

ПРИМЕНЕНИЕ ИСКУССТВЕННОГО ИНТЕЛЛЕКТА ДЛЯ ПОВЫШЕНИЯ КАЧЕСТВА ФИНАНСОВОЙ АНАЛИТИКИ

Бердымырат ОРАЗОВ,
старший преподаватель Туркменского
государственного института
экономики и управления

Аннотация

Статья посвящена анализу применения искусственного интеллекта (ИИ) для повышения качества финансовой аналитики в условиях цифровой трансформации и роста объемов финансовых данных. Рассматриваются ключевые направления использования ИИ в финансовом анализе: прогнозирование финансовых показателей, выявление рисков и аномалий, интеллектуальная обработка больших данных и неструктурированной информации (текстов, новостей, отчетов). Обосновывается, что внедрение методов машинного обучения, глубоких нейросетей и обработки естественного языка способствует повышению точности прогнозов, снижению влияния человеческого фактора, ускорению аналитических процедур и укреплению обоснованности управленческих решений. Предлагается концептуальная модель интеграции ИИ в финансово-аналитический контур организации, включающая этапы подготовки данных, выбора моделей, интерпретации результатов и контроля качества. Сделан вывод о том, что развитие интеллектуальных технологий финансовой аналитики требует сочетания технологической зрелости, прозрачности моделей, кибербезопасности и нормативного сопровождения.

Ключевые слова: искусственный интеллект, финансовая аналитика, машинное обучение, Big Data, прогнозирование, управление рисками, NLP, качество аналитики.

Цифровизация финансовой системы Туркменистана является одним из ключевых направлений модернизации национальной

экономики в условиях глобальной трансформации финансовых рынков. Развитие цифровых технологий, внедрение электронных платежных инструментов, автоматизация банковских процессов и переход к платформенным финансовым сервисам формируют основу для повышения прозрачности, устойчивости и конкурентоспособности финансового сектора страны.

В последние годы в Туркменистане последовательно реализуются меры по расширению инфраструктуры безналичных расчетов, развитию интернет-банкинга и мобильных платежных приложений, модернизации процессинговых центров и интеграции банковских информационных систем. Создание единого цифрового пространства финансовых услуг способствует ускорению расчетов, снижению транзакционных издержек и повышению доступности финансовых продуктов для населения и субъектов предпринимательства.

Особое значение приобретает внедрение технологий больших данных, автоматизированных систем финансового мониторинга и интеллектуальных инструментов анализа рисков. Это позволяет повысить качество управления ликвидностью, оптимизировать кредитную политику и минимизировать операционные и киберриски. Развитие цифровых сервисов также способствует формированию новых бизнес-моделей в банковской сфере, включая дистанционное обслуживание клиентов и персонализированные финансовые продукты.

Цифровизация финансовой системы Туркменистана напрямую связана с задачами обеспечения финансовой безопасности,

укрепления платежной дисциплины и повышения инвестиционной привлекательности страны. Дальнейшее развитие требует совершенствования нормативно-правовой базы, подготовки кадров в сфере финансовых технологий и внедрения современных стандартов кибербезопасности. Комплексный подход к цифровой трансформации финансового сектора создаёт предпосылки для устойчивого экономического роста и интеграции в глобальное цифровое финансовое пространство.

Финансовая аналитика в общем виде — это система методов и процедур, с помощью которых организация превращает финансовые данные в управленческие выводы. Она охватывает анализ финансовой отчетности (баланс, отчет о прибылях и убытках, движение денежных средств), оценку финансового состояния (ликвидность, платежеспособность, устойчивость), а также выявление факторов, которые влияют на прибыльность, расходы и риски. В прикладной плоскости финансовая аналитика отвечает на три ключевых вопроса: что произошло (описательная аналитика), почему это произошло (диагностическая аналитика) и что будет дальше при разных сценариях (прогнозная аналитика). Для финансовых институтов и компаний это означает подготовку обоснованных решений по кредитованию, инвестициям, управлению капиталом и денежными потоками, а также по контролю рисков и соблюдению нормативных требований. Важная особенность финансовой аналитики в цифровой экономике заключается в том, что она работает не только с «итоговыми» показателями отчетности, но и с первичными потоковыми данными транзакций, что позволяет быстрее обнаруживать отклонения, строить более точные прогнозы и заранее выявлять потенциальные проблемы, такие как ухудшение качества портфеля, снижение ликвидности или рост мошеннических операций.

Качество финансовой аналитики в современной организации определяется не

только корректностью расчетов и полнотой отчетности, но и способностью аналитической системы своевременно выявлять тренды, точно прогнозировать ключевые показатели и надежно поддерживать управленческие решения в условиях неопределенности. По мере цифровизации финансового сектора растут объемы и разнообразие данных: транзакции, клиентские профили, поведенческие сигналы, рыночные котировки, а также тексты новостей, регуляторные документы и корпоративные отчеты. На этом фоне классические подходы финансового анализа, основанные на фиксированных правилах, линейных моделях и ручной интерпретации, все чаще демонстрируют ограниченность, поскольку не успевают адаптироваться к смене рыночных режимов и плохо извлекают полезные закономерности из высоко размерных и неструктурированных массивов. Международные финансовые институты прямо указывают, что искусственный интеллект способен повышать результативность анализа, усиливать риск-менеджмент и комплаенс, однако одновременно повышает значимость управления модельными рисками и прозрачности решений [4]. Согласно представленной таблице 1, использование инструментария искусственного интеллекта способствует оптимизации обработки больших данных (Big Data), росту достоверности результатов и комплексной автоматизации процесса анализа.

Сравнение традиционной и ИИ-ориентированной финансовой аналитики

Критерий	Традиционная аналитика	Аналитика с использованием ИИ
Объем данных	Ограниченный	Большие данные (Big Data)
Тип моделей	Линейные, правило-ориентированные	Нелинейные, ML/DL
Точность	Средняя	Высокая
Скорость анализа	Низкая / ручная	Высокая / автоматизированная
Работа с текстами	Ограниченная	Расширенная (NLP)
Адаптивность	Низкая	Высокая
Влияние человеческого фактора	Высокое	Сниженное

В финансовой аналитике качество целесообразно трактовать через точность, устойчивость, интерпретируемость и операционную пригодность. Точность выражается метриками прогнозирования и классификации, такими как RMSE и MAE (среднеквадратичная и средняя абсолютная ошибки прогноза), а также AUC/ROC (площадь под кривой «чувствительность–ложные срабатывания», показатель качества классификации) и Precision/Recall (точность и полнота выявления событий, например дефолтов или мошенничества). Устойчивость означает стабильность поведения модели при изменении макроусловий, структуры портфеля или клиентских сегментов; именно устойчивость

отличает «удачную подгонку» от надежной модели, пригодной для промышленного использования. Интерпретируемость и контролируемость нужны для объяснения результатов и проверки корректности: финансовая организация должна не просто получить прогноз, но и обосновать его внутреннему контролю, аудиторам и регулятору. Операционная пригодность включает скорость обработки, масштабируемость и воспроизводимость процесса, то есть способность системы стабильно работать на реальных потоках данных. Взаимосвязь между внедрением инструментов искусственного интеллекта и повышением точности финансового анализа иллюстрируется диаграммой, представленной на рисунке 1.

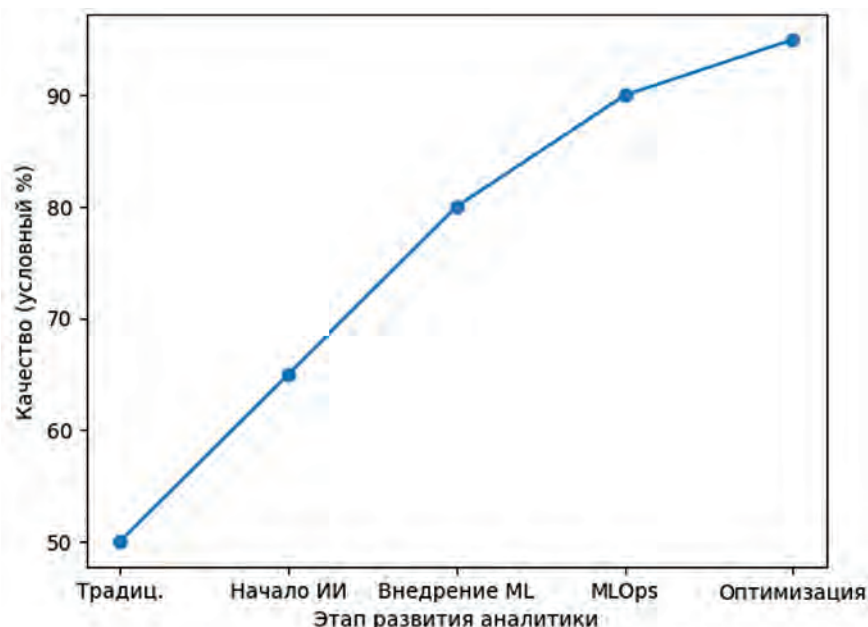


Рис. 1. Повышение качества финансового анализа за счет внедрения искусственного интеллекта.

В прикладном плане искусственный интеллект повышает качество финансовой аналитики прежде всего за счет способности учиться на больших объемах исторических и потоковых данных и извлекать нелинейные зависимости, которые традиционные модели упрощают или игнорируют. Для табличных финансовых данных широко применяются алгоритмы градиентного бустинга, например XGBoost/LightGBM (ансамблевые модели, которые последовательно «улучшают» предыдущие деревья решений и хорошо работают на структурированных признаках), а для временных рядов и мультифакторных потоков используются LSTM (тип нейросетей, запоминающий долгосрочные зависимости во времени) и Transformer-архитектуры (модели, которые выявляют важные связи между наблюдениями через механизм «внимания»). На задачах прогнозирования ликвидности, вероятности просрочки, динамики денежных потоков и раннего выявления ухудшений качества портфеля такие модели позволяют сократить прогнозную ошибку и уменьшить долю ложных тревог при правильно организованной валидации во времени. Валидация во времени (time-series split) означает проверку модели на будущих периодах, которые не использовались при обучении, а backtesting – имитацию работы модели в истории так, как если бы решение принималось «в прошлом» на доступных тогда данных.

Существенный эффект ИИ дает в кредитном скоринге и управлении кредитным риском. Кредитный скоринг – это оценка вероятности дефолта заемщика на основе данных о его поведении и финансовом положении. Здесь качество аналитики проявляется в уменьшении доли ошибочных решений, более точной сегментации клиентов и улучшении оценки вероятности дефолта. Вместе с тем именно в скоринге особенно заметны регуляторные ограничения: требуется доказуемость логики, контроль смещений (bias), когда модель систематически «несправедливо» оценивает отдельные группы, и корректная работа модели при изменении структуры заемщиков. Европейский банковский надзор обсуждает, что использование машинного обучения в рейтинговых моделях требует усиления model governance (системы управления моделями:

владельцы, документация, правила изменений, независимая проверка) и внимания к объяснимости и валидации [1].

Еще одна область, где ИИ напрямую влияет на качество аналитики, – антифрод и выявление аномалий. Антифрод – это аналитические и организационные меры по выявлению мошеннических операций, а выявление аномалий означает поиск нетипичных транзакций или поведения, которые могут указывать на риск. Здесь применяются как классификационные модели, так и методы без учителя, например автоэнкодеры (нейросети, обучающиеся восстанавливать «нормальные» данные и выделяющие отклонения через высокую ошибку восстановления), а также графовые методы, где клиенты и транзакции представляются графом связей для поиска подозрительных структур. Однако качество антифрод-аналитики определяется не только «поймали больше», а тем, как организация балансирует предотвращение потерь и минимизацию ложных блокировок клиентов, поэтому критичны калибровка порогов, мониторинг качества и регулярное обновление моделей.

Отдельно следует выделить NLP-аналитику, то есть обработку естественного языка (Natural Language Processing): новости, отчеты, корпоративные раскрытия и коммуникации. В финансовой аналитике тексты нередко несут сигналы быстрее, чем формализованные показатели; анализ тональности (sentiment analysis) – определение позитивной/негативной окраски сообщений – позволяет учитывать информационный фон воценкерисковидинамики рынков. Вместе с тем тексты требуют контроля источников, устранения шумов и проверки устойчивости моделей к манипуляциям, что напрямую связано с качеством и безопасностью аналитического контура.

Ключевым элементом повышения качества является объяснимость, потому что в финансовом секторе «качественная модель» – это модель, которая не только точна, но и обоснована. Международная практика надзора подчеркивает, что недостаточная прозрачность снижает доверие, а требования к объяснимости должны быть соразмерны риску применения модели [2]. На практике используются методы интерпретации вроде SHAP и LIME. SHAP (Shapley Additive

Explanations) объясняет вклад каждого признака в итоговый прогноз по принципу справедливого «распределения вклада», а LIME (Local Interpretable Model-agnostic Explanations) строит локальную простую модель рядом с конкретным наблюдением, чтобы понять, почему модель дала именно такой результат. При этом исследования показывают, что интерпретации могут быть нестабильными, особенно при дисбалансе классов, когда, например, дефолтов существенно меньше, чем «нормальных» случаев; поэтому качество следует оценивать и по устойчивости объяснений, а не только по метрикам точности [8]. Регулирование ИИ в финансовом секторе развивается, и организации должны учитывать, что подходы к управлению модельными рисками и прозрачности постепенно формализуются [3].

Важный слой проблематики — системные и операционные риски. ИИ может масштабировать старые риски, такие как ошибки данных и неверные допущения, а также создавать новые, связанные с зависимостью от поставщиков, массовым использованием одинаковых библиотек и синхронным дрейфом признаков. Дрейф данных (data drift) – это изменение распределения входных данных со временем, а дрейф концепции (concept drift) – изменение самой связи между данными и целевой переменной, например, когда поведение заемщиков меняется из-за кризиса. На уровне финансовой стабильности отмечается необходимость мониторинга последствий применения ИИ и адекватности надзорных инструментов [6]. Поэтому повышение качества финансовой аналитики невозможно без управления жизненным циклом моделей и рисков ИИ. В этом контексте полезно опираться на международные стандарты риск-менеджмента ИИ, которые требуют интеграции управления рисками в жизненный цикл системы, документирования решений и постоянного контроля [7].

С практической точки зрения повышение качества достигается тогда, когда ИИ внедряется как управляемый контур, а не как разрозненный эксперимент. Организации важно обеспечить качество данных, корректную постановку целей, выбор моделей под задачу, валидацию во времени, интерпретацию результатов и

непрерывный мониторинг. Индустриализация через MLOps (набор практик эксплуатации моделей машинного обучения, аналог DevOps, включающий автоматизацию обучения, развертывания, мониторинга и обновления) делает качество воспроизводимым: Учет версий данных и моделей, контроль изменений, мониторинг дрейфа, регламент переобучения и процедуры аварийного переключения снижают риск деградации. Международные оценки подчеркивают, что выгоды ИИ значимы, но реализуются только при зрелом управлении рисками и прозрачности; иначе качество аналитики может ухудшиться из-за скрытых смещений, некорректной валидации и неуправляемых обновлений моделей [5]. Следовательно, оптимальная стратегия состоит в сочетании технологических преимуществ ИИ с дисциплиной финансового контроля: измеримость, объяснимость, управляемость и соответствие надзорным ожиданиям.

ЛИТЕРАТУРА

1. EBA. Discussion paper on machine learning for IRB models. 2021.
2. Bank for International Settlements (BIS), Financial Stability Institute (FSI). Managing explanations: how regulators can address AI explainability. FSI Papers No 24, 2025.
3. BIS (FSI). Regulating AI in the financial sector: recent developments and main challenges. FSI Insights No 63, 2024.
4. IMF. Artificial Intelligence and its Impact on Financial Markets and Financial Stability. 2024.
5. IMF. Opportunities and Risks of Artificial Intelligence in Finance. 2021.
6. FSB. The Financial Stability Implications of Artificial Intelligence. 2024.
7. ISO/IEC 23894:2023. Artificial intelligence – Guidance on risk management. ISO, 2023.
8. Chen Y., Calabrese R., Martin-Barragan B. Interpretable machine learning for imbalanced credit scoring datasets. *European Journal of Operational Research*, 312(1), 2024, 357–372. <https://doi.org/10.1016/j.ejor.2023.06.036>