

ПРИНЯТИЕ РЕШЕНИЙ В СФЕРЕ РОЗНИЧНОГО КРЕДИТОВАНИЯ НА ОСНОВЕ ТЕХНОЛОГИЙ МАШИННОГО ОБУЧЕНИЯ

Е. Д. Зезетко

*студент экономического факультета, Белорусский государственный университет,
г. Минск, Беларусь, e-mail: karachun@bsu.by*

Научный руководитель: И. А. Карачун

*кандидат экономических наук, доцент, заведующий кафедрой цифровой экономики,
Белорусский государственный университет, г. Минск, Беларусь,
e-mail: karachun@bsu.by*

В статье продемонстрированы возможности использования алгоритмов машинного обучения с техниками инжиниринга данных для построения моделей, способных прогнозировать платежеспособность клиента и автоматизировать процесс принятия кредитного решения.

Ключевые слова: риск-менеджмент; риск-профиль; прогнозирование кредитного риска; кредитный скоринг; нормативный капитал; машинное обучение; инжиниринг данных; разведочный анализ.

DECISION-MAKING IN THE FIELD OF RETAIL LENDING BASED ON MACHINE LEARNING TECHNOLOGIES

E. D. Zezetko

*Student of the Faculty of Economics, Belarusian State University, Minsk, Belarus,
e-mail: karachun@bsu.by*

Supervisor: I. A. Karachun

*PhD in Economics, Associated Professor, Head of the Department of Digital Economy,
Belarusian State University, Minsk, Belarus, e-mail: karachun@bsu.by*

The article demonstrates the possibilities of using machine learning algorithms with data engineering techniques to build models that can predict the customer's solvency and automate the process of making a credit decision.

Keywords: risk management; risk profile; credit risk forecasting; credit scoring; regulatory capital; machine learning; data engineering; exploration analysis.

Актуальность применения машинного обучения в сфере прогнозирования кредитного риска и принятия кредитных решений связана с влиянием данного вида риска, которое он оказывает на стабильность банковской системы, и необходимостью его контроля для осуществления текущей банковской деятельности [1]. Финансовые учреждения инвестируют значительные суммы в исследовательские проекты для развития моделей, способных диагностировать кредитный риск и снижать его пагубное влияние на финансовые показатели. Машинное обучение является подспорьем для автоматизации процесса путем создания подобных моделей на базе современных алгоритмов с использованием компьютерных наук и вычислительных мощностей.

Эффективное управление рисками, проявляющими себя в аспектах банковской деятельности, является ключом к обеспечению стабильности организации и генерации устойчивых потоков прибыли. Для обеспечения этого в современных банках уделяют большое внимание созданию системы управления рисками, объединяющей организационную структуру банка, полномочия должностных лиц, доступные ресурсы в единый механизм, способный проводить политику контроля и минимизации рисков. Наиболее крупным из них считается кредитный риск, связанный с понесением убытков в связи с невозможностью должника исполнить свои финансовые обязательства. С целью недопущения реализации крупного кредитного риска, способного сказаться на организации и банковской системе, в частности, национальный банк представляет обязательные требования к достаточности нормативного капитала – финансовых средств, необходимых для покрытия издержек обычной и стрессовой деятельности банка [2]. И для оптимизации величины кредитного риска, способствующей уменьшению резервирования средств, идущих на выполнение пруденициального норматива государственного регулятора, банки стремятся применять весь спектр доступных инструментов. Одним из таких является скоринговая система, используемая чаще всего в сфере розничного кредитования. Скоринговая модель, являющаяся важным элементом СУР, позволяет реализовать 2 важные задачи – контроль кредитного риска и автоматизацию принятия решений в сфере розничного кредитования. Влияние на величину риска проявляется через сформированные впоследствии специальные резервы. Проблемные активы всегда связаны с крупными издержками, выражающимися в необходимости применения риск-инструментов, реструктуризации и иных действий банка, направленных на возобновление обслуживания долга. Скоринг способен заранее избавить учреждение от подобных проблем, «отсеив» потенциально дефолтных клиентов. Это позволит банку не только использовать свободные от резервирования ресурсы для новых операций, но и

повлиять на размер нормативного капитала. Система скоринга кредитного риска является не просто одним из подходов к оценке риска, а обязательным инструментом для формирования безопасного портфеля розничного кредитования и обеспечения устойчивости банка в случае экономических колебаний. Для создания современных скоринговых моделей, способных бесперебойно выдавать точный прогноз на больших объемах данных, активно внедряется машинное обучение, сочетающее лучшие практики компьютерных наук и математического моделирования. Полученные модели подлежат гибкой настройке в соответствии с нынешними параметрами риск-профиля, позволяющей банку вовремя реагировать на изменившуюся рыночную конъюнктуру и налаживать эффективный процесс принятия кредитных решений в зависимости от политики банка в отношении кредитного риска.

Машинное обучение объединяет множество технологий и подходов из сфер анализа данных, статистики и программирования для создания прикладного решения, способного выполнять прогнозную задачу. Данная задача построения скоринговой системы находится в поле классификационных, исходом которой является принадлежность к одному из 2 классов, главной особенностью является дисбаланс классов. Пайплайн машинного обучения является итеративным процессом, включающим работы по очистке и трансформации данных, оценке взаимосвязей и построению итоговых моделей. Этап инжиниринга данных включает базовый сценарий, состоящий из последовательных действий по изучению распределения данных, вставке пропущенных значений, приведению признаков к количественному типу, шкалированию данных и биннизации необходимых переменных. Для отбора релевантной информации применяется визуализационный и статистический инструментарий, объединенный этапом разведочного анализа данных. «Чистый» датасет является базой для применения алгоритмов логистической регрессии и градиентного бустинга [3]. Выбор первого из них обусловлен относительной простотой обучения, популярностью в банковской среде, возможностью продемонстрировать разницу между алгоритмом из статистической среды и алгоритмом машинного обучения, отличающимся высокой точностью и эффективностью, а также умением работать со «сложными» данными. Вердикт выносится на основании значений классификационных метрик, позволяющих оценить как общую адекватность модели, так и способность прогнозировать каждый из классов в отдельности.

Банкам, в особенности средних размеров, необходимо основывать свои скоринговые решения в розничной сфере на бустинговых алгоритмах. Применение более классических алгоритмов, вроде логистической регрессии, нецелесообразно, так как они не смогут продемонстрировать

ожидаемый от модели результат в условиях дисбаланса классов. Нейронные сети являются обоснованным вариантом для стратегических и крупных банков, оперирующих значительными клиентскими базами данных и обладающими необходимыми ресурсами для внедрения.

Библиографические ссылки

1. *Кваша В. А., Колесов Р. В., Юрченко А. В.* Проблемы управления рисками в коммерческих банках и методология современного риск-менеджмента // Экономика и управление: проблемы, решения. 2018. Т. 1, № 8. С. 70–81.

2. *Костюкова Е. И., Фролов А. В., Шамрина С. Ю.* Механизм расчёта экономического капитала и нормативов его достаточности в кредитной организации // Вестник Воронежского государственного аграрного университета. 2020. Т. 13, № 2. С. 130–137.

3. *Chatzilygeroudis K., Hatzilygeroudis I.* Machine learning basics // Intelligent Computing for Interactive System Design: Statistics, Digital Signal Processing, and Machine Learning in Practice. 2021. P. 143–193.