

# ИНТЕЛЛЕКТУАЛЬНАЯ ПОДДЕРЖКА ПРИНЯТИЯ РЕШЕНИЙ В ПРОЕКТНЫХ КОМАНДАХ

**Бурый А.С.**, д-р техн. наук, Российский институт стандартизации, г. Москва

**Цаплина О.С.**, аспирант, Российский институт стандартизации, г. Москва

*Статья посвящена анализу и оценке возможностей коллективного интеллекта для информационной поддержки принятия решений в ходе работы проектных команд на базе разработки инструментария в составе больших языковых моделей и интеллектуальных агентов.*

*Целью исследования является разработка концептуального подхода в развитии идей интеграции больших языковых моделей (LLM) в контексте обработки естественного языка с моделями интеллектуальных агентов для обеспечения качественного взаимодействия участников проектных команд в ходе решения своих целевых задач.*

*Методы:* компаративный анализ научных публикации в области интеграции больших языковых моделей с многоагентными системами на основе интеллектуальных агентов; исследование коллективного интеллекта с позиций системного подхода в части свойств эмерджентности, самоорганизации и сложности.

*Результаты:* предложен концептуальный подход применения LLM-агентов в ходе работы проектных команд для повышения обоснованности принимаемых решений, за счет повышения качества мониторинга информационного пространства разнотипными LLM-агентами в соответствии с ролевыми функциями членов проектной команды, а также путем эффективного контроля и планирования взаимодействия LLM-агентов в ходе информационной поддержки работы проектной команды, на основе разработки UML-диаграмм.

**Ключевые слова:** интеллектуальные агенты, мультиагентное взаимодействие, большие языковые модели, коллективный интеллект, генеративный искусственный интеллект, UML-диаграммы.

**Цитирование:** Бурый А.С., Цаплина О.С. Интеллектуальная поддержка принятия решений в проектных командах // Информационно-экономические аспекты стандартизации и технического регулирования. 2025. № 4(85). С. 31–38.

## ПРИНЯТЫЕ СОКРАЩЕНИЯ

ГЕНИИ – генеративный искусственный интеллект  
ДПД – диаграммы последовательностей действий  
ИПрО – информационная предметная область  
ИИ – искусственный интеллект  
ИКТ – информационно-коммуникационные технологии  
КИ – коллективный интеллект  
ЦУ – целевое управление  
LLM – Large Language Model  
UML – Unified Modeling Language

## ВВЕДЕНИЕ

Работа в составе команд (проектная, аналитическая, изобретательская и др.) приобретает все большее значение в современных организациях из-за ее положительных результатов. Уровень эффективности работы команды определяется сложными взаимодействиями между качествами ее отдельных членов, коммуникационными возможностями. Последние, ввиду активного развития информационно-ком-

муникационных технологий (ИКТ), позволяют привлекать к совместной командной работе участников, распределенных во времени и в пространстве, обеспечивая взаимодействие между участниками, рабочей средой и решаемыми целевыми задачами команды. По мере развития организаций меняется и характер командной работы [1].

Современное производство требует от организации проектирования и разработки более совершенных продуктов во все сокращенные сроки. Для достижения этого формируют многопрофильные интегрированные продуктовые команды (ИПК) [2]. Учитывая, что команды являются социальными системами, коммуникация в целом и ИКТ в частности играют центральную роль в обеспечении высокой производительности из-за роли в обмене информацией и координации усилий членов команды для обеспечения интегрированной работы.

Автор концепции семантической паутины Тим Бернерс-Ли предложил представлять данные в формализованном виде, что позволит машинам понимать смысл информации, а не просто отображать ее как текст (1989 г., разработчик World

Wide Web), чем предопределил развитие технологий совместного создания знаний<sup>1</sup>.

Если разработчик «Всемирной паутины» предполагал, что основным потребителем и «анализатором» информации будет человек, то в существующую эпоху интеллектуальных систем выбор информации, ее обработка и переформатирование в знания [3], а также представление результатов все больше перекладываются на нейросетевые роботизированные системы, на основе генеративного искусственного интеллекта (ГенИИ) [4]. Одной из основных отличительных особенностей ГенИИ является объем информации, который необходим для его обучения: триллион гигабайтов мультимодальных данных, которые в большинстве случаев находятся в неструктурированном виде [5].

Активное внедрение в контур управления сложными объектами интеллектуальной составляющей находит отражение в различных технологиях: при решении задач управления цепями поставок [6], в задачах поддержки принятия решений [7], в системах поддержки переговорного процесса [8], включая вопросы достижения консенсуса в ходе принятия групповых решений [9], а также в многочисленных приложениях на базе многоагентных систем [10, 11].

Следующим этапом развития идей ГенИИ, на примере больших языковых моделей – LLM<sup>2</sup>, стало появление мультиагентной платформы LLM-Swarm, используемой в контексте гибкого управления проектами, обеспечивающей всестороннее понимание проектов, за счет интеграции различных точек зрения с помощью взаимосвязанных кластеров (ролей) агентов, представляющих различные роли участников проектной команды, включающей менеджеров, ведущих инженеров, конструкторов пользовательского интерфейса и других<sup>3</sup>. В этой связи становится актуальным понятие «эмерджентности», как основного принципа самоорганизации, который объясняет развитие сложного из простого и возникновение порядка из хаоса. Эмерджентность наглядно проявляется в ходе коллективной работы, как интегральный результат локальных взаимодействий элементов системы (агентов различного уровня), что учитывается при формировании многоагентных моделей [11].

Интеграция вычислительных возможностей компьютеров с интеллектуальными способностями разработчиков и управленцев привела к понятию «человеко-машинного интеллекта» [12], обеспечивающего конвергенцию коллективного [13] и искусственного интеллекта (ИИ) в ча-

сти сбора информации и оценки альтернатив в ходе принятия решений.

Целью настоящего исследования является разработка концептуального подхода в развитии идей интеграции больших языковых моделей в контексте обработки естественного языка с моделями интеллектуальных агентов для обеспечения качественного взаимодействия и информационной поддержки участников проектных команд при принятии решений.

## СТРУКТУРИЗАЦИЯ ЗАДАЧИ ИССЛЕДОВАНИЯ

Традиционно на основе ИИ чаще решают задачи на базе уже имеющихся данных, правил построения отношений между событиями, процессами рассматриваемой технологии (обработки данных, принятия решений и т. д.). При этом вектор принятия решений направлен от прошлого к настоящему. Естественный интеллект отличается тем, что он способен решать текущие задачи, исходя из необходимости получения прогнозных оценок на заданную глубину прогноза, то есть вектор логики исследования (при существующем представлении на эволюционные процессы) направлен от будущего к настоящему.

Концепция коллективного интеллекта постоянно претерпевает трансформации по мере появления различных исследовательских подходов, интеграции предметных областей и технологического комплексирования [13].

Традиционный мониторинг в информационной среде уже давно считается рутинной операцией, правда, требующей, порой значительных, временных затрат. Представим процесс мониторинга заданной информационной предметной области (ИПрО)  $\Sigma$  в виде алгебраической структурно-функциональной динамической модели взаимодействия по определенным правилам совокупности универсальных алгебр и гомоморфизма  $\varphi$  [14]:

$$\left\{ \begin{array}{l} \Sigma = \langle E_{IT}, e_i^* \in E_{IT}^* \rangle; \\ \varphi: D \rightarrow E^*, \end{array} \right. \quad (1)$$

где  $E_{IT} = \langle D, R \rangle$  – интеллектуальная ИТ-среда<sup>4</sup>, например, различные информационные ресурсы заданной ИПрО, выбранные для мониторинга;  $D = \{d_i\}$  – множество объектов (документов), составляющих исследовательскую базу для анализа в ходе мониторинга, причем  $l = 1, \dots, |D|$ ;  $R = \{r_u\}$ ,  $u = 1, \dots, |R|$ , – ресурсы (базы данных и знаний, библиотеки, включая аппаратно-программное, математическое, лингвистическое обеспечение автоматизированных комплексов), доступные для мониторинга;  $e_i^*$  – результат мониторинга, объект, удовлетворяющий критериям поиска (в основном по семантике полученной информации);

<sup>1</sup> Berners-Lee T., Hendler J., Lassila O. The Semantic Web: A new form of Web content that is meaningful to computers will unleash a revolution of new possibilities // In Linking the World's Information: Essays on Tim Berners-Lee's Invention of the World Wide Web. 2023. С. 91–103.

<sup>2</sup> Аббревиатура (от англ.) Large Language Model.

<sup>3</sup> Hussain T., Ahmed T., et al. Collective Wisdom in Language Models: Harnessing LLM-Swarm for Agile Project Management // In NeurIPS 2024 Workshop on Open-World Agents. URL: <https://openreview.net/pdf?id=Ma3epu3osb> (дата обращения: 31.05.2025).

<sup>4</sup> Интеллектуальная ИТ-среда – комплекс аппаратных и программных средств, а также сетевых ресурсов, обеспечивающий переработку и защиту информации в организации.

$\varphi$  – отображение множества документов во множество  $E^*$  – результатов мониторинга.

Совокупность ресурсов интеллектуальной IT-среды  $R$  представим в виде совокупности фактор-множеств [15]:

$$R = \{r_1, r_2, \dots\} = \{\mathcal{O}, \mathcal{Z}, \mathcal{M}_c, \mathcal{M}_s, \mathcal{A}\}, \quad (2)$$

где  $\{\mathcal{O}\}$  – множество онтологий структуры базы знаний;  $\{\mathcal{Z}\}$  – множество информационных запросов по текущему проекту;  $\{\mathcal{M}_c\}$  – множество когнитивных моделей, обеспечивающих интеллектуальный анализ данных;  $\{\mathcal{M}_s\}$  – множество событийных моделей для представления динамики функционирования подсистем, технологических процессов в ходе решения целевых задач;  $\{\mathcal{A}\}$  – множество типов агентов (связи, координации, интеллектуального поиска – LLM-агент  $\mathcal{A}_{LLM}$ ).

Взаимодействие указанных фактор-множеств в ходе поддержки принятия решений представим следующей схемой (см. рис. 1). Сплошные линии на рис. 2 соответствуют взаимодействиям типа M2M (машина-машина), а штриховые – M2P (машина-человек). Ресурсы ИПРО в итоге формируют  $\{DS_{DB}\}$  – множество в виде баз данных для поддержки принятия решений ( $DS$ ) для участников (с учетом ролевой нагрузки) проектных команд, из числа которых могут формироваться эксперты (кураторы), формирующие окончательные информационные блоки (разделы) для принятия решений ( $I_{DS}$ ).  $\{I_{DS}\}$  и данные от  $\{DS_{DB}\}$  используют для формирования окончательного решения лицом, принимающим решение (ЛПР).

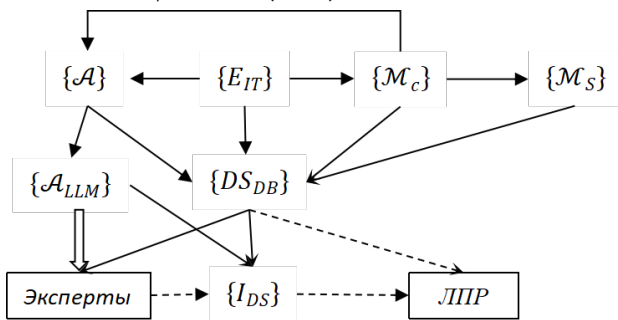


Рис. 1. Схема взаимодействия фактор-множеств в ходе поддержки принятия решений

Динамика многоагентных систем на базе LLM характеризуется сложным взаимодействием, балансируя между автономностью и целевым управлением (ЦУ) (согласованность), под которым понимается нормативные ограничения, требования, рамки технологических задач и другие факторы.

Как показано на рис. 2, эту сложность можно представить в виде триады взаимодействия между пользователем (любой участник проектной команды / основные субъекты, принимающие решения), аппаратно-программными средствами, описанными в выражениях (1), (2), обеспечивающие правила и механизмы управления, интегрированные в си-

стему, и системой агентов  $\{\mathcal{A}\}$ , из которых, в соответствии с темой исследования, выделены LLM-агенты. Согласованность в этом контексте гарантирует, что действия системы согласуются с человеческими намерениями и ценностями.

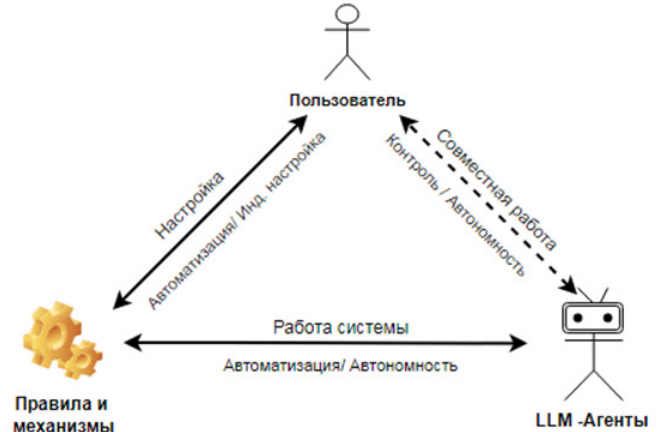


Рис. 2. Триада взаимодействия: пользователь – традиционные вычислители – LLM-агенты

С другой стороны, автономия обозначает присущую агентам способность к самоорганизации, то есть стратегии деятельности, позволяющей им функционировать независимо от заранее определенных правил и механизмов и без контроля со стороны человека [16] (горизонтальная связь на рис. 2). Более того, в системах, управляемых целями, подказанными пользователем, решающее значение приобретает различие между общими аспектами согласования в терминах механизмов ЦУ, заранее определенных системными архитекторами (для ресурсной части системы –  $R$ ) для информационной поддержки основных функциональных возможностей (согласно рис. 1), и специфическими предпочтениями пользователя, настроенными самими пользователями системы, опираясь на возможности агентов  $\mathcal{A}_{LLM}$ .

## ПРЕИМУЩЕСТВА ИНТЕГРИРОВАННЫХ СИСТЕМ

Рассмотренные выше LLM-агенты выступают как цифровые помощники на любом рабочем месте, настраиваются под индивидуальные задачи, решаемые участниками проекта. Исследователи все чаще концентрируют внимание на выявлении эмерджентности в совместных действиях LLM-агентов. Эмерджентность проявляется в возможности расширения числа решаемых задач, большим, чем простая сумма выполняемых функций каждым агентом:

$$\begin{aligned} &\text{если } \mathcal{A}_{LLM}^{(1)} \rightarrow \{f_i\}, \mathcal{A}_{LLM}^{(2)} \rightarrow \{f_j\}, \\ &\text{то } \mathcal{A}_{LLM}^{(1)} \cup \mathcal{A}_{LLM}^{(2)} \rightarrow \{f_i, f_j, \tilde{f}\}, \end{aligned} \quad (3)$$

где  $f_i$  и  $f_j$  – выполняемые функции соответствующим агентом из заданного перечня:

$$f_i: \{f_i^{(1)}, i = \overline{1, I}\}; f_j: \{f_j^{(2)}, j = \overline{1, J}\}.$$

В общем случае  $i \neq j$ ;  $\tilde{f}$  – новые функции, свойственные объединенной системе.

На примере системы LLM-Swarm проанализируем особенности коллективного интеллекта<sup>5</sup> (КИ), отличающие его практики применения LLM моделей. LLM-Swarm платформа предполагает многоролевую работу сотрудников. Каждая роль выделяется в отдельный кластер. Поисковые кластер выполняют поиск в Интернете по запросу аналитического кластера. Кластер коммуникаций обеспечивает обратную связь со всеми кластерами, поддерживая соотношения вида «запрос» – «ответ», возможности дублирования, ведения соответствующих журналов. Кластер генерации вопросов помогает менеджерам (ролевым агентам) в разработка со-

<sup>5</sup> В качестве синонимов в литературе встречаются понятия «коллективный разум», «коллективное сознание» и др.

ответствующих запросов для других кластеров. Специалисты по обеспечению качества и инноваций помогают аналитикам достичь всестороннего понимания и выработать надежные и заслуживающие доверия решения (см. таблицу).

Традиционный LLM-агент работает изолированно, модель LLM-Swarm использует КИ для интеграции различных точек зрения пользователей, содействия динамичному диалогу и облегчения поддержки совместного принятия решений. Основное внимание уделяется использованию потенциала КИ для комплексного решения запросов и адаптации к меняющимся задачам в среде совместной работы<sup>6</sup>.

<sup>6</sup> Ahmed T. Collective wisdom in language models: unveiling the power of LLM-swarm. URL: <https://www.researchgate.net/publication/379599457> (дата обращения: 31.05.2025).

Сравнение традиционных LLM-агентов и системы LLM-Swarm

| ОСНОВНЫЕ СВОЙСТВА И ФАКТОРЫ | ОБЫЧНЫЕ LLM                                                                                                               | СИСТЕМА LLM-SWARM                                                                                                                                                                                                                                                                                                               |
|-----------------------------|---------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------|---------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------|
| Коллаборативный интеллект   | Традиционные модели LLM работают как автономные объекты, генерируя ответы на основе шаблонов, усвоенных во время обучения | В LLM-Swarm несколько пользователей, каждый из которых обладает уникальными личностными качествами и взглядами, взаимодействуют с LLM совместно. КИ различных пользователей увеличивает богатство и разнообразие ответов, обеспечивая более комплексный подход к решению проблем                                                |
| Разнообразие точек зрения   | Генерирует ответы на основе единого набора предварительно изученных шаблонов и данных                                     | Интегрирует входные данные от различных пользователей, включая генераторы вопросов, менеджеров, аналитиков и др. участников проекта. Такое разнообразие точек зрения позволяет системе рассматривать различные точки зрения, способствуя более целостному подходу к решению запросов или проблем                                |
| Адаптивность                | Работает на основе уже существующих знаний и шаблонов                                                                     | Адаптируется к меняющимся задачам и разнообразным вводимым ресурсам. КИ позволяет системе реагировать на новую информацию, проблемы или перспективы по мере их возникновения в процессе совместной работы                                                                                                                       |
| Ролевая специализация       | Не делает различий между ролями пользователей или точками зрения                                                          | Включает в себя специализированные роли, такие как составители вопросов, менеджеры, аналитики, новаторы и агенты по обеспечению качества. Каждая роль вносит свой уникальный вклад в процесс совместной работы, добавляя глубину и опыт общему диалогу                                                                          |
| Система принятия решений    | Обычно используется для генерации ответов или поиска информации                                                           | Предназначена для совместного принятия решений. Различные кластеры агентов участвуют в процессе принятия решений, включая управленческую оценку, критический анализ проблем и креативность новаторов. Эта более широкая структура выходит за рамки подготовки ответных мер и охватывает всестороннюю поддержку принятия решений |
| Синтез информации           | Генерирует ответы на основе имеющихся знаний                                                                              | Синтезирует информацию с различных точек зрения и от различных источников, включая внешние поисковые запросы, для формирования более глубокого понимания предмета исследования                                                                                                                                                  |

ГРАФИЧЕСКАЯ ПОДДЕРЖКА LLM НА ЭТАПЕ МОДЕЛИРОВАНИЯ

С годами появилось несколько технологий и методов, позволяющих более эффективно проектировать, разрабатывать и внедрять разговорные агенты. Основная идея заключается в том, чтобы сократить разрыв между опытным

разработчиком ботов и пользователями различного уровня. Практически каждый знаком с интерфейсом чат-бота под названием ALICE (Artificial Linguistic Internet Computer Entity – искусственная лингвистическая компьютерная сущность Интернета), разработанная на языке разметки AIML<sup>7</sup>.

<sup>7</sup> AIML (Artificial Intelligent Markup Language) – язык разметки, предназначенный для создания разговорных агентов.

Для управления любой проектной командой необходимо четко представлять структуру (последовательность) технологических операций, взаимодействие определенных участников (отделов и групп). Для этого на предварительном этапе проектирования разрабатываются наглядные схемы, что позволяет управлять процессом проектирования, оперативно, при необходимости, корректировать цепочку операций.

В настоящее время для этих целей широко применяется UML (Unified Modeling Language), унифицированный язык моделирования, который используется, чтобы создавать диаграммы и схемы для визуализации процессов и явлений [17]. Области применения UML весьма обширны: разработка структур интерфейсов в программном обеспечении, проектировании, визуальные модели и схемы для представления бизнес-процессов, документооборота в организациях и др.

Среди UML-диаграмм наиболее распространенным типом являются диаграммы последовательностей действий (ДПД). ДПД показывает взаимодействие объектов друг с другом в порядке их возникновения или в последовательном порядке. Это многоступенчатый визуальный инструмент, который показывает взаимодействие между многими элементами или компонентами во времени.

Для разработки ДПД за основу берутся пользовательские истории – это неформальные, нетехнические описания функций с точки зрения пользователя, которые направляют совместную работу и итеративную разработку в проектах Agile<sup>8</sup>. Однако неоднозначность в пользовательских историях может привести к недопониманию между участниками проектной команды.

Обычно это текстовое описание, составленное либо в произвольной форме, либо по шаблону [18]:

$T_i = \text{Если}(\langle \text{typeofuser} \rangle, \text{я хочу}(\langle \text{goal} \rangle), \text{при условии}(\langle \text{it} > \dots \rangle), (4)$

где  $\langle \text{typeofuser} \rangle$  – задает тип пользователя (включая ролевые особенности);  $\langle \text{goal} \rangle$  – цель данного действия; условия могут включать преимущества, которые будут достигнуты.

Количество пользовательских историй может быть любое, в том числе это могут быть и уточняющие предыдущие истории.

ДПД относятся к классу визуальных моделей. В отличие от текстовых историй вида (4) ДПД могут улучшить понимание поведения системы, а также автоматизировать оценку поведения на предмет любых неожиданных сбоев. ДПД представляют собой отличный инструмент в начале проекта, поскольку он показывает пользователю, что должно произойти, шаг за шагом.

<sup>8</sup> Agile – методология управления проектами, отличается гибкостью, адаптивностью, широкими возможностями для командной работы.

UML-диаграммы вида ДПД подробно описывают, как выполняются операции. Они фиксируют взаимодействие между субъектами и другими системными объектами в контексте совместной работы. Следуя [18], под ДПД будем понимать последовательность событий, в составе событий отправления запроса ( $sn$ ), его получения ( $rs$ ), а также содержания сообщения ( $ms$ ):

$$SD = \{s_1, s_2, \dots, s_i, \dots, s_k\}, s_i = (sn_i, rs_i, ms_i), \quad (5)$$

где  $s_i$  – представляет  $i$ -е событие ( $i = 1, \dots, k$ ) в диаграмме действий  $SD$ , а  $k$  – общее количество событий на ДПД.

Возможности существующих моделей LLM позволяют эффективно обрабатывать и корректировать текстовые запросы вида (4), а также настраивать взаимодействие процессов, в соответствии с триадой взаимодействия (см. рис. 2). Наличие хорошо подготовленных шаблонов в библиотеке UML-диаграмм используется LLM-агентами при формировании отдельных сценариев (последовательного) выполнения событий из представления (5).

На рис. 3 проиллюстрирован пример работы ГенИИ на базе LLM-агентов для пользовательского запроса в структуре (4) вида: «Как пользователь, потребляющий данные ( $\langle \text{typeofuser} \rangle$ ) ,я хочу иметь возможность искать любой опубликованный и общедоступный набор данных по их названию и метаданным ( $\langle \text{goal} \rangle$ ) , чтобы я мог найти наборы данных, которые меня интересуют» ( $\langle \text{it} > \dots \rangle$ ).

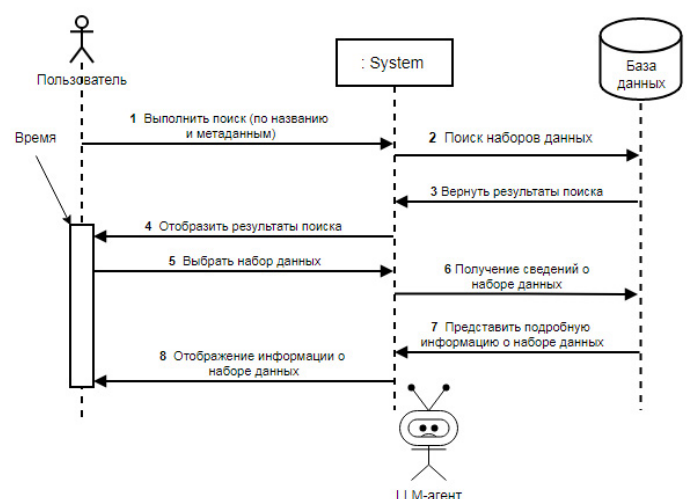


Рис. 3. Пример ДПД формирования запросов на поиск публикаций по названию и метаданным

LLM-агенты формируют и контролируют последовательный во времени событийный поток (в данном примере это восемь последовательных действий). Функционал LLM-агента должен отвечать как за содержательную часть ин-

формационного взаимодействия, так и за результаты поиска публикаций в предлагаемой базе данных.

Как LLM могут навредить CI. В некоторых случаях риски, связанные с тем, что LLM могут навредить CI, идут рука об руку с потенциальными выгодами для CI. Например, LLM могут способствовать координации, формулируя согласованные заявления, но их непрозрачность может создать иллюзию консенсуса или скрыть важные различия во мнениях между группами.

## ЗАКЛЮЧЕНИЕ

Таким образом, проведенный анализ комплексирования больших языковых моделей с возможностями интеллектуальных агентов в контексте поддержки принятия решений в составе проектных команд позволил констатировать расширение функционала решаемых задач при таком объединении.

Модели проектирования, такие как диаграммы последовательностей UML, необходимы для улучшения взаимодействия, прояснения поведения системы и улучшения процесса разработки. В этой статье представлен автоматизированный подход к созданию поведенческих моделей, в частности диаграмм последовательностей на основе требований естественного языка, выраженных в виде пользовательских историй.

Дальнейшим развитием предложенного подхода является исследование синергетического эффекта объединения коллективного интеллекта проектной команды и потенциала LLM-агентов для обеспечения задач функционирования распределенных баз данных и знаний, формирования онтологий знаний для возможности оперативного поиска информации в заданной предметной области.

Представление интегрируемых инструментов исследования на основе методов интеллектуального анализа данных и других известных подходов машинного обучения следует рассматривать как определенные метасистемы, конструктивно связанные с исследовательской предметной областью в составе информационного и технологического пространства. С помощью разрабатываемого на базе LLM-подхода возможно создание межсистемного тезауруса, который будет выступать как единый продуктивный язык для использования в рамках формируемых метасистем.

**Рецензент:** Сухов Андрей Владимирович, доктор технических наук, профессор, старший научный сотрудник научно-производственного объединения «Специальная техника и связь», г. Москва, Российская Федерация.

**E-mail:** avs57@mail.ru

## Список использованных источников и литературы / References

1. Минченков А.К. «Цифровые помощники» как инструмент управления персоналом государственного учреждения // Экономика: вчера, сегодня, завтра. 2023. Т. 13, № 10А. С. 793–799. / Minchenkov A.K. «Cifrovye pomoshchniki» kak instrument upravleniya personalom gosudarstvennogo uchrezhdeniya. Ekonomika: vchera, segodnya, zavtra. 2023;13(10A):793–799. (In Russ.).
2. Crowder R.M., Robinson M.A., Hughes H.P., Sim Y.W. The development of an agent-based modeling framework for simulating engineering team work. IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics-Part A: Systems and Humans. 2012;42(6): 1425–1439.
3. Филатова А.В. Методы и инструменты, используемые в управлении информационно-знаниевыми ресурсами // Вестник Самарского государственного университета. Серия: Экономика и управление. 2012. № 4(95). С. 67–72. / Filatova A.V. Metody i instrumenty, ispol'zuemye v upravlenii informacionno-znaniyevymi resursami. Vestnik Samarskogo gosudarstvennogo universiteta. Seriya: Ekonomika i upravlenie. 2012; 4(95): 67–72. (In Russ.).
4. Бурый А.С., Цаплина О.С. Анализ и оценка возможностей цифровых инструментов для построения процессов информационного взаимодействия // Информационно-экономические аспекты стандартизации и технического регулирования. 2025. № 2(83). С. 82–89. <https://doi.org/10.24412/2311-1348-2025-2-82-89> Buryi A.S., Tsaplina O.S. Analiz i ocenka vozmozhnostej cifrovyyh instrumentov dlya postroeniya processov informacionnogo vzaimodejstviya. Information and Economic Aspects of Standardization and Technical Regulation. 2025;2(83): 82–89. (In Russ.).
5. Арифуллин А., Маркин В. Перспективы применения генеративного искусственного интеллекта в нефтегазовой отрасли // Энергетическая политика. 2024. № 5(196). С. 50–59. [https://doi.org/10.46920/2409-5516\\_2024\\_5196\\_50](https://doi.org/10.46920/2409-5516_2024_5196_50) / Arifullin A., Markin V. Perspektivy primeneniya generativnogo iskusstvennogo intellekta v neftegazovoj otrasli. Energeticheskaya politika. 2024;5(196): 50–59. (In Russ.).
6. Иванов Ф.Д. Возможности использования искусственного интеллекта при управлении цепями поставок // Экономика и управление. 2024. Т. 30, № 9. С. 1121–1129. <http://doi.org/10.35854/1998-1627-2024-9-1121-1129> / Ivanov F.D. Opportunities for the use of artificial intelligence in supply chain management. Ekonomika i upravlenie = Economics and Management. 2024; 30(9): 1121–1129. (In Russ.).

7. Кириков И.А., Колесников А.В., Листопад С.В., Румовская С.Б. Виртуальные гетерогенные коллективы, поддерживающие принятие решений // Системы и средства информатики. 2015. Т. 25, № 3. С. 126–149. <https://doi.org/10.14357/08696527150308>. / Kirikov I.A., Kolesnikov A.V., Listopad S.V., Rumovskaya S.B. Virtual'nye geterogennye kollektivy, podderzhivayushchie prinyatie reshenij. Sistemy i sredstva informatiki. 2015; 25(3): 126–149. <https://doi.org/10.14357/08696527150308>. (In Russ.).
8. Трахтенгерц Э.А. Компьютерные системы поддержки принятия управленческих решений // Проблемы управления. 2003. № 1. С. 13–28. Traktengerts E.A. Komp'yuternye sistemy podderzhki prinyatiya upravlencheskih reshenij. Problemy upravleniya. 2003; 1:13–28. (In Russ.).
9. Аронов И.З., Максимова О.В. Теоретическое моделирование достижения консенсуса в условиях коалиций на основе регулярных марковских цепей // Компьютерные исследования и моделирование. 2020. Т. 12, № 5. С. 1247–1256. <https://doi.org/10.20537/2076-7633-2020-12-5-1247-1256>. / Aronov I.Z., Maksimova O.V. Teoreticheskoe modelirovanie dostizheniya konsensusa v usloviyah koalitsij na osnove regul'yarnyh markovskih cepej. Komp'yuternye issledovaniya i modelirovanie. 2020; 12(5): 1247–1256. (In Russ.).
10. Бурый А.С., Цаплина О.С. Агентные модели принятия решений на основе генеративного искусственного интеллекта // Правовая информатика. 2025. № 1. С. 101–109. <http://doi.org/10.24412/1994-1404-2025-1-101-109>. / Buryi A.S., Tsaplina O.S. Agentnye modeli prinyatiya reshenij na osnove generativnogo iskusstvennogo intellekta. Legal informatics. 2025; 1: 101-109. (In Russ.).
11. Городецкий В. И. Самоорганизация и многоагентные системы. I. Модели многоагентной самоорганизации // Известия РАН. Теория и системы управления. 2012. № 2. С. 92–120. / Gorodetsky V.I. Samoorganizatsiya i mnogoagentny'e sistemy. I. Modeli mnogoagentnoj samoorganizatsii. Izvestiya RAN. Teoriya i sistemy upravleniya. 2012; 2: 92–120. (In Russ.).
12. Смирнов А.В., Левашова Т.В., Пономарев А.В. Поддержка принятия решений на основе человеко-машинного коллективного интеллекта: современное состояние и концептуальная модель // Информационно-управляющие системы. 2020. № 2(105). С. 60–70. <https://doi.org/10.31799/1684-8853-2020-2-60-70> Smirnov A.V., Levashova T.V., Ponomarev A.V. Decision support based on human-machine collective intelligence: stateof-the-art and conceptual model. Informatsionno-upravliaiushchie sistemy [Information and Control Systems]. 2020; 2: 60–70. (In Russ.). doi:10.31799/1684-8853-2020-2-60-70
13. Бурый А.С., Костылева К.В. Коллективный интеллект в сетевой когнитивной среде // Информационно-экономические аспекты стандартизации и технического регулирования. 2025. № 3(84). С. 39–45. <https://doi.org/10.24412/2311-1348-2025-3-39-45> / Buryi A.S., Kostyleva K.V. Kollektivnyj intellekt v setевой kognitivnoy srede. Information and Economic Aspects of Standardization and Technical Regulation. 2025; 3(84): 39–45. (In Russ.).
14. Бурый А.С. Структуризация систем мониторинга информационных ресурсов // Правовая информатика. 2023. № 1. С. 52–61. <https://doi.org/10.21681/1994-1404-2023-1-52-61> / Buryi A.S. Strukturizatsiya sistem monitoringa informacionnyh resursov. Legal informatics. 2023; 1: 52–61. <https://doi.org/10.21681/1994-1404-2023-1-52-61> (In Russ.).
15. Массель Л.В., Массель А.Г. Интеллектуальные вычисления в исследованиях направлений развития энергетики // Известия Томского политехнического университета. 2012. Т. 321, № 5. С. 135–140. / Massel L.V., Massel A.G. Intellekтуал'nye vychisleniya v issledovaniyah napravlenij razvitiya energetiki. Izvestiya Tomskogo politekhnicheskogo universiteta. 2012; 321(5): 135–140. (In Russ.).
16. Händler T. Balancing autonomy and alignment: a multi-dimensional taxonomy for autonomous LLM-powered multi-agent architectures. arXiv preprint arXiv:2310.03659. 2023.
17. Бойцов А.К., Колмогорова С.С. Практическое моделирование на UML: монография. – СПб.: Реноме, 2023. – 684 с. / Boytsov A.K., Kolmogorova S.S. Prakticheskoe modelirovanie na UML: monografiya. St. Petersburg: Renome Publ., 2023, 684 p. (In Russ.).
18. Jahan M., et al. Automated derivation of UML sequence diagrams from user stories: Unleashing the power of generative AI vs. a rule-based approach. Proceedings of the ACM/IEEE 27th International Conference on Model Driven Engineering Languages and Systems. 2024, pp. 138–148.

# INTELLIGENT DECISION SUPPORT IN PROJECT TEAMS

**Buryi A.S.**, Doctor of Sciences in Technology, Russian Standardization Institute

**Tsaplina O.S.**, graduate student of the Russian Standardization Institute

*The article is devoted to the analysis and evaluation of the capabilities of collective intelligence for information support of decision-making during the work of project teams based on the development of tools consisting of large language models and intelligent agents.*

*The aim of the research is to develop a conceptual approach to the development of ideas for integrating large language models (LLM) in the context of natural language processing with intelligent agent models to ensure high-quality interaction between project team members in the course of solving their objectives.*

*Methods: comparative analysis of scientific publications in the field of integration of large language models with multi-agent systems based on intelligent agents; research of collective intelligence from the perspective of a systematic approach in terms of the properties of emergence, self-organization and complexity.*

*Results: a conceptual approach is proposed to apply LLM agents during the work of project teams to increase the validity of decisions made by improving the quality of monitoring the information space by different types of LLM agents in accordance with the role functions of project team members, as well as by effectively monitoring and planning the interaction of LLM agents during information support for the work of the project team, based on the development of UML diagrams.*

**Keywords:** intelligent agents, multi-agent interaction, large language models, collective intelligence, generative artificial intelligence, UML diagrams.

**For citation:** Buryi A.S., Tsaplina O.S. Intelligent decision support in project teams. Information and Economic Aspects of Standardization and Technical Regulation. 2025; 4(85): 31–38. (In Russ.).