

АВТОМАТИЗАЦИЯ РЕШЕНИЯ ОПТИМИЗАЦИОННЫХ ЗАДАЧ С ИСПОЛЬЗОВАНИЕМ ГИБРИДНОЙ ИНТЕЛЛЕКТУАЛЬНОЙ СИСТЕМЫ НА ОСНОВЕ БОЛЬШИХ ЯЗЫКОВЫХ МОДЕЛЕЙ И МИВАРНЫХ СЕТЕЙ

AUTOMATION OF SOLVING OPTIMIZATION PROBLEMS USING A HYBRID INTELLIGENT SYSTEM BASED ON LARGE LANGUAGE MODELS AND MIVAR NETWORKS

**R. Kim
O. Varlamov
G. Afanasyev**

Summary. This paper discusses the architecture of a hybrid intelligent system that combines the capabilities of large language models (LLMs) and mivar networks to automate the solution of discrete optimisation and scheduling problems. The proposed approach aims to overcome key limitations of existing language models, such as insufficient interpretability, inability to verify intermediate steps and lack of formal rigour of logical inference. The use of LLM allows us to interpret the natural-language description of the problem and automatically formalise it in the form of parameters, logical dependencies, and production rules, while the mivar model provides a rigorous and reproducible logical inference. Special attention in the paper is paid to the study of the prospects of building more autonomous intelligent systems. In particular, the possibility of automatic formation of a mivar knowledge base without the involvement of an expert at the stage of model building is considered. The paper describes in detail the architecture of the proposed system, including modules of problem analysis, rule generation, verification, logical inference, and solution formation. An experimental comparison of the performance of various large language models with the proposed hybrid architecture on a sample of typical optimisation problems is also carried out, which showed the advantage of the hybrid model in terms of accuracy and completeness of the solution.

Keywords: hybrid intelligent systems, large language models, mivar technologies, mivar networks.

Ким Радмир Ильшадович

Аспирант, Московский государственный технический
университет им. Н.Э. Баумана
(национальный исследовательский университет)
radmir.wrld@gmail.com

Варламов Олег Олегович

Доктор технических наук, профессор,
Московский государственный технический
университет им. Н.Э. Баумана
(национальный исследовательский университет)
ovar@yandex.ru

Афанасьев Геннадий Иванович

Кандидат технических наук, доцент,
Московский государственный технический
университет им. Н.Э. Баумана
(национальный исследовательский университет)
gaipcs@bmstu.ru

Аннотация. В данной статье рассматривается архитектура гибридной интеллектуальной системы, объединяющей возможности больших языковых моделей (LLM) и миварных сетей для автоматизации решения задач дискретной оптимизации и планирования. Предложенный подход направлен на преодоление ключевых ограничений существующих языковых моделей, таких как недостаточная интерпретируемость, невозможность верификации промежуточных шагов и отсутствие формальной строгости логического вывода. Использование LLM позволяет интерпретировать естественно-языковое описание задачи и автоматически формализовать её в виде параметров, логических зависимостей и продукционных правил, в то время как миварная модель обеспечивает строгий и воспроизводимый логический вывод. Особое внимание в работе уделено исследованию перспектив построения более автономных интеллектуальных систем. В частности, рассматривается возможность автоматического формирования миварной базы знаний без вовлечения эксперта на этапе построения модели. В статье детально описана архитектура предлагаемой системы, включающая модули анализа задачи, генерации правил, верификации, логического вывода и формирования решения. Также проведено экспериментальное сравнение производительности различных больших языковых моделей с предложенной гибридной архитектурой на выборке типовых оптимизационных задач, которое показало преимущество гибридной модели по показателям точности и полноты решения.

Ключевые слова: гибридные интеллектуальные системы, большие языковые модели, миварные технологии, миварные сети.

Введение

Задачи оптимизации и планирования играют ключевую роль в обеспечении эффективности процессов в промышленности, логистике, энергетике, телекоммуникациях и других отраслях. Их успешное решение позволяет рационально распределять ресурсы, минимизировать издержки и достигать целевых показателей в условиях ограничений. Стремительное развитие технологий искусственного интеллекта, особенно появление больших языковых моделей (LLM), открыло новые возможности для решения задач оптимизации и планирования. Благодаря обучению на больших текстовых данных LLM приобрели обширные знания в области математики и программирования, что позволяет им демонстрировать высокую способность к интерпретации естественного языка, решению математических задач и генерации программного кода. Также развитие методов пошагового рассуждения позволило значительно повысить устойчивость логического вывода в сложных сценариях, таких как построение алгоритмов или преобразование текстовых данных в формальные представления.

Однако, несмотря на заявленные успехи, применение LLM в области автоматизированного математического моделирования и построения формализованных решений остаётся ограниченным. Существующие архитектуры зачастую сталкиваются с трудностями при обработке длинных и сложно структурированных описаний, зависимы от точной формулировки инструкций и страдают от отсутствия верификации результатов. Модели не обладают полноценным механизмом логического вывода в строгом смысле: они не гарантируют воспроизводимости рассуждений, затруднена отладка промежуточных шагов, а интерпретируемость ограничена вероятностной природой генерации.

Эти ограничения указывают на необходимость дополнения LLM-архитектур средствами формального вывода и жёсткой логической структуры. В настоящей работе предлагается подход, сочетающий гибкость языковых моделей на этапе анализа текста с точностью и прозрачностью миварных технологий на этапе построения и решения модели [4]. Такой гибридный подход позволяет обеспечить как автоматизацию процесса формализации, так и контроль корректности результата на основе логически детерминированного вывода в рамках современной методологии разработки программного обеспечения [5], [13].

Современное состояние и ограничения LLM

В последние годы большие языковые модели значительно улучшили свои способности к многошаговому рассуждению и решению задач, требующих логического анализа. Одним из ключевых достижений стало вне-

дрение метода Chain-of-Thought (CoT) prompting, при котором модели поощряются к генерации промежуточных шагов рассуждения перед формулировкой финального ответа [19]. Данный подход позволил существенно повысить точность при решении арифметических и логических задач. Экспериментальные исследования продемонстрировали, что CoT повышает стабильность генерации, улучшает интерпретируемость промежуточных рассуждений и снижает вероятность случайных ошибок при решении задач, требующих цепочки рассуждений.

Помимо этого, современные LLM значительно расширили функциональность за счёт интеграции с внешними инструментами, включая интерпретаторы кода, базы данных и API-сервисы. Это позволило моделям выполнять более сложные задачи, такие как анализ данных, генерация исполняемого кода, взаимодействие с веб-ресурсами и интеллектуальными программными компонентами. Одним из ключевых шагов в этой области стало внедрение Model Context Protocol (MCP) — открытого стандарта, предложенного компанией Anthropic в 2024 году для стандартизации взаимодействия между языковыми моделями и внешними средами [16].

Тем не менее, несмотря на эти достижения, LLM по-прежнему сталкиваются с рядом ограничений. Во-первых, даже в относительно простых логических задачах модели могут допускать ошибки, особенно в ситуациях, требующих пространственного или временного анализа, сопоставления чисел, дат и последовательностей [20]. Во-вторых, модели демонстрируют чувствительность к порядку представления инструкций и контекста в дедуктивных задачах, что указывает на их недостаточную устойчивость к изменениям структуры входных данных [17]. Кроме того, при нарушении хронологии или неполной информации языковые модели могут ошибочно интерпретировать причинно-следственные связи, что ограничивает их способность к глубинному пониманию сложных закономерностей.

Таким образом, несмотря на значительный прогресс, LLM остаются ограниченными в аспектах интерпретируемости, формальной строгости и воспроизводимости логического вывода.

Миварные технологии логического искусственного интеллекта

Миварные технологии [4] логического искусственного интеллекта (ИИ) [9] продолжают активно развиваться и расширять области применения [2]. Например, миварные технологии используются для решения современных прикладных задач путем создания миварных экспертных систем (МЭС) [12] в целях интеллектуализации различных производств в сфере АСУ производственных

систем [10], понимания образов [18] и семантического обнаружения объектов [3]. Есть международные публикации по тематике миварных технологий, например, в области управления образовательными траекториями [14], систем принятия решений в автономных роботах [7] и автоматического создания миварных баз знаний (МБЗ) для различных приложений [11]. Результаты существующих экспериментальных работ показывают, что использование LLM, таких как ChatGPT, позволяет существенно снизить объём рутинной работы эксперта при построении миварной модели, обеспечивая автоматизированное построение правил из текстовых описаний предметной области [6].

Применение миварных технологий во многом определяется их фундаментальными архитектурными и функциональными преимуществами. Прежде всего, миварный логический вывод обладает строго детерминированной природой и полной интерпретируемостью, что обеспечивает прозрачность логики принятия решений и воспроизводимость результатов. Кроме того, благодаря механизмам параллельной активации правил, миварные системы способны эффективно масштабироваться, формируя высокопроизводительные логические ядра.

Однако, несмотря на высокую формализуемость, логическую прослеживаемость и интерпретируемость миварных систем, одним из ключевых ограничений их практического применения остаётся высокая трудоёмкость построения базы знаний. В традиционном подходе формирование миварной модели требует участия квалифицированного эксперта в предметной области, обладающего способностью транслировать неформализованные отраслевые знания в строгую систему правил, связей и параметров, что требует значительных временных и интеллектуальных ресурсов и существенно ограничивает масштабируемость и автоматизацию построения миварных баз знаний.

На рисунке 1 представлена схема решения задачи оптимизации в рамках классического экспертного подхода.

С учётом обозначенных ограничений одним из перспективных направлений современных исследований является разработка гибридных архитектур интеллектуальных систем, объединяющих концепции больших языковых моделей и миварной теории. Такая интеграция позволяет нивелировать присущие каждому из подходов ограничения, обеспечивая одновременно детерминированность и интерпретируемость логических рассуждений, а также адаптивность при обработке данных различной структуры.

В настоящей работе предлагается архитектура гибридной интеллектуальной системы, предназначенной для автоматизированного решения задач оптимизации и планирования на основе взаимодействия больших языковых моделей и миварной модели логического вывода. При разработке архитектуры системы особое внимание уделяется оценке возможности формирования базы знаний и проведения логического вывода без непосредственного участия эксперта на промежуточных этапах построения модели. Такая система реализует полностью автоматизированный процесс, охватывающий все стадии решения:

- интерпретацию текстового описания задачи;
- формализацию в виде параметров и набора логических правил;
- построение структуры миварной модели;
- выполнение логического вывода и генерацию обоснованного решения.

При этом роль эксперта сводится преимущественно к контролю качества и верификации результатов работы системы. Таким образом, предложенная архитектура может служить основой для создания интеллектуальных систем, в которых эксперт выступает в роли аудитора,

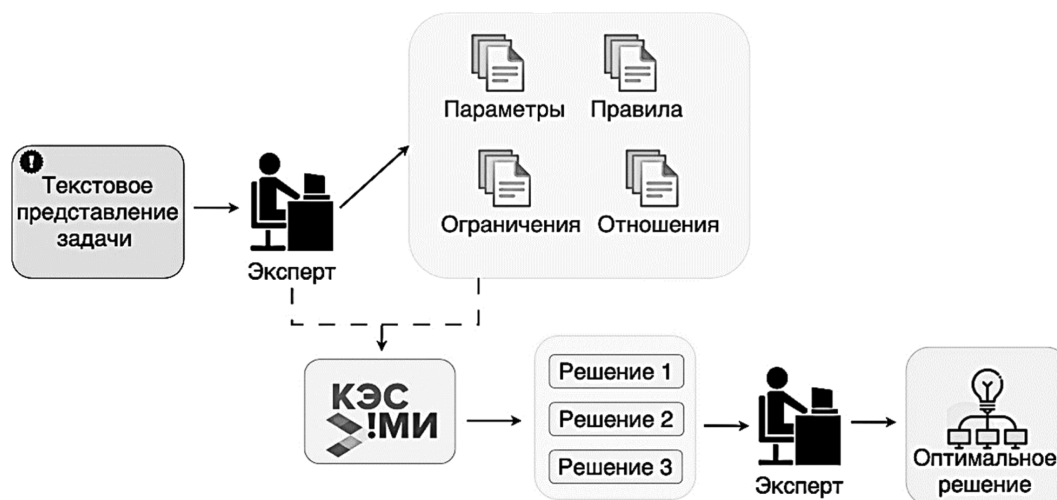


Рис. 1. Схема решения задачи оптимизации в рамках классического экспертного подхода

получая возможность при необходимости анализировать процесс построения решения, проверять корректность отдельных шагов и принимать обоснованные решения на основе множества допустимых сценариев. Это соответствует новому уровню автоматизации, при котором интеллектуальное моделирование осуществляется не силами эксперта, а фактически в автономном режиме под его наблюдением и экспертизой.

Архитектура гибридной интеллектуальной системы на основе больших языковых моделей и миварных сетей

Основная цель системы — преобразование неструктурированного текстового описания задачи в формализованную модель, адаптированную для последующего логического вывода и выбора оптимального решения. В основе лежит комбинированный подход: работа с естественным языком [1], [8], [15] реализуется средствами LLM, а логическое моделирование и вычисление — с использованием миварных сетей. Такой подход обеспечивает высокий уровень интерпретируемости, масштабируемости и воспроизводимости вычислений, сочетая формальную строгость миварного логического вывода с гибкостью обработки неструктурированных данных, присущих LLM.

Архитектура реализована в виде линейной последовательности модулей, каждый из которых выполняет специализированную функцию. Архитектура системы представлена на рисунке 2.

Анализ задачи. Данный модуль выполняет функцию преобразования неструктурированного текста на естественном языке в формализованное представление, не-

обходимое для построения миварной модели. В основе реализации лежит LLM, которой посредством вводных инструкций и контекстных подсказок были переданы основные положения миварной теории и требуемый формат вывода. В результате работы модуля создаётся единый структурированный шаблон, объединяющий все ключевые компоненты:

- Список сущностей предметной области и связи между ними
- Параметры и переменные с соответствующей семантикой и типом
- Формируются возможные отношения для текущей задачи
- Извлекаются ограничения

Создание правил. Модуль создания правил отвечает за перевод формализованной модели задачи в исполняемые конструкции, задающие логику системы принятия решений. На вход этому модулю поступает структурированный шаблон, сформированный на предыдущем шаге. В основе реализации вновь лежит большая языковая модель, которой через вводные инструкции и контекстные подсказки передаются:

- Основные принципы формирования правил согласно миварной теории
- Структура целевого представления, в нашем случае мы определили, что это будет текстовое описание + JavaScript-функции
- Правила кодирования отношений и ограничений предметной области.

Одной из ключевых особенностей предлагаемого подхода является использование двойного представления правил — в виде естественно-языкового описания и формализованного программного кода. Такая страте-

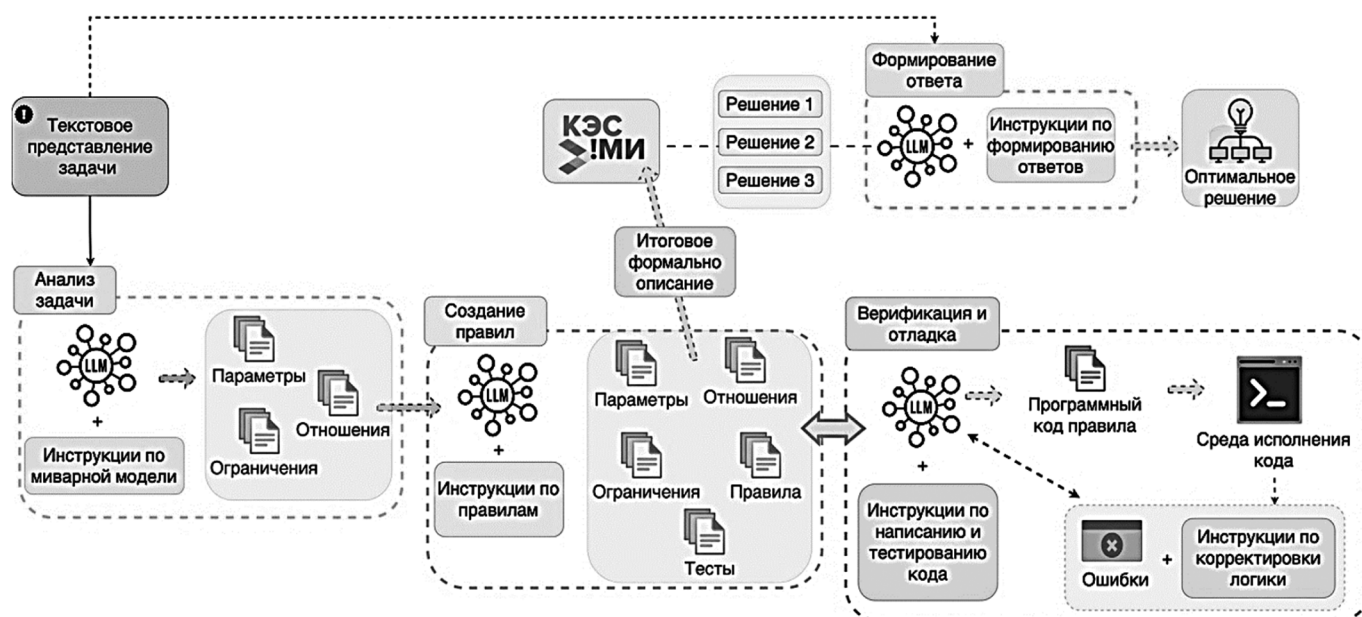


Рис. 2. Архитектура гибридной интеллектуальной системы на основе больших языковых моделей и миварных сетей

гия обусловлена необходимостью последующей автоматической верификации правил. Хотя большие языковые модели демонстрируют высокую способность к генерации логически согласованных описаний, их вывод остаётся вероятностным по своей природе и не гарантирует строгости формальных связей между условиями и следствиями. Текстовые правила, даже при грамматической корректности, могут содержать скрытые логические ошибки или неполные зависимости, что затрудняет их проверку и практическое применение в формальной системе логического вывода. Для преодоления этого ограничения каждая формулировка правила сопровождается программным кодом. Таким образом, формируется жёстко структурированная логическая единица, которая может быть протестирована и верифицирована через запуск в контролируемом окружении. Это обеспечивает дополнительный уровень защиты от генерации ошибочных или неполных правил и позволяет строить надёжную и проверяемую базу знаний для дальнейшего логического вывода.

Верификация и отладка. Модуль верификации и отладки правил играет ключевую роль в обеспечении надёжности и логической непротиворечивости правил, сгенерированных на предыдущем этапе. Основная задача данного модуля — автоматическая проверка корректности логики и синтаксиса правил, а также их соответствие ожидаемому поведению в рамках формализованной модели задачи.

Процесс верификации реализуется в виде итеративного цикла, включающего следующие этапы:

1. Генерация тестовых сценариев: на основе текстового описания и программной реализации каждого правила большая языковая модель формирует набор тестов, включающих входные данные и ожидаемые выходные результаты.
2. Исполнение в изолированной среде: сгенерированные тесты и соответствующий код правила выполняются в изолированной среде исполнения, разработанной для запуска и анализа кода.
3. Анализ результатов и коррекция: результаты выполнения сравниваются с ожидаемыми выходными данными. В случае обнаружения расхождений или ошибок, модуль инициирует процесс автоматической коррекции, в котором LLM получает информацию о несоответствиях и генерирует обновлённую версию правила.

Выполнение кода и верификация осуществляются в изолированной среде исполнения, основанной на принципах контейнеризации. Для предотвращения бесконечных итераций исправления и обеспечения устойчивости модуля в нем реализован механизм ограничения количества попыток коррекции. Для каждого правила допускается не более пяти последовательных

попыток автоматического исправления. Если после пятой итерации правило по-прежнему не соответствует требованиям, например, нарушает логическую спецификацию или не проходит тестовые сценарии, оно исключается из дальнейшей обработки. Такой подход соответствует общей концепции полной автоматизации, принятой в рамках настоящей работы, и позволяет системе сохранять автономность при масштабировании.

Все этапы верификации — от генерации тестов до исправлений и повторных запусков — сопровождаются фиксированием ключевых событий в журнале, включая входные параметры, результаты выполнения, обнаруженные ошибки и принятые меры коррекции. Это обеспечивает прозрачность логики работы системы, возможность ретроспективного анализа и последующую оптимизацию архитектуры.

Логический вывод. Модуль логического вывода в предлагаемой архитектуре реализован с использованием вычислительной среды КЭСМИ WiMi Разуматор. После прохождения всех этапов подготовки, включая проверку корректности и логической непротиворечивости правил, все данные интегрируются в КЭСМИ. В процессе интеграции формализованные правила и параметры, полученные на предыдущих этапах, преобразуются в миварную модель. Благодаря линейной вычислительной сложности и строгой детерминированности выполнения, миварная сеть при заданных условиях возвращает одно допустимое решение, соответствующее текущему набору ограничений. Однако в задачах оптимизационного характера важно не просто получить первое корректное решение, а сформировать набор альтернативных решений и выбрать наилучшее из них в соответствии с целевой функцией. Для этого в предлагаемой архитектуре реализован механизм последовательной активации миварной сети на множестве заранее подготовленных ограничений. Большая языковая модель извлекает из текста не только базовые ограничения, но и варианты их варьирования, тем самым обеспечивая полную подготовку к множественному запуску логического вывода.

На этом этапе система получает фиксированный набор входных данных, задаваемых условиями задачи, и множество вариантов ограничений, автоматически сформированных LLM. Для каждого такого варианта создаётся отдельный запуск миварной сети в КЭСМИ, в результате которого последовательно извлекаются независимые допустимые решения. Итогом работы становится множество решений, каждое из которых удовлетворяет исходным условиям задачи при различной структуре ограничений.

Формирование ответа

Завершающий модуль гибридной интеллектуальной системы отвечает за анализ множества допустимых ре-

шений, полученных на предыдущем этапе, и выбор наилучшего из них в соответствии с заданной целевой функцией. На вход модулю передаётся множество решений, сформированный в процессе многократного запуска миварной сети с различными наборами ограничений. Далее большая языковая модель на основе заранее заданных инструкций проводит оценку каждого решения на предмет соответствия критериям оптимальности в зависимости от контекста задачи. Таким образом, данный модуль замыкает полный цикл автоматизированного решения задачи — от неструктурированного текстового описания до интерпретируемого оптимального вывода, обеспечивая связность, воспроизводимость и прозрачность всех этапов обработки.

Оценка результатов и экспериментальное сравнение

Для оценки эффективности предложенной гибридной архитектуры LLM+Mivar была проведена серия вычислительных экспериментов на выборке задач дискретной оптимизации. Целью эксперимента являлась проверка того, насколько успешно модель способна автоматически интерпретировать задачу в текстовом виде, формализовать её в логических правилах и прийти к корректному оптимальному решению без участия эксперта.

Для проверки эффективности предлагаемой гибридной архитектуры LLM+Mivar была составлена тестовая выборка из 40 типовых задач оптимизационного характера, охватывающих широкий спектр прикладных сценариев: задачи распределения ресурсов, планирования, упрощённого линейного программирования, комбинаторного выбора и дискретной минимизации. Для сравнительной оценки результатов были выбраны LLM, продемонстрировавшие высокие показатели в решении различных прикладных задач. Сравнение проводилось с двумя группами моделей:

- Модели без пошагового рассуждения: GPT-4o, DeepSeek-V3, Claude-3.5, Gemini 2.0 Flash.
- Модели с рассуждением: DeepSeek-R1, Gemini Thinking.

В рамках эксперимента все модели получали идентичные текстовые описания задач на естественном языке. Для обеспечения сопоставимости результатов и объективности сравнения для всех представленных выше моделей был принят единый стандарт представления решения: требовалась генерация исполняемого кода, реализующего алгоритм вычисления результата. Такой подход позволяет обеспечить не только проверяемость корректности вывода, но и воспроизводимость рассуждений, так как каждый шаг решения фиксируется в формализованной форме. Сгенерированный код в каждом случае запускался в контролируемой среде исполнения,

где проверялась его работоспособность и соответствие возвращаемого результата эталонному решению. Полученные ответы оценивались по двум метрикам:

- Исполнимость (%) — доля задач, для которых сгенерированное моделью решение воспроизводилось без ошибок
- Точность (%): доля задач, в которых результат совпал с эталонным решением.

Сравнительная оценка моделей по метрикам исполнимости и точности при решении задач оптимизации представлена в таблице 1.

Таблица 1.

Сравнительная оценка моделей

Модель	Рассуждения	Исполнимость (%)	Точность (%)
GPT-4o	–	82.5	51.1
Claude-3.5	–	92.5	61.4
DeepSeek-V3	–	87.5	46.3
Gemini 2.0 Flash	–	90.0	55.9
DeepSeek-R1	+	92.5	73.6
Gemini Thinking	+	90.0	56.2
LLM+Mivar	+	92.5	77.3

Таким образом, полученные экспериментальные данные подтверждают, что предложенная гибридная архитектура LLM+Mivar демонстрирует высокий уровень воспроизводимости и устойчивости. В 92.5 % случаев система успешно формировала исполняемое решение, корректно реализующее алгоритм обработки задачи. Данный показатель сопоставим с результатами лучших моделей с системой рассуждений, таких как DeepSeek-R1, что указывает на надёжность формализованного логического вывода и высокую степень совместимости синтезируемых правил с механизмом исполнения логического вывода.

Особое внимание заслуживает достигнутая точность в 77.3 %, что превышает аналогичные показатели всех моделей, включённых в исследование, как с поддержкой рассуждений, так и без. Это свидетельствует о способности системы не только корректно интерпретировать формулировку задачи, но и эффективно вычислять решение.

Также важным преимуществом архитектуры LLM+Mivar является высокая интерпретируемость. В отличие от традиционных LLM, вывод которых остаётся вероятностным и зачастую непрозрачным, предлагаемая система позволяет воспроизвести и проследить весь путь рассуждений: от генерации правил и условий до финального логического вывода. Это создаёт возмож-

ности для последующего анализа, верификации и объяснения принимаемых решений, что особенно актуально в прикладных сценариях с высокой ценой ошибки.

Заключение

В данной работе была предложена и реализована архитектура гибридной интеллектуальной системы, сочетающей большие языковые модели и миварные сети для автоматизированного решения задач оптимизации и планирования. Проведённый анализ современных LLM показал их высокую способность к генерации формализованных описаний, однако также выявил фундаментальные ограничения, связанные с отсутствием логической воспроизводимости и строгой верифицируемости вывода. Миварные сети, напротив, обеспечивают строгую детерминированность и интерпретируемость, но требуют значительных усилий при ручном построении базы знаний. Разработанная гибридная архитектура

компенсирует слабости каждого из компонентов за счёт их синергии. В статье представлены результаты экспериментального сравнения производительности различных LLM и предложенной архитектуры, подтвердившие её преимущество в точности генерации корректных решений при сохранении воспроизводимости.

Таким образом, предложенная система демонстрирует перспективный путь к созданию автономных экспертных систем нового поколения, способных обрабатывать неструктурированные описания задач без необходимости привлечения квалифицированных специалистов на этапе формализации. Это открывает новые возможности для масштабируемого применения искусственного интеллекта в задачах операционного управления, планирования, логистики и других прикладных областях, требующих как гибкости, так и строгой логической обоснованности решений.

ЛИТЕРАТУРА

1. Белянова М.А., Ревунков Г.И., Афанасьев Г.И., Гапанюк Ю.Е. Автоматическая генерация вопросов на основе текстов и графов знаний // *Динамика сложных систем* — XXI век. 2020. Т. 14. № 4. С. 55–64.
2. Варламов О.О. Большие знания: расширение областей применения миварных технологий логического ИИ // *МИВАР'23. Сборник статей*. Москва, 2023. С. 591–597. EDN: DDTLFO.
3. Варламов О.О. Подготовка исходных данных для миварных БЗ СПР роботов // *МИВАР'23. Сборник статей*. Москва, 2023. С. 545–551. EDN: FHLZBJ.
4. Варламов О.О. Эволюционные базы данных и знаний для адаптивного синтеза интеллектуальных систем. Миварное информационное пространство. М.: «Радио и связь», 2002. 286 с. EDN: RWTGCP.
5. Гурьянов Д.А., Афанасьев Г.И., Афанасьев А.Г. Методологии разработки программного обеспечения: анализ и классификация // *Перспективы науки*. 2024. № 6 (177). С. 12–26.
6. Желтова А., Ваксина И.Р., Ваксина Д.Ю., Варламов О.О. Автоматическое создание МБЗ с помощью выборки правил из текстовых инструкций с применением БЛМ chatgpt-3.5 // *МИВАР'24: сб. науч. ст. / под ред. О. О. Варламова*. — М.: ИНФРА-М, 2024. — С. 418–425.
7. Желтова А.А. Комплексный ИИ: анализ распознавания знаков на фотографиях // *МИВАР'23. Сборник статей*. Москва, 2023. С. 412–417. EDN: YUHADL.
8. Инь С., Афанасьев Г.И., Калистратов А.П. Метод применения нейронных сетей BERT-BILSTM-ATTENTION для определения эмоционального отношения автора к тексту // *Современная наука: актуальные проблемы теории и практики. Серия: Естественные и технические науки*. 2023. № 7–2. С. 55–58.
9. Коценко А.А., Горячкин Б.С., Базанова А.Г. и др. Модель описания миварных сетей в формате двудольных и трехдольных ориентированных графов для принятия решений и обработки информации в машиностроительном ИИ // *Динамика сложных систем* — XXI век. 2024. Т. 18, № 1. С. 5–17. EDN: XWYUYP.
10. Коценко А.А., Козырев С.А., Тодуа Д.Г. и др. Исследование применения миварных технологий для планирования маршрутов робототехнических комплексов в трехмерном логическом пространстве // *Естественные и технические науки*. 2024. № 2(189). С. 190–196. EDN: JAFWVA.
11. Максимов Н.В. Большие знания: модели и средства представления, поиска и обработки знаний в задачах интеллектуальной деятельности // *МИВАР'23. Сборник ст.* Москва, 2023. С. 579–590. EDN: HAWGBH.
12. Миварные системы принятия решений роботов. Роборазум : монография / О.О. Варламов, А.А. Коценко, Д.В. Аладин, А.А. Желтова, А.В. Марущенко. М.: ИНФРА-М, 2024. 549 с. ISBN 978-5-16-020037-8.
13. Николаева А.С., Терехов В.И., Афанасьев Г.И. Место процессной аналитики в современных исследованиях // *Современная наука: актуальные проблемы теории и практики. Серия: Естественные и технические науки*. 2022. № 1. С. 87–90.
14. Честнова Е.А., Федосеева Е.Ю., Ваганов Д.Д. и др. Разработка базы знаний МЭС по подбору лекарственных форм для антибиотиков и антимикотиков // *Естественные и технические науки*. 2023. № 5(180). С. 29–33. DOI 10.25633/ETN.2023.05.01. EDN: WOZCUJ.
15. Ян Т., Афанасьев Г.И., Калистратов А.П., Афанасьев А.Г. Сравнительный анализ рекомендательных алгоритмов для определения персональных предпочтений на основе нейронных сетей // *Современная наука: актуальные проблемы теории и практики. Серия: Естественные и технические науки*. 2023. № 7–2. С. 187–192.
16. Anthropic. Introducing the Model Context Protocol [Электронный ресурс] // Anthropic. 2024. URL: <https://www.anthropic.com/news/model-context-protocol> (дата обращения: 17.03.2025)
17. Quan P., Wang B., Yang K., Han L., Srivastava M. Benchmarking Spatiotemporal Reasoning in LLMs and Reasoning Models: Capabilities and Challenges [Электронный ресурс] // arXiv. 2025. № arXiv:2505.11618. URL: <https://arxiv.org/abs/2505.11618> (дата обращения: 21.04.2025).

18. Varlamov O., Aladin D. A New Generation of Rules-based Approach: Mivar-based Intelligent Planning of Robot Actions (MIPRA) and Brains for Autonomous Robots. Mach. Intell. Res. 2024. DOI: 10.1007/s11633-023-1473-1 EDN: TSPUOP.
19. Wei J., Wang X., Schuurmans D., Bosma M., Ichter B., Xia F., Chi E., Le Q., Zhou D. Chain-of-Thought Prompting Elicits Reasoning in Large Language Models [Электронный ресурс] // arXiv. 2022. № arXiv:2201.11903. URL: <https://arxiv.org/abs/2201.11903> (дата обращения: 07.05.2025).
20. Williams S., Huckle J. Easy Problems That LLMs Get Wrong [Электронный ресурс] // arXiv. 2024. № arXiv:2405.19616. URL: <https://arxiv.org/abs/2405.19616> (дата обращения: 17.03.2025).

© Ким Радмир Ильшадович (radmir.wrld@gmail.com); Варламов Олег Олегович (ovar@yandex.ru);

Афанасьев Геннадий Иванович (gaipcs@bmstu.ru)

Журнал «Современная наука: актуальные проблемы теории и практики»