

**Лимонников К.С., Крамаренко А.А.**

*НИТУ МИСИС, Москва, Россия*

**АРХИТЕКТУРА СКОРИНГОВОЙ ПЛАТФОРМЫ БАНКА С  
ТРИГГЕРНЫМ МЕХАНИЗМОМ НА ОСНОВЕ ЭКОСИСТЕМЫ  
БОЛЬШИХ ДАННЫХ**

**Аннотация.** В статье рассматривается проблема предодобренных кредитных предложений, при которой 40-50% откликнувшихся клиентов получают отказ при фактическом скоринге. Установлено, что корневой причиной является архитектурный разрыв между системой аналитической CRM (ACRM) и скоринговой системой. Предложена архитектура скоринговой платформы с триггерным механизмом, интегрирующая реальный скоринг в процесс формирования предложений на основе событий о намерениях клиентов из внешних источников. Архитектура спроектирована в нотации ArchiMate 3.1 с применением методологии TOGAF ADM. Проведён гар-анализ, определены 11 новых и 5 трансформируемых компонентов. Ожидаемые результаты: рост конверсии с 15-25% до 70-85%, снижение отказов до менее 5%, латентность скоринга менее 100 мс.

**Ключевые слова:** кредитный скоринг; предодобренные предложения; триггерный скоринг; ArchiMate; TOGAF; Feature Store; машинное обучение; событийно-ориентированная архитектура; Apache Kafka; Big Data.

## **Введение**

Цифровая трансформация банковского сектора создаёт новые возможности для систем оценки кредитоспособности. Предодобренные кредитные предложения являются массовым маркетинговым инструментом банков, однако практика показывает значительное расхождение между маркетинговыми обещаниями и результатами фактического скоринга: по экспертным оценкам, доля отказов в российских банках составляет от 40 до 50% [1].

Корневой причиной является архитектурный разрыв между системами ACRM, формирующими маркетинговые выборки на основе критериев склонности к отклику, и скоринговыми системами, оценивающими кредитоспособность по данным бюро кредитных историй. Традиционная архитектура ориентирована на реактивную обработку заявок и не предусматривает интеграцию скоринга на этапе формирования предложения [2].

Целью настоящего исследования является разработка архитектуры скоринговой платформы с триггерным механизмом, обеспечивающей выполнение реального скоринга до направления предложения клиенту.

## **Материалы и методы**

Для проектирования архитектуры применяется фреймворк TOGAF ADM (The Open Group Architecture Framework, Architecture Development Method), обеспечивающий структурированный подход к разработке корпоративной архитектуры [3]. Визуальное представление архитектуры выполнено в нотации ArchiMate 3.1, обеспечивающей единообразное моделирование бизнес-, прикладного и технологического слоёв [4].

Анализ текущей архитектуры выполнен на основе изучения информационных систем типового российского банка. Моделирование осуществлялось в инструменте Archi с экспортом диаграмм для документирования.

Методика включает: моделирование текущей архитектуры (AS-IS) по трём слоям ArchiMate; проектирование целевой архитектуры (TO-BE) с триггерным механизмом; проведение гар-анализа с классификацией разрывов по типам NEW, TRANSFORM, RETAIN; определение критического пути внедрения.

### Результаты исследования

**Анализ текущей архитектуры (AS-IS).** Выявлены четыре группы корневых причин отказов по предодобренным предложениям (табл. 1): различие информационных баз АСRM и скоринговой системы (15-20% отказов), временной разрыв между формированием предложения и обращением клиента (10-15%), различие критериев оптимизации маркетинговых и скоринговых моделей (10-15%), архитектурные ограничения реактивного скоринга (5-10%).

*Таблица 1 - Корневые причины отказов по предодобренным предложениям*

Причина	Описание	Влияние
Различие информационных баз	АСRM использует внутренние данные, скоринг - данные БКИ о внешних обязательствах	15-20%
Временной разрыв	КХД обновляется раз в сутки, обращение клиента - через дни/недели	10-15%
Различие критериев	АСRM оптимизирует отклик, скоринг - вероятность дефолта	10-15%
Архитектурные ограничения	Скоринг работает только реактивно, по заявке	5-10%
<b>ИТОГО</b>	Совокупное влияние всех факторов	<b>40-50%</b>

**Концепция триггерного скоринга.** Предложена трансформация архитектуры в направлении проактивного триггерного скоринга. Суть: провайдер данных фиксирует намерение клиента, банк получает триггер в реальном времени, система мгновенно выполняет полноценный скоринг до формирования предложения. Предложение направляется только одобренным клиентам. Ключевой принцип: каждое отправленное предложение подкреплено скоринговым решением.

**Целевая архитектура (ТО-ВЕ).** На прикладном слое добавляются шесть ключевых компонентов: шина интеграции с провайдерами на базе Apache Kafka, Feature Store с offline-частью (Parquet) и online-частью (Redis), ML-платформа (MLflow) для управления жизненным циклом моделей, сервис real-time скоринга с латентностью менее 100 мс, сервис мониторинга моделей и трансформированный ACRM с модулем управления триггерами.

**Gap-анализ.** Результаты gap-анализа представлены в таблице 2. Всего идентифицировано 16 компонентов, требующих изменений: 11 создаются с нуля (NEW), 5 существенно дорабатываются.

Таблица 2 — Результаты gap-анализа по слоям ArchiMate

Слой	Компонент	Изменение	Тип
Бизнес	Триггерный скоринг	Скоринг по событию в real-time	NEW
	Гарантированные предложения	Только одобренным клиентам	NEW
	Интеграция с провайдерами	Avito, ЦИАН, Auto.ru, Яндекс	NEW
	Процесс предложений	Batch → триггерный real-time	TRANSFORM
Прикладной	Шина интеграции	Kafka + адаптеры провайдеров	NEW
	Feature Store	Offline (Parquet) + Online (Redis)	NEW
	ML-платформа	MLflow, Model Registry	NEW
	RT-скоринг	ML-модель, <100 мс, 1000+ RPS	NEW
	Мониторинг моделей	PSI, Data Drift, Concept Drift	NEW
	ACRM	+ Trigger Management, TTL	TRANSFORM
	ESB	Batch → Event Bus (Kafka)	TRANSFORM
Технологич.	Kubernetes	Оркестрация, автомасштабирование	NEW
	Apache Kafka	Событийная шина, ≥3 брокера	NEW
	Redis Cluster	Online-хранилище, ≥6 узлов	NEW

	Apache Spark	Аналитика → + ML, batch-признаки	TRANSFORM
<b>ИТОГО</b>	<b>16 компонентов</b>		<b>11 NEW / 5 TRANSFORM</b>

**Целевые показатели эффективности.** Ожидаемые результаты трансформации представлены в таблице 3.

*Таблица 3 — Целевые показатели трансформации*

Показатель	AS-IS	TO-BE	Эффект
Конверсия предложений	15-25%	70-85%	Рост в 3-4 раза
Доля отказов	40-50%	<5%	Снижение в 8-10 раз
Латентность скоринга	Секунды-минуты	<100 мс	Ускорение в 100 раз
Качество модели (AUC-ROC)	0,65-0,70	0,75-0,85	+0,10-0,15
Число признаков	10-20	200-500	Рост в 10-25 раз
Цикл обновления моделей	6-12 мес.	2-4 недели	Сокращение в 6-12 раз

**Экономический эффект.** Совокупный ожидаемый годовой эффект оценивается в 1-1,5 млрд руб. для крупного розничного банка при инвестициях 250-500 млн руб. Срок окупаемости составляет 2,5-3 года от начала проекта. Чистая приведённая стоимость (NPV) при горизонте 5 лет и ставке дисконтирования 12% оценивается в 2-3 млрд руб.

### **Обсуждение результатов**

Предложенная архитектура принципиально отличается от существующих подходов тем, что скоринг выполняется проактивно - до формирования предложения, а не реактивно - по факту заявки. Это устраняет архитектурный разрыв между ACRM и скоринговой системой, являющийся корневой причиной высокой доли отказов.

Ключевым элементом архитектуры является триггерный механизм, инициирующий скоринговую оценку по событию о намерении клиента из внешнего источника. Событийно-ориентированная архитектура на базе Apache

Kafka обеспечивает обработку потока триггеров в реальном времени. Feature Store с online-компонентом на Redis гарантирует доступ к признакам за время менее 10 мс, что позволяет выполнить полный цикл скоринга за менее 100 мс [5].

Применение методологии TOGAF ADM и нотации ArchiMate 3.1 обеспечило системный подход к проектированию: последовательная проработка бизнес-, прикладного и технологического слоёв позволила выявить все необходимые компоненты и их взаимосвязи. Gap-анализ определил критический путь внедрения: инфраструктура → Feature Store → ML-платформа → RT-скоринг → шина интеграции → трансформация ACRM [6].

Ограничениями исследования являются: отсутствие апробации на реальных данных банка, зависимость от качества данных внешних провайдеров, необходимость соответствия регуляторным требованиям Банка России к использованию ML-моделей в скоринге.

### **Заключение**

В результате исследования разработана архитектура скоринговой платформы банка с триггерным механизмом, интегрирующая реальный скоринг в процесс формирования предодобренных кредитных предложений. Спроектированы текущая (AS-IS) и целевая (TO-BE) архитектуры по трём слоям ArchiMate 3.1. Проведён gap-анализ, определивший 11 новых и 5 трансформируемых компонентов. Разработана дорожная карта трансформации из 6 этапов продолжительностью 18–24 месяца.

Предложенная архитектура обеспечивает переход от реактивного скоринга к проактивному триггерному, что позволяет повысить конверсию предложений с 15-25% до 70-85% и снизить долю отказов с 40-50% до менее 5%. Экономический эффект составляет 1-1,5 млрд руб. в год при окупаемости 2,5-3 года.

Направлениями дальнейших исследований являются апробация архитектуры на реальных данных банка, разработка методики оценки качества данных внешних провайдеров и адаптация решения к требованиям регулятора.

## Список литературы

1. Банк России. Обзор ключевых показателей деятельности кредитных организаций. I квартал 2025 года. - М.: Банк России, 2025. - 42 с.
2. Durand D. Risk Elements in Consumer Instalment Financing // National Bureau of Economic Research. - 1941. - P. 1–120.
3. The Open Group. TOGAF Standard, 10th Edition. - The Open Group, 2022.
4. The Open Group. ArchiMate 3.1 Specification. - The Open Group, 2019.
5. Schelter S. et al. On Challenges in Machine Learning Model Management // IEEE Data Engineering Bulletin. - 2018. - Vol. 41, No. 4. - P. 5-15.
6. Lankhorst M. Enterprise Architecture at Work: Modelling, Communication and Analysis. - 4th ed. - Springer, 2017. - 352 p.
7. Siddiqi N. Credit Risk Scorecards: Developing and Implementing Intelligent Credit Scoring. - John Wiley & Sons, 2017. - 384 p.
8. Narkhede N., Shapira G., Palino T. Kafka: The Definitive Guide. - O'Reilly Media, 2017. - 322 p.
9. Kreps J. I Heart Logs: Event Data, Stream Processing, and Data Integration. - O'Reilly Media, 2014. - 60 p.
10. Lundberg S.M., Lee S.I. A Unified Approach to Interpreting Model Predictions // Advances in Neural Information Processing Systems. - 2017. - Vol. 30. - P. 4765-4774.