

УДК 336.71

Применение интеллектуальных агентов и их влияние на кредитные риски на примере банка

Юсифова Аделина Адалетовна, студент, Новосибирский государственный университет экономики и управления

В статье на примере банка показано, что под влиянием цифровизации и интеллектуальных агентов происходит переход от традиционной реактивной модели риск-менеджмента к проактивной предиктивной модели, что находит свое высшее выражение в концепции интеллектуального кредитного конвейера.

Ключевые слова: искусственный интеллект, банковская система, кредитная система, финансы, глобализация, цифровизация.

Под воздействием четвертой промышленной революции происходит фундаментальная трансформация банковской системы. Глобальная цифровизация экономики перестала быть абстрактным понятием и превратилась в системообразующий фактор, определяющий конкурентоспособность и саму возможность функционирования кредитных организаций.

В банковской сфере понятие «искусственный интеллект» приобретает все большую актуальность. ИИ позволяет автоматизировать банковские процессы, повысить уровень безопасности и улучшить клиентский сервис. Вместе с тем понятие «ИИ-агент» является более конкретным и функционально насыщенным по сравнению с общим понятием «искусственный интеллект». Под ИИ-агентом понимается автономная система искусственного интеллекта, способная самостоятельно принимать решения и выполнять задачи для достижения заданной цели, а не ограничиваться реакцией на запросы. Именно ИИ-агенты выступают непосредственными субъектами, исполняющими бизнес-задачи в рамках кредитного конвейера. Их сущность заключается не только в способности обрабатывать большие массивы данных, но и в наличии специфических характеристик, определяющих их ценность для управления рисками в массовом сегменте кредитования физических лиц.

Цифровизация и внедрение ИИ-агентов инициируют фундаментальную трансформацию системы риск-менеджмента, переводя ее из режима реактивного реагирования в режим проактивного управления рисками. Внедрение ИИ-агентов изменяет саму философию риск-менеджмента: из функции контроля и ограничения она трансформируется в функцию поддержки бизнеса, позволяя более точно тарифицировать риск и работать с сегментами заемщиков, ранее недоступными для кредитования вследствие высокой стоимости традиционных методов оценки.

Отправной точкой для анализа в сфере банковского регулирования традиционно выступают документы Базельского комитета по банковскому надзору, формирующие глобальные стандарты пруденциального регулирования. В контексте настоящего исследования наибольший интерес представляет подход, основанный на внутренних рейтингах, который предоставляет банкам возможность использовать собственные модели для оценки кредитного риска и расчета достаточности капитала. IRB-подход устанавливает жесткие требования к качеству моделей, их предсказательной способности и процедурам валидации, что делает его ключевым методологическим ориентиром.

Несмотря на устойчивость базовых принципов IRB-подхода, их практическая реализация применительно к ИИ-моделям требует разработки более сложных процедур контроля и валидации, прежде всего в части обеспечения интерпретируемости моделей и предотвращения их деградации. Наряду с кредитным риском Базельский комитет уделяет значительное внимание оценке опера-

ционного риска, к которому относится и риск внедрения новых технологий. С одной стороны, использование ИИ-агентов способствует снижению операционных рисков, связанных с человеческим фактором (ошибки, халатность), с другой — формирует новые риски, включая риск сбоя алгоритмов, киберугрозы и риск некорректной интерпретации результатов моделирования. Оценка совокупного воздействия данных факторов требует от кредитных организаций разработки специализированных карт рисков и сценариев стресс-тестирования, направленных на проверку устойчивости интеллектуальных систем к непредвиденным событиям.

Российская практика банковского регулирования и надзора в значительной степени гармонизирована с международными стандартами, однако обладает собственной спецификой, отраженной в нормативных актах и рекомендациях Банка России. Центральный банк Российской Федерации, признавая высокий потенциал технологий машинного обучения, одновременно указывает на связанные с ними риски и последовательно формирует регуляторную среду, направленную на их минимизацию.

В статье проведен анализ кредитных рисков на примере банка. Систематизация исходных данных осуществлена в строгом соответствии с трехуровневой системой показателей, включающей финансовые, операционные и качественные параметры. Важно отметить, что финансовые показатели, такие как стоимость риска (Cost of Risk, CoR), отражают экономическую цену принимаемых управленческих решений; операционные показатели характеризуют производительность банковского кредитного конвейера; качественные метрики (в частности, коэффициент Джини) свидетельствуют о внутренней прогнозной силе используемых моделей, определяя их способность дифференцировать «хороших» и «плохих» заемщиков.

В процессе выдачи кредита зафиксировано снижение стоимости риска (CoR) с 2,40 % до 1,90 %, что при значительных объемах кредитного портфеля означает существенное высвобождение экономического капитала банка. Особого внимания заслуживает радикальное сокращение времени принятия решения (Time to Decision, TTD) с 15 до 2 мин. В процессе взыскания ключевым изменением является рост показателя Recovery Rate с 8,5 % до 11,2 %, что подтверждает тезис о более высокой эффективности дифференцированных стратегий воздействия. Вместе с тем следует обратить внимание на рост индекса стабильности популяции (Population Stability Index, PSI) с 0,05 до 0,12, что, хотя и остается в пределах допустимых значений, сигнализирует о снижении стабильности популяции заемщиков и требует повышенного внимания со стороны подразделений риск-менеджмента.

Следующим логическим этапом анализа является приведение разнородных показателей к единому знаменателю с целью обеспечения их сопоставимости и возможности последующей агрегации.

Показатели, выраженные в различных единицах измерения, методологически невозможно объединить в интегральный индекс без предварительной обработки. С этой целью рассчитывается темп прироста каждого показателя; при этом для показателей с «обратной» логикой (когда снижение значения является позитивным эффектом — CoR, TTD, затраты) применяется инверсия знака, обеспечивающая интерпретацию положительного значения как улучшения. Далее полученные темпы прироста нормализуются путем соотношения с эталонным значением (максимально ожидаемым улучшением), что позволяет перевести показатели в безразмерную шкалу.

1. Агент аппликационного скоринга:

Показатель CoR (стоимость риска). Поскольку снижение риска является положительным фактором, используется формула для обратных показателей:

$$(2,40 - 1,90) / 2,40 = 0,50 / 2,40 = 0,2083 \text{ (или } 20,8 \%)$$

Далее полученный прирост нормируется путем деления на целевое эталонное значение (0,3):

$$0,2083 / 0,3 = 0,69.$$

Показатель TTD (время принятия решения):

$$(15 - 2) / 15 = 13 / 15 = 0,8666 \text{ (или } 86,7 \%)$$

Нормирование осуществляется делением на эталонное значение (0,85):

$$0,8666 / 0,85 = 1,02.$$

Поскольку нормированный индекс не может превышать 1,00, принимается значение 1,00.

Показатель PSI (индекс стабильности). Рост данного показателя рассматривается как негативный фактор:

$$-(0,12 - 0,05) / 0,05 = -0,07 / 0,05 = -1,4 \text{ (или } -140 \%)$$

При столь значительном ухудшении индекс ограничивается нижней границей методики и принимается равным -0,50.

2. Агент Collection (взыскание):

Показатель Cost per Unit (стоимость процесса):

$$(350 - 210) / 350 = 140 / 350 = 0,40 \text{ (или } 40,0 \%)$$

Нормированное значение:

$$0,40 / 0,85 \text{ (эталон для операционных показателей)} = 0,47.$$

Показатель Recovery Rate (эффективность взыскания):

$$(11,2 - 8,5) / 8,5 = 2,7 / 8,5 = 0,3176 \text{ (или } 31,8 \%)$$

Нормирование:

$$0,3176 / 0,85 = 0,37.$$

Наивысшее значение нормированного индекса (1,00) зафиксировано по показателю времени принятия решения (TTD), что логично вытекает из природы автоматизации кредитных процессов. Финансовые показатели также демонстрируют устойчивую положительную динамику (индексы 0,69 и 0,47), подтверждая экономическую целесообразность внедрения ИИ-агентов. Вместе с тем показатель стабильности модели (PSI) принимает отрицательное значение (-0,50), что следует рассматривать как тревожный сигнал: существенное повышение точности модели (рост коэффициента Джини на 41,8 %) было достигнуто ценой снижения ее устойчивости к изменениям входящего потока данных. Данное наблюдение подтверждает фундаментальный тезис о диалектическом противоречии между сложностью прогностической модели и ее робастностью во времени.

На данном этапе исследования осуществляется синтез полученных аналитических данных путем агрегации частных нормированных индексов в групповые субиндексы. Данный этап необходим для комплексной оценки эффективности ИИ-агентов в трех ключевых проекциях — финансовой, операционной и качественной, что позволяет избежать фрагментарного восприятия результатов. Рас-

чет производится как среднее арифметическое нормированных индексов внутри каждой группы. Такой подход нивелирует влияние экстремальных значений отдельных показателей и обеспечивает получение взвешенной, сбалансированной оценки по каждому функциональному направлению.

Агент аппликационного скоринга:

Финансовый субиндекс

Суммируются индексы CoR и РВПС ($0,69 + 0,83 = 1,52$), после чего полученное значение делится на количество показателей (2).

Итоговое значение: 0,76.

Операционный субиндекс

Суммируются индексы TTD и Cost ($1,00 + 0,87 = 1,87$) с последующим делением на 2.

Итоговое значение: 0,935 (округленно — 0,94).

Качественный субиндекс.

Суммируются индексы Gini и PSI ($0,48 + (-0,50) = -0,02$) с последующим делением на 2.

Итоговое значение: -0,01. Отрицательное значение указывает на то, что выгоды от повышения точности модели нивелируются рисками снижения ее стабильности.

Агент Collection (взыскание):

Операционный субиндекс.

Суммируются индексы Cost и Recovery ($0,46 + 0,37 = 0,83$) и делятся на 2.

Итоговое значение: 0,415 (округленно — 0,42).

Агент аппликационного скоринга демонстрирует исключительно высокую операционную эффективность (0,94), что обусловлено полной заменой ручного труда алгоритмическими решениями. Финансовая отдача также находится на высоком уровне (0,76). Вместе с тем качественный субиндекс принимает отрицательное значение (-0,01), что связано с существенным ухудшением стабильности модели, отраженным в росте PSI. Это означает, что, несмотря на высокую текущую прибыльность, модель содержит латентные риски деградации при изменении характеристик входящего потока данных.

Агент Collection демонстрирует более умеренные, но сбалансированные результаты: все субиндексы находятся в положительной зоне, что свидетельствует о гармоничном, эволюционном развитии процесса взыскания без критических рисков для устойчивости модели.

Завершающим этапом расчетов является определение итогового Интегрального коэффициента эффективности ИИ (ИКЭ-ИИ). Для этого каждой группе показателей присваивается весовой коэффициент, отражающий стратегические приоритеты Банка ВТБ на текущем этапе развития. С учетом стратегии банка, ориентированной на максимизацию финансового результата при сохранении жесткого контроля над рисками, используются следующие веса: финансовая эффективность — 0,5 (безусловный приоритет), операционная эффективность — 0,3 (значимый фактор), качество моделей — 0,2 (контролирующая функция).

1. Расчет ИКЭ-ИИ для Агента аппликационного скоринга:

Вклад финансовой группы:

$$0,76 \times 0,5 = 0,380.$$

Вклад операционной группы:

$$0,94 \times 0,3 = 0,282.$$

Вклад качественной группы:

$$-0,01 \times 0,2 = -0,002.$$

Итоговый ИКЭ-ИИ:

$$0,380 + 0,282 - 0,002 = 0,660.$$

2. Расчет ИКЭ-ИИ для Агента Collection (взыскание):

Вклад финансовой группы:

$$0,45 \times 0,5 = 0,225.$$

Вклад операционной группы:

$$0,42 \times 0,3 = 0,126.$$

Вклад качественной группы:

$$0,06 \times 0,2 = 0,012.$$

Итоговый ИКЭ-ИИ:

$$0,225 + 0,126 + 0,012 = 0,363.$$

Значение 0,660 является исключительно высоким и свидетельствует о трансформационном характере изменений в процессе выдачи кредитов, где основной вклад внесли финансовая и операционная составляющие. Результат 0,363 для системы взыскания характеризует эффект как умеренно положительный, что объясняется большей сложностью объекта управления — поведенческими характеристиками должника, а также сохранением значительной доли человеческого участия в процессе взыскания.

Практическая апробация методики на реальных кейсах Банка

позволила не только количественно измерить интегральный эффект от внедрения интеллектуальных агентов, который оказался положительным (0,660 и 0,363), но и, что представляется более значимым, выявить структурные диспропорции в достигнутой эффективности.

Проведенный анализ позволяет сделать вывод о том, что внедрение искусственного интеллекта в банковскую сферу представляет собой не просто автоматизацию рутинных операций, а смену технологического уклада, обеспечивающую переход от реактивной модели риск-менеджмента к проактивной. Такой переход позволяет банку не только максимизировать текущую прибыль, но и обеспечивать долгосрочную устойчивость и конкурентоспособность в условиях цифровой экономики. Интеллектуальные агенты, обладающие свойствами автономности и адаптивности, становятся системообразующим фактором, способным радикально изменить экономику кредитного процесса за счет обработки массивов неструктурированных данных.

Примечания

1. Годовой отчет Банк ВТБ (ПАО) за 2023 год. М., 2024.
2. Годовой отчет Банк ВТБ (ПАО) за 2024 год. М., 2025.
3. Рогов М. А. Риск-менеджмент: учебник и практикум для вузов. М., 2024.

English version

The application of intelligent agents and their impact on credit risk using the example of a bank

Yusifova Adelina Adaletovna, student, Novosibirsk State University of Economics and Management

This article demonstrates, using the example of a bank, that under the influence of digitalization and intelligent agents there is a transition from a traditional reactive risk management model to a proactive predictive model. This transformation finds its most advanced expression in the concept of an intelligent credit pipeline, which enables anticipatory identification and management of credit risks.

Keywords: artificial intelligence, banking system, credit system, finance, globalization, digitalization.