

Зыков Роман Сергеевич

магистрант

Научный руководитель

Линкевич Елена Федоровна

д-р экон. наук, профессор

ФГБОУ ВО «Кубанский государственный университет»

г. Краснодар, Краснодарский край

ЭВОЛЮЦИЯ МОДЕЛЕЙ ОЦЕНКИ КРЕДИТОСПОСОБНОСТИ ФИЗИЧЕСКИХ ЛИЦ

Аннотация: *в статье проанализирована эволюция методов оценки кредитоспособности физических лиц – от экспертных систем и правила «пяти С» до алгоритмов машинного обучения. Показано, что традиционные скоринговые модели, несмотря на усложнение математического аппарата, сохраняют фундаментальное ограничение: они оперируют преимущественно данными кредитной истории (запаздывание данных, неспособность оценить реальный располагаемый доход, исключение заёмщиков с «тонким» кредитным файлом). В качестве альтернативного источника информации рассмотрен анализ денежных потоков (Cash Flow): систематизированы его ключевые метрики и источники данных. Основное внимание уделено концепции гибридных моделей, синтезирующих кредитную историю и транзакционные данные. На основе эмпирических исследований обоснована более высокая предсказательная точность гибридного подхода по сравнению с моделями, использующими только один источник данных. Сформулированы выводы о методологической перспективности гибридных моделей для развития системы кредитования.*

Ключевые слова: *кредитный скоринг, кредитоспособность физических лиц, анализ денежных потоков, гибридные модели, Open Banking.*

Рынок потребительского кредитования сохраняет значительный масштаб, однако рост закредитованности обостряет проблему качества оценки

кредитоспособности заемщиков. Традиционные скоринговые модели, опирающиеся преимущественно на данные бюро кредитных историй, обнаруживают фундаментальные ограничения при работе с заемщиками, имеющими «тонкий кредитный файл» (thin file), – то есть с недостаточным объёмом кредитной истории для формирования надёжного скорингового балла. Данная проблема затрагивает молодёжь, граждан без кредитного опыта и заемщиков с неформальной занятостью.

Вместе с тем развитие технологий открытого банкинга (Open Banking) и методов обработки транзакционных данных открывает новые возможности для оценки платежеспособности. Независимые исследования подтверждают, что модели, объединяющие кредитную историю и данные о денежных потоках (Cash Flow), повышают точность кредитных решений. Цель данной статьи – проследить эволюцию методов оценки кредитоспособности, выявить перспективность гибридных моделей, интегрирующих данные о денежных потоках как направления развития существующих подходов.

Становление методов оценки кредитоспособности прошло путь от субъективных экспертных суждений к высокоавтоматизированным алгоритмам. Первые формализованные подходы опирались на качественный анализ («правило пяти С»: Character, Capacity, Capital, Collateral, Conditions). В 1941 году Д. Дюран предпринял попытку количественной формализации, разработав балльную систему. Однако экспертные методы характеризовались субъективизмом и невозможностью масштабирования, что стимулировало переход к статистическим методам.

Следующим этапом стало применение дискриминантного анализа и скоринговых карт. В 1968 году Э. Альтман разработал Z-модель, заложив основу для адаптаций в розничном кредитовании. Принцип работы скоринговой карты заключается в присвоении весовых коэффициентов атрибутам заемщика; сумма взвешенных значений формирует итоговый балл. В 1958 году компания Fair, Isaac and Company (FICO) продала первую скоринговую модель, которая впоследствии стала стандартом индустрии.

Принципиально новый этап был связан с внедрением логистической регрессии, моделирующей вероятность дефолта как функцию от набора переменных. Главными преимуществами метода являются интерпретируемость и прозрачность. Однако логистическая регрессия имеет ограниченную способность улавливать нелинейные связи.

Стремление преодолеть эти ограничения способствовало внедрению методов машинного обучения (ML). В отличие от логистической регрессии, ML-алгоритмы (деревья решений, случайный лес, градиентный бустинг, нейронные сети) извлекают закономерности непосредственно из данных, автоматически выявляя взаимодействия между переменными. Это обеспечивает более высокую предсказательную точность. Вместе с тем усложнение моделей снижает их интерпретируемость («эффект чёрного ящика»), что создает дилемму между точностью и объяснимостью решений.

Качество скоринговой модели измеряется метриками: коэффициентом Джини, статистикой Колмогорова-Смирнова (KS) и ROC-AUC. Эти метрики оценивают разделяющую способность модели на исторических данных. Однако все рассмотренные подходы объединяет общая черта: они оперируют преимущественно данными кредитной истории, то есть информацией о прошлом финансовом поведении. Данное ограничение становится критическим в условиях экономической волатильности, когда доходы и расходы индивида могут существенно измениться в краткие сроки. В связи с этим в мировой практике всё большее внимание привлекает анализ денежных потоков заемщика.

Анализ денежных потоков (Cash Flow underwriting) – это подход к оценке кредитоспособности, при котором способность заемщика к погашению задолженностей определяется посредством анализа фактического дохода и структуры расходов в реальном времени. В отличие от кредитного скоринга, опирающегося на исторические данные, Cash Flow-анализ изучает финансовое состояние заемщика «здесь и сейчас»: заработок и его стабильность, расходы и остаток после обязательных платежей.

Ключевыми источниками данных являются программные интерфейсы открытого банкинга (Open Banking API), банковские выписки и данные зарплатных проектов. Зарубежная финтех-практика (компании Plaid, Experian и др.) уже активно опирается на анализ денежных потоков как на самостоятельный источник оценки. Обобщенные данные позволяют выделить ряд важнейших метрик, представленных в Таблице 1.

Таблица 1

Основные метрики, рассчитываемые на основе данных
о денежных потоках физических лиц

Метрика	Формула / Способ расчета	Пояснение к расчету	Экономическая интерпретация
Коэффициент вариации дохода (Income Volatility)	$CV = \sigma / \mu$	Рассчитывается по регулярным доходным поступлениям. Учитывается амплитуда колебаний	Оценивает стабильность заработка. $CV < 0,3$ – хороший показатель. $CV > 0,5$ – риск дефолта
Дневной буфер ликвидности (Buffer Days)	Buffer Days = Доступный остаток / Среднедневные оттоки	Остаток на дату расчета. Оттоки за 30–90 дней	Показывает запас прочности. > 15 дней – комфортно. < 5 дней – жизнь «от зарплаты до зарплаты»
Соотношение расходов к доходам (Expense-to-Income Ratio, ETI)	ETI = Сумма расходов / Сумма доходов за период	Все расходные транзакции за 1–3 месяца	Характеризует сбалансированность бюджета. $ETI < 0,7$ – способность к сбережению. $ETI > 0,9$ – риск кассового разрыва
Волатильность баланса (Balance Volatility)	Размах (p95 – p5) дневных остатков	Ежедневные остатки за 30–90 дней	Отражает финансовую дисциплину. Резкие перепады – признак спонтанных трат
События стресса ликвидности (Liquidity Stress)	Количество овердрафтов, неоплаченных автоплатежей	Инциденты с нулевым или отрицательным балансом за 30–90 дней	Индикатор дисциплины. Наличие 2+ овердрафтов за месяц – сильный предиктор просрочек

Эмпирические исследования подтверждают, что традиционные модели измеряют готовность заемщика платить, тогда как Cash Flow-анализ дает прямую оценку его актуальной способности платить. Это обеспечивает дополнительную, не дублирующую информацию, наибольшая ценность которой раскрывается в гибридных моделях.

Переход к гибридным моделям представляет собой качественный сдвиг в парадигме кредитования. В основе лежит принцип комплементарности данных: традиционный скоринговый балл (отражающий дисциплину в прошлом) комбинируется с корректирующим сигналом из данных о движении денежных средств (актуальный срез финансового положения). Ни один из источников по отдельности не дает полной картины, однако их объединение позволяет преодолеть ограничение традиционных моделей – неспособность адекватно оценивать заемщиков с тонкими кредитными файлами или тех, чье финансовое положение изменилось недавно.

Эмпирическая база подтверждает эффективность такого подхода. Исследование FinRegLab на выборке из 424 546 заемщиков сравнило четыре конфигурации моделей. Как показано в Таблице 2, базовая модель на кредитных данных (LR) показала ROC-AUC 0,8653. Переход к ML (XGBoost) на тех же данных дал прирост точности, однако максимальный эффект был достигнут гибридной ML-моделью, объединившей кредитные и транзакционные данные: совокупный прирост ROC-AUC составил 0,0201, а уровень одобрения вырос на 3,0 п.п. при одновременном снижении доли ошибочно одобренных дефолтников. Исследование подтвердило, что гибридные модели улавливают ортогональные сигналы о платежеспособности.

Международная практика демонстрирует многообразие архитектурных решений в рамках гибридного подхода. Опыт США, Европы и Азии свидетельствует, что гибридный подход является глобальным трендом, адаптируемым к различным регуляторным и рыночным контекстам, обеспечивая прирост точности и расширение финансовой инклюзии.

Таблица 2

Сравнение точности и уровня одобрения гибридных моделей
с базовой LR-моделью на кредитных данных бюро

Конфигурация модели	ROC-AUC	Прирост ROC-AUC	Уровень одобрения (при пороге риска 3%)	Прирост одобрения

LR, кредитные данные (базовые показатели)	0,8653	-	65,18%	-
LR, гибридная модель	0,8682	+0,0029	65,68%	+0,5 п.п.
XGBoost, кредитные данные	0,8831	+0,0178	67,68%	+2,5 п.п.
XGBoost, гибридная модель	0,8854	+0,0201	68,18%	+3,0 п.п.

Проведённый анализ эволюции методов оценки кредитоспособности показал, что все традиционные скоринговые модели сохраняют общее фундаментальное ограничение: они опираются на данные кредитной истории, то есть на информацию о прошлом финансовом поведении. Это проявляется в запаздывании данных и неспособности точно оценить реальный располагаемый доход. Анализ денежных потоков предоставляет принципиально иной – ортогональный – сигнал о текущей способности заемщика обслуживать долг. Эмпирические исследования и международная практика подтверждают, что гибридные модели, синтезирующие кредитную историю и транзакционные данные, обеспечивают прирост предсказательной точности и расширение доступа к кредиту для «невидимых» заемщиков. Таким образом, гибридный подход является следующим эволюционным шагом в развитии потребительского кредитования, требующим дальнейшего методологического и практического осмысления.

Список литературы

1. Credit Risk Glossary // Carrington Labs. – URL: <https://www.carringtonlabs.com/blog/carrington-labs-credit-risk-glossary> (дата обращения: 04.05.2026).
2. Типовой набор параметров и критерии оценки заемщика, используемые при создании скоринговой карты // Банковское обозрение. – URL: <https://bosfera.ru/bo/tipovoy-nabor-parametrov-i-kriterii-ocenki-zaemshchika-ispolzuemye-pri-sozdanii-skoringovoy-karty> (дата обращения: 04.05.2026).
3. Бережной М.А. Обзор моделей для оценки кредитоспособности физических лиц / М.А. Бережной, Н.Н. Максимова // Вестник Амурского государственного университета. Серия: Естественные и экономические науки. – 2020. – №89. – С. 164–169. DOI 10.22250/jasu.33. EDN QDWCDT

4. Костикова А.В. Математические и интеллектуальные методы оценки кредитной платёжеспособности физических лиц / А.В. Костикова, Ю.А. Сайкина, А.А. Попова // Вестник АГТУ. Серия: Экономика. – 2024. – №2. – С. 127–137. DOI 10.24143/2073-5537-2024-2-127-137. EDN RUHWBM

5. Кузнецова Т.Е. Оценка кредитоспособности заемщика коммерческого банка: учебно-методическое пособие / Т.Е. Кузнецова, Н.В. Некрылова, Н.В. Счастливая. – Пенза: Издательство ПГУ, 2017. – 162 с.

6. Новичков Н.В. Направление эволюции оценки розничных рисков / Н.В. Новичков, Л.И. Черникова, Г.Р. Фаизова // Сервис в России и за рубежом. – 2014. – №3(50). – С. 132–142. DOI 10.12737/4105. EDN SEAFLV