

Список использованных источников

1. Gilbert E. Jonson D. Distance functions and their application to robot path planning in presence of obstacles, IEEE Journal of Robotics and Automation, Vol. RA-1, 1, 1985. – p. 21–30.
2. Kirjner-Neto C., Polak E. On conversion of optimization problems with min-max constraints to standart optimization problems. SIAM Journal of Optimization, 8, 4, 1998. – p. 887–915.
3. В. Демьянов, А. Рубинов. Основы негладкого анализа и квазидифференциального исчисления. Москва, Наука, 1990.

Н. Н. Говядинова,
доцент,
БГЭУ (г. Минск)
e-mail: dinova_n@mail.ru

ПРИМЕНЕНИЕ СКВОЗНЫХ ТЕХНОЛОГИЙ В ФИНАНСОВО-КРЕДИТНОЙ ДЕЯТЕЛЬНОСТИ

Цифровизация организаций, осуществляющих финансово-кредитную деятельность, формирует для них новые возможности, влияет на качество обслуживания, повышает конкурентоспособность и адаптивность к быстро меняющимся условиям финансового рынка. В 2025 году финансовая отрасль продолжает цифровую трансформацию, а сквозные технологии выступают основным драйвером в этом процессе.

К сквозным технологиям относят применяемые в различных сферах деятельности универсальные технологии – обработка естественного языка; распознавание и синтез речи; системы поддержки принятия решений; технологии обработки и интерпретации данных о состоянии клиента; искусственный интеллект (ИИ), машинное обучение (МО) и нейротехнологии; технологии больших данных, системы распределенного реестра; интернет вещей; робототехника и другие. В условиях цифровизации финансово-кредитной сферы их применение должно являться одной из профессиональных компетенций сотрудников.

ИИ и МО позволяют обеспечить удаленную регистрацию и идентификацию реального пользователя; распознавание лиц и проверку документов; обнаружение мошенничества и подделок; рекламу и выбор способа предоставления банковских продуктов и услуг с ориентацией на определенный сегмент потребителей; распознавание, понимание и генерацию речи; создание интеллектуальных ассистентов, ведущих диалог с клиентом; прогнозирование потребностей клиентов; персонализацию предложений; управление рисками и проведение сложных финансовых операций. ИИ и МО позволят предсказывать поведение и учитывать эмоции клиентов, автоматизировать процессы обработки запросов, управлять счетами и выдачами кредитов, прогнозировать загрузку банкоматов, оптимизировать размещение пунктов и оборудования для обслуживания клиентов, снизить затраты на инкассацию.

Использование нейросетей позволит оценить кредитоспособности клиентов банка, выделить тех, сотрудничество с которыми наиболее выгодно, выяснить, почему работа с некоторыми стала менее эффективной и выработать стратегию поиска потенциальных клиентов, обеспечивающих повышение эффективности кредитно-финансовой деятельности банка.

В условиях широкого распространения удаленного банкинга и увеличения количества кибератак на банковские системы использование ИИ и МО позволяет сформировать системы безопасности для обнаружения угроз в режиме реального времени, а биометрическая идентификация обеспечить предотвращение мошенничества и несанкционированного доступа.

В условиях мировой цифровизации инновационной формой организации банковского бизнеса, ведения коммерческой, финансово-кредитной деятельности является банковская экосистема, позволяющая покупателям получать широкий спектр товаров и услуг. ИИ и технологии МО вносят значительный вклад в формирование экосистем банков, обеспечивая

умное обслуживание, которое способствует быстрому, простому и интуитивно понятному взаимодействию с клиентами, предоставляя банку аналитику для предложения клиентам умных услуг и формируя пользовательский опыт, таким образом повышая уровень удовлетворенности и лояльности клиентов.

Все большее распространение получает технология блокчейн для организации трансграничных платежей, платежей B2B, что позволяет на 40-80% снизить транзакционные издержки, обеспечить расчеты без посредников в режиме реального времени и хранение учетных данных, что упрощает общение между клиентом и кредитором и обеспечивает прозрачность и эффективную частоту выплат ссуд, упрощает проведение аудита бухгалтерского учета путем просмотра объединенного массива финансовых отчетов, подлинность которых подтверждена электронными подписями.

Э. В. Дашук,
соискатель, старший преподаватель,
БГЭУ (г. Минск)
e-mail: ellina.dashuk@gmail.com

ОПТИМИЗАЦИЯ ПОРОГОВЫХ ЗНАЧЕНИЙ В КРЕДИТНОМ СКОРИНГЕ: ИНТЕГРАЦИЯ РИСКОВ И СТОИМОСТНЫХ КРИТЕРИЕВ

В условиях цифровизации финансовых услуг управление кредитными рисками приобретает критическую значимость для банковских институтов. Системы кредитного скоринга, выступая инструментом оценки платежеспособности заемщиков, требуют тщательной калибровки ключевых параметров, среди которых пороговое значение (cutoff score) играет определяющую роль. Его оптимальная настройка позволяет балансировать между минимизацией убытков от дефолтов и максимизацией доходности кредитного портфеля.

Проблематика установления порогового значения обусловлена асимметричностью последствий классификационных ошибок. Статистические показатели (ошибки I и II рода) не отражают реальные финансовые эффекты: отказ кредитоспособному клиенту влечет упущенную маржу, тогда как одобрение «плохого» кредита приводит к прямым убыткам [1, с. 23]. Эти издержки зависят от макроэкономических условий, структуры портфеля и корпоративной стратегии, что делает невозможным применение универсальных пороговых значений [2, с. 57].

Предлагаемая методология акцентирует стоимостной аспект классификации. В отличие от традиционных подходов, ориентированных на максимизацию AUC-ROC или ассигасу, мы вводим функцию ожидаемых потерь, включающую убытки от дефолтов ($LGD \times PD \times EAD$), упущенную прибыль от консервативных решений ($M \times (1 - PD)$) и операционные расходы процессинга заявок.

Для эмпирической валидации использовалась выборка кредитных историй ($n=50\,000$) с применением алгоритма XGBoost. Оптимизация проводилась на валидационной подвыборке (20% данных) с динамической перекалибровкой матрицы затрат в зависимости от текущих значений PD/LGD по сегментам, ставок рисковой премии, изменений в регуляторных требованиях.

Результаты демонстрируют, что пороговое значение, минимизирующее NPV ожидаемых потерь, на 12–15% отличается от статистически оптимального уровня. Это подтверждает гипотезу о необходимости интеграции экономических критериев в процесс калибровки скоринговых моделей.

Практическая реализация требует разработки персонализированных стоимостных матриц для продуктовых линеек, внедрения feedback-механизмов для корректировки порогов при структурных сдвигах в портфеле, аудита качества данных (особенно в части заполнения полей по платежной дисциплине).