится сравнительный анализ трех ключевых численных статистических методов оценки рисков: цепей Маркова (марковского анализа), байесовского анализа и метода Монте-Карло. На основе рассматриваемого кейса по оценке кредитного риска заемщика демонстрируются возможности и ограничения каждого из методов. Обоснована целесообразность использования цепей Маркова для моделирования динамики кредитного портфеля и миграции заемщиков между рейтинговыми категориями. Байесовский анализ используется для пошаговой оценки риска индивидуального заемщика на основе поступающих дискретных данных. Метод Монте-Карло применяется для получения полного распределения вероятностей финансовых исходов с учетом неопределенности ключевых экономических переменных. В результате исследования сделан вывод, что данные методы не являются взаимозаменяемыми, а их совместное использование позволяет повысить обоснованность результатов оценки рисков.

Ключевые слова: оценка рисков, кредитный риск, марковские цепи, байесовский анализ, метод Монте-Карло, кредитный скоринг, стохастические процессы

Основные положения:

- ◆ основным преимуществом марковского анализа является его способность моделировать динамику кредитного портфеля и прогнозировать миграцию рисков между состояниями во времени;
- ◆ байесовский анализ является эффективным инструментом для индивидуальной оценки скоринга, позволяя итеративно обновлять оценку риска при появлении новых фактов;
- ◆ метод Монте-Карло обладает рядом преимуществ, связанных с возможностями использования ресурсов вычислительной техники для моделирования тысячи сценариев с учетом различных факторов, тем самым получая полное распределение вероятностей конечных исходов;
- ◆ выбор метода или их комбинации должен определяться индивидуально в зависимости от контекста конкретной задачи – анализа портфеля, оценки отдельного заемщика или стресс-тестирования бизнес-модели.

Для цитирования: Маркова М.А., Григорьева А.А. Стохастическое моделирование в анализе рисков: методологический подход и сравнительная характеристика // Вестник Самарского государственного экономического университета. 2026. № 2 (256). С. 160–171. doi:10.46554/1993-0453-2026-2-256-160-171.

Stochastic modeling in risk analysis: methodological framework and comparative assessment

Maria A. Markova¹, Anastasiia A. Grigoreva²

^{1,2} Graduate School of Business Engineering of Peter the Great St. Petersburg Polytechnic University, St. Petersburg, Russia

¹ mari.repina.2002@mail.ru

² grigoreva_spb@list.ru

Abstract. In the context of global digitalization of socio-economic processes, the development of effective approaches to organizational risk management is becoming particularly urgent. This is driven by the need for flexible and accurate analytical tools capable of accounting for multiple risk factors and large data volumes, as well as for assessing risks in real time before they impact the socio-economic system. This paper provides a comparative analysis of three key statistical methods for risk assessment: Markov chains, Bayesian analysis, and the Monte Carlo method. Using a case study on borrower credit risk assessment, the capabilities and limitations of each technique are demonstrated. The study substantiates the expediency of applying Markov chains to model credit portfolio dynamics and borrower migration between rating categories. The Bayesian analysis is used for the sequential risk assessment of individual borrowers based on incoming discrete data. The Monte Carlo method is used to obtain a complete probability distribution of financial outcomes, accounting for the uncertainty of key economic variables. The study concludes that these methods are not interchangeable and that their integrated application enhances the robustness of risk assessment results.

Keywords: risk assessment, credit risk, Markov chains, Bayesian analysis, Monte Carlo method, credit scoring, stochastic processes

Highlights:

- ◆ the main advantage of the Markov analysis is the opportunity of modeling credit portfolio dynamics and forecasting risk migration between stages over time;
- ◆ the Bayesian analysis is an effective method for individual scoring assessments, allowing iterative risk updates with new evidence;
- ◆ the Monte Carlo method has a number of pros in risk evaluation, because of the computer resources which is used to simulate thousands of scenarios with different factors to generate total probability distributions of outcomes;
- ◆ the method selection or their combination should be determined by the specific issue: portfolio analysis, individual borrower assessment, or business model stress testing.

For citation: Markova M.A., Grigoreva A.A. Stochastic modeling in risk analysis: methodological framework and comparative assessment // Vestnik of Samara State University of Economics. 2026. No. 2 (256). Pp. 160–171. (In Russ.). doi:10.46554/1993-0453-2026-2-256-160-171.

Введение

В эпоху повсеместной цифровизации сложность математических моделей стремительно растёт, что делает оценку рисков серьёзным вызовом для многих компаний. Традиционные методы анализа рисков уже не приносят необходимой степени эффективности ввиду больших массивов данных, которые невозможно обрабатывать вручную, реактивной природы традиционных методов, направленных

на реагирование на уже произошедшие события, принесшие ущерб, или субъективности экспертной оценки. Это подтверждает необходимость поиска более гибких и точных инструментов, способных учитывать многофакторность и большие объёмы данных, а также оценивать риск в режиме реального времени ещё до его воздействия на модель [1].

Главной задачей настоящего исследования является изучение потенциала следующих

статистических методов оценки рисков, обеспечивающих возможность моделирования сложных моделей и прогноза риска в условиях неопределенности:

1. Марковский анализ рисков.
2. Байесовский анализ рисков.
3. Имитационное моделирование рисков методом Монте-Карло.

Целью данной статьи является проведение сравнительного анализа статистических методов управления рисками и определение потенциала их применения для получения обоснованных оценок рискованных ситуаций.

Для достижения поставленной цели был решен ряд задач, определивших логику изложения настоящей статьи. В начале исследования приводится литературный обзор, в котором рассмотрены актуальные источники по статистическим методам анализа рисков. Далее формируется методология исследования, где обозначены теоретические основы выделенных методов. В результатах исследования рассматривается применение описанных статистических методов оценки рисков на кейсе кредитной организации. В заключительной части статьи дана сравнительная оценка рассмотренных методов и приводятся выводы исследования.

Методы

Многие исследователи [2–4], рассматривая факторы внутренней и внешней среды, влияющие на устойчивость компании, определяют две группы методов оценки рисков – количественные и качественные. Среди количественных методов выделяют статистические методы, анализ чувствительности, метод экспертных оценок, метод анализа сценариев, методы финансового анализа. В некоторых работах [5; 6] рассматриваются количественные методы оценки рисков и описывается возможность автоматизации процедуры анализа проектов с использованием базы данных и статистических методов обработки данных в ней.

В работе [3] показано применение метода Монте-Карло при оценке рисков для моделирования экономических, управленческих, физико-химических и иных видов процессов. Авторы статьи [7] рассматривают определение экономического риска и способы его прогно-

зирования на примере метода Монте-Карло. В статье описана математическая составляющая применения данного метода в оценке рисков.

Статья [6] позволяет рассмотреть применение метода Монте-Карло на реальном примере и понять значимость его практического использования. Авторы данной статьи приводят детальное обоснование важности применения методов оценки рисков на примере реального предприятия, пользуясь методом имитационного моделирования (метод Монте-Карло). Данный метод позволил симулировать инвестиционный проект и получить вероятностную оценку его исхода. В работе [6] представлен алгоритм действий для реализации процесса анализа рисков. К недостаткам статьи можно отнести ее сфокусированность на методе Монте-Карло и недостаточном рассмотрении метода экспертной оценки, который был применен для задания исходных параметров математической модели.

Авторы вышеприведенных статей рассматривают наиболее популярные методы прогнозирования и оценки рисков – как качественные, так и количественные. Многие из методов используются на практике, однако преимущественно авторы проанализированных статей концентрируют свое внимание на качественных методах оценки рисков и на наиболее популярных количественных методах. Специфике применения марковского анализа и байесовского анализа в задачах оценки рисков уделяется недостаточное внимание. Далее рассмотрим теоретические основы каждого метода.

Марковский анализ, или цепи Маркова – это статистический метод, используемый для прогнозирования значения переменной, на которое влияет только ее текущее состояние, т.е. факторы, которые повлияли на ее формирование, опускаются. Назван в честь известного русского математика А.А. Маркова. Уникальность метода заключается в свойстве отсутствия «памяти» у модели (свойство Маркова), т.е. ее прогноз основан исключительно на текущем состоянии и не учитывает исторические данные [8, с. 85]. Именно поэтому цепи Маркова охотно используются для процессов, в которых присутствует элемент случайности

(стохастические процессы), а именно: оценка надежности технических систем, моделирование структуры текста, исследование экономической эффективности работы компании и, конечно же, оценка рисков. Кроме того, важно отметить, что марковский анализ нашел свое применение в современных технологиях машинного обучения и обработки естественного языка, что свидетельствует об эффективности применения вероятностного подхода для моделирования сложных систем. Ярким примером служит библиотека Python – *markovify*, предназначенная для построения математических моделей генерации текста [9].

Байесовский анализ – это статистический метод, использующийся для оценки вероятности того, что событие А произойдет, если некоторое событие Б, оказывающее на него влияние, произошло. Этот метод основан на применении теоремы Байеса и дает оценку степени уверенности в истинности/ложности выдвинутой гипотезы. Основная идея заключается в том, что событие изначально уже имеет определенную вероятность, но по мере поступления новых данных степень уверенности обновляется, формируя новую, более обоснованную оценку [10, с. 91–92]. Байесовский анализ применяют во многих областях: оценка кредитных рисков, алгоритмический трейдинг, А/В-тестирование, веб-поиск и др. Чаще всего байесовский анализ используют в условиях неопределенности или высокой зашумленности данных, чтобы количественно описать эту неопределенность и скорректировать выводы для принятия более обоснованных решений. Кроме вышеперечисленного, байесовский анализ нашел применение в решении различных современных задач, например при анализе больших данных. Так, существуют следующие инструменты, которые используют байесовские методы [11, с. 1534–1535]:

◆ *байесовские классификаторы*: используются для принятия решения о принадлежности объекта к той или иной группе на основе вероятностной оценки, определенной в предыдущих экспериментах. Метод применяется для задач классификации электронных писем, выявления спама, для медицинской диагностики заболеваний и т.п.;

◆ *байесовские сети*: используются для визуального моделирования зависимостей между переменными и применяются для медицинской диагностики и принятия решений, оценки рисков, диагностики неисправностей, прогнозирования и рекомендательных систем, а также для принятия решений в условиях неопределенности искусственным интеллектом;

◆ *байесовская оптимизация*: способ поиска оптимального решения в условиях высокой сложности и стоимости решения задач; является одним из способов, применяемых для целей стратегического планирования, чтобы найти такие входные параметры модели, которые приведут к лучшему исходу. Метод используется для настройки гиперпараметров моделей машинного обучения, создания инноваций, предварительных научных экспериментов и поиска лучших настроек параметров роботов;

◆ *байесовский регрессионный анализ*: подход к регрессии, который позволяет определить не только конкретное значение целевой функции, но и доверительные интервалы, которые дают количественную оценку неопределенности этого прогноза. Метод применяется для прогнозирования цен финансовых активов, моделирования сложных систем с шумными данными, контроля качества и оценки эффективности медицинских препаратов.

Метод Монте-Карло – метод прогнозирования, основанный на многократном повторении случайных событий. Он направлен на оценку вероятности исхода стохастического процесса. Элементарным примером метода Монте-Карло является расчет площади произвольной фигуры А с неизвестными параметрами, заключенной внутри фигуры В с известными параметрами, путем генерации случайных чисел, ограниченных координатами фигуры В. Как правило, задачи, которые не имеют простого решения и точных начальных параметров, решаются методом Монте-Карло. При решении задается математическая модель, наиболее точным образом описывающая процесс, обозначаются средние оценки ее аргументов и отклонения от них. Затем происходит многократный прогон сценариев, в результате которого формируется массив дан-

ных, отражающий всевозможные исходы, удовлетворяющие начальным данным и закону нормального распределения. Статистическая оценка массива полученных результатов позволяет выявить как наиболее вероятный исход, так и оптимистическую и пессимистическую оценку сценариев [12]. Этот метод зарекомендовал себя во многих областях, таких как оценка рисков инвестиционных проектов, планирование сложных (часто инновационных) проектов, моделирование сложных систем, описывающих процессы реального мира (например, поведение частиц в ядерном реакторе), в компьютерной графике и даже в метеорологии.

Проведя анализ литературы, перейдем к практическому рассмотрению статистических методов на кейсе кредитной организации. В статье используются инструменты теории вероятности и математической статистики, методы эконометрического моделирования для решения задач имитационного моделирования методом Монте-Карло.

Кейс кредитной организации звучит следующим образом: у банка имеется статистический отчет об изменении кредитного рейтинга (скоринга) 5000 заемщиков за последние 10 лет, согласно данным которого была построена вероятностная матрица перехода скоринга из одного состояния в другое. Результаты приведены в табл. 1, где скоринг, или кредитный скоринг, или кредитный рейтинг – это оценка платежеспособности потенциального заемщика, построенная на основе предоставленных заемщиком данных или запрашиваемых банком данных из других источников. Каждый параметр данных оценивается определенным количеством баллов, а их сумма – ничто иное, как скоринг, и максимально может достигать 999 пунктов.

Необходимо оценить следующие параметры:

1. Вероятность банкротства в течение ближайших 3 лет заемщика с кредитным скорингом «В».

2. Вероятность банкротства заемщика со скорингом «В», если становится известно, что он имел просрочки по прошлым кредитам.

3. Вероятность банкротства заемщика со скорингом «В» с учетом колебаний величин доходов и расходов.

Обработка производилась с использованием программного обеспечения MS Office Excel, а также веб-среды для написания программного кода на языке Python – Google Colab. В рамках написания программного кода была задействована библиотека анализа данных NumPy – это библиотека, использующаяся для упрощения выполнения математических операций с данными, применяя встроенные в библиотеку методы, что исключает необходимость написания дополнительного кода, например, для генерации случайных (псевдослучайных) чисел или расчета статистически важных параметров среднего или медианного значения и т.п.

Результаты

Рассмотрим применение методов оценки риска на описанном кейсе.

Цепи Маркова. Продемонстрируем возможности марковского анализа для оценки риска на примере оценки вероятности банкротства заемщика с кредитным рейтингом «В» в ближайшие 3 года. Для упрощения определим 4 следующих состояния скоринга заемщика:

1. А: Низкий кредитный риск.
2. В: Умеренный кредитный риск.
3. С: Высокий кредитный риск.
4. D: Банкротство.

Таблица 1

Вероятностная оценка изменения скоринга заемщика

Переходный рейтинг \ Текущий рейтинг	A	B	C	D
A	0,85	0,10	0,04	0,01
B	0,15	0,65	0,15	0,05
C	0,05	0,20	0,60	0,15
D	0,00	0,00	0,00	1,00

Проведение вероятностной оценки изменения кредитного рейтинга. Разберем на примере заемщиков с кредитным рейтингом «В», каким образом осуществлялся расчет вероятностной оценки, представленной в табл. 1. Примем следующие условные обозначения:

♦ n – количество заемщиков с определенным скорингом (например, пользователь со скорингом «В»);

♦ m – количество заемщиков из n , которые изменили свой рейтинг (например, пользователь со скорингом «В», которые перешли в «А»).

Тогда вероятность перехода составит:

$$P = \frac{m}{n}. \quad (1)$$

Так, из общей выборки в 5000 заемщиков только 1000 человек имеют скоринг «В». Согласно данным статистического отчета, 150 человек из этой выборки повысили свой рейтинг до показателя «А», 650 – сохранили значение показателя на отметке «В», 150 – ухудшили до «С», а 50 – обанкротились, т.е. снизили показатель до значения «D». Таким образом, вероятность перехода заемщика со скорингом «В» в другое состояние:

♦ из «В» в «А»: $\frac{150}{1000} = 0,15$;

♦ сохранение текущего показателя: $\frac{650}{1000} = 0,65$;

♦ из «В» в «С»: $\frac{150}{1000} = 0,15$;

♦ из «В» в «D»: $\frac{50}{1000} = 0,05$.

Аналогично, зная значения m и n для заемщиков с иными показателями кредитного рейтинга, можно провести вероятностную оценку их перехода и получить исходную матрицу переходов.

Задание начального вектора состояния.

Вектор начального состояния в марковских цепях – это вектор, представленный в матричном виде и описывающий распределение вероятностей в начальный момент времени, каждого из возможных состояний.

Вектор начального состояния нашего кейса: $[0, 1, 0, 0]$ (по условию пользователь в состоянии «В»).

Расчет вероятности банкротства заемщика с кредитным рейтингом «В» за 3 года. Шаг 3 можно разбить на 3 действия, так как формула расчета вероятности:

$$P_i = P_{i-1} * P, \quad (2)$$

где P_{i-1} – вектор начального состояния;

P – исходная матрица переходов, является константой на всех этапах расчета, i – период.

1. Вероятность наступления банкротства заемщика со скорингом «В» через 1 год.

$$P_1 = [0 \ 1 \ 0 \ 0] * \begin{bmatrix} 0,85 & 0,10 & 0,04 & 0,01 \\ 0,15 & 0,65 & 0,15 & 0,05 \\ 0,05 & 0,20 & 0,60 & 0,15 \\ 0,00 & 0,00 & 0,00 & 1,00 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 * 0,85 + 1 * 0,15 + 0 * 0,05 + 0 * 0,00, \\ 0 * 0,10 + 1 * 0,65 + 0 * 0,20 + 0 * 0,00, \\ 0 * 0,04 + 1 * 0,15 + 0 * 0,60 + 0 * 0,00, \\ 0 * 0,01 + 1 * 0,05 + 0 * 0,15 + 0 * 1,00 \end{bmatrix} = [0,15 \ 0,65 \ 0,15 \ 0,05].$$

Итак, вероятность банкротства заемщика через 1 год, если на текущий момент он имеет кредитный рейтинг «В», составляет 5%.

2. Вероятность наступления банкротства заемщика со скорингом «В» через 2 года. Пользуясь основным свойством марковских цепей – отсутствие «памяти» или зависимость только от текущего состояния системы – для расчета наступления банкротства клиента через 2 года определим вектор начального состояния как $P_{i-1} = P_1 = [0,15 \ 0,65 \ 0,15 \ 0,05]$.

Рассчитаем вероятность для принятых начальных значений:

$$P_2 = [0,15 \ 0,65 \ 0,15 \ 0,05] * \begin{bmatrix} 0,85 & 0,10 & 0,04 & 0,01 \\ 0,15 & 0,65 & 0,15 & 0,05 \\ 0,05 & 0,20 & 0,60 & 0,15 \\ 0,00 & 0,00 & 0,00 & 1,00 \end{bmatrix} = [0,2325 \ 0,4675 \ 0,1935 \ 0,1065].$$

3. Вероятность наступления банкротства заемщика со скорингом «В» через 3 года. Аналогично предыдущему этапу вектор начального состояния примем как $P_{i-1} = P_2 = [0,2325 \ 0,4675 \ 0,1935 \ 0,1065]$.

$$P_3 = [0,2325 \ 0,4675 \ 0,1935 \ 0,1065] * \begin{bmatrix} 0,85 & 0,10 & 0,04 & 0,01 \\ 0,15 & 0,65 & 0,15 & 0,05 \\ 0,05 & 0,20 & 0,60 & 0,15 \\ 0,00 & 0,00 & 0,00 & 1,00 \end{bmatrix} = [0,2774 \ 0,3659 \ 0,1955 \ 0,1612]$$

Итак, вероятность наступления банкротства заемщика через 3 года составляет 16,12%. Таким образом, марковский анализ показывает динамику изменчивости скоринга клиента между принятыми состояниями.

Байесовский анализ. Ввиду того, что в основе байесовского анализа лежит оценка гипотез, то первым шагом необходимо сформулировать, что будет проверяться и какие данные для этого имеются.

Нулевая гипотеза (H_0): клиент обанкротится. Альтернативная гипотеза (H_A): клиент не обанкротится. Условие, влияющее на результат оценки (A_1): наличие у клиента просрочек платежей по прошлым кредитам. Задача риск-менеджера банка: определить вероятность банкротства заемщика при условии, что он имеет просрочки по прошлым кредитам. Обозначим эту вероятность как $P(H_0|A_1)$.

По теореме Байеса:

$$P(H_0|A_1) = \frac{P(A_1|H_0) * P(H_0)}{P(A_1)}. \quad (3)$$

Перейдем к определению априорной вероятности. Согласно анализу данных, представленному в табл. 1, в среднем 5% заемщиков с кредитным рейтингом «В» банкротятся. Тогда $P(H_0) = 0,05$, следовательно, вероятность того, что клиент не обанкротится $P(H_A) = 0,95$. Эти оценки являются ничем иным, как априорными вероятностями, т.е. первоначальными оценками риска, сделанными до получения конкретных данных о заемщика. Определим правдоподобие условия, которое гипотетически оказывает влияние на степень риска, а именно наличие просрочек по прошлым кредитам.

Оценка характерности наличия просрочек у клиентов, которые в итоге обанкротились или не обанкротились, производится при помощи проведения повторного анализа данных отчета о 5000 заемщиков. Эта процедура необходима для того, чтобы понять, насколько корректно брать во внимание влияние конкретного фактора на скоринг заемщика, т.е. в рамках нашей задачи определяется весомость утверждения: «Клиент банка со скорингом «D» чаще других имеет просрочки по прошлым кредитам».

Согласно отчету, имеем следующие показатели:

1. $P(A_1|H_0) = 0.60$ или 60% – вероятность того, что у банкрота имелись просрочки по кредитам.

2. $P(A_1|H_A) = 0.10$ или 10% – вероятность того, что у заемщика со скорингом «В» (но не банкрота) имелись просрочки.

Таким образом, утверждение является верным, следовательно, условие наличия просрочек у клиента можно брать в качестве критерия для оценки апостериорной вероятности. Определим апостериорную вероятность.

По формуле (3) можно определить апостериорную вероятность или обновленную оценку вероятности гипотезы с учетом критериев (условий), оказывающих влияние на итоговую оценку, но не учтенных в рамках первоначальной оценки.

Известно, что $P(A_1|H_0) = 0.60$, $P(H_0) = 0,05$. Для определения итоговой вероятности необходимо рассчитать только полную вероятность события A_1 – клиент имеет просрочки по платежам.

$$P(A_1) = P(A_1|H_0) * P(H_0) + P(A_1|H_A) * P(H_A). \quad (4)$$

Таким образом, $P(A_1) = 0,60 * 0,05 + 0,10 * 0,95 = 0,125$ или 12,5%. Это означает, что только 12,5% из *всех* клиентов банка могут иметь просрочки по кредитным платежам.

$$\text{Итак, } P(H_0|A_1) = \frac{0,60 * 0,05}{0,125} = 0,24 \text{ или } 24\%.$$

Исходя из вышеприведенных расчетов можно сделать вывод, что простой расчет статистических показателей не дает точного результата, так как не учитывает все многообразие факторов, которые могут повлиять на результат. Так, априорная вероятность, определенная на основе простейших вычислений без учета важных критериев, показала, что риск банкротства заемщика с кредитным рейтингом «В» составляет всего 5%. Когда выяснилось, что этот пользователь имел просрочки по предыдущим кредитам, то новая оценка риска оказалась в 5 раз больше и составила 24%. Если бы у банка был установлен порог кредитного риска в рамках 15%, то в случае первой оценки банк вынес бы положительное решение по кредитной заявке и мог бы понести существенные потери в случае неплатежеспособности клиента, а вторая оценка позволила бы принять более обоснованное решение в пользу отказа в предоставлении кредита и снижении возможных потерь.

Метод Монте-Карло. Рассмотрим применение метода Монте-Карло для оценки вероятности банкротства заемщика со скорингом «В». Для того, чтобы оценить вероятность банк-

ротства, необходимо задать начальные параметры. Так, банк обычно запрашивает не только кредитную историю клиента, но и выписки по счетам, где можно проследить средний доход и расход в месяц и отклонения от средних значений. Данные, которые будут использоваться для моделирования, представлены в табл. 2.

Математическая модель данной ситуации проста: банкротство наступает, когда у клиента заканчиваются денежные средства, и он не может осуществить своевременный платеж по кредиту, т.е. клиент обанкротится, если к концу срока кредита его сбережения окажутся отрицательными. Строго говоря, банкротом заемщик станет к любому моменту времени до окончания срока кредита, когда его сбереже-

ния примут отрицательное значение, однако для упрощения расчетов соотнесем факт банкротства с отрицательным значением сбережений на момент окончания срока кредитования. Модель представлена на рисунке.

Оценка вероятности банкротства производится путем нахождения отношения числа сценариев с отрицательной величиной сбережений к концу срока кредита к общему числу сценариев (10 000 в нашем примере), т.е. сводится к использованию формулы (1), где m – пессимистичные сценарии, n – общее число сценариев. Следовательно, главная задача – поиск числа пессимистичных сценариев. Наиболее простой способ для ее решения – перебрать все сценарии с использованием цикла со счетчиком.

Таблица 2

Начальные параметры заемщика

Обозначение	Значение	Примечание
initial_savings	100 000 руб.	Сбережения
monthly_payment	30 000 руб.	Планируемый ежемесячный платеж
loan_term	36 мес.	Срок кредита
income_mean	100 000 руб.	Средний доход
income_std	10 000 руб.	Стандартное отклонение от среднего дохода (отпуск, больничный и т.п.)
expenses_mean	65 000 руб.	Средний расход
expenses_std	15 000 руб.	Стандартное отклонение от среднего расхода (крупные покупки, подарки, праздники)

```

1 # Счетчик дефолтов
2 default_count = 0
3
4 # Запуск симуляций
5 for _ in range(n_simulations):
6     savings = initial_savings
7
8     # Проживаем каждый месяц кредитного срока
9     for month in range(loan_term):
10        # Генерируем случайные значения
11        income = np.random.normal(income_mean, income_std)
12        expenses = np.random.normal(expenses_mean, expenses_std)
13
14        # Рассчитываем баланс месяца
15        monthly_balance = income - expenses - monthly_payment
16        savings += monthly_balance
17
18    # Проверяем дефолт в конце срока
19    if savings < 0:
20        default_count += 1

```

Рис. Математическая модель оценки риска банкротства при имитации 10 тысяч сценариев с генерацией псевдослучайных чисел, заданных нормальным законом распределения

Результаты моделирования сценариев

Показатели	Значение	Примечание
Количество симуляций	10 000	Количество смоделированных сценариев (n)
Сценарии с исходом «Банкротство»	1701	Количество сценариев с отрицательным исходом (m)
Вероятность банкротства	0,1701 или 17,01%	Отношение m к n

В нашем примере необходимо воспользоваться конструкцией с вложенными циклами, так как имеется 10 000 сценариев, в которых считается сумма сбережений, оставшаяся за 36 месяцев. При наступлении отрицательности сбережений счетчик увеличивается на единицу, сигнализируя о банкротстве. Сымитировав 10 000 сценариев с заданными данными клиента, получим результат, представленный в табл. 3.

Итак, риск банка выдать кредит клиенту с рейтингом «В», который обанкротится в течение срока кредита, составляет 17,01% против 5%, которые были получены в результате обобщенной статистической оценки 5 000 заемщиков банка, что еще раз доказывает: в случае с оценкой риска, необходимо применять специальные методы для оценки рисков и рассматривать каждый случай индивидуально.

Обсуждение

Основываясь на результатах текущего исследования и данных из источников [13–16], составим сравнительную таблицу с преимуществами и недостатками каждого метода. Результат анализа представлен в табл. 4.

Результатом марковского анализа является общая оценка риска по выборке, параметры которой статичны. Входными данными цепей Маркова выступает матрица переходов, отражающая вероятность перехода системы из одного состояния в другое. Результат моделирования полностью зависит от входных данных и, несмотря на их возможно высокое качество, оценка может получиться некорректной ввиду их статичности. Следовательно, делаем вывод, что данный метод подходит для оценки стабильных систем и только в рамках краткосрочного планирования. В противном случае анализ даст оценку, существенно отличающуюся от реальной ситуации.

Исследование байесовского анализа показало, что его главной ценностью является переход от обобщения к оценке конкретной ситуации на основе полученных сведений в условиях дефицита данных. Было доказано, что учет единственного факта изменил оценку с 5% до 24%. Вывод: байесовский анализ пригоден, когда нужно принять решение по конкретной ситуации с учетом параметров, влияющих на ее исход. Однако точность количественной оценки ситуации напрямую зависит от релевантности входных данных, что делает метод трудоемким и дорогостоящим ввиду необходимости тщательного отбора поступающих на вход параметров.

Метод Монте-Карло способен давать оценку в условиях неопределенности и позволяет не только получить конкретную вероятность риска, но и все распределение оценок, полученных в результате имитационного моделирования, т.е. позволяет получить как наиболее вероятную оценку, так и оптимистическую и пессимистическую. Основной сложностью моделирования является формирование адекватной математической модели: при неправильном выборе закона распределения или определения зависимостей между переменными получится ложный результат даже при большом количестве итераций.

Таким образом, каждый метод имеет как преимущества, так и ограничения и применение того или иного метода должно быть обоснованным для получения корректных результатов. Например, марковский анализ лучше подходит для краткосрочных прогнозов стабильных систем, где важны скорость и наглядность статистической оценки, байесовский анализ – для моделей с неполными или постоянно обновляющимися данными, а метод Монте-Карло – для сложных систем долгосрочного прогнозирования стохастических процессов.

Таблица 4

Преимущества и недостатки исследованных методов оценки риска

Метод оценки риска	Преимущества и недостатки
Марковский анализ	Преимущества: - возможность моделирования динамики ситуации (аналогия с дисконтированием); - простота и наглядность оценки. Недостатки: - лучше справляется с прогнозированием простых моделей; - предполагает статичность матрицы перехода во времени; - является обобщающей оценкой для выборки, а не конкретного случая
Байесовский анализ	Преимущества: - возможность индивидуальной оценки; - дает оценку ситуации с неполными данными путем постоянного уточнения. Недостатки: - оценка риска только «здесь и сейчас» (без динамики); - сильная зависимость от первоначальных данных
Метод Монте-Карло	Преимущества: - решает сложные задачи в условиях неопределенности; - дает не только среднюю оценку, но и оптимистическую/пессимистическую; - гибкость по отношению к моделируемым процессам. Недостатки: - зависимость от качества модели и количества итераций; - не учитывает редкие события, сильно отклоняющиеся от нормы; - сложность обоснования полученных результатов

Для повышения точности и надежности оценки следует применять не один метод, а комбинированный подход. Так оценка риска не только получится точнее, но и появится возможность взглянуть на полученную оценку с разных ракурсов и выявить скрытые зависимости.

Заключение

В статье рассмотрено применение трех принципиально разных методов оценки рисков в рамках одного кейса: оценка риска банкротства заемщика со скорингом «В». Данное

исследование позволило рассмотреть алгоритмы работы марковского и байесовского анализа, а также метода Монте-Карло, что впоследствии позволило сделать вывод об их применимости в рамках оценки риска банкротства, а именно об отсутствии универсального способа. Эффективность применения того или иного метода напрямую зависит от контекста решаемой задачи, характера и полноты данных, степени неопределенности процесса. Таким образом, выбор метода должен быть экономически и ситуационно обоснованным.

Список источников

1. Мандрыкин А.В. Роль информационных технологий в управлении рисками предприятия и направления их использования в риск-менеджменте // Организатор производства. 2011. Т. 48, № 1. С. 46–49.
2. Гепалова Е.Д. Методы оценки рисков // E-Scio. 2019. № 7 (34). С. 115–127.
3. Жданов Э.Р., Маликов Р.Ф., Хисматуллин Р.К. Компьютерное моделирование физических явлений и процессов методом Монте-Карло : учебно-методическое пособие / Башкирский государственный педагогический университет. Уфа : Изд-во БГПУ, 2005. 124 с.
4. Гмурман В.Е. Теория вероятностей и математическая статистика : учебник для вузов. 12-е изд. Москва : Юрайт, 2016. 479 с.
5. Гайдук В.И., Калитко С.А., Гребеников А.Е. Использование информационных технологий для оценки рисков // Политематический сетевой электронный научный журнал Кубанского государственного аграрного университета. 2014. № 98. С. 953–963.
6. Вардомацкая Е.Ю., Асobleва П.С. Имитационное моделирование инвестиционных рисков методом Монте-Карло // Материалы и технологии. 2022. Т. 9, № 1. С. 50–57.

7. Сазонов А.А., Сазонова М.В. Применение метода Монте-Карло для моделирования экономических рисков в проектах // Наука и современность. 2016. № 43. С. 228–232.
8. Ваславская И.Ю., Кошкина И.А., Патенко Г.Р. Риски в лизинговой деятельности // Бизнес. Образование. Право. 2020. № 1. С. 83–87.
9. Text generation with Markov Chains: an introduction to using Markovify. URL: <https://medium.com/data-science/text-generation-with-markov-chains-an-introduction-to-using-markovify-742e6680dc33> (дата обращения: 18.08.2025).
10. Курт У. Байесовская статистика: Star Wars, LEGO, резиновые уточки и многое другое. Санкт-Петербург : Питер, 2021. 320 с.
11. Смирнов В.И., Новоселова О.В. Обзор современных методов анализа больших данных для различных предметных областей // Вестник науки. 2024. Т. 1, № 6 (75). С. 1531–1538.
12. Гильванова Г.А. Анализ риска инновационного проекта методом имитационного моделирования (метод Монте-Карло) // Science time. 2015. № 12 (24). С. 157–161.
13. Markov Chains / Statistics Globe. URL: <https://statisticsglobe.com/markov-chains> (дата обращения: 25.07.2025).
14. Зибирев О.Н., Шутко А.В., Руднев С.Г. Байесовские методы в экономическом прогнозировании // Индустриальная экономика. 2023. № 6. С. 180–186.
15. Божко Л.М. Использование метода Монте-Карло в имитационном моделировании экономических систем // Интеллектуальные технологии на транспорте. 2023. № 1 (33).
16. Фоломкин И.И., Щукарев А.С., Пшеничников А.В. Моделирование и анализ рисков в управлении проектами // Информационные технологии : межвузовский сборник научных трудов. Рязань, 2019. С. 236–238.

References

1. Mandrykin A.V. The role of information technologies in enterprise risk management and directions for their use in risk management // Production Organizer. 2011. Vol. 48, No. 1. Pp. 46–49.
2. Gepalova E.D. Risk Assessment Methods // E-Scio. 2019. No. 7 (34). Pp. 115–127.
3. Zhdanov E.R., Malikov R.F., Khismatullin R.K. Computer modeling of physical phenomena and processes by the Monte Carlo method : educational and methodical manual / Bashkir State Pedagogical University. Ufa: BSPU Publishing House, 2005. 124 p.
4. Gmurman V.E. Probability theory and mathematical statistics : textbook for universities. 12th ed. Moscow : Yurayt, 2016. 479 p.
5. Gayduk V.I., Kalitko S.A., Grebenikov A.E. The use of information technologies for risk assessment // Polythematic Online Scientific Journal of Kuban State Agrarian University. 2014. No. 98. Pp. 953–963.
6. Vardomatskaya E.Yu., Asobleva P.S. Simulation of investment risks using the Monte Carlo method // Materials and Technologies. 2022. Vol. 9, No. 1. Pp. 50–57.
7. Sazonov A.A., Sazonova M.V. Application of the Monte Carlo method for modeling economic risks in projects // Science and Modernity. 2016. No. 43. Pp. 228–232.
8. Vaslavskaya I.Yu., Koshkina I.A., Patenko G.R. Risks in leasing activities // Business. Education. Law. 2020. No. 1. Pp. 83–87.
9. Text generation with Markov Chains: an introduction to using Markovify. URL: <https://medium.com/data-science/text-generation-with-markov-chains-an-introduction-to-using-markovify-742e6680dc33> (date of access: 18.08.2025).
10. Kurt W. Bayesian Statistics: Star Wars, LEGO, Rubber Ducks, and Much More. St. Petersburg : Piter, 2021. 320 p.
11. Smirnov V.I., Novoselova O.V. Review of modern methods for analyzing big data in various subject domains // Bulletin of Science. 2024. Vol. 1, No. 6 (75). Pp. 1531–1538.
12. Gilvanova G.A. Risk analysis of an innovation project using simulation modeling (Monte Carlo method) // Science Time. 2015. No. 12 (24). Pp. 157–161.
13. Markov Chains / Statistics Globe. URL: <https://statisticsglobe.com/markov-chains> (date of access: 25.07.2025).
14. Zibirev O.N., Shutko A.V., Rudnev S.G. Bayesian Methods in economic forecasting // Industrial Economics. 2023. No. 6. Pp. 180–186.
15. Bozhko L.M. Use of the Monte Carlo method in simulation modeling of economic systems // Intellectual Technologies on Transport. 2023. No. 1 (33).

16. Folomkin I.I., Shchukarev A.S., Pshenichnikov A.V. Modeling and risk analysis in project management // Information Technologies : Interuniversity Collection of Scientific Papers. Ryazan, 2019. Pp. 236–238.

Информация об авторах

М.А. Маркова – соискатель Высшей школы бизнес-инжиниринга Санкт-Петербургского политехнического университета Петра Великого;

А.А. Григорьева – кандидат экономических наук, доцент Высшей школы бизнес-инжиниринга Санкт-Петербургского политехнического университета Петра Великого.

Information about the authors

M.A. Markova – PhD student of the Graduate School of Business Engineering of Peter the Great St. Petersburg Polytechnic University;

A.A. Grigoreva – Candidate of Economic Sciences, Associate Professor of the Graduate School of Business Engineering of Peter the Great St. Petersburg Polytechnic University.

Статья поступила в редакцию 25.08.2025; одобрена после рецензирования 12.09.2025; принята к публикации 24.02.2026.

The article was submitted 25.08.2025; approved after reviewing 12.09.2025; accepted for publication 24.02.2026.