



ФИНАНСОВЫЙ
УНИВЕРСИТЕТ

ПРИ ПРАВИТЕЛЬСТВЕ РОССИЙСКОЙ ФЕДЕРАЦИИ



Шестая Уральская молодёжная конференция
«Современные финансы и цифровая экономика»
28-29 ноября 2025 года

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

Ширикова Валерия, Фоминых Святослов, Чернышова Полина, Финансовый университет при Правительстве РФ, к.э.н. доц. Шальнева М. С.

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.

Категории исследования

Объект

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

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

Ключевые элементы экосистемных моделей кредитования включают:

- Интеграцию сервисов
- Цифровую платформу
- Персонализированный подход
- Партнерства и внешние интеграции
- Безопасность данных

В экосистемных моделях кредитования используются три ключевых слоя данных:

- финансовые
- нефинансовые
- поведенческие

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

Сравнение российских экосистем по данным, алгоритмам и поведенческим метрикам

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	E-com покупки, доставка, мед-сервисы, страховые продукты, голосовые команды, IoT-паттерны	Поведение в сети, мобильный интернет, частота пополнений, медиаактивность	Geo-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

Блок	Сбер	МТС Банк	ВТБ
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 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-orchestra	Работа с thin-file и мобильной поведенческой моделью	Гео- и сценарная персонализация кредита

Сравнительный анализ российской и китайской практики экосистемного кредитования

1. Сбер: мультисервисная экосистема

- E-commerce, доставка, телемедицина, образование, SmartTV
 - MAU: 73 млн
- Онлайн-оформления: ипотека 45,6%, кредиты 66,2%, вклады 62,4%
- Сильные стороны: широчайшая база данных, высокие NPS, продвинутый антифрод

2. Т-Банк (Тинькофф): lifestyle-ecosystem

- Полностью мобильная модель, без отделений
- AI-скоринг, Call Defender, цифровые сценарии
- Онлайн-кредиты, переводы, чаты 24/7, страхование и подписки
 - Фокус: поведенческий анализ и быстрая персонализация

3. МТС Банк: модель «telco + bank»

- Телеком-данные как предикторы риска (трафик, пополнения, медиа-активность, гео-ритм)
- Интеграция с KION, подписками, мобильной сетью
- Аналог моделей KT / FinScore / VoLTE-скоринга
 - Фокус: работа с thin-file клиентами через поведенческие телко-метрики

4. ВТБ: сценарная экосистема

- Жизненные сценарии: жильё, авто, образование
- Geo-аналитика (JV с Ростелекомом), контекстные офферы
- Электронные кошельки, коммунальные платежи, финмаркетплейс
- Фокус: XAI-модели, персонализация «в моменте»

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%

КИТАЙСКИЕ ЭКОСИСТЕМЫ: ОПЫТ ТЕХНОЛОГИЧЕСКИХ ГИГАНТОВ В ЭКОСИСТЕМНОМ КРЕДИТОВАНИИ

Alipay (Ant Group): Пионер data-driven кредитования

Архитектура системы Sesame Credit (Zhima Credit):



Алгоритмические инновации и большие данные:

Alipay применяет **градиентный бустинг (XGBoost)** в сочетании с **глубокими нейронными сетями** для обработки неструктурированных данных.

Ключевым прорывом стала способность системы выявлять **микро-паттерны поведения**, предшествующие финансовым трудностям.

Экономические результаты и эффективность:

- **Объем кредитного портфеля** на конец 2023 года через платформы Huabei и Jiebei превысил **2.1 трлн юаней (~\$300 млрд)**.
- **Высокая точность модели** подтверждается уровнем индекса AUC-ROC (Area Under Curve) в **0,92**.
- **Уровень просроченной задолженности (NPL)** составляет **1,5–1,8%**.
- **Скорость принятия решений** составляет в среднем **3 минуты** для **97%** кредитных решений, которые принимаются полностью автоматически.
- **Охват некредитной аудитории** (предоставление кредитного рейтинга и доступа к займам для **>50 млн** пользователей, не имевших формальной кредитной истории).

WeChat (Tencent): Кредитование на основе социального капитала

Кредитный продукт Weilidai (微粒贷), интегрированный в мессенджер WeChat:

Анализ социального графа

Изучаются интенсивность и природа социальных взаимодействий (чаты, моменты, группы)

Поведение в мини-программах

Активность и платежная дисциплина в тысячах мини-приложений, работающих внутри WeChat (доставка еды, такси, электронная коммерция, и т.д.)

Паттерны денежных переводов

Частота, размер и регулярность переводов через WeChat Pay

Технологическая интеграция и пользовательский опыт:

Кредитование в WeChat является примером **бесшовной интеграции (embedded finance)**.

Пользователь может получить **предодобренное кредитное предложение** во время совершения покупки в мини-программе, не покидая интерфейс.

Показатели эффективности и масштаб:

- **Охват пользователей** составляет более **450 миллионов** пользователей, которые имеют доступ к кредитным продуктам Weilidai.
- **Средняя процентная ставка** составляет **12-18%** годовых.
- **Процент одобрения** находится примерно на уровне **~68**.
- **Скорость выдачи** составляет приблизительно **5 минут**.
- **Уровень просроченной задолженности (NPL)** составляет **2,0-2,3%** благодаря постоянной динамической переоценке социальных связей.

Сравнительный анализ подходов и реакция регулятора

Ключевые различия в моделях:

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)

Вмешательство регулятора и его последствия:

*В 2020-2021 годах 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.
- **Заморозку IPO:** Знаменитое IPO на \$37 млрд было приостановлено в ноябре 2020 года.

*Эти меры заставили обе экосистемы **сместить фокус с агрессивного роста на устойчивую прибыльность и соблюдение регуляторных норм.***

Рекомендации:

- Расширить использование нефинансовых и поведенческих данных.
- Внедрить оценку социального скоринга с учетом локальной специфики.
- Развить модели динамического и контекстного кредитования.
- Усилить сотрудничество с государственными платформами и данными.

Выводы:

- 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.

РЕКОМЕНДАЦИИ И ВЫВОДЫ

ИСТОЧНИКИ ЛИТЕРАТУРЫ

1. 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>
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.

БЛАГОДАРИМ ЗА ВНИМАНИЕ!

Контакты:

E-mail: valeriya_shirikova_2001@mail.ru

Телефоны:

+7 (937) 140-18-88,

+7 (999) 100-32-92