

УДК 004.891.3

DOI: 10.34670/AR.2026.74.10.054

Применение технологий искусственного интеллекта в планировании и управлении денежными потоками предприятия

Рябов Ярослав Витальевич

Аспирант,
кафедра отраслевого управления и экономической безопасности,
Саратовский государственный технический университет им. Гагарина Ю.А.,
410054, Российская Федерация, Саратов, ул. Политехническая, 77;
e-mail: ryabov-yaroslav01@mail.ru

Аннотация

Статья посвящена исследованию современных подходов к применению искусственного интеллекта в управлении денежными потоками предприятия. Рассматриваются теоретические основы и практические аспекты внедрения ИИ-технологий в прогнозирование денежных потоков, управление ликвидностью, контроль платежных операций и оптимизацию оборотного капитала. На основе анализа выявлены ключевые направления оптимизации казначейских функций с использованием методов машинного обучения, нейросетевых моделей и генеративного ИИ. Обоснована экономическая эффективность применения ИИ в управлении денежными потоками, выражающаяся в повышении точности прогнозов, снижении операционных издержек и минимизации рисков кассовых разрывов. Определены основные барьеры внедрения, включая качество данных, интеграционные проблемы и дефицит компетенций. Результаты исследования могут быть использованы при разработке стратегий цифровой трансформации казначейских функций промышленных предприятий.

Для цитирования в научных исследованиях

Рябов Я.В. Применение технологий искусственного интеллекта в планировании и управлении денежными потоками предприятия // Экономика: вчера, сегодня, завтра. 2026. Том 16. № 5А. С. 497-507. DOI: 10.34670/AR.2026.74.10.054

Ключевые слова

Управление денежными потоками, прогнозирование ликвидности, казначейство, кассовые разрывы, цифровая трансформация.

Введение

Управление денежными потоками является одной из ключевых функций финансового менеджмента предприятия, определяющей его способность своевременно исполнять обязательства, финансировать инвестиционные проекты и поддерживать финансовую устойчивость. В условиях волатильности финансовых рынков, ужесточения денежно-кредитной политики и роста транзакционных издержек традиционные подходы к планированию и контролю денежных потоков демонстрируют свою недостаточность.

Традиционное прогнозирование денежных потоков, основанное на статических отчетах и ручных оценках, с трудом учитывает меняющееся поведение клиентов, задержки платежей и рыночные сдвиги, в результате чего формируются неточные прогнозы, не позволяющие принимать своевременные решения.

Основная часть

Искусственный интеллект предлагает принципиально иной подход к управлению денежными потоками, основанный на непрерывном анализе данных, машинном обучении и автоматизации принятия решений. Согласно исследованию, PwC Global Treasury Survey 2025, более 70% крупных компаний уже используют модели предиктивной аналитики для прогнозирования движения денежных средств. Аналитики ЕУ отмечают, что глобальное внедрение ИИ, предиктивной автоматизации и интегрированных цифровых платформ может разблокировать от 1,6 до 2,5 триллионов долларов США стоимости в течение следующего десятилетия.

Денежный поток представляет собой движение денежных средств в организацию и из организации, определяющее способность компании погашать обязательства, инвестировать в развитие и оставаться платежеспособной. Традиционное управление денежными потоками в значительной степени полагается на электронные таблицы, статические отчеты и ручную оценку, что зачастую не позволяет справляться со сложностью операционной деятельности современного предприятия.

Ключевые ограничения традиционного подхода включают (таблица 1).

Таблица 1 - Ключевые ограничения традиционного подхода планирования денежных потоков

Проблема	Проявление	Последствия
Статичность прогнозов	Прогнозы основаны на предположениях, которые быстро устаревают	Низкая точность, невозможность адаптации к изменениям
Фрагментация данных	Информация разрознена по различным ERP-системам и банковским выпискам	Трудозатраты на консолидацию, задержки в принятии решений
Ручные процессы	Сверки, переносы данных, подтверждения платежей выполняются вручную	Высокая трудоемкость, риск ошибок
Реактивное управление	Проблемы выявляются после их наступления	Кассовые разрывы, упущенная выгода

Как отмечает Марина Одинова, эксперт по внедрению генеративного ИИ, если раньше компании ориентировались на фактические остатки, то с применением ИИ начинают видеть прогноз с учётом обязательств, налогов, сезонных колебаний и курсовых эффектов [Одинова, 2025]. Это помогает заранее принимать решения по размещению или привлечению ликвидности

— не постфактум, а на горизонте нескольких недель.

Современные технологии ИИ, применяемые в управлении денежными потоками, можно классифицировать на три группы:

- Модели предиктивной аналитики — инструменты, которые на основе исторических данных прогнозируют движение денежных средств и заранее показывают потенциальные кассовые разрывы. По данным PwC, более 70% крупных компаний уже используют такие модели для краткосрочного прогнозирования.
- Системы мониторинга аномалий — анализируют поведение платежей и автоматически сигнализируют, если операция выходит за рамки стандартного шаблона, снижая риск несанкционированных или ошибочных транзакций.
- Программные роботы (RPA) — берут на себя регламентные действия (сверки, переносы данных, подтверждения платежей), высвобождая время специалистов для анализа.

Более детальная классификация методов ИИ для управления денежными потоками представлена в таблице 2.

Таблица 2 - Методы ИИ для управления денежными потоками предприятия

Метод/Технология	Назначение	Пример применения
LSTM (долгая краткосрочная память)	Прогнозирование временных рядов с длительными зависимостями	Прогнозирование остатков денежных средств на основе исторических данных
Гибридные модели (LSTM + Random Forest + SVM)	Повышение точности прогнозирования за счет комбинирования методов	Сокращение ошибок прогнозирования до 22%
Графовые нейронные сети	Анализ взаимосвязей между счетами на основе двойной записи	Повышение точности прогнозов cash-балансов
Большие языковые модели (LLM)	Классификация транзакций и анализ неструктурированных данных	Классификация денежных потоков по категориям (CFO, CFI, CFF)
Agentic AI (ИИ-агенты)	Автономное принятие решений и оркестрация процессов	Автоматическое предодобрение кредитных решений, исправление ошибок биллинга
FIS Treasury GPT	Специализированная LLM для казначейских операций	Анализ данных, конфигурация политик, доступ к лучшим практикам

Прогнозирование денежных потоков с помощью ИИ представляет собой использование машинного обучения для предсказания будущих притоков и оттоков на основе исторических тенденций и текущей активности, при этом прогнозы автоматически обновляются по мере поступления новых данных.

Ключевое преимущество такого подхода заключается в переходе от статических ежемесячных прогнозов к скользящим прогнозам в реальном времени.

В исследовании, опубликованном в IEEE Xplore, предложена гибридная модель ИИ, интегрирующая LSTM, случайный лес и методы опорных векторов. Результаты эксперимента показали:

- Сокращение ошибок финансового прогнозирования на 22%
- Повышение точности прогнозов до 93%
- Время дообучения модели в реальном времени — 4 часа
- Задержка реагирования на рыночные изменения — менее 30 минут

Внедрение данной модели в сингапурском DBS Bank позволило сократить ошибки прогнозирования денежных потоков на 18% и увеличить доходность на 30%. Важной

особенностью модели является встраивание фреймворка объяснимого ИИ, обеспечивающего 85% прозрачности вклада ключевых факторов, что соответствует требованиям регуляторного комплаенса.

Инновационный подход к прогнозированию денежных потоков предложен в исследовании, представленном на IEEE International Conference on Big Data. Авторы использовали данные двойной бухгалтерской записи — ежедневные журнальные проводки и главные книги, которые часто скрыты в корпоративных базах данных как большие данные из-за их детализации и сложности [Predicting Cash Flows with LSTM..., 20246].

Результаты эксперимента показали, что LSTM-модель, интегрирующая признаки, уникальные для DBD, достигла более высокой точности прогнозирования остатков денежных средств, чем простая LSTM-модель, полагающаяся только на исторические временные ряды денежного балансов.

Основной вклад исследования заключается в демонстрации метода, использующего DBD — данные, которые хранятся в организациях, но часто недостаточно используются — для улучшения управления денежными средствами.

В исследовании, проведенном в Macquarie University (2025), изучалась возможность использования больших языковых моделей (LLM) для улучшения прогнозирования денежных потоков предприятий малого и среднего бизнеса (МСБ) путем совершенствования классификации финансовых транзакций [Zhang, 2025].

Авторы использовали экспериментальную схему в своем исследовании:

- Использованы три open-source LLM: Flan-T5-base, Llama-2-7B и Gemma-2B;
- Протестированы четыре схемы классификации: неклассифицированная, бинарная (доход/расход), трехкатегориальная (CFO, CFI, CFF) и восьмикатегориальная (на основе МСФО).

По итогам работы удалось достичь следующих результатов:

- Трехкатегориальная структура классификации (CFO / CFI / CFF) обеспечивает наилучший баланс между интерпретируемостью результатов и точностью прогнозирования. Указанная схема позволяет сохранить содержательную значимость классификации (разделение по видам деятельности в соответствии с МСФО) при достижении приемлемого уровня прогностической точности.
- Модели с высокой емкостью (в частности, Gemma-2B) демонстрируют улучшенную производительность при увеличении детализации классификации. Иными словами, преимущество более мощных моделей наиболее ярко проявляется при решении сложных задач с большим числом категорий (восьмикатегориальная схема), тогда как для простых задач различия между моделями могут быть незначительными.
- Установлено, что точность прогнозирования остается стабильной для предприятий малого и среднего бизнеса, различающихся по масштабу деятельности (обороту, численности сотрудников, объему транзакций). Данный факт свидетельствует о широкой применимости предложенного метода независимо от размера анализируемой компании.

Результаты исследования демонстрируют, что большие языковые модели способны генерировать своевременные и надежные данные о риске ликвидности на уровне отдельной компании даже при отсутствии формальной финансовой отчетности. Механизм реализации: LLM анализируют доступные неструктурированные или полуструктурированные данные (банковские выписки, платежные поручения, контракты) и классифицируют денежные потоки

по предложенным схемам, что позволяет косвенно оценить ликвидность и платежеспособность заемщика.

Современный тренд в развитии казначейских технологий — переход от реактивного управления к автономной оркестрации ликвидности с использованием ИИ-агентов (Agentic AI). Как отмечают аналитики EY, Agentic AI представляет собой прорыв: системы, которые не только анализируют данные, но и предпринимают действия [How AI is becoming central to oil and gas finance strategy, 2026].

В нефтегазовой отрасли, где волатильность цен на сырье и снижение маржинальности создают давление на ликвидность, внедрение ИИ-решений позволяет улучшить показатели ликвидности. По оценкам EY, североамериканские нефтегазовые компании все еще имеют более 230 миллиардов долларов, связанных в оборотном капитале [How AI is becoming central to oil and gas finance strategy, 2026].

Ключевые возможности Agentic AI в управлении ликвидностью можно увидеть в таблице 3.

Таблица 3 - Ключевые возможности Agentic AI в управлении ликвидностью

Функция	Описание	Результат
Автоматическое предодобрение кредитных решений	Предотвращение блокировок до их возникновения	Снижение DSO на 5-10 дней
Исправление ошибок биллинга	Корректировка счетов до их выставления	Сокращение оспариваний на 20-30%
Классификация споров	Использование полного контекста из документов и истории	Ускорение разрешения споров
Сопоставление платежей	Автоматическое распознавание платежей в любом формате	Почти нулевая нераспределенная дебиторская задолженность
Приоритизация коллекторских действий	Переприоритизация в реальном времени	Повышение эффективности взыскания

Компании, использующие эти возможности, достигают DSO в диапазоне 25-35 дней, уровня споров ниже 2% дебиторской задолженности и циклов конверсии денежных средств от -10 до -30 дней.

EY выделяет пять интегрированных рычагов, которые вместе создают самокорректирующийся «двигатель денежного потока» [How AI is becoming central to oil and gas finance strategy, 2026]:

1. ИИ-управление кредитным циклом. Волатильность требует динамических, основанных на реальном времени кредитных решений. Автоматизация с учетом отраслевой специфики позволяет сократить DSO на 5-10 дней и устранить 2-4% выручки, заблокированной в предотвратимых спорах.

2. Сглаживание заказов для защиты скорости денежного потока. ИИ-управляемое сглаживание заказов использует сигналы из цепочки поставок, логистики, торговли и прогнозов погоды для снижения турбулентности, и предотвращения кредитных блоков до их возникновения.

3. Целостность цикла «клиент-денежные средства». Гармонизация логики ценообразования, ребейтов, данных о налогах, поддерживаемая ИИ-классификацией споров и self-service порталами, может сократить количество споров на 20-30% и значительно ускорить платежное поведение.

4. Интеграция платформ для интеллектуального анализа денежных средств в реальном времени. Стандартизированная интеграция между ERP, терминальными, торговыми, POS и

биллинговыми системами открывает видимость в реальном времени и может сократить биллинговые циклы на 2-7 дней.

5. Сдвиг операционной модели под руководством CFO-CIO. Ведущие операторы переходят к централизованным командным центрам ОТС (заказ-наличные), общим KPI и цифровым регламентам, создавая более быстрые циклы разрешения проблем и предсказуемые денежные результаты.

Искусственный интеллект выявляет клиентов, наиболее склонных к задержке платежей, что позволяет сфокусировать усилия по взысканию задолженности там, где они окажут наибольшее воздействие. Это улучшает результаты без увеличения трудозатрат.

В области управления кредиторской задолженностью традиционные подходы к определению сроков платежей зачастую основаны на фиксированных календарных графиках или субъективных экспертных оценках. Продвинутое алгоритмы на основе искусственного интеллекта (ИИ) позволяют перейти к динамическому определению оптимальных моментов для проведения платежей.

Prysmian Group, ведущий мировой производитель кабельной продукции для энергетики и телекоммуникаций, испытывала значительные трудности с управлением своими денежными потоками. До внедрения ИИ-решения компания испытывала значительные трудности в управлении денежными потоками, которые систематизируются следующим образом (Таблица 4).

Таблица 4 - Проблемы Prysmian Group в области управления денежными потоками

Проблема	Содержание проблемы
Разрозненность информации	Данные о платежах и остатках были фрагментированы по различным ERP-системам и банковским платформам, что препятствовало формированию целостной картины
Зависимость от ручных операций	Прогнозирование денежных потоков и сверка остатков выполнялись с использованием электронных таблиц (Excel), что характеризовалось высокой трудоемкостью и подверженностью ошибкам
Коммуникационная недостаточность	Отсутствовала эффективная коммуникация между операционными подразделениями в Северной Америке и головным офисом в Милане, что замедляло процесс консолидации данных и принятия решений

Для преодоления указанных проблем компания реализовала внедрение системы Cash Flow Intelligence — специализированного решения на основе искусственного интеллекта, разработанного подразделением J.P. Morgan Payments. Результаты внедрения можно увидеть в таблице 5.

Таблица 5 - Результаты внедрения компанией Prysmian Group системы Cash Flow Intelligence.

Показатель	До внедрения	После внедрения	Эффект
Горизонт прогнозирования	30 дней	91 день	увеличение в 3 раза
Ошибка прогнозирования	—	менее 1%	высокая точность
Время разрешения запросов	часы	10 раз быстрее	сокращение на 90%
Трудозатраты команды	полная занятость	сокращение на 50%	экономия 10 часов в неделю
Годовая экономия трудозатрат	—	\$100 000	прямая экономия

По словам Пьерлуиджи Контецца, вице-президента и казначея Prysmian Group: «Cash Flow Intelligence стал кардинальным изменением для нашей казначейской команды. Он не только помог нам улучшить прогнозирование, но и позволяет принимать более умные бизнес-решения и строить более прочные отношения с нашими поставщиками».

Среди российских компаний можно выделить внедрение имитационного моделирования денежных потоков в нефтехимическом секторе на ПАО «Нижекамскнефтехим»

После внедрения данного проекта удалось:

- 1) Количественно оценить вероятность наступления кассовых разрывов при различных сценарных условиях;
- 2) Выявить наиболее чувствительные параметры денежного потока к изменениям внешней среды;
- 3) Сформировать рекомендации по управлению ликвидностью с учетом выявленных рисков.

В сентябре 2025 года компания FIS, глобальный лидер в области финансовых технологий, объявила о запуске FIS Neural Treasury — AI-ориентированной платформы, предназначенной для трансформации казначейских операций.

Ключевые компоненты платформы:

- Treasury GPT — первая большая языковая модель, разработанная специально для казначейской отрасли, поддерживающая расширенный анализ данных, упрощенную конфигурацию, формулирование политик и доступ к отраслевым лучшим практикам;
- Анализ исторических данных и паттернов денежных потоков для прогнозирования и поддержки точного и проактивного управления ликвидностью;
- Непрерывный мониторинг паттернов транзакций для выявления потенциального мошенничества;
- Автоматизация элементов агрегации ликвидности, сверки и учета.

Платформа получила признание на 2025 Treasury Management International Awards for Innovation & Excellence, выиграв в номинациях «Лучшее решение для управления денежными средствами и казначейством» и «Инновация в области ИИ».

Как отмечают исследователи Сибирского федерального университета, использование алгоритмов машинного обучения и методов предиктивной аналитики способствует оптимизации денежных потоков, планированию бюджетов и снижению рисков [Интеллектуальные информационные системы..., 2025]. Анализ реальных статистических показателей за период 2022-2024 гг. демонстрирует положительную динамику по ряду ключевых финансовых метрик при внедрении интеллектуальных информационных систем.

Ключевыми факторами, определяющими успешность интеграции интеллектуальных решений в финансовую сферу, являются:

- технологическая готовность компании;
- уровень квалификации сотрудников;
- состояние IT-инфраструктуры.

Авторы делают вывод о том, что интеллектуальные информационные системы не только повышают прозрачность финансовых потоков, но и формируют условия для принятия более точных стратегических решений [Интеллектуальные информационные системы..., 2025].

Генеративный ИИ для анализа сценариев движения денежных средств позволяет финансовым командам моделировать наилучший, наихудший и ожидаемый сценарии развития событий. Это способствует принятию обоснованных решений в условиях неопределенности.

Финансовое моделирование на основе ИИ связывает операционные факторы с финансовыми результатами, выявляя сложные взаимосвязи, которые не обнаруживаются статическими моделями. Объем продаж, задержки доставки и поведение клиентов — всё это влияет на денежный поток, и модели ИИ автоматически учитывают эти факторы. Такая взаимосвязь повышает надёжность прогнозов.

Современные ИИ-системы управления денежными потоками интегрируют широкий спектр внешних данных для повышения точности прогнозов (Таблица 4):

Таблица 6 - Используемые данные ИИ-системами при планировании денежных потоков.

Фактор	Источник данных	Влияние на денежный поток
Процентные ставки	Центральные банки	Обслуживание долга, риск дебиторской задолженности
Индекс инфляции	МВФ, Всемирный банк	Корректировка цен, поведение потребителей
Валютные курсы	Forex API	Прогнозирование международных поступлений и платежей
Цены на сырье	EIA, LME	Прогнозирование отраслевых затрат
Индекс потребительского доверия	ОЭСР	Прогноз будущего спроса и продаж

Применение технологий искусственного интеллекта (ИИ) позволяет организациям выходить за рамки традиционного прогнозирования, основанного исключительно на ретроспективных данных. В отличие от классических методов экстраполяции, ИИ-модели обеспечивают возможность учета динамики внешней среды (макроэкономические индикаторы, рыночные тренды, регуляторные изменения), что существенно повышает адаптивность и точность прогнозов денежных потоков.

Системы обнаружения отклонений осуществляют непрерывный анализ транзакционной активности, автоматически генерируя оповещения о любых операциях, выходящих за пределы установленных нормативных паттернов.

Ключевым фактором, влияющим на производительность моделей, является качество входных данных. Неполная или противоречивая информация может существенно снизить их эффективность.

Одной из основных преград на пути внедрения ИИ в казначейских функциях является недоверие персонала и скептицизм по отношению к выводам, полученным с помощью ИИ.

Как отмечает Марина Одинова, наиболее эффективным путем внедрения ИИ в финансовые процессы является постепенное внедрение, а не единовременный охват всех задач [Одинова, 2025]. Рекомендуемый алгоритм включает следующие шаги:

- Анализ текущего вклада сотрудников — идентификация выполняемых функций и распределение рабочего времени.
- Выделение повторяющихся и рутинных операций — определение задач, наиболее поддающихся автоматизации.
- Выбор пилотной задачи — выделение одной конкретной прикладной задачи с четкими, измеримыми критериями успеха.
- Реализация и масштабирование — внедрение пилотного проекта с последующим распространением успешного опыта на смежные области.

Интеграция ИИ в финансовый сектор требует строгого соблюдения нормативных требований, включая обеспечение прозрачности принимаемых решений и возможность их

последующего аудита.

Исследования показывают, что уровень компетенции сотрудников играет решающую роль в успешной адаптации интеллектуальных решений в финансовой сфере. Это обуславливает необходимость развития новых навыков на стыке финансовых дисциплин и науки о данных.

Развитие искусственного интеллекта продолжает расширять свои возможности, и финансовые функции переходят к автономной работе. Системы будут все чаще прогнозировать проблемы и решать их автоматически. Роль человека будет сосредоточена на стратегии и контроле.

Как отмечают в ЕУ, агентный ИИ для автономной оркестрации денежных средств позволяет предотвращать блокировки, исправлять ошибки биллинга на ранней стадии и ускорять инкассацию с видимостью денежных средств в реальном времени [How AI is becoming central to oil and gas finance strategy, 2026]. Это сдвиг от реактивного пожаротушения к автономному управлению ликвидностью.

Искусственный интеллект соединит управление денежными потоками с более широкими системами финансового планирования и управления рисками, создавая единый уровень финансовой аналитики.

Проведенное исследование позволяет сформулировать следующие выводы.

- Искусственный интеллект обладает высоким потенциалом для повышения эффективности управления денежными потоками предприятия. Количественные результаты внедрения, демонстрируют сокращение ошибок прогнозирования на 18-22%, повышение точности прогнозов до 93%, увеличение горизонта прогнозирования в 3 раза (с 30 до 91 дня) при сохранении ошибки менее 1%, сокращение трудозатрат на ручные операции на 50% и прямую экономию затрат на рабочую силу до 100 000 долларов в год.
- Наиболее перспективными направлениями применения ИИ в управлении денежными потоками являются: предиктивное прогнозирование ликвидности с использованием гибридных моделей машинного обучения; автономная оркестрация денежных средств на основе ИИ-агентов; интеллектуальная классификация транзакций с использованием LLM; а также интеграция внешних макроэкономических факторов для сценарного планирования.
- ИИ-агент представляет собой следующий уровень эволюции казначейских технологий. В отличие от традиционных инструментов, которые только анализируют данные, ИИ-агенты самостоятельно предпринимают действия: предодобряют кредитные решения, исправляют ошибки биллинга, классифицируют споры и переприоритизируют коллекторские действия в реальном времени. Ранние внедренцы этих технологий достигают DSO в диапазоне 25-35 дней и циклов конверсии денежных средств от -10 до -30 дней.
- Российские предприятия находятся в начале пути внедрения ИИ в управление денежными потоками. Как показывают исследования, интеллектуальные информационные системы не только повышают прозрачность финансовых потоков, но и формируют условия для принятия более точных стратегических решений. Ключевыми факторами успеха являются технологическая готовность, квалификация персонала и состояние IT-инфраструктуры.
- Внедрение ИИ в управление денежными потоками сопряжено с существенными организационными и технологическими барьерами. Основными проблемами являются качество исходных данных, интеграция с legacy-системами, управление изменениями и

- дефицит компетенций. Рекомендуемый подход — поэтапное внедрение, начиная с пилотного проекта на одной прикладной задаче (например, краткосрочное прогнозирование на горизонте 7-30 дней) с четким измеримым критерием результата.
- Перспективы дальнейших исследований связаны с развитием специализированных LLM для финансовых задач, совершенствованием методов объяснимого ИИ для соответствия регуляторным требованиям, а также разработкой методик оценки экономической эффективности внедрения ИИ в казначейские функции с учетом отраслевой специфики.

Заключение

Таким образом, применение искусственного интеллекта в планировании и управлении денежными потоками представляет собой не просто технологический тренд, а объективную необходимость для предприятий, стремящихся сохранить финансовую устойчивость и конкурентоспособность в условиях цифровой экономики. Компании, инвестирующие уже сегодня в данные, архитектуру и компетенции в области ИИ для казначейских функций, получают стратегическое преимущество в виде повышения точности прогнозов, снижения операционных издержек и минимизации рисков ликвидности.

Библиография

1. Интеллектуальные информационные системы в управлении финансовыми потоками предприятия // Сибирский федеральный университет. – 2025.
2. Мякишева М.А. Применение искусственного интеллекта для анализа и оптимизации финансовых потоков // Путеводитель предпринимателя. – 2025. – Т. 18. – № 1. – С. 15–23.
3. Одинова М. Максимальный результат от ИИ наблюдается в управлении ликвидностью и внутреннем контроле // CFO Russia. – 2025. – 19 октября.
4. Exploring the Role of Artificial Intelligence in Enhancing Financial Forecasting and Analysis Techniques // IEEE Xplore. – 2025. – DOI: 10.1109/ICIET63115.2025.11439696.
5. FIS Builds on Awards Momentum for Treasury Solutions by Launching AI-Powered Neural Treasury Suite // Nasdaq. – 2025. – 3 сентября.
6. How AI is becoming central to oil and gas finance strategy // EY. – 2026. – 2 марта.
7. Predicting Cash Flows with LSTM and Double-entry Bookkeeping Data // IEEE International Conference on Big Data. – 2024.
8. Prysmian's AI-Driven Cash Flow Optimization // J.P. Morgan Insights. – 2025. – 23 июня.
9. What is AI-Driven Cash Flow Management? Meaning, Benefits, and Use Cases // Emagia. – 2026. – 12 января.
10. Zhang L. Using Large Language Models to Analysing SMEs Cash Flow // Macquarie University Research Data Repository. – 2025.

Application of Artificial Intelligence Technologies in Planning and Managing Enterprise Cash Flows

Yaroslav V. Ryabov

Postgraduate Student,
Department of Sectoral Management and Economic Security,
Yuri Gagarin State Technical University of Saratov,
410054, 77, Politekhnikeskaya str., Saratov, Russian Federation;
e-mail: ryabov-yaroslav01@mail.ru

Abstract

The article is devoted to the study of modern approaches to the application of artificial intelligence in managing enterprise cash flows. The theoretical foundations and practical aspects of implementing AI technologies in cash flow forecasting, liquidity management, control of payment operations, and optimization of working capital are examined. Based on the analysis, key directions for optimizing treasury functions using machine learning methods, neural network models, and generative AI have been identified. The economic efficiency of applying AI in cash flow management has been substantiated, expressed in improving forecast accuracy, reducing operational costs, and minimizing cash gap risks. The main barriers to implementation have been determined, including data quality, integration problems, and a shortage of competencies. The results of the research can be used in developing strategies for the digital transformation of treasury functions of industrial enterprises.

For citation

Ryabov Ya.V. (2026) *Primenenie tekhnologiy iskusstvennogo intellekta v planirovanii i upravlenii denezhnymi potokami predpriyatiya* [Application of Artificial Intelligence Technologies in Planning and Managing Enterprise Cash Flows]. *Ekonomika: vchera, segodnya, zavtra* [Economics: Yesterday, Today and Tomorrow], 16 (5A), pp. 497-507. DOI: 10.34670/AR.2026.74.10.054

Keywords

Cash flow management, liquidity forecasting, treasury, cash gaps, digital transformation.

References

1. Exploring the role of artificial intelligence in enhancing financial forecasting and analysis techniques. (2025). IEEE Xplore. DOI: 10.1109/ICIET63115.2025.11439696
2. FIS builds on awards momentum for treasury solutions by launching AI-powered Neural Treasury Suite. (2025, September 3). Nasdaq.
3. How AI is becoming central to oil and gas finance strategy. (2026, March 2). EY.
4. *Intellektualnyye informatsionnyye sistemy v upravlenii finansovymi potokami predpriyatiya* [Intelligent information systems in the management of an enterprise's financial flows]. (2025). Siberian Federal University.
5. Myakisheva, M.A. (2025). *Primeneniye iskusstvennogo intellekta dlya analiza i optimizatsii finansovykh potokov* [Application of artificial intelligence for analysis and optimization of financial flows]. *Putevoditel predprinimatelya*, 18(1), 15–23.
6. Odina, M. (2025, October 19). *Maksimalnyy rezultat ot II nablyudayetsya v upravlenii likvidnostyu i vnutrennem kontrole* [The maximum result from AI is observed in liquidity management and internal control]. CFO Russia.
7. Predicting cash flows with LSTM and double-entry bookkeeping data. (2024). IEEE International Conference on Big Data.
8. Prysman's AI-driven cash flow optimization. (2025, June 23). J.P. Morgan Insights.
9. What is AI-driven cash flow management? Meaning, benefits, and use cases. (2026, January 12). Emagia.
10. Zhang, L. (2025). Using large language models to analysing SMEs cash flow. Macquarie University Research Data Repository.