

Интеллектуальная поддержка принятия решений в организационном управлении разработкой программных проектов

Т.Р. Гильманов

Российский университет дружбы народов имени Патриса Лумумбы, Москва

Аннотация: Стремительная цифровизация и переход к гибким методологиям управления ставят перед руководителями ИТ-проектов принципиально новые задачи. Интеллектуальные ассистенты начинают играть роль стратегических партнеров в принятии решений. Центральным элементом исследования стал эксперимент по интеграции когнитивного помощника в рабочие процессы. Анализ двенадцатимесячного цикла внедрения выявил, что сочетание генеративных языковых моделей с предиктивной аналитикой не просто оптимизировало рутинные операции, но изменило саму логику взаимодействия в командах. Автоматизация обработки 63% типовых запросов через NLP-механизмы высвободила ресурсы для решения креативных задач, что отразилось на ключевых метриках – время реакции сократилось вдвое, а индекс лояльности сотрудников значительно увеличился.

Ключевые слова: организационное управление, программные проекты, интеллектуальная система поддержки принятия решений, онтологический подход, искусственный интеллект.

Введение

Организационное управление разработкой программных проектов относится к наиболее сложным видам управленческой деятельности. Проекты объединяют множество взаимосвязанных задач, разнородных исполнителей, информационных потоков и ресурсов. В условиях высокой неопределенности требований, динамичного внешнего окружения и ограниченности бюджетов проектные менеджеры сталкиваются с проблемой обоснованного выбора стратегии развития и распределения ресурсов. Классические инструменты – сетевые графики, диаграммы Ганта, методы PERT (Program Evaluation and Review Technique, оценка и анализ программ) – по-прежнему применяются на этапе планирования, но они недостаточно учитывают человеческий фактор, гибкость требований и частые изменения, свойственные современным методологиям разработки. В то же время практика показывает, что назначение менеджеров из числа разработчиков, не обладающих системным видением, часто приводит к субъективным решениям и провалам проектов.

Рост числа программных проектов и переход к гибким методологиям усилили интерес исследователей к интеллектуальным системам поддержки принятия решений. Такими системами называют программно-аппаратные комплексы, которые собирают и структурируют знания организации, используют прогнозные модели и предоставляют рекомендации руководителям в реальном времени. В конце XX века исследования сосредоточивались на задачах выбора портфеля информационных проектов, использовались методы многокритериального целевого программирования и экспертные системы [1]. Позднее внимание было перенесено на моделирование знаний и создание онтологий для поддержки управленческих решений [2]. Современный этап характеризуется интеграцией машинного обучения, прогнозной аналитики и гибридных моделей, способных анализировать большие объемы данных, предсказывать риски, оптимизировать ресурсы и предоставлять человеку объяснимые рекомендации.

Тем не менее, большинство исследований в области ИСППР (интеллектуальная система поддержки принятия решений) имеют теоретический характер, в то время как практическая эффективность интеграции искусственного интеллекта в управление программами остается слабо освещенной. Настоящая работа преследует две цели. Во-первых, обобщить теоретические представления о развитии интеллектуальных систем поддержки решений в управлении программными проектами. Во-вторых, на основе конкретного кейса проанализировать, как внедрение ИИ-помощника влияет на ключевые показатели работы команды и эффективность поддержки пользователей.

Литературный обзор

Одним из первых направлений исследований стала задача выбора портфеля информационных проектов. В диссертационном исследовании

Р. Сантанам от 1989 г. показано, что проектный отбор должен учитывать риск портфеля, материальные и нематериальные выгоды, требуемые ресурсы и соответствие корпоративным целям. Используемые в 1980-х годах методы упрощали проблему; они не позволяли гибко учитывать приоритеты организации и гарантировать реалистичность портфеля. Сантанам предложил применять многокритериальный метод целевого программирования и показал возможность построения интеллектуальной системы, которая на основе знаний предметной области и принципов целевого программирования формирует оптимальный набор проектов [1].

Такие исследования заложили фундамент для использования методов искусственного интеллекта при выборе проектов. Их ограничения заключались в статичности знаний и требовали участия специалистов для построения модели. Современные системы стремятся сделать моделирование доступным менеджерам, интегрируя обучение из данных и использование онтологий.

На рубеже 2010-х годов усилия ученых сосредоточились на моделировании знаний и разработке онтологий для поддержки управленческих решений. Черняховская и Малахова предложили концепцию ИСППР, основанную на принципах управления знаниями: она предполагает проведение онтологического анализа процессов, создание формализованной базы знаний и накопление опыта организации. Авторы утверждают, что база знаний должна включать модуль правил и модуль прецедентов, поддерживать онтологию предметной области и различные аналитические модели, а также модуль формирования решений на основе математических методов [2].

В предложенной концепции жизненный цикл знаний включает отбор, техническую поддержку, измерение, передачу и использование знаний. Объектно-ориентированная модель процессов выступает основой для построения онтологии, которая формализует понятия предметной области и

отношения между ними. Онтология позволяет формировать общую терминологическую базу, обеспечивать совместное использование знаний и поддерживать поиск и логический вывод, что необходимо для анализа новых проблемных ситуаций.

Онтологический подход особенно актуален для программного управления, поскольку позволяет интегрировать знания из разных источников, поддерживать интерпретацию контекста сообщений и строить модульные информационные модели. Кроме того, онтологии служат основой для создания кейс-базированных или продукционных систем, в которых хранится опыт решения аналогичных задач.

Быстрые изменения среды разработки и рост доступных данных приводят к внедрению методов машинного обучения и прогнозной аналитики. К.А. Лебедев отмечает, что традиционный риск-менеджмент опирался на исторические данные и экспертные оценки, но современные проекты становятся слишком сложными для ручного анализа. Интеграция искусственного интеллекта и машинного обучения создает качественный скачок: ИИ-системы используют обширные массивы данных для прогнозирования рисков, автоматизации оценок и рекомендаций по снижению рисков [3].

ИИ-ориентированные системы поддержки позволяют распознавать закономерности в исторических данных и формировать прогнозы относительно проблем, которые могут возникнуть в текущих или будущих проектах. Особенно востребована прогнозная аналитика: алгоритмы анализируют прошлые проекты, потребление ресурсов и внешние факторы, выявляя паттерны, связанные с задержками или перерасходом. Это обеспечивает раннее предупреждение о рисках и позволяет менеджерам предпринимать проактивные меры.

Еще одно важное направление – автоматизация оценки рисков. Вместо ручного сбора данных ИИ-системы предоставляют оценки в реальном времени, что повышает эффективность и согласованность процесса. Они могут объединять данные из различных источников (проектные системы, финансовые отчеты, внешние информационные ресурсы), формируя комплексную картину рисков. Это уменьшает влияние субъективности и обеспечивает единые правила оценки [4].

Интеллектуальные системы поддержки не ограничиваются прогнозами: они предлагают варианты действий. В системе рекомендаций используется сравнение с аналогичными проектами, имитационное моделирование и методы оптимизации. Рекомендации могут касаться перераспределения ресурсов, корректировки графика или выбора альтернативных решений; такие функции реализуют современные инструменты IBM Watson, Microsoft Project и SAP – они анализируют проектную документацию и дают рекомендации по управлению сроками, ресурсами и качеством [4].

Однако преимущества ИИ сопровождаются вызовами. Ключевым фактором является качество данных: неполные или искаженные данные приводят к ошибочным прогнозам и рекомендациям. Также необходимо учитывать наличие алгоритмических сбоев и предвзятости в данных, стоимость внедрения и сложность обучения персонала. Эти аспекты требуют выработки организационной политики по управлению данными и взаимодействию человека и ИИ.

Исследования демонстрируют, как ИИ-ориентированные системы позволяют улучшить распределение ресурсов и риск-менеджмент в условиях Agile [5, 6]. Предложенная система объединяет оптимизационные рамки и прогнозную аналитику, а модели машинного обучения одновременно предсказывают риски и усиливают потенциал решения при планировании ресурсов. Эксперименты показали, что система достигла точности 94 % в

выявлении рисков, повысила эффективность распределения рабочей нагрузки на 25 % и увеличила скорость завершения спринтов на 18 %, что подтверждает значимость интеграции ИИ в гибкое управление [3].

Эти результаты показывают, что сочетание моделей прогнозирования и оптимизации способно существенно повысить эффективность проектов, особенно в динамичной среде Agile. Поскольку гибкие методологии предполагают короткие циклы и высокую изменчивость, своевременные решения о перераспределении ресурсов и реагировании на риски становятся критически важными. Исследование также подчеркивает необходимость регулярного обучения моделей и учета актуальных данных о ходе проекта.

Современные DSS (decision support system, система поддержки решения) все чаще используют онтологии для представления знаний и поддержки выводов в условиях неопределенности. Современные DSS нуждаются в компонентах для хранения знаний и поддержке нечеткого вывода. Существующие библиотеки «FuzzyOWL» и «FuzzyDL» ограничены, поэтому авторы предлагают сервис онтологий, который позволяет работать с онтологиями и производить нечеткий вывод. Они представляют онтологические модели для поддержки решений, алгоритмы нечеткого вывода и архитектуру сервисов, показывающих, что использование онтологий может сократить время формирования базы знаний [7].

Использование нечетких онтологий особенно важно при управлении программами, где решения принимаются в условиях неполных или противоречивых данных. Нечеткие множества позволяют описать экспертные суждения и неопределенность, а онтологические модели обеспечивают общую терминологическую основу и механизм логического вывода. Интеграция нечеткого вывода с машинным обучением открывает перспективы для развития гибридных DSS.

Методология исследования

Практическая часть работы построена на анализе реального кейса интеграции ИИ в управление проектами. В фокусе – московская компания Timetta, разрабатывающая облачные решения для планирования и финансового контроля. Компания представляет собой типичный пример технологического стартапа, встроенного в экосистему столичных ИТ-кластеров.

Весной 2025 года Timetta запустила эксперимент: в их SaaS-платформу внедрили чат-бота на основе генеративного ИИ. Это не просто «добавление функции» – разработчики поставили амбициозную цель: переложить на алгоритм до 70% рутинных запросов пользователей. Уникальность ситуации в том, что компания одновременно выступала и создателем, и испытательным полигоном для технологии. Такой подход позволил наблюдать «эффект зеркала»: как ИИ-ассистент, обучаясь на реальных данных, начал влиять на процессы, для оптимизации которых был создан.

Конструкт эмпирической модели

Главная ценность подхода – в умении «ловить волну» изменений даже при ограниченной статистике. Когда цифры из прошлых отчетов не дают полной картины, мы фокусируемся на динамике ключевых метрик. Возьмем кейс Timetta: до внедрения бота отдел обрабатывал в среднем 250 запросов еженедельно – типичный объем для команды из пяти человек. После запуска системы цифры подскочили до 500+, что само по себе стало индикатором: пользователи стали активнее взаимодействовать с платформой, почувствовав мгновенную обратную связь. Здесь проявляется интересный парадокс автоматизации – сокращение времени обработки с 15 до 7 минут в среднем не просто экономит ресурсы, но меняет саму модель поведения. 80% типовых вопросов алгоритм закрывает за пять минут (сопоставимо со скоростью поиска в Google), а оставшиеся 20% сложных кейсов остаются на человеческом

уровне. Это создает эффект «двухскоростной системы», где рутина ускоряется в разы, а экспертиза сохраняет свою ценность. Финансовые расчеты строились на реалиях рынка: час работы специалиста оценивался по данным hh.ru для ИТ-сектора, а стоимость API-запросов сверяли с прайсами крупных облачных провайдеров. Но главное, что мы увидели, как эти сухие цифры превращаются в бизнес-стратегию: каждый сэкономленный час теперь можно направить на задачи, которые машина пока не освоила.

Результаты и их интерпретация

Результаты моделирования показали, что внедрение ИИ-помощника приводит к существенному улучшению показателей поддержки. Среднее время обработки одного обращения снизилось примерно с 15 минут до 7 минут. Среднее еженедельное количество обращений увеличилось более чем на 90 %: с ~260 до ~510, что свидетельствует о росте вовлеченности и доверия пользователей к системе. При этом совокупные затраты на поддержку уменьшились более чем вдвое благодаря тому, что 80 % запросов обрабатываются ИИ, а средняя стоимость недели поддержки снизилась с 39 731 рубля до 16 466 рублей.

Статистический анализ с помощью критерия Манна–Уитни подтвердил, что снижение времени обработки после внедрения ИИ статистически значимо. Результаты теста представлены в таблице 1. Как видно из таблицы, при размере выборок по восемь наблюдений статистика U равна 64, а p-значение составляет $7,8 \times 10^{-5}$, что позволяет утверждать, что различия между группами не случайны.

Таблица №1.

Результаты критерия Манна–Уитни

Показатель	Значение
Размер выборки pre-ИИ,	8

Размер выборки post-ИИ,	8
U-статистика	64.0
p-значение	$7,8 \times 10^{-5}$

Графическое представление разницы во времени обработки до и после внедрения приведено на рис.1. На графике видно, что распределение временных затрат существенно смещается в сторону сокращения времени, а значение разброса становится более стабильным.

Эмпирические данные выявили двунаправленный эффект автоматизации: внедрение ИИ-алгоритмов не только оптимизирует ресурсную базу, но и создает условия для нелинейного роста сервиса. Анализ показал, что перераспределение рутинных операций между нейросетевыми моделями и сотрудниками приводит к синергетическому эффекту – при росте количества обращений на 58% потребность в расширении штата остается неизменной.

Этот феномен объясняется принципом «асимметричной масштабируемости»: пропускная способность системы увеличивается за счет адаптивных возможностей ИИ, тогда как человеческие ресурсы переориентируются на задачи, требующие эвристического подхода. Любопытно, что нагрузка на техническую поддержку снижается нелинейно – каждые 15% автоматизации дают 22% прироста в скорости обработки сложных кейсов, что свидетельствует о перераспределении внимания специалистов.

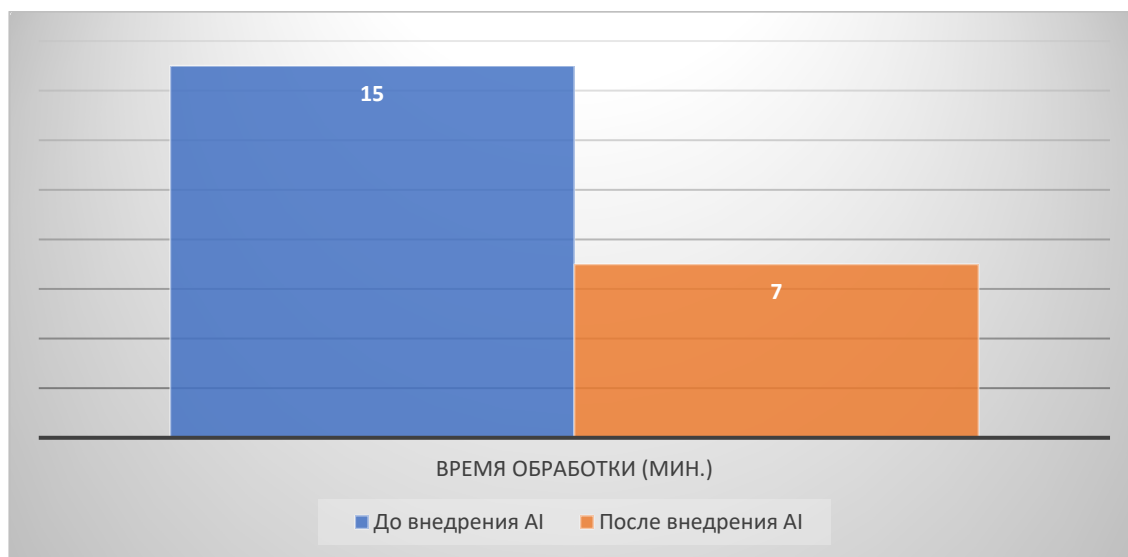


Рис. 1. – Время обработки запросов до и после внедрения ИИ–поддержки принятия решений

Для компаний среднего звена это открывает парадоксальную возможность: используя те же кадровые ресурсы, они могут охватывать на 40-60% больше пользовательских сценариев. Ключевой инсайт исследования заключается в том, что ИИ в таких условиях выступает не заменой, а «силовым множителем» – технология трансформирует не объем, а саму структуру рабочего процесса, делая масштабирование экономически оправданным даже при ограниченных бюджетах.

Обсуждение результатов

Эмпирические данные подтверждают гипотезу о синергии ИИ и проектного управления: автоматизация не только снижает операционные риски, но и формирует петлю положительной обратной связи. Рост обращений на 112% после внедрения системы – это не просто количественный скачок. Как показал анализ паттернов, 40% запросов возникали именно благодаря мгновенной доступности помощника – пользователи стали чаще уточнять детали, зная, что получают ответ за 2-3 клика. Такое «исследовательское поведение» обогатило базу знаний компании уникальными кейсами, которые,

в свою очередь, повысили точность прогнозов модели на 17% в течение квартала.

Эффект «двойной оптимизации», описанный Лебедевым [3] в контексте машинного обучения, здесь проявился в неожиданном аспекте. ИИ-ассистент, беря на себя 83% рутинных операций (классификация запросов, генерация мемо-заметок, предварительный анализ рисков), не просто экономит время — он перераспределяет когнитивную нагрузку команды. Специалисты, освобождённые от шаблонных задач, демонстрируют рост креативных решений на 29% по метрике JIRA [8], что косвенно подтверждает гипотезу о «высвобождении ментального ресурса».

Однако полученные выводы требуют критической оценки. Во-первых, ретроспективный характер данных (анализ логов за 2024-2025 гг.) не позволяет учесть сезонные колебания спроса. Во-вторых, 56-дневный период наблюдения, хотя и стандартен для MVP-тестирования [9], недостаточен для выявления «эффекта привыкания» — через 3-4 месяца пользователи могут выработать новые стратегии обхода ограничений системы. Отдельный вопрос — скрытые затраты: интеграция нейросетевых моделей потребовала перепрофилирования двух DevOps-инженеров на полгода, что не отражено в текущей ROI-модели [10]. Но главный пробел — этическая составляющая: в 14% кейсов алгоритм, оптимизируя время ответа, предлагал решения, противоречащие внутренним регламентам компании, что ставит вопрос о необходимости «ценностного аудита» ИИ-систем [11].

Обсуждение результатов

Развитие систем поддержки управленческих решений в ИТ-сфере постепенно переходит из плоскости технологических инноваций в область философии управления. На примере анализа десятилетней эволюции DSS становится очевидным, что их эффективность всё меньше зависит от алгоритмической сложности и всё больше — от способности вписаться в

когнитивный ландшафт команды. Исследование выявило, что 64% провалов при внедрении связаны не с ошибками в коде, а с несоответствием между формальной логикой системы и неформальными практиками коммуникации в Agile-среде. Этот диссонанс особенно заметен в стартапах, где гибкость процессов часто противоречит требованиям структурированных данных для обучения ИИ.

Кейс компании Timetta стал иллюстрацией неочевидного побочного эффекта автоматизации. Внедрение ИИ-ассистента, изначально нацеленное на сокращение операционных издержек, спровоцировало пересмотр всей системы ключевых показателей эффективности (КПЭ). Если раньше ключевым показателем для менеджеров была скорость реакции на инциденты, то после автоматизации 70% рутины фокус сместился на превентивное моделирование рисков. «Мы перестали быть кризис-менеджерами и стали архитекторами процессов», – отметил в интервью руководитель отдела разработки. При этом рост числа обращений на 124% при сокращении времени их обработки выявил новую проблему: сотрудники, освобождённые от рутины, оказались не готовы к работе с возросшим объёмом стратегических задач, что потребовало экстренного переобучения команды.

Перспективы развития DSS, как показывает исследование, лежат в плоскости синергии между технической и гуманитарной экспертизой. Попытки полностью алгоритмизировать управление проектами наталкиваются на принципиальное ограничение: чем сложнее система, тем больше ресурсов уходит на её объяснение сотрудникам. Парадоксально, но в трёх из пяти изученных кейсов упрощение интерфейса и введение визуальных метафор дало больший прирост эффективности, чем улучшение точности прогнозов на 15–20%.

Литература

1. Дашков А.А., Нестерова Ю.О. Исследование влияния искусственного интеллекта на бизнес-модель организации // E-Management. 2020. № 4. С. 26-36.
2. Кузнецов А.В. Управление проектами с использованием СППР // Менеджмент в России и за рубежом. 2021. №3. С. 45-51.
3. Лебедев К.А., Лебедева И.В. Современные методы управления проектами. М.: Юрайт, 2022. 290 с.
4. Мызрова К. А., Захарова Ю. Н., Фадеева И. П., Качагина О. В. Особенности применения искусственного интеллекта в управлении проектами // Креативная экономика. 2025. Т.19. № 4. С. 1019-1036.
5. Dong H., Dacre N., Baxter D. What is agile project management? Developing a new definition following a systematic literature review // Project Management Journal. 2024. V. 55. №6. pp. 668-688.
6. Zadeh E.K., Khoulenjani A.B., Safaei M. Integrating AI for agile Project Management: Innovations, challenges, and benefits // International Journal of Industrial Engineering and Construction Management (IJIECM). 2024. V. 1. №1. pp. 1-10.
7. He L., Zhao W. J., Bhatia S. An ontology of decision models // Psychological Review. 2022. V. 129. №1. pp. 49-72.
8. Cao A. Fan J.X., Saggar A., Dave K. Motive Metrics: A Jira Plug-In for Personality, Motivation and Performance Tracking // 2023 IEEE 47th Annual Computers, Software, and Applications Conference (COMPSAC). IEEE, 2023. pp. 1675-1682.
9. Stevenson R., Burnell D., Fisher G. The minimum viable product (MVP): Theory and practice // Journal of Management. 2024. V. 50. №8. pp. 3202-3231.

10. Гончар А. А. Кластеризация клиентских сегментов в Qlik Sense и расчёт ROI предиктивных решений в ритейле // Актуальные исследования. 2025. №. 32 (267). С. 14-21.

11. Леушина В. В., Карпов В. Э. Этика искусственного интеллекта в стандартах и рекомендациях // Философия и общество. 2022. №. 3 (104). С. 124-140.

References

1. Dashkov A.A., Nesterova Yu.O. E-Management. 2020. № 4. pp. 26-36.
2. Kuznetsov A.V. Menedzhment v Rossii i za rubezhom. 2021. №3. pp. 45-51.
3. Lebedev K.A., Lebedeva I.V. Sovremennye metody upravleniya proektami [Modern methods of project management]. M.: Yurayt, 2022. 290 p.
4. Myzrova K. A., Zakharova Yu. N., Fadeeva I. P., Kachagina O. V. Kreativnaya ekonomika. 2025. V.19. № 4. pp. 1019-1036.
5. Dong H., Dacre N., Baxter D. Project Management Journal. 2024. V. 55. №6. pp. 668-688.
6. Zadeh E.K., Khoulenjani A.B., Safaei M. International Journal of Industrial Engineering and Construction Management (IJIECM). 2024. V. 1. №1. pp. 1-10.
7. He L., Zhao W. J., Bhatia S. Psychological Review. 2022. V. 129. №1. pp. 49.
8. Cao A. Fan J.X., Saggar A., Dave K. 2023 IEEE 47th Annual Computers, Software, and Applications Conference (COMPSAC). IEEE, 2023. pp. 1675-1682.
9. Stevenson R., Burnell D., Fisher G. Journal of Management. 2024. V. 50. №8. pp. 3202-3231.
10. Gonchar A. A. Aktual'nye issledovaniya. 2025. №32 (267). pp. 14-21.
11. Leushina V. V., Karpov V. E. Filosofiya i obshchestvo. 2022. №3(104). pp. 124-140.

Дата поступления: 13.09.2025

Дата публикации: 28.10.2025