

**Экосистемные модели кредитования: кросс-культурный анализ алгоритмов
обработки больших данных в контексте поведенческой экономики на примере
китайских и российских финансовых платформ**

УДК 336.71

Ширикова Валерия Викторовна,
студентка 2 курса магистратуры Факультета экономики и бизнеса,
Финансовый университет при Правительстве Российской Федерации

Фоминых Святослав Артемович,
студент 4 курса бакалавриата Факультета экономики и бизнеса,
Финансовый университет при Правительстве Российской Федерации

Чернышова Полина Сергеевна,
студентка 4 курса бакалавриата Факультета экономики и бизнеса,
Финансовый университет при Правительстве Российской Федерации

Научный руководитель:

Шальнева Мария Сергеевна,
кандидат экономических наук, доцент,
доцент Кафедры корпоративных финансов и корпоративного управления
Факультета экономики и бизнеса,
Финансовый университет при Правительстве Российской Федерации

Аннотация: доклад исследует российские и китайские экосистемные модели кредитования (Alipay, Сбер) через призму поведенческой экономики и кросс-культурного анализа. Рассматривается формирование скоринговых моделей на основе больших данных, включая нефинансовые и поведенческие метрики. Анализ показывает, что культурные различия существенно влияют на клиентское поведение. Делается вывод о необходимости учета национальной специфики в алгоритмах для повышения эффективности и инклюзивности финансовых экосистем.

Ключевые слова: экосистемное кредитование, большие данные, поведенческая экономика, кросс-культурный анализ, алгоритмы скоринга.

Введение

Актуальность исследования обусловлена интенсивным развитием экосистемных моделей кредитования в Китае и России. Несмотря на их эффективность, недостаточно изучено влияние культурных особенностей и поведенческих паттернов на алгоритмы скоринга.

Объект исследования - функционирование кредитных экосистем в России и Китае.

Предмет - кросс-культурные различия в моделях экосистемного кредитования и обработки больших данных.

Цель - выявить национальную специфику экосистемного кредитования и определить направления оптимизации российских моделей кредитования с учетом китайского опыта.

Задачи:

- проанализировать культурные факторы кредитного поведения и алгоритмы обработки данных;
- сравнить развитие экосистем в России и Китае для выработки предложений по оптимизации российских моделей с учетом китайского опыта.

Результаты исследования позволят усовершенствовать финтех-решения с учетом культурных особенностей.

Основная часть

1. Концептуальные основы экосистемного кредитования и алгоритмы обработки больших данных в контексте поведенческой экономики

Экосистемная модель кредитования — это современный формат предоставления кредитов, основанный на объединении финансовых и нефинансовых сервисов в едином цифровом пространстве. Такая модель выходит за пределы традиционных банковских процессов и позволяет сопровождать клиента на всем жизненном цикле его потребностей: от платежей и страхования до телемедицины, образования и e-commerce.

Экосистемы формируются как интегрированное пространство сервисов, где пользователь получает доступ к кредитам, инвестициям, подпискам, доставке, маркетплейсам и другим услугам в рамках единой платформы. Эволюция экосистем прошла несколько этапов: от предоставления отдельных товаров — к платежам, а затем к комплексному объединению финансовых и нефинансовых решений.

Ключевые элементы экосистемных моделей кредитования включают:

1. *Интеграцию сервисов* — предоставление полного набора услуг в одном цифровом интерфейсе.
2. *Цифровую платформу* — мобильные и веб-каналы как основной способ взаимодействия с клиентом.
3. *Персонализированный подход* — адаптация условий кредитования на основе анализа данных.

4. *Партнерства и внешние интеграции* — расширение сервисного поля через страховые, образовательные, телемедицинские и иные сервисы.
5. *Безопасность данных* — усиленные требования к конфиденциальности, антифроду и хранению информации.

Базовые атрибуты экосистем представлены в табл. 1.

Таблица 1. Ключевые атрибуты банковских экосистем [1].

Характеристика	Содержание
Платформенность	Единая технологическая инфраструктура, открытые API, облачные решения как основа бесшовной интеграции разнородных сервисов.
Клиентоцентричность	Ориентация на формирование персонализированного опыта, адаптированного под запросы конкретного пользователя.
Датацентричность	Аккумуляция и многомерный анализ данных о поведении клиентов как источника адаптации предложения и монетизации инсайтов.
Коллаборативность	Открытая архитектура, возможность подключения внешних провайдеров услуг и разработчиков приложений.
Агностичность	Выход за рамки традиционного финансового бизнеса, диверсификация в смежные индустрии.

Источник: Худов, И. А. Цифровые экосистемы кредитных организаций: преимущества и риски (на примере Сбера) / И. А. Худов // Вестник евразийской науки. — 2025. — Т. 17. — № 51. — URL: <https://esj.today/PDF/71FAVN125.pdf> [1].

Экосистемная модель отличается от классической вертикальной интеграции тем, что вместо полного контроля всех звеньев цепочки банк строит модульную архитектуру, подключая внешние сервисы через открытые API и микросервисы. В результате создается гибкая, масштабируемая и высокодатовая среда, подходящая для алгоритмического кредитования.

Кросс-культурный анализ big data-подходов в кредитовании — это новое, но быстро развивающееся направление, изучающее влияние национальной культуры на поведение пользователей, восприятие рисков, паттерны потребления и реакции на финансовые стимулы. Алгоритмы анализа больших данных адаптируются к различным культурным и поведенческим моделям, что обеспечивает повышение точности скоринга и эффективность кредитных решений.

В экосистемных моделях кредитования используются три ключевых слоя данных:

1. *финансовые*: транзакции, депозиты, кредитная история, MCC-паттерны;
2. *нефинансовые*: данные телеком-операторов, геоактивность, e-commerce-поведение, телемедицинские и образовательные сценарии;

3. *поведенческие*: частота входов, реакция на офферы, микросценарии в приложении, скорость принятия решений, ритм платежей, биометрические паттерны.

Эти элементы формируют новый тип риск-аналитики, где классические показатели PD/LGD/EAD дополняются поведенческими характеристиками клиента и факторами поведенческой экономики. Соотношение этих элементов и их роль в моделях наглядно представлены в табл. 2.

Таблица 2. Сравнение российских экосистем по данным, алгоритмам и поведенческим метрикам [2].

Блок	Сбер	МТС Банк	ВТБ
Источники данных	Экосистема: банк, e-com, еда/доставка, телемедицина, страхование, SberMarket, SberID, SmartTV, ассистенты	Телеком-данные (usage, ARPU, churn-risk), подписки, KION, мобильное приложение	Банковская экосистема, жилищные и авто-сценарии, гео-данные (JV с Ростелекомом)
Тип данных: финансовые	Кредитная история, транзакции, депозиты, scoring logs	Банковские транзакции, лимиты, платежи	Традиционные финансовые данные + ипотечные/авто профили
Нефинансовые данные	Е-com покупки, доставка, мед-сервисы, страховые продукты, голосовые команды, IoT-паттерны	Поведение в сети, мобильный интернет, частота пополнений, медиаактивность	Гео-поведение, посещение точек интереса (застройщики, салоны), сценарии поиска жилья/авто
Поведенческие сигналы	Биометрия поведения, голосовые паттерны, частота сценариев, микроконверсии, реакция на push/баннеры, tempo-pattern оплаты	Частота входов, клики, динамика мобильных платежей, чистота трафика, реакция на офферы	Частота визитов, скорость реакции на банк-офферы, паттерны поиска жилья/авто, activity score
Фокус сегмента	Массовый рынок + премиум-сегмент, кросс-сегменты	Молодежный/цифровой сегмент, thin-file аудитория	Сценарии «жизненных решений»: жилье, автомобиль
Алгоритмы	Super-app AI-скоринг, динамическое обновление лимитов, поведенческая биометрия, speech-ML	ML-скоринг с телко-сигналами + антифрод-телеком-паттерны	ML-модели с гео-кластеризацией и сценарной сегментацией
Поведенческая экономика	Наджи в приложении, «моменты правды», геймификация, cashback framing, auto-commit	Default-лимиты, быстрый оффер «одним свайпом», телко-лояльность → кредитный отклик	Контекстные офферы: ипотека при просмотре объектов, автокредит при

Блок	Сбер	МТС Банк	ВТБ
			поиске дилеров
Культурные особенности поведения клиента	Высокое значение доверия, предпочтение «надежных» экосистем, ценность стабильности, повышенное внимание к прозрачности	Технологичная молодежь - массовый цифровой потребитель, ценность удобства /моментальность	Традиционные кредитные сценарии, доверие к «государственной надежности»
Регуляторные риски	Privacy, алгоритмическая предвзятость, explainability	Обработка телко-данных и согласий	Geo-privacy, XAI для сценарных моделей
Ключевая компетенция	Максимальная широта данных + AI-opchestra	Работа с thin-file и мобильной поведенческой моделью	Гео- и сценарная персонализация кредита

Источник: составлено авторами на основе Баженова В. А. Модели развития цифровых экосистем в банковской сфере в Российской Федерации / В. А. Баженова, И. В. Баскакова // Стратегии экономического развития регионов России в условиях глобальных геополитических вызовов и возрастающей неопределенности: материалы МНПК.

2. Сравнительный анализ российской и китайской практики экосистемного кредитования

Российский рынок является одной из наиболее продвинутых сред по внедрению экосистемного подхода в кредитовании. Можно выделить несколько ключевых экосистем, каждая из которых использует собственные источники данных и алгоритмические модели.

Во-первых, рассмотрим Сбер, крупнейшую мультисервисную экосистему в России, масштаб и широта охвата которой обеспечивают доступ к самым объемным массивам нефинансовых и поведенческих данных в стране [3]. Сбер разработал собственную экосистему, включающую широкий спектр услуг помимо классического кредитования:

- онлайн-продажи билетов и бронирование отелей (Платформа Афиши, Okko, СберМегаМаркет);
- сервис доставки еды и покупок (Самокат, СберМаркет);
- медицинские и образовательные сервисы (Доктор рядом, Учебник);
- страхование (СберСтрахование);
- транспортные услуги (Яндекс Go, Ситимобил).

Все эти сервисы интегрированы в единое пространство Сбера, что создает удобство для пользователей и стимулирует повторные обращения за новыми продуктами и услугами.

Среди ключевых цифровых метрик, которые усиливают точность моделей кредитного скоринга, антифрода и предодобренных предложений, можно выделить:

- MAU цифровых каналов — 73 млн.;

- доля онлайн-оформлений: ипотека — 45,6%, потребкредит — 66,2%, вклады — 62,4%;
- высокий NPS благодаря доверительному отношению к крупному бренду.

Для наглядности ключевые драйверы построения банковских экосистем представлены на схеме (см. рис.1).

Далее рассмотрим экосистему ТБанка, которая ориентирована на мобильность, «lifestyle banking» и отсутствие отделений. Преимуществами данной экосистемы являются: глубокая автоматизация, сильный AI-скоринг, продвинутый антифрод (Call Defender), большой набор лайфстайл-сервисов и развитый инвестиционный блок. ТБанк строит поведение клиента вокруг цифровых сценариев, что позволяет извлекать богатый behavioral-след [4]. Таким образом, он активно развивает свое мобильное приложение, превращая его в полноценную финансовую экосистему, включающую: оформление и выдачу кредитов онлайн; бесплатное обслуживание карт и удобные способы переводов; интерактивные чаты с поддержкой консультантов и дополнительные сервисы (страхование путешествий, медицинские консультации, подписка на фильмы и музыку). Такая интеграция позволяет банку удерживать лидирующие позиции на российском рынке дистанционного обслуживания.

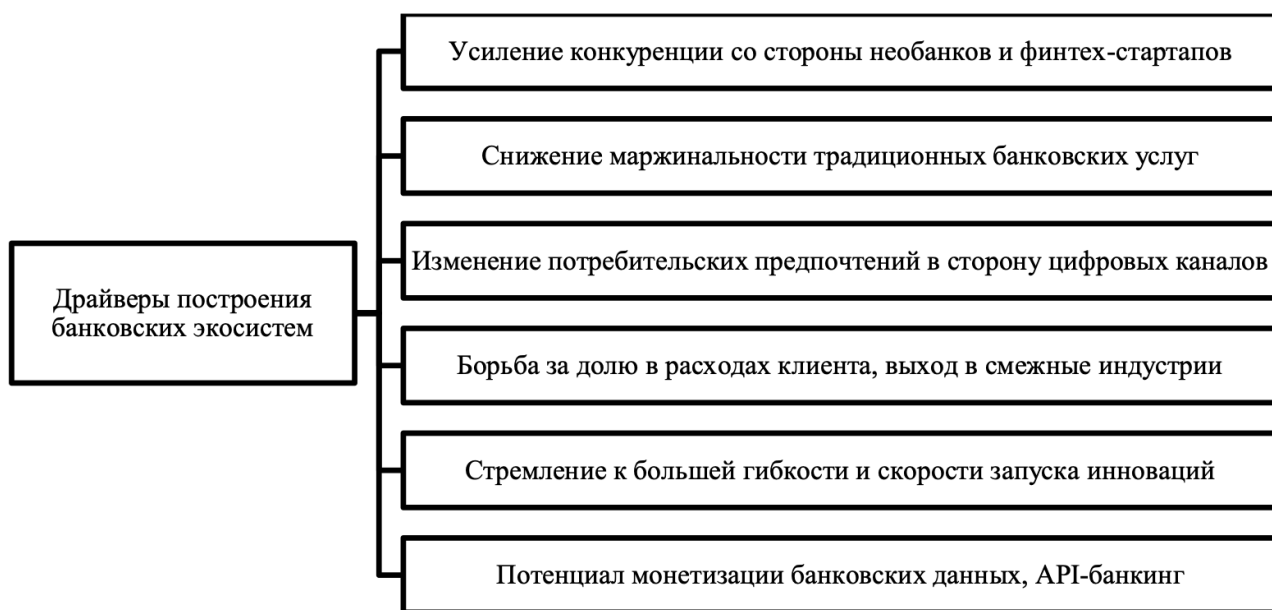


Рисунок 1. Ключевые драйверы построения банковских экосистем

Источник: Худов, И. А. Цифровые экосистемы кредитных организаций: преимущества и риски (на примере Сбера) / И. А. Худов // Вестник евразийской науки. — 2025. — Т. 17. — № s1. — URL: <https://esj.today/PDF/71FAVN125.pdf>.

Следующей рассмотрим экосистему МТС Банк как «telco+bank» модель, уникальность которой заключена в наличии телеком-данных, признанных в мире одним из наиболее прогнозируемых индикаторов платежной дисциплины. Среди них используются: стабильность трафика, регулярность пополнений, медиаактивность, гео-ритм, пропенсити-

скор в KION и подписках. Этот подход сопоставим с моделями KT, FinScore и VoLTE-скорингом в Азии.

И, наконец, рассмотрим экосистему ВТБ Банка, объединяющую классические банковские услуги с сервисами здравоохранения, туризма, образования и включающую:

- электронные кошельки и виртуальные карты;
- оплату коммунальных услуг и штрафов ГИБДД;
- специальные тарифы для бизнеса и индивидуальных предпринимателей;
- партнерство с образовательными учреждениями и медицинскими клиниками;

Такая интеграция усиливает лояльность клиентов и привлекает новых пользователей. Кроме того, ВТБ развивает свою экосистему вокруг жизненных сценариев (жилье, автомобиль, образование), активно применяя геоаналитику JV с Ростелекомом, сценарную сегментацию, контекстные офферы и модели XAI.

В отношении клиентского поведения на российском рынке следует отметить высокую готовность клиентов к использованию супераппов, что проявляется в следующих характеристиках: массовый переход в дистанционные каналы; повседневная цифровая вовлеченность; низкие барьеры принятия кредитных решений при персонализированных офферах и высокая чувствительность к удобству интерфейса. Это усиливают ценность экосистемных моделей и ускоряют обучение ML-скоринга, что наглядно продемонстрировано на схеме (см. рис. 2).

Эмпирические данные Сбера демонстрируют прямую связь между инвестициями в экосистемные ИТ, СП/партнерства и ростом комиссионных доходов, а именно:

- регрессия: $ЧКД = 241,8 + 10,7 \times ИТ$; $R^2 = 0,67$ (коэффициент ИТ значим при $p < 0,01$);
- рост вклада небанковского бизнеса с 1% в 2022 г. до $\approx 5\%$ в 2023 г.; целевой уровень — до 60% прибыли к 2030 году.

То есть данные подтверждают монетизацию поведенческих метрик через персонализацию и кросс-продажи [5].

Для комплексной оценки уровня развития российских цифровых экосистем в табличном виде (см. табл.3) приведены результаты сравнительного анализа ключевых параметров (масштаб, клиентская база, набор сервисов, кредитный портфель).

Таким образом, можно сделать вывод о наличии трех стратегий на российском рынке экосистемного кредитования: Сбер — это масштабная универсальная экосистема; ТБанк — это технологичная высококомобильная экосистема, а ВТБ — это гибридная нишевая экосистема [6].

Далее проанализируем китайский опыт на примере корпораций Alipay, WeChat.

Alipay (Ant Group) — это пионер data-driven кредитования, который создал одну из самых совершенных систем скоринга в мире — Sesame Credit (Zhima Credit), представляющую собой многофакторную модель оценки надежности на основе более чем 10 000 переменных [7]. Система использует пять ключевых категорий данных [8]:

- *история кредитного поведения (35%)* включает не только традиционные платежи по кредитам, но и соблюдение обязательств в сервисах шеринга (аренда велосипедов, power banks), своевременную оплату счетов;
- *поведенческие паттерны (25%)* включают активность в экосистеме Alipay – это частота и глубина использования различных сервисов (покупки, переводы, инвестиции), стабильность потребительских привычек;
- *история исполнения обязательств (20%)* включает соблюдение условий договоров в различных онлайн- и офлайн-сервисах, подключенных к экосистеме;
- *персональные данные (15%)* включает уровень образования, профессия, стабильность занятости, которые верифицируются через подключение к государственным базам данных;
- *социальные связи (5%)* включают анализ социального графа – кредитные рейтинги и поведение людей из круга общения пользователя.

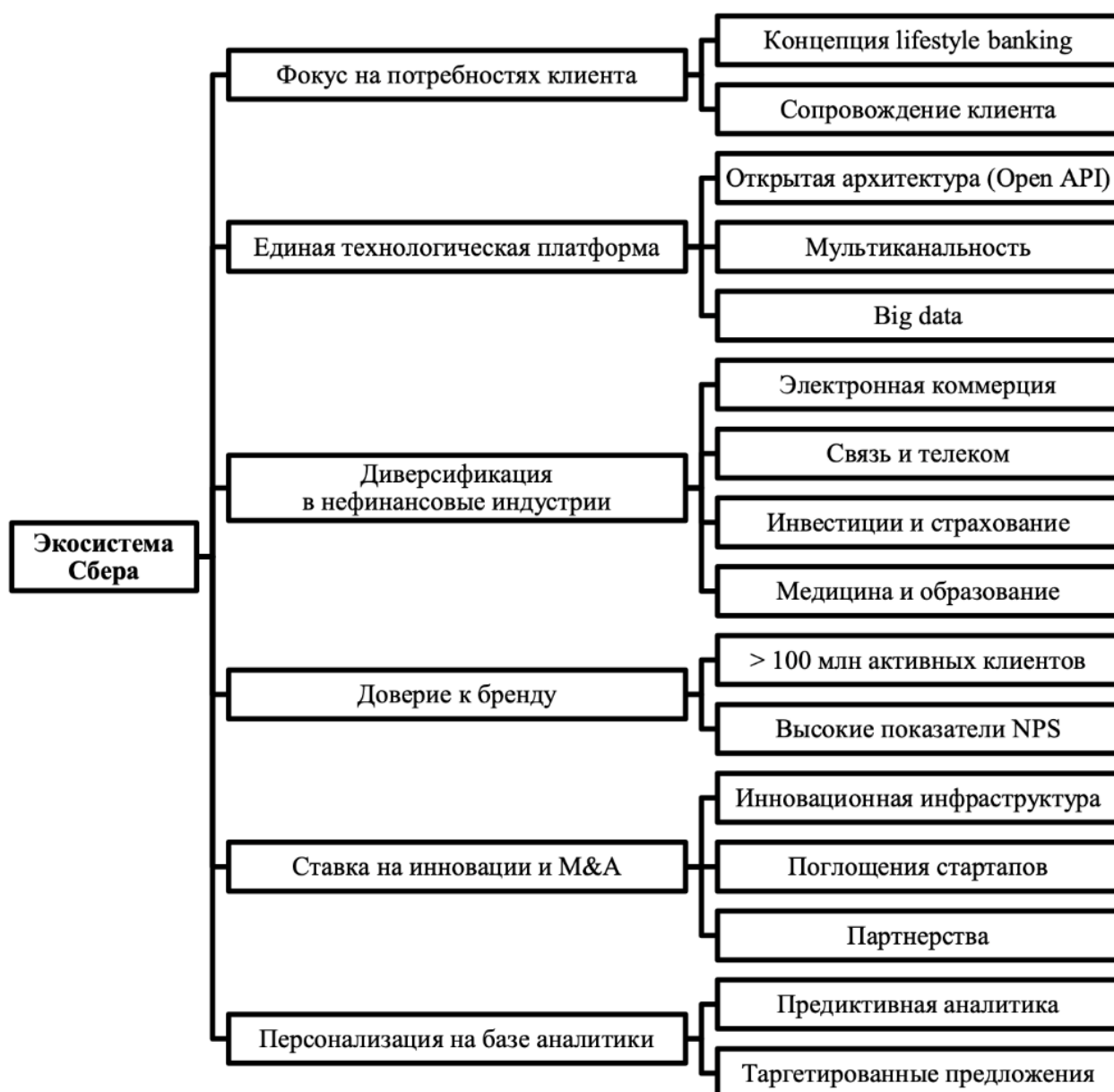


Рисунок 2. Ключевые характеристики экосистемы Сбера.

Источник: Худов, И. А. Цифровые экосистемы кредитных организаций: преимущества и риски (на примере Сбера) / И. А. Худов // Вестник евразийской науки. — 2025. — Т. 17. — № 51. — URL: <https://esj.today/PDF/71FAVN125.pdf>.

Таблица 3. Сравнительный анализ цифровых банковских экосистем.

Показатель	Сбер	ТБанк	ВТБ
Год образования банка	1814	2006	1990
Год создания экосистемы	2016	2018	2019
Количество сервисов в экосистеме	>40	>30	>10
Основные сервисы	– ДомКлик (недвижимость) – Delivery Club (доставка еды) – СберМаркет (доставка продуктов) – СберМобайл (мобильный оператор) – СберФуд (заказ столиков) – Окко (онлайн-кинотеатр) – Самокат (быстрые доставки) – ЮМани – Эвотор (онлайн-кассы) – СберЗдоровье – DocDoc (телемедицина)	– Тинькофф Банк (финансовые услуги) – Тинькофф Бизнес – Тинькофф Инвестиции – Тинькофф Страхование – Тинькофф Мобайл – Call Defender (антифрод) – Тинькофф Образование – Тинькофф Журнал	– ВТБ Мобайл – «Метр квадратный» (покупка/ремонт жилья) – Маркетплейс финуслуг «Юником–24»
Активная клиентская база, млн чел.	102	25	12
Количество отделений, тыс. ед.	7,5	Нет	1,4
Доля рынка кредитных карт	41%	15%	6%
Брокерское обслуживание, млн чел.	0,3	1,9	0,4
Кредитный портфель (физические лица)	46%	87%	38%
Кредитный портфель (организации)	54%	13%	62%

Источник: составлено авторами на основе Баженова, В. А. Модели развития цифровых экосистем в банковской сфере в Российской Федерации / В. А. Баженова, И. В. Баскакова // Стратегии экономического развития регионов России в условиях глобальных геополитических вызовов и возрастающей неопределенности: материалы МНПК.

Alipay применяет градиентный бустинг (XGBoost) в сочетании с глубокими нейронными сетями для обработки неструктурированных данных, таких как история покупок и паттерны навигации в приложении. Ключевым прорывом стала способность системы выявлять микро-паттерны поведения, предшествующие финансовым трудностям, например, резкое увеличение числа запросов на мелкие займы или снижение активности в премиум-сервисах [7].

Приведем показатели эффективности экосистемы Alipay [9]:

- объем кредитного портфеля (объем выдач) на конец 2023 г. через платформы Huabei (для мелких покупок) и Jiebei (для более крупных займов) превысил 2.1 трлн юаней (~\$300 млрд);
- высокая точность модели подтверждается уровнем индекса AUC-ROC (Area Under Curve) в 0,92, что на 25% выше средних показателей традиционных банков Китая;
- уровень просроченной задолженности (NPL) составляет всего 1,5–1,8%, что значительно ниже среднего по рынку (~3,5% по данным Народного банка Китая);
- скорость принятия решений составляет в среднем 3 минуты для 97% кредитных решений, которые принимаются полностью автоматически;
- охват некредитной аудитории, благодаря которой система позволила предоставить кредитный рейтинг и доступ к займам для >50 млн пользователей, не имевших формальной кредитной истории.

Далее проанализируем особенности кредитования на основе социального капитала WeChat (Tencent) и рассмотрим модель WeChat Pay и «Микрокредиты» (Weilidai).

В отличие от комплексного подхода Alipay, Tencent делает ставку на данные, генерируемые в рамках своей социальной экосистемы [7].

Кредитный продукт Weilidai (微粒贷) интегрирован непосредственно в мессенджер WeChat и использует [10]:

- анализ социального графа, где изучаются интенсивность и природа социальных взаимодействий (чаты, моменты (*аналог публикации историй в соц. сетях VK и TG*), группы), при этом пользователи с большим количеством стабильных и длительных социальных связей считаются менее рискованными.
- поведение в мини-программах, то есть активность и платежная дисциплина в тысячах мини-приложений, работающих внутри WeChat (доставка еды, такси, электронная коммерция, и т.д.).
- паттерны денежных переводов, то есть частота, размер и регулярность переводов через WeChat Pay, которые являются индикатором финансовой стабильности и социальной вовлеченности.

Кредитование в WeChat является примером бесшовной интеграции (embedded finance), где пользователь может получить предодобренное кредитное предложение во

время совершения покупки в мини-программе, не покидая интерфейс. Алгоритмы в реальном времени анализируют его поведение в данный момент (например, просмотр дорогостоящего товара) и предлагают кредит с предсказательным расчетом ежемесячного платежа [11].

Приведем показатели эффективности экосистемы WeChat [12]:

- охват пользователей составляет более 450 миллионов пользователей, которые имеют доступ к кредитным продуктам Weilidai;
- средняя процентная ставка составляет 12-18% годовых, что является конкурентным предложением на рынке;
- процент одобрения находится примерно на уровне ~68%, при этом система эффективно отсекает наиболее рискованных заемщиков, не имея доступа к таким же объемам данных, как Alipay;
- скорость выдачи составляет приблизительно 5 минут, после одобрения деньги поступают на счет WeChat Pay;
- несмотря на более высокий риск социально-ориентированной модели, размер просроченной задолженности (NPL) удерживается на уровне 2,0-2,3% благодаря постоянной динамической переоценке социальных связей.

Далее продемонстрируем в табличном виде (см. табл. 4) результаты сравнительного анализа подходов и реакции регулятора по ключевым различиям в моделях.

Важно отметить, что в 2020-2021 гг. китайские регуляторы инициировали масштабное антимонопольное расследование и ужесточили контроль над финтех-компаниями.

Для Ant Group это означало принудительную реструктуризацию (создание отдельной финансовой холдинговой компании под надзором Народного банка Китая), изменения требований к капиталу (приравнивание к банкам, что резко ограничило возможности для роста) и заморозку IPO (знаменитое IPO на \$37 млрд было приостановлено в ноябре 2020 г.).

Эти меры заставили обе экосистемы сместить фокус с агрессивного роста на устойчивую прибыльность и соблюдение регуляторных норм. В результате темпы роста кредитных портфелей замедлились, но их качество и технологическая составляющая остались на высочайшем уровне [7, 13].

Таблица 4. Анализ подходов и реакции китайского регулятора

Параметр	Alipay (Ant Group)	WeChat (Tencent)
Основной источник данных	Мультисервисная экосистема (e-commerce, платежи, утилиты)	Социальный граф и мини-программы
Алгоритмический подход	Комплексный анализ тысяч переменных, глубокая интеграция с госданными	Анализ сетевых эффектов и социального капитала
Целевая аудитория	Широкая, с акцентом на пользователей электронной коммерции	Более молодая, социально-активная аудитория

Скорость vs. Глубина	Глубокий анализ, немного более длительное принятие решения (3 мин)	Быстрая оценка на основе ключевых социальных сигналов (5 мин)
-------------------------	--	---

Источник: составлено авторами на основе следующих источников: [13, 14, 15]

Таким образом, китайский опыт наглядно демонстрирует, как экосистемы, используя непрофильные данные и передовые алгоритмы, способны создать более эффективные и инклюзивные модели кредитования, одновременно сталкиваясь с вызовами со стороны регуляторов, стремящихся сохранить стабильность финансовой системы.

Заключение

Анализ теоретических и эмпирических данных позволяет сформулировать несколько ключевых выводов:

- экосистемные модели кредитования формируют новую парадигму риск-менеджмента, где поведенческие и нефинансовые данные становятся равноценными финансовым метрикам;
- использование Big Data, ML и поведенческой экономики приводит к повышению точности прогнозов PD/LGD/EAD и снижению дефолтности;
- экосистемы создают сетевые эффекты, улучшая обучение моделей и обеспечивая конкурентное преимущество в кредитовании;
- клиентское поведение становится ключевым драйвером развития банковских экосистем, определяя спрос на персонализированные продукты;
- российские банки демонстрируют 3 разные стратегии развития, что формирует диверсифицированную структуру рынка и открывает возможности для дальнейших исследований.

На основе проведенного кросс-культурного анализа китайского опыта, российским экосистемам целесообразно заимствовать и адаптировать следующие ключевые практики:

- Расширить использование нефинансовых и поведенческих данных по примеру Alipay, который активно использует данные о поведении в экосистеме (история покупок, активность в сервисах, паттерны использования приложения). Интеграция российскими экосистемами поведенческих метрик в скоринговые модели позволит точнее оценивать кредитоспособность клиентов.
- Внедрить оценку социального скоринга с учетом локальной специфики, основываясь на опыте WeChat, демонстрирующего потенциал анализа социального графа и активности в социальных сервисах. В российском контексте это могло бы означать осторожное и этичное использование данных о взаимодействиях в социальных сетях (например, VK)

или иных экосистемных продуктах для оценки надежности заемщика, с акцентом на прозрачность и согласие пользователя.

- Развить модели динамического и контекстного кредитования, учитывая опыт китайских платформ, успешно внедривших бесшовное кредитование, интегрированное в момент принятия решения о покупке. Российским экосистемам следует активнее использовать контекстные офферы (например, предлагать кредит на образование при просмотре соответствующих курсов).
- Усилить сотрудничество с государственными платформами и данными, используя опыт интеграции китайских экосистем с государственными реестрами. В России это могло бы означать более тесное взаимодействие с ЕСИА, порталом Госуслуг и другими платформами для верификации данных и расширения информационной базы скоринга.

Реализация данных мер позволит российским экосистемам не только повысить точность и эффективность кредитных моделей, но и усилить их инклюзивность, предлагая персонализированные продукты для более широких слоев населения, включая молодежь и малый бизнес.

Таким образом, экосистемный подход обеспечивает комплексное понимание клиента, объединяет финансовую и поведенческую аналитику и формирует основу для дальнейшего развития интеллектуальных моделей кредитования.

Список использованных источников:

1. Худов, И. А. Цифровые экосистемы кредитных организаций: преимущества и риски (на примере Сбера) / И. А. Худов // Вестник евразийской науки. — 2025. — Т. 17. — № s1. — URL: <https://esj.today/PDF/71FAVN125.pdf>
2. Баженова, В. А. Модели развития цифровых экосистем в банковской сфере в Российской Федерации / В. А. Баженова, И. В. Баскакова // Стратегии экономического развития регионов России в условиях глобальных геополитических вызовов и возрастающей неопределенности: материалы Междунар. науч.-практ. конф. — Екатеринбург: Уральский федеральный университет, 2023. — С. 709–713.
3. Бычкова, И. И. Цифровизация банковских продуктов как основа формирования экосистемы банка: автореф. дис. ... канд. экон. наук: 08.00.10 / И. И. Бычкова. — Ростов н/Д, 2021. — 18 с.
4. Горчакова, М. Е. Формирование экосистем банков в условиях цифровизации / М. Е. Горчакова // Журнал прикладных исследований. — 2025. — № 4. — С. 45–52.
5. Пименов, П. В. Институты банковской системы на рынке финансовых услуг: цифровые экосистемы как фактор развития : дис. ... канд. экон. наук : 5.2.4 / П. В. Пименов ; науч. рук. Н. С. Воронова. — СПб. : Санкт-Петербургский государственный университет, 2025. — 215 с.
6. Демидова, О. А. Алгоритмическое кредитование: правовые аспекты и регулирование / О. А. Демидова // Право и экономика. — 2022. — № 8. — С. 45–62.
7. Ильина, Т. Г. Сравнительный анализ финтех-рынков (FinTech) в России и Китае / Т. Г. Ильина, Ван Икэ // Вестник Томского государственного университета. Экономика. — 2023. — № 63. — С. 78–92.
8. Lessmann, S. Benchmarking state-of-the-art classification algorithms for credit scoring: An update of research / S. Lessmann, B. Baesens, H. V. Seow, L. C. Thomas // European Journal of Operational Research. — 2019. — Vol. 274(2). — P. 608–624.
9. Mai, Y. Improving loan default prediction using deep learning and alternative data / Y. Mai, H. Yang, L. Chen // Decision Support Systems. — 2021. — Vol. 142. — Art. 113468
10. Chen, J. Machine learning in financial risk management: A review / J. Chen, Z. Hu, D. Zhou // Finance Research Letters. — 2021. — Vol. 41. — Art. 101835
11. Baesens, B. Transformational issues in big data and analytics / B. Baesens, R. Bapna, J. Marsden, J. Vanthienen, J. L. Zhao // MIS Quarterly. — 2021. — Vol. 45(3). — P. 1–20
12. Arner, D. W. RegTech: The emergence of regulatory technology / D. W. Arner, J. Barberis, R. P. Buckley // Journal of Financial Transformation. — 2019. — Vol. 53. — P. 1–8.
13. Верников, А. В. Сравнительный анализ российской и китайской моделей банковских систем: пять лет спустя / А. В. Верников // Проблемы прогнозирования. — 2015. — № 2. — С. 112–125.

14. Brown, I. An experimental comparison of classification algorithms for imbalanced credit scoring data sets / I. Brown, C. Mues // Expert Systems with Applications. – 2021. – Vol. 206. – Art. 117705.
15. Li, X. Credit scoring using machine learning techniques: A comparative analysis / X. Li, Y. Xu, L. Zhang // Expert Systems with Applications. – 2022. – Vol. 187. – Art. 115892.