ISSN:3030-332X
Impact factor: 9,493
International journal of scientific researchers

АНАЛИЗ ЗНАЧИМОСТИ ФАКТОРОВ ПРИ ФОРМИРОВАНИИ ПОРТРЕТА ЗАЕМЩИКОВ

Эркаев Уткиржон Олтибой угли
Магистрант Банковско-финансовой академии Республики Узбекистан
e-mail: uoerkaev@edu.hse.ru
99 822 14 03
https://doi.org/10.5281/zenodo.20614437

Аннотация: В современных условиях цифровизации финансового сектора и роста объемов потребительского кредитования особое значение приобретает построение достоверного портрета заемщика. Банковские учреждения и финансовые организации используют широкий спектр факторов для оценки кредитоспособности клиентов, минимизации кредитных рисков и повышения качества кредитного портфеля. Целью настоящего исследования является анализ значимости факторов, влияющих на формирование портрета заемщика, а также определение их роли в прогнозировании кредитного поведения. В работе рассмотрены демографические, социально-экономические, финансовые и поведенческие характеристики заемщиков. На основе анализа научной литературы, рекомендаций международных финансовых организаций и современных подходов к кредитному скорингу выявлены ключевые параметры, оказывающие наибольшее влияние на вероятность возврата кредита. Результаты исследования показывают, что наиболее значимыми факторами являются уровень дохода, кредитная история, стабильность занятости, долговая нагрузка и финансовая дисциплина заемщика.

Ключевые слова: заемщик, кредитоспособность, кредитный риск, кредитный скоринг, кредитная история, долговая нагрузка, доход, финансовое поведение, банковское кредитование, риск-менеджмент.

Введение

Развитие банковской системы и рост объемов кредитования привели к необходимости совершенствования методов оценки потенциальных заемщиков. Финансовые организации стремятся снизить вероятность дефолта путем более точного прогнозирования платежеспособности клиентов. В этой связи особое значение приобретает формирование комплексного портрета заемщика, отражающего его финансовые, социальные и поведенческие характеристики [1].

Согласно рекомендациям Всемирного банка, современные системы кредитного скоринга основываются не только на традиционных финансовых показателях, но и на использовании альтернативных источников данных, включая цифровые транзакции, платежное поведение и другие поведенческие характеристики [2]. Это позволяет получить более точную оценку кредитоспособности заемщиков и повысить эффективность принятия кредитных решений.

Исследования последних лет показывают, что качество кредитного портфеля банков напрямую зависит от точности оценки факторов риска, связанных с заемщиками [3]. При этом в условиях развития цифровых технологий возрастает значение комплексного анализа клиентских данных и применения методов машинного обучения для прогнозирования кредитного поведения [4].

Целью данной статьи является исследование значимости факторов, влияющих на формирование портрета заемщика, а также анализ их влияния на уровень кредитного риска.

Методология

Методологическую основу исследования составили методы системного анализа, сравнительного анализа, обобщения научной литературы и статистических данных международных финансовых организаций.

В ходе исследования были изучены материалы Всемирного банка, Банка международных расчетов (BIS), Европейского центрального банка, Организации экономического сотрудничества

и развития (OECD), а также результаты научных исследований, посвященных вопросам оценки кредитоспособности физических лиц [1–12].

Для анализа факторов формирования портрета заемщика использована их классификация по следующим группам:

- демографические факторы;
- социально-экономические факторы;
- финансовые факторы;
- поведенческие факторы;
- цифровые факторы.

Каждая группа факторов оценивалась с точки зрения ее влияния на вероятность выполнения заемщиком кредитных обязательств.

Результаты

Проведенный анализ позволил выделить основные факторы, оказывающие влияние на формирование портрета заемщика.

Доход заемщика

Уровень дохода традиционно рассматривается как один из важнейших факторов кредитоспособности. Согласно исследованиям Всемирного банка, платежеспособность заемщика напрямую зависит от стабильности и размера его доходов [2].

Лица с более высоким уровнем дохода обладают большей способностью обслуживать долговые обязательства и реже допускают просрочки платежей. При этом важным является не только абсолютный размер дохода, но и его стабильность во времени [6].

Стабильность занятости

Наличие постоянного места работы и продолжительный трудовой стаж существенно снижают вероятность дефолта. Исследования показывают, что заемщики с устойчивой занятостью обладают более высокой финансовой устойчивостью и меньшим уровнем кредитного риска [6].

Особое внимание банки уделяют сроку работы на текущем месте. Чем дольше заемщик работает в одной организации, тем выше уровень доверия со стороны кредитора.

Кредитная история

Кредитная история считается одним из наиболее надежных индикаторов будущего поведения заемщика. Всемирный банк отмечает, что данные о предыдущих кредитах, наличии просрочек и своевременности платежей являются основой большинства современных скоринговых моделей [1].

Положительная кредитная история свидетельствует о высокой финансовой дисциплине клиента, тогда как наличие просрочек существенно повышает вероятность отказа в предоставлении кредита.

Долговая нагрузка

Одним из ключевых показателей является отношение платежей по кредитам к доходу заемщика (Debt Service-to-Income Ratio, DSTI). Европейский центральный банк рассматривает данный показатель как один из основных инструментов оценки кредитного риска физических лиц [7].

Высокая долговая нагрузка увеличивает вероятность возникновения финансовых трудностей и снижает способность заемщика обслуживать новые обязательства.

Возраст заемщика

Возраст оказывает существенное влияние на кредитное поведение. Наиболее низкие показатели дефолтов наблюдаются среди заемщиков среднего возраста, обладающих стабильной занятостью и сформированным уровнем дохода [10].

Молодые заемщики зачастую имеют ограниченную кредитную историю, тогда как для заемщиков пенсионного возраста возрастает риск снижения доходов.

Семейное положение

Исследования показывают, что семейное положение может выступать дополнительным фактором финансовой устойчивости. Семейные заемщики чаще обладают более стабильными источниками дохода и ответственнее относятся к исполнению финансовых обязательств [9].

Уровень образования

Более высокий уровень образования обычно связан с лучшими карьерными перспективами и более высокими доходами. В результате заемщики с высшим образованием демонстрируют более низкий уровень кредитного риска [6].

Поведенческие характеристики

Современные скоринговые системы активно используют поведенческие данные. К ним относятся:

- регулярность платежей;
- структура расходов;
- использование банковских продуктов;
- финансовая дисциплина;
- особенности транзакционной активности.

По данным Всемирного банка, применение поведенческих данных значительно повышает точность прогнозирования кредитоспособности заемщиков [2].

Цифровые данные

В последние годы кредиторы начали использовать альтернативные источники информации: данные мобильных операторов, интернет-активность, электронные платежи и цифровые транзакции [2].

Использование таких данных позволяет оценивать заемщиков, не имеющих полноценной кредитной истории, и способствует расширению финансовой инклюзии.

Анализ и обсуждение

Проведенный анализ показывает, что формирование портрета заемщика представляет собой многофакторный процесс, в котором отдельные характеристики взаимосвязаны между собой.

Наиболее значимыми факторами остаются кредитная история, уровень дохода и долговая нагрузка. Именно эти показатели используются большинством финансовых организаций при построении скоринговых моделей [1].

Исследование Банка международных расчетов свидетельствует о том, что заемщики с низкими кредитными рейтингами и высокой долговой нагрузкой значительно чаще сталкиваются с финансовыми трудностями и просрочками платежей [3].

Согласно исследованиям по кредитному риску в развивающихся странах, сочетание низкого дохода, нестабильной занятости и отсутствия положительной кредитной истории существенно увеличивает вероятность дефолта [6].

Современные технологии позволяют расширить перечень факторов за счет использования альтернативных данных. По мнению экспертов Всемирного банка, внедрение цифровых источников информации способствует более точной оценке заемщиков и повышает доступность финансовых услуг для населения [2].

Особый интерес представляет использование технологий искусственного интеллекта и машинного обучения. Такие системы способны выявлять сложные зависимости между характеристиками клиентов и вероятностью дефолта, что повышает эффективность управления кредитными рисками [4].

Вместе с тем чрезмерное использование отдельных факторов может привести к дискриминации определенных групп заемщиков. Поэтому международные организации рекомендуют обеспечивать прозрачность скоринговых моделей и соблюдать принципы ответственного кредитования [8].

Таким образом, наиболее эффективным является комплексный подход, основанный на сочетании финансовых, социальных и поведенческих характеристик заемщика.

Заключение

Результаты исследования подтверждают, что формирование портрета заемщика является важнейшим элементом системы управления кредитными рисками. Наиболее значимыми факторами выступают уровень дохода, стабильность занятости, кредитная история и долговая нагрузка.

Развитие цифровых технологий приводит к расширению перечня используемых данных и повышению точности кредитного скоринга. Современные модели оценки кредитоспособности все чаще используют поведенческие и цифровые характеристики клиентов наряду с традиционными финансовыми показателями.

Комплексный анализ факторов позволяет финансовым организациям более точно прогнозировать кредитное поведение заемщиков, снижать уровень дефолтов и повышать устойчивость банковской системы в целом.

Список использованной литературы

1. World Bank. Credit Reporting Knowledge Guide. Washington, DC, 2019. C. 45–98.
2. World Bank Group. Credit Scoring Approaches Guidelines. Washington, DC, 2020. C. 12–75.
3. Lee J. Lending to Vulnerable Households and Consumption. Bank for International Settlements Working Paper, 2026. C. 1–38.
4. Gambacorta L., Huang Y., Qiu H., Wang J. Data vs Collateral. BIS Working Papers, 2020. C. 5–27.
5. Bachmair F., Aslan C., Maseko M. Credit Rating Tool to Assess and Quantify Credit Risk. World Bank, 2022. C. 15–48.
6. Menzo B.P.N. The Complexities of Credit Risk in Developing Countries. MPRA Paper, 2024. C. 3–17.
7. Gross M., García F.J.P. Assessing the Efficacy of Borrower-Based Macroprudential Policy Using an Integrated Micro-Macro Model for European Households. ECB Working Paper No. 1881, 2016. C. 8–42.
8. World Bank. Responsible Lending. Washington, DC, 2013. C. 11–39.
9. Siddiqi N. Credit Risk Scorecards: Developing and Implementing Intelligent Credit Scoring. John Wiley & Sons, 2017. C. 54–141.
10. Anderson R. The Credit Scoring Toolkit: Theory and Practice for Retail Credit Risk Management and Decision Automation. Oxford University Press, 2007. C. 31–128.
11. Thomas L.C., Edelman D.B., Crook J.N. Credit Scoring and Its Applications. SIAM, 2017. C. 22–176.
12. Hand D.J., Henley W.E. Statistical Classification Methods in Consumer Credit Scoring: A Review. Journal of the Royal Statistical Society, 1997. Том 160(3). C. 523–541.