

Архитектура принятия управленческих решений в предпринимательских структурах на основе искусственного интеллекта

С.В. Савин¹, А.Д. Мурзин^{1,2}

¹Южный федеральный университет

²Донской государственный технический университет

Аннотация: В статье рассмотрен подход к разработке архитектуры систем поддержки управленческих решений в предпринимательских структурах с использованием технологий искусственного интеллекта (ИИ). Показано, что традиционные методы принятия решений не обеспечивают достаточной скорости и обоснованности управленческих действий в условиях высокой волатильности рынка и информационной перегрузки. Предложена многоуровневая архитектура, основанная на принципах модульности, гибридного взаимодействия человека и ИИ, объяснимости и инкрементального развития. Представлена структура системы, включающая четыре слоя. Особое внимание уделено роли человека в контуре управления и пороговому контролю решений. На примере компаний малого и среднего бизнеса показано, что предложенный подход повышает точность прогнозов, ускоряет управленческий цикл и способствует формированию культуры доверия к аналитике. Архитектура обеспечивает адаптивность, прозрачность и соответствие нормативным требованиям, что делает ее эффективным инструментом внедрения ИИ в предпринимательские структуры.

Ключевые слова: принятие управленческих решений, архитектура, искусственный интеллект, человек в контуре, цифровая трансформация, интеллектуальная поддержка.

Эффективность управленческих решений является залогом устойчивости и развития любой предпринимательской структуры. Именно от своевременности, обоснованности и согласованности решений зависят конкурентные преимущества бизнеса, особенно в условиях нестабильного рынка. Однако традиционные методы принятия решений, основанные на интуиции, ретроспективных отчетах или ручной аналитике, всё чаще оказываются недостаточными. Большие объемы данных, высокая изменчивость внешней среды и растущие требования к скорости реакции требуют принципиально иного подхода [1].

В данных условиях все большую актуальность приобретает задача внедрения интеллектуальных систем поддержки управленческих решений. При этом речь идет не о простой цифровизации и автоматизации, но о переосмыслении архитектуры управления с учетом ограничений, которые

характерны для организаций особенно малого и среднего бизнеса: дефицит аналитических кадров, сложная нормативная среда, ограниченные бюджеты и низкий уровень доверия к автоматизированным алгоритмам [2].

Такой подход соответствует современным научным взглядам. Так И.М. Мурадов для развивающихся компаний считает важным сочетание технологической гибкости и организационной готовности, что позволяет внедрять искусственный интеллект (ИИ) при ограниченных ресурсах [3].

В области управления назрела необходимость в системных инструментах, способных интегрировать технологии анализа данных, управленческую экспертизу и организационную гибкость. Именно такую задачу решает система принятия решений на базе архитектуры искусственного интеллекта адаптированная под реальные условия бизнеса.

Для реального вклада ИИ в управленческую функцию требуется не только внедрение алгоритмов, но и выстраивание целостной архитектуры, сочетающей технологии и организационные процессы. Как показывает практика, одних моделей для эффективного внедрения недостаточно, важно доверие лиц принимающих решение (ЛПР) к аналитике, корректное обращение с данными и соблюдение нормативов.

Именно поэтому для малого и среднего бизнеса (МСП) необходима управляемая и адаптивная структура, простая в развертывании, понятная в использовании и способная работать даже при ограниченных ресурсах. Исходя из этого, предлагается архитектура поддержки решений, адаптированная под условия МСП, учитывающая ограниченность ресурсов, недостаток специалистов по данным, фрагментарность инфраструктуры и высокую рыночную волатильность. В основе архитектуры заложены четыре взаимосвязанных принципа, определяющих устойчивость и адаптивность системы в практическом применении.

Предлагаемая система основана на четырех ключевых принципах:

1. Модульность. Выделены независимые блоки (сбор данных, аналитика / машинное обучение (machine learning – ML), принятие решений, обратная связь). Это позволяет внедрять ИИ поэтапно и масштабировать функциональность без переработки всей системы. МСП могут начать с малого пилота (например, прогноз продаж для одной категории) и постепенно добавлять новые модули – управление запасами, логистика, клиентский сервис и т.д. [4].

2. Гибридный подход («человек + ИИ»). Полностью автоматические решения часто вызывают недоверие принимающих решения лиц, особенно если логика «чёрного ящика» не ясна [5]. Поэтому реализована схема «человек в контуре»: алгоритм готовит рекомендацию, но значимые отклонения передаются на утверждение эксперту. Типовые случаи система выполняет самостоятельно, а нестандартные эскалируются к человеку (ЛПР). Такой подход на практике позволит повысить точность решений и снизить число ошибок [6].

3. Объяснимость и прозрачность. Непрозрачность алгоритмов является серьезным ограничением для принятия решений советующих систем. Поэтому изначально закладывается требования объяснимого искусственного интеллекта (explainable AI — XAI) для интерпретации моделей. Современные инструменты XAI наглядно показывают, какие факторы влияют на прогноз, делая решения понятными. Это повышает доверие пользователей и упрощает поиск ошибок [7]. Кроме того, предполагается ведение полного журнала действий для сохранения цепочки ответственности и удовлетворения запросов регуляторов.

4. Инкрементальность. Большинство компаний (особенно МСП) не могут сразу реализовать крупный ИИ-проект. Эффективнее в данном случае будет поэтапное внедрение с постоянным улучшением [2, 3]. Сначала может быть запущен небольшой пилот, дающий быстрый эффект и демонстрирующий окупаемость. Затем система может быть расширена за

счет подключения новых данных, моделей и процессов, опираясь на успех предыдущего этапа. Такой подход минимизирует риски и позволяет постепенно наращивать компетенции. При этом модели дообучаются постоянно по мере поступления новых данных, не дожидаясь падения точности, – система эволюционирует вместе с бизнесом.

Таким образом, исходя из обозначенных принципов, архитектуру поддержки управленческих решений с ИИ можно структурировать в виде нескольких слоев, каждый из которых отвечает за свой круг задач.



Рис. 1. Блок-схема четырехслойной архитектуры принятия управленческих решений с использованием ИИ

На рисунке показаны потоки информации: выход одного слоя служит входом для следующего, а блок обратной связи возвращает сигналы в блок дообучения моделей, формируя замкнутый контур улучшения.

Слой данных отвечает за сбор и подготовку информации из внутренних систем управления взаимоотношениями с клиентами (customer relationship management — CRM) и систем планирования ресурсов предприятия

(enterprise resource planning — ERP), а также внешних источников. Данные очищаются, унифицируются и сохраняются централизованно в озере данных и хранилище данных (data lake и data warehouse), формируя надежную основу для аналитики. Для МСП рационально использовать облачные сервисы – они снижают затраты на инфраструктуру и легко масштабируются. На этом этапе также реализованы меры защиты и конфиденциальности данных (шифрование, анонимизация) в соответствии с законодательством [8].

Слой аналитики (AI / Analytics Layer). Преобразует данные в прогнозные модели и бизнес-инсайты. Применяются алгоритмы машинного обучения для поиска скрытых закономерностей, построения прогнозов и сценарного анализа. Анализ «что-если» (what-if analysis) позволяет моделировать последствия изменения ключевых параметров и оценивать альтернативные действия. В итоге руководитель получает структурированную и актуальную аналитику, которая повышает обоснованность решений и снижает неопределенность в быстро меняющейся среде [9]. Результаты (прогнозы, рекомендации, факторные диаграммы) передаются на следующий уровень.

Слой принятия решений (Decision Layer) интегрирует аналитику в бизнес-процессы и запускает действия. Здесь формируются прикладные рекомендации – например, план закупок или ценовое предложение – на основе прогноза и заданных бизнес-правил. Блок включает встроенный механизм эскалации: типовые решения выполняются автоматически, при существенных отклонениях решение передается на контроль человека. Если показатели в пределах заданных границ, алгоритм действует автономно; при выходе за пределы требуется подтверждение менеджера [10]. Иными словами, система автоматически эскалирует решение эксперту, если ключевой показатель выходит за допустимый диапазон.

Рисунок 2 иллюстрирует данный процесс.

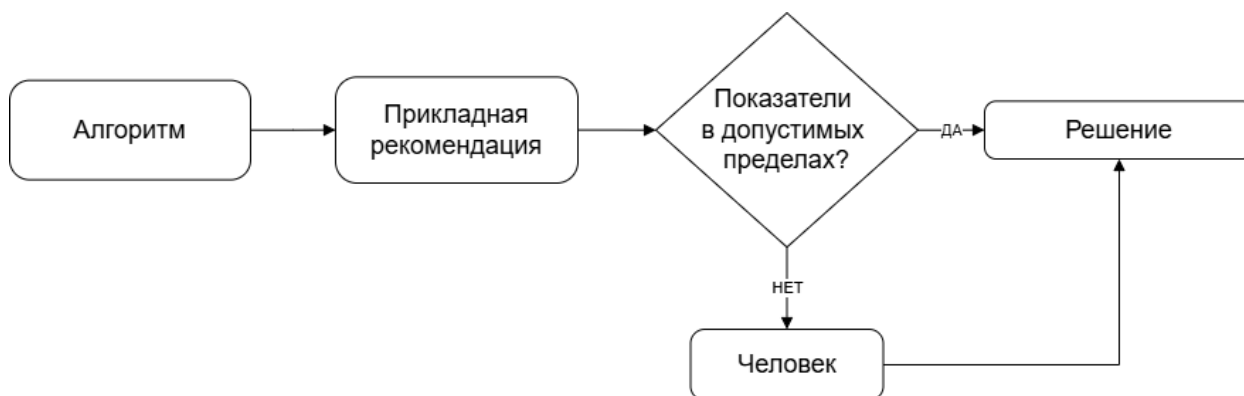


Рис. 2. Схема принятия решения с пороговым контролем
(«человек в контуре»)

Многослойная модель, на наш взгляд, является оптимальной, поскольку обеспечивает достаточную детализацию для разделения функций (данные, аналитика, решения, обратная связь), но при этом остается управляемой и не перегруженной избыточными уровнями. Такая структура отражает ключевые этапы управленческого цикла — от сбора информации до корректировки стратегии — и позволяет гибко адаптировать систему к масштабу и ресурсам МСП.

Для эксперта предусмотрен удобный интерфейс: ответственный сотрудник получает уведомление о внештатной ситуации, видит рекомендованное действие и пояснения модели, после чего принимает финальное решение – утвердить, скорректировать или отклонить. Все действия фиксируются для последующего аудита и обучения системы.

Слой обратной связи и мониторинга (Feedback / Monitoring Layer) отвечает за устойчивость и адаптацию системы. Здесь отслеживаются технические метрики качества моделей (точность прогнозов, ошибки) и бизнес-показатели (продажи, издержки и пр.), чтобы вовремя выявлять деградацию качества. При снижении точности модели или существенном изменении данных система инициирует обновление модели. Новый цикл включает сбор свежей выборки, переобучение алгоритма, тестирование и

развертывание обновленной версии. Такой механизм поддерживает модели актуальными и предотвращает их «старение», что особенно важно для МСП в динамичной рыночной среде [11].

Данный многоуровневый дизайн также распределяет роли участников процесса: инженер по данным (Data Engineer) отвечает за сбор и подготовку данных; инженер ML за разработку моделей и аналитический функционал; менеджеры работают на уровне получения рекомендаций и настройки бизнес-правил принятия решений; совокупная обратная связь фиксируется и анализируется на уровне мониторинга.

Чтобы наглядно показать преимущества предлагаемой архитектуры, рассмотрим, как изменяется управленческий процесс после внедрения ИИ-решений по ключевым аспектам: от организации данных до доверия к результатам (таблица 1).

Таблица 1

Сравнение традиционной и ориентированной на ИИ архитектуры принятия управленческих решений в предпринимательских структурах

Аспект	Традиционный подход	Система СППР с ИИ
Информационная база	Разрозненные данные, интуиция менеджеров.	Единое хранилище данных, модели машинного обучения (ML) и интерактивные дашборды.
Скорость решений	Низкая – длинные согласования, реактивные меры.	Высокая – автоматизация рутины, проактивные рекомендации.
Прозрачность решений	Низкая – причины выбора неочевидны.	Высокая – объяснимые модели (explainable AI — XAI) показывают вклад факторов.
Реакция на отклонения	Неформальная, проблем может не заметить.	Формализованный пороговый контроль: значительные отклонения сразу требуют внимания человека.
Адаптивность	Низкая – правила статичны, не обновляются.	Высокая – мониторинг качества и регулярное переобучение моделей при изменениях.
Доверие к решениям	Ограниченное – недоверие к автоматизации, страх ошибок.	Высокое – человек контролирует критические случаи, все действия прозрачны и подотчетны.

Постоянный мониторинг – это ключевой элемент использования моделей машинного обучения (Machine Learning Operations — **MLOps**), позволяющий быстро обнаруживать дрейф данных и падение качества для предупреждения сбоев. При этом возможны авто-триггеры переобучения моделей при обнаружении дрейфа или снижения точности, что сводит к минимуму ручное вмешательство [12]. Таким образом, аналитика непрерывно улучшается, обеспечивая бизнесу актуальные рекомендации. В динамичных сферах (например, финансы, e-commerce) модели зачастую требуют особо частого переобучения, вплоть до ежемесячного или еженедельного обновления.

Для обеспечения гибкости и быстрого обновления решений в систему необходимо интегрировать практики непрерывной интеграции и доставки (continuous integration/continuous delivery — **CI/CD**) для регулярного обновления моделей: при поступлении новых данных модель автоматически переобучается, тестируется и разворачивается, обеспечивая непрерывное улучшение. Однако успех зависит и от человеческого фактора: по данным IBM, ключевым барьером остаются ограниченные навыки и экспертиза в сфере ИИ (33%), наряду с сложностью данных (25%) и вопросами доверия/прозрачности (43%); при этом опрос Gallup показывает, что 77% опрошенных не доверяют компаниям использовать ИИ ответственно, что подтверждает важность формирования культуры data-driven и обучения персонала, а также прозрачности решений. Дополнительно, отчёт Deloitte фиксирует, что регулирование и риски стали главным препятствием масштабирования ИИ-инициатив [12].

Архитектура учитывает и внешние требования. Регуляторы и клиенты ожидают от ИИ-систем прозрачности и ответственности. В предложенном решении сохраняется полная прослеживаемость – всегда известно, кто и на основании чего принял то или иное решение. Это облегчает соответствие нормативам (например, требованиям к высокорисковым ИИ-системам) и

внешний аудит. Придерживаясь принципа открытости, компания укрепляет доверие внешних стейкхолдеров – клиентов, партнеров, надзорных органов. Скрытность алгоритмов, напротив, подрывает доверие потребителей. Поэтому реализована максимальная открытость: объяснимые результаты и полные логи решений демонстрируют, что организация контролирует риски ИИ и действует ответственно. Это снижает барьеры для внедрения новых технологий и даёт долгосрочное конкурентное преимущество.

Таким образом, предлагаемая архитектура позволяет предприятиям извлечь выгоду из ИИ без потери контроля и доверия. Многоуровневый гибридный подход обеспечивает эффективность, адаптивность и надежность решений, а прозрачность – соответствие нормам и доверие пользователей. Даже в условиях ограниченных ресурсов и неопределённости рынка компания сможет принимать более обоснованные и своевременные управленческие решения, опираясь на данные и аналитику.

Литература

1. Тимохин М.Ю., Шаранин В.Ю. Искусственный интеллект и теория принятия решений: современные тенденции // Инженерный вестник Дона. 2023. № 10. URL: ivdon.ru/ru/magazine/archive/n10y2023/8746
2. Гаглоева И.Э., Ковалева М.А., Саханский Ю.В., Джериев Ч.А. Разработка алгоритма оптимизации бизнес-процессов ИТ-компании и модели информационной системы поддержки принятия решений // Инженерный вестник Дона. 2023. № 10. URL: ivdon.ru/ru/magazine/archive/n10y2023/8761
3. Муродов С.А. Внедрение искусственного интеллекта в бизнес-процессы: перспективы для малых и средних предприятий в развивающихся странах // Цифровая экономика. 2025. №10. С. 63-77.
4. Pericle N. Quick Wins Before Grand Slams: Starting Small with AI in Distribution. ProfitOptics. 2025. URL: profitoptics.com/blog/quick-wins-before-grand-slams-starting-small-with-ai-in-distribution

5. Gillespie N. et al. Trust in artificial intelligence: A global study. The University of Queensland and KPMG Australia. 2023. V. 10.
6. Громов А. Искусственный интеллект в России–2023: тренды и перспективы / Компания Яков и Партнеры. 2023. 80 с.
7. Arrieta A.B. et al. Explainable Artificial Intelligence (XAI): Concepts, Taxonomies, Opportunities and Challenges Toward Responsible AI. Information Fusion. 2020. V. 58. Pp. 82–115.
8. Sullivan M., Kishnani P., Mariani J., Jackson M. Don't just adopt cloud computing, adapt to it / Deloitte Insights. January 21, 2022. URL: deloitte.com/us/en/insights/industry/government-public-sector-services/public-sector-cloud-adoption.html
9. Schmarzo B., Borne K. The Economics of Data, Analytics, and Digital Transformation. Birmingham; Mumbai: Packt Publishing, 2020. 227 p.
10. Natarajan S. et al. Human-in-the-loop or AI-in-the-loop? Automate or Collaborate? / Proceedings of the AAAI Conference on Artificial Intelligence. 2025. V. 39. №. 27. Pp. 594-600. URL: doi.org/10.1609/aaai.v39i27.35083
11. Dilmegani K. Model Retraining: Why & How to Retrain ML Models? AI Multiple Research, June 13, 2025. URL: research.aimultiple.com/model-retraining
12. State of Generative AI in the Enterprise. Deloitte Insights, March 12, 2025. URL: deloitte.com/az/en/issues/generative-ai/state-of-generative-ai-in-enterprise.html

References

1. Timohin M.Y., Sharanin V.Y. Inzhenernyj vestnik Dona. 2023. № 10. URL: ivdon.ru/ru/magazine/archive/n10y2023/8746
2. Gagloeva I.E., Kovaleva M.A., Sahanskij Y.V., Dzheriev C.A. Inzhenernyj vestnik Dona 2023. № 10. URL: ivdon.ru/ru/magazine/archive/n10y2023/8761
3. Murodov S.A. Cifrovaya ekonomika. 2025. №10. Pp. 63-77.

4. Pericle N. Quick Wins Before Grand Slams: Starting Small with AI in Distribution. ProfitOptics. 2025. URL: profitoptics.com/blog/quick-wins-before-grand-slams-starting-small-with-ai-in-distribution
5. Gillespie N. et al. Trust in artificial intelligence: A global study. The University of Queensland and KPMG Australia. 2023. V. 10.
6. Gromov A. Iskusstvennyj intellekt v Rossii–2023: trendy i perspektivy [Artificial Intelligence in Russia 2023: Trends and Prospects]. Kompaniya YAkov i Partnery. 2023. 80 p.
7. Arrieta A.B. et al. Explainable Artificial Intelligence (XAI): Concepts, Taxonomies, Opportunities and Challenges Toward Responsible AI. Information Fusion. 2020. V. 58. Pp. 82–115.
8. Sullivan M., Kishnani P., Mariani J., Jackson M. Don't just adopt cloud computing, adapt to it / Deloitte Insights. January 21, 2022. URL: deloitte.com/us/en/insights/industry/government-public-sector-services/public-sector-cloud-adoption.html
9. Schmarzo B., Borne K. The Economics of Data, Analytics, and Digital Transformation. Birmingham; Mumbai: Packt Publishing, 2020. 227 p.
10. Natarajan S. et al. Human-in-the-loop or AI-in-the-loop? Automate or Collaborate? / Proceedings of the AAAI Conference on Artificial Intelligence. 2025. V. 39. №. 27. Pp. 594-600. URL: doi.org/10.1609/aaai.v39i27.35083
11. Dilmegani K. Model Retraining: Why & How to Retrain ML Models? AI Multiple Research, June 13, 2025. URL: research.aimultiple.com/model-retraining
12. State of Generative AI in the Enterprise. Deloitte Insights, March 12, 2025. URL: deloitte.com/az/en/issues/generative-ai/state-of-generative-ai-in-enterprise.html

Авторы согласны на обработку и хранение персональных данных.

Дата поступления: 14.10.2025

Дата публикации: 26.11.2025