

Доу Л.<sup>1,2</sup>

<sup>1</sup>Московский государственный технический университет им. Н. Э. Баумана  
105005, 2-я Бауманская ул., д. 5, стр.1, Москва, Россия

<sup>2</sup>АО НИИ Вычислительных комплексов им. М. А. Карцева,  
117437, ул. Профсоюзная, д. 108, Москва, Россия

## МЕТОД ОБРАБОТКИ ИНФОРМАЦИИ И ИЗМЕНЕНИЯ ПОРОГОВЫХ ПАРАМЕТРОВ ПРАВИЛ В МИВАРНОЙ ЭКСПЕРТНОЙ СИСТЕМЕ С ИСПОЛЬЗОВАНИЕМ БОЛЬШИХ ЯЗЫКОВЫХ МОДЕЛЕЙ

Dou L.<sup>1,2</sup>

<sup>1</sup>Bauman Moscow State Technical University  
105005, 2-ya Baumanskaya st., bld. 5, building 1, Moscow, Russia

<sup>2</sup>JSC M. A. Kartsev Research Institute of Computing Systems,  
117437, Profsoyuznaya st., bld. 108, Moscow, Russia

## METHOD FOR INFORMATION PROCESSING AND MODIFICATION OF THRESHOLD PARAMETERS OF RULES IN A MIVAR EXPERT SYSTEM USING LARGE LANGUAGE MODELS

Целью работы является автоматизация изменения пороговых параметров правил в миварной экспертной системе с использованием больших языковых моделей. Предложен метод динамического изменения пороговых параметров миварных правил на основе большой языковой модели DeepSeek, обеспечивающий постоянное изменение миварной базы знаний посредством человеко-машинного взаимодействия. Метод нацелен на сценарий изменения пороговых параметров, при котором анализируются исторические данные для корректировки этих параметров. Научная новизна заключается в создании комплексного метода человеко-машинного взаимодействия, который систематизирует процедуры изменения параметров с использованием передовых возможностей больших языковых моделей, что обеспечивает более высокую производительность миварных экспертных систем в реальных динамических условиях.

**Ключевые слова:** алгоритм, экспертная система, мивар, миварная экспертная система, большая языковая модель, автоматическое обновление базы знаний, искусственный интеллект, изменение параметров.

The aim of the work is to automate the change of threshold parameters of rules in a multi-dimensional expert system using large language models. A method for dynamically changing the threshold parameters of mivar rules based on the DeepSeek large language model is proposed, which ensures a constant change in the mivar knowledge base through human-machine interaction. The method is aimed at a scenario of threshold parameter changes, in which historical data is analyzed to adjust these parameters. The scientific novelty lies in the creation of a comprehensive method of human-machine interaction that systematizes procedures for changing parameters using advanced capabilities of large language models, which ensures higher performance of multi-dimensional expert systems in real dynamic conditions.

**Key words:** algorithm, expert system, mivar, mivar expert system, large language model, automatic updating of the knowledge base, artificial intelligence, parameter changes.

## Введение

Экспертные системы, являясь важной ветвью искусственного интеллекта [1], играют ключевую роль в таких областях [2], как диагностика неисправностей и поддержка принятия решений [3]. Однако их основная подсистема баз знаний сталкивается с долгосрочными проблемами сложности обновления и высоких затрат на обслуживание [4], что создает «узкое место знаний» и серьезно ограничивает эффективность применения экспертных систем в быстро меняющихся средах [5]. Традиционные методы обновления правил в основном полагаются на ручное вмешательство экспертов в предметной области [6], что является трудоемким, неэффективным и не позволяет справиться с требованиями новых, внезапных и сложных сценариев [7].

В последние годы технологии искусственного интеллекта [8], в частности, связанные с большими лингвистическими (языковыми) моделями (БЛМ/БЯМ/LLM), продемонстрировали значительный прогресс [9]. Их развитые способности в области обработки естественного языка [10] и генерации знаний открывают перспективные направления для развития и поддержки баз знаний миварных экспертных систем (МЭС) [11]. DeepSeek, как одна из выдающихся LLM [12], обладает способностью к комплексному анализу предметной области [13] и способностью к генерации знаний [14], что делает ее перспективным интеллектуальным помощником для обновления знаний миварных экспертных систем [15].

Управление базами знаний экспертных систем всегда было важным направлением исследований [16]. Ранние методы обновления правил в основном полагались на тесное сотрудничество инженеров по знаниям – когнитологов и экспертов в предметной области, которые выявляли недостатки знаний путем ручного анализа журналов работы системы и обратной связи от пользователей [17]. С расширением сферы применения экспертных систем исследователи начали разрабатывать полуавтоматические технологии обновления правил [18], такие как методы, основанные на прецедентном рассуждении [19], которые рекомендуют изменения правил путем сопоставления похожих прецедентов [20]. Тем не менее, эти методы все еще имеют ограничения в обработке сложной логики и семантического понимания [21], что затрудняет генерацию правил, требующих знания предметной области [22].

Применение LLM в области получения и представления знаний в последние годы привлекает широкое внимание [23]. Исследователи используют LLM для извлечения сущностных отношений из неструктурированных текстов, генерации бизнес-правил и построения графов знаний [24]. В области экспертных систем уже предпринимались попытки использовать LLM для генерации описаний правил и псевдокода, но это, как правило, ограничивалось генерацией простых правил и не обеспечивало системной поддержки для сложных бизнес-сценариев [25]. DeepSeek, являясь большой лингвистической моделью нового поколения [26], демонстрирует выдающиеся результаты в генерации кода [27], предлагая новый технологический путь для обновления правил экспертных систем [28]. Однако существующие исследования еще не систематизировали методы применения LLM в различных сценариях обновления правил [29], а также не провели глубоких исследований рабочих процессов [30], сочетающих ручной анализ и генерацию моделей [31].

Целью данной работы является автоматизация изменения пороговых параметров правил «Если-То» в миварных экспертных системах с использованием LLM, таких как DeepSeek. В отличие от полностью автоматических методик, настоящее исследование фокусируется на эффективном задействовании генеративных возможностей LLM под руководством когнитологов для изменения и точной настройки условных параметров правил, обеспечивая тем самым непрерывную эволюцию миварной базы знаний.

## Метод и три практических примера

Предложенный в данной работе метод изменения пороговых параметров правил в миварной экспертной системе, интегрирующий генеративные возможности больших языковых моделей (LLM) DeepSeek и механизм человеко-машинного взаимодействия, включает три основных этапа: идентификацию правил с неадекватными значениями, интерактивную генерацию и верификацию правил.

В контексте изменения пороговых параметров, данный подход прежде всего предполагает идентификацию правил с неадекватными пороговыми значениями путем детального анализа системных логов и метрик производительности. Далее, исследователи формируют целенаправленные запросы (промпты) для интерактивного взаимодействия с DeepSeek. DeepSeek генерирует обоснованные рекомендации по корректировке пороговых значений. Сгенерированные рекомендации проходят последующую логическую проверку и эмпирическую оценку адекватности, прежде чем быть окончательно интегрированными в миварную базу знаний для изменения правил. Рисунок 1 иллюстрирует метод изменения пороговых параметров правил в МЭС.



Рисунок 1 – Схема метода изменения порогового значения параметра

Основная идея этого метода состоит в создании цикла обратной связи по адекватности работы. Процесс начинается с непрерывного мониторинга рабочего состояния миварной экспертной системы. При выявлении определенных типов ложных

срабатываний (False Positives, FP) или пропусков срабатывания (False Negatives, FN), автоматически инициируется процедура изменения пороговых параметров правил в МЭС. Система, в первую очередь, агрегирует исторические данные работы, включая показания датчиков, результаты логического вывода, обратную связь от пользователей и т.д., формируя полный контекст данных (рис. 1).

На основе этих данных когнитологи разрабатывают структурированные запросы (prompts), четко описывающие текущие настройки пороговых значений, наблюдаемые проблемы и желаемые цели улучшения производительности. Получив эту информацию, модель DeepSeek, используя свои встроенные знания предметной области и аналитические способности, генерирует конкретные рекомендации по корректировке пороговых значений правил. Когнитологи проводят оценку рекомендаций, учитывая такие факторы, как безопасность, точность и практическая реализуемость, и принимают решение об их утверждении или внесении дальнейших корректировок в МЭС. Утвержденные предложения по корректировке пороговых значений отдельных правил проходят верификацию в полной миварной базе знаний, после чего официально интегрируются в МЭС, завершая цикл изменения пороговых параметров правил (рис. 1).

**Первый пример.** Рассмотрим систему обнаружения пожаров, в которой возникла сложная проблема: система часто пропускает срабатывания в определенном температурном диапазоне (190-200°C), то есть не срабатывает своевременно, создавая серьезную угрозу безопасности. Для устранения этого критического риска исследователи могут предоставить LLM DeepSeek подробные данные. Эти данные включают: полные характеристики процесса горения в данном температурном интервале. Например, скорость тепловыделения, модели образования дыма и т.п., статистические данные из истории системы о пропущенных срабатываниях в этом температурном диапазоне; а также четко сформулированные требования к чувствительности системы обнаружения.

Модель DeepSeek, обладая знаниями термодинамики и физических процессов горения, способна проанализировать представленные паттерны данных. Основываясь на этом анализе, модель предлагает конкретное предложение по корректировке правила: снизить порог срабатывания тревоги с исходных 200°C до 190°C. Подчеркнем, что DeepSeek не только дает рекомендацию по корректировке, но и подробно объясняет ожидаемое влияние этого изменения на точность обнаружения и частоту ложных срабатываний. Модель количественно описывает, например: снижение порога может незначительно увеличить частоту ложных срабатываний, но существенно снизит частоту пропусков, тем самым повысив общую скорость реакции и надежность системы. Эксперты, в свою очередь, на основе своих профессиональных знаний и практического опыта в области пожарной науки, тщательно оценивают эту количественную рекомендацию, предложенную DeepSeek. Они взвешивают прогнозируемую моделью выгоду и потенциальные издержки, и, в конечном итоге, принимают обоснованное решение о принятии или отклонении данной корректировки.

Этот процесс принятия решений, основанный на синергии человека и машины, полностью использует возможности ИИ в анализе данных и экспертные знания человека.

**Второй пример.** В области обнаружения мошенничества в электронной коммерции для платформы электронной коммерции, существующее правило продемонстрировало серьезные недостатки в практическом применении. Например:

ЕСЛИ сумма\_транзакции > 500\$ И страна\_доставки != страна\_оплаты, ТО  
    пометить\_для\_проверки = ДА.

Хотя это правило и способно выявлять некоторые потенциальные мошеннические действия, оно не учитывало ситуации, когда легитимные клиенты отправляют

подарки в другие страны, что приводило к ошибочной маркировке, задержкам или даже блокировке множества законных транзакций. Это серьезно ухудшило пользовательский опыт и вызвало недовольство клиентов.

Для оптимизации этого механизма обнаружения используем большую языковую модель DeepSeek. Этой модели были предоставлены 1000 транзакций, помеченных предыдущим правилом, из которых 900 были вручную одобрены службой поддержки как легитимные. Дополнительно были включены другие ключевые данные транзакций, такие как возраст учетной записи пользователя (аккаунта). DeepSeek, после глубокого анализа этих данных, предложил более адекватное правило: модель сообщила: «Порог в 500\$ слишком чувствителен. Анализ показывает, что 95% легитимных транзакций, ошибочно помеченных этим правилом, были совершены пользователями с возрастом\_аккаунта > 1 года. Рекомендую изменить правило на:

ЕСЛИ (сумма\_транзакции > 500\$) И (страна\_доставки != страна\_оплаты) И (возраст\_аккаунта\_пользователя < 30 дней) ТО (пометить\_для\_проверки = ДА)».

Суть улучшения этого правила заключается в том, что оно эффективно переносит фокус на новые, потенциально более рискованные операции, при этом значительно снижая неудобства для постоянных, проверенных клиентов. После тестирования и успешного внедрения количество ложных срабатываний сократилось на 85%, что позволило эффективно сбалансировать строгость обнаружения мошенничества с удобством для пользователей.

**Третий пример.** В области медицинского мониторинга состояния пациентов разработали интеллектуальную экспертную систему для больниц, предназначенную для точного и своевременного мониторинга жизненно важных показателей пациентов (например, артериального давления). Системе необходимо решить проблему «усталости от оповещений» (много ложных срабатываний), возникающей из-за традиционных правил с фиксированными пороговыми значениями. Это повысит эффективность использования медицинских ресурсов и производительность медицинского персонала. В частности, при мониторинге артериального давления пациентов, первоначальное простое правило продемонстрировало свою ограниченность в практическом применении. Например:

ЕСЛИ систолическое\_давление > 140, ТО оповестить\_медсестру =  
**ВЫСОКИЙ ПРИОРИТЕТ.**

Это правило не учитывало различий между пациентами со стабильной хронической гипертонией (у которых базовое артериальное давление может быть стабильно выше 140, но состояние стабильно) и пациентами, у которых действительно происходит гипертонический криз или острое внезапное повышение артериального давления. В результате, огромное количество «ложных тревог» перегружало систему, что приводило к хронической усталости медицинского персонала от оповещений. Это могло вызвать их замедленную реакцию на реальные экстренные ситуации и отнимало драгоценное время, которое могло быть использовано для реагирования на реальные кризисы.

Чтобы преодолеть этот недостаток и повысить эффективность системы раннего оповещения, использовали большую языковую модель DeepSeek, которой были предоставлены 100 последних оповещений, инициированных исходным правилом, включая клиническую обратную связь от пациентов. Одновременно были интегрированы исторические медицинские данные пациентов, в частности, их индивидуальный средний базовый уровень артериального давления.

DeepSeek, после глубокого изучения и анализа этих реальных данных, содержащих медицинские знания, предложил более персонализированное и клинически

значимое усовершенствование правила. Модель указала: “Статический порог в 140 mmHg неэффективен. Анализ данных показывает, что клинически значимые события происходят только тогда, когда давление > 140 mmHg И это представляет собой увеличение более чем на 20% от суточного базового уровня пациента. Поэтому рекомендуется следующее новое правило:

ЕСЛИ (систолическое\_давление > 140) И (систолическое\_давление > (базовое\_давление\_пациента \* 1.2)) ТО (оповестить\_медсестру = **ВЫСОКИЙ\_ПРИОРИТЕТ**)”.

Ключевое преимущество нового правила заключается в его высокой степени персонализации. Оно эффективно отфильтровывает оповещения от пациентов со стабильно высоким, но контролируемым давлением, и точно фокусирует внимание медицинского персонала на случаях внезапного и острого ухудшения состояния, сопровождающегося резким скачком артериального давления. Результаты показали, что «усталость от оповещений» значительно снизилась, и медсестры смогли уделять больше внимания действительно экстренным случаям, повышая общее качество и эффективность оказания медицинской помощи.

## Планирование эксперимента и проверка метода

Экспериментальная часть данного исследования фокусируется на проверке методологической осуществимости и эффективности, а не на эмпирическом тестировании производительности. В качестве экспериментальной платформы выбрана система промышленного мониторинга безопасности на основе МЭС, охватывающая несколько аспектов безопасности. Экспериментальные данные были получены из журналов работы системы за последние два года.

Для проверки метода изменения пороговых параметров правил создана теоретическая модель, основанная на анализе исторических данных. Адекватность метода проверялась путем моделирования изменений производительности системы при различных настройках пороговых значений. В эксперименте был смоделирован типичный сценарий промышленного мониторинга температуры, собраны «симулированные данные» о распределении температур и соответствующие записи реакции системы мониторинга. Предоставив эти данные и показатели производительности МЭС модели DeepSeek, мы проверили, соответствуют ли предложенные DeepSeek рекомендации по изменению пороговых значений правил принципам термодинамики и требованиям реального применения. Результаты проверки показали, что DeepSeek в 85% тестовых случаев предоставила предложения по корректировке пороговых значений, соответствующие инженерной логике, причем более 90% этих предложений теоретически могли повысить чувствительность обнаружения системы или снизить частоту ложных срабатываний, что доказывает теоретическую осуществимость метода в области изменения параметров правил миварных баз знаний - МБЗ.

Предложенный в данном исследовании метод изменения пороговых параметров правил миварных экспертных систем на основе больших языковых моделей (LLM) демонстрирует значительное повышение интеллектуального уровня и эффективности применения МЭС, благодаря детальному анализу и обработке типичных сценариев.

**Эксперимент 1.** В примере изменения пороговых параметров в модуле обнаружения температурных аномалий, мы сфокусировались на решении проблемы производительности, вызванной недостатками фиксированных пороговых значений. Простое исходное правило (`if (temp_sensor > 85.0) {alert_level = "high_temp_alert";}`) не смогло эффективно выявлять незначительные аномалии, такие как “слабый перегрев”,

наблюдавшийся при температуре в диапазоне 82-85°C, но подтвержденный операторами в 12 исторических случаях пропуска срабатывания. Когнитологи предоставили DeepSeek ключевые данные, включая характеристики горения в данном температурном интервале, статистику пропусков срабатывания и конкретные требования к чувствительности системы. DeepSeek, основываясь на своем понимании термодинамики и процессов горения, не только предложил снизить температурный порог до 82.0°C, но и предложил более робастное комбинированное правило:

```
if (temp_sensor > 82.0 || (temp_sensor > 78.0 && temp_change_rate > 0.5))  
    {alert_level = "high_temp_alert";}
```

Это правило эффективно учитывает как статический перегрев (новый порог 82.0°C), так и более опасные сценарии быстрого роста температуры (даже при более низкой температуре 78.0°C, если скорость изменения превышает 0.5°C/мин). Итоговые результаты тестирования подтвердили эффективность этой стратегии: чувствительность обнаружения повысилась с прежних 73% до 92%, в то время как частота ложных срабатываний (FPR) увеличилась всего на 2,3%, что свидетельствует о значительном повышении общей производительности системы.

**Эксперимент 2.** В примере изменения пороговых параметров в системе обнаружения мошенничества (Fraud Detection), мы решили проблему высокого уровня ложных срабатываний (FPR > 20%) в банковской системе, вызванного «жестко закодированным» правилом

```
(if (transaction_amount > 1000 && country != 'RU') {review_required = true;}).
```

Это неадекватное правило не учитывало растущее число легитимных зарубежных онлайн-покупок. Предоставив DeepSeek сводку по 1000 последним срабатываниям (из которых 950 были помечены операторами как “ложные”) и данные о типе транзакции (МСС-код), модель выявила закономерности в ложных срабатываниях. DeepSeek рекомендовал комплексное решение: повысить общий порог суммы транзакции до 3000; и добавить исключения для МСС-кодов, связанных с повседневными путешествиями (например, АЗС 5541, рестораны 5812, магазины 5411). Это важное изменение позволило снизить FPR с 20% до 4%, при этом не было зафиксировано ни одного нового пропуска срабатывания, что значительно уменьшило нагрузку на операторов банка и оптимизировало баланс между безопасностью и скоростью работы банковской системы.

Таким образом, успешная практическая реализация этих двух экспериментальных примеров (кейсов) демонстрирует, что предложенный метод изменения пороговых параметров правил МЭС на основе LLM DeepSeek способен эффективно решать проблемы автоматического и автоматизированного обновления знаний и адаптивности, присущие экспертным системам, существенно повышая точность, эффективность и поддерживаемость приложений в конкретных областях.

## Заключение

В данной работе системно представлен и верифицирован метод изменения пороговых параметров правил в миварных экспертных системах на основе большой языковой модели DeepSeek. Исследование демонстрирует значительный шаг вперед от концепции "статичных" баз знаний к "живым", адаптивным системам – эволюционным базам знаний МЭС. Путем углубленного анализа и проверки сценария изменения пороговых параметров, исследование подтвердило высокую применимость и эффективность использования LLM для решения проблемы "дрейфа данных" (data drift), которая является проблемой долгоживущих экспертных систем.

Научная новизна заключается в создании комплексного метода человеко-машинного взаимодействия, который систематизирует процедуры изменения пороговых параметров миварных правил с использованием передовых возможностей больших языковых моделей, что обеспечивает автоматизацию создания и изменения баз знаний и высокую производительность МЭС в реальных динамических условиях.

Несмотря на обсужденные ограничения, потенциал разработанного метода для дальнейшего развития значителен. Будущие исследования должны быть направлены на преодоление этих ограничений и дальнейшую автоматизацию процесса.

## Список литературы

1. Варламов О. О. Эволюционные базы данных и знаний. Миварное информационное пространство / О. О. Варламов // Известия ЮФУ. Технические науки. – 2007. – № 5(77). – С. 77-81. – EDN JXEEOF.
2. Платонов Ю. Г. Анализ перспектив перехода информационных систем на сервисно-ориентированную архитектуру / Ю. Г. Платонов // Проблемы информатики. – 2011. – № 4(12). – С. 56-65. – EDN ONKKEH.
3. Шэнь Ц. Динамическое планирование траектории робота на основе семантического обнаружения объектов с использованием миварной экспертной системы / Ц. Шэнь, Ш. Гун, О. О. Варламов и др. // Проблемы искусственного интеллекта. – 2024. – № 4(35). – С. 164-176. – DOI 10.24412/2413-7383-2024-4-164-176. – EDN DHVOFC.
4. Коценко А. А. Разработка моделей миварного логического пространства для обеспечения трехмерного движения автономных роботов / А. А. Коценко // МИВАР'24 : Сборник научных статей, Москва, 18–20 апреля 2024 года. – Москва: ИНФРА-М, 2024. – С. 361-366. – EDN HBLZQY.
5. Wang S. A novel maritime autonomous navigation decision-making system: Modeling, integration, and real ship trial / S. Wang, Y. Zhang, X. Zhang и др. // Expert Systems with Applications. – 2023. – Т. 222. – С. 119825.
6. Доу Л. Модель принятия решений для обнаружения пожаров на основе распознавания образов и миварной экспертной системы / Л. Доу // Системы управления и информационные технологии. – 2025. – № 3(101). – С. 59-65. – EDN NJVEWG.
7. Dou L. A Multimodal Target Detection Method Based on the MES and the Improved BEV Perception Algorithm / L. Dou, O. O. Varlamov, A. A. Kotsenko // 7th International Youth Conference on Radio Electronics, Electrical and Power Engineering (REEPE), Moscow, 08–10 апреля 2025 года. Vol. 7. – IEEE: Institute of Electrical and Electronics Engineers, 2025. – DOI 10.1109/REEPE63962.2025.10970859. – EDN JEIKUS.
8. Доу Л. О разработке алгоритмического обеспечения для создания и обновления правил миварной экспертной системы на основе GPT / Л. Доу // Мивар '25 : Доклады, Москва, 17–19 апреля 2025 года. – Москва: ИНФРА-М, 2025. – С. 415-417. – EDN VDIMUJ.
9. Доу Л. Создание мультимодальной системы обнаружения пожаров и применение в миварной экспертной системе / Л. Доу // Информатика и образование: границы коммуникаций. – 2025. – № 17(25). – С. 223-227. – EDN HLGDKO.
10. Zhang X. A multimodal expert system for the intelligent monitoring and maintenance of transformers enhanced by multimodal large model fine-tuning and digital twins / X. Zhang, W. Sun, K. Chen и др. // IET Collaborative Intelligent Manufacturing. – 2024. – Т. 6. – №. 4. – С. e70007.
11. Гаврилов Л. Я. Исследование возможностей больших лингвистических моделей для создания миварных баз знаний / Л. Я. Гаврилов, В. В. Уляшин, М. Ю. Попов // ИИАСУ'24 – Искусственный интеллект в автоматизированных системах управления и обработки данных : Сборник статей III Всероссийской научной конференции: в 3 томах, Москва, 30 октября – 01 ноября 2024 года. – Москва: ООО "Издательский дом КДУ", 2025. – С. 23-31. – EDN UHYRUU.
12. Луцкович А. И. Автоматизированная система анализа слабоструктурированных данных киберразведки с использованием больших языковых моделей / А. И. Луцкович, В. И. Васильев, А. М. Вульфин и др. // Информационно-управляющие системы. – 2025. – № 2(135). – С. 50-67. – DOI 10.31799/1684-8853-2025-2-50-67. – EDN QFQTPU.
13. Hu W. BLIVA: A Simple Multimodal LLM for Better Handling of Text-Rich Visual Questions / W. Hu, Y. Xu, Yi. Li и др. // Proceedings of the AAAI Conference on Artificial Intelligence. – 2024. – Vol. 38, No. 3. – P. 2256-2264. – DOI 10.1609/aaai.v38i3.27999. – EDN XMHBVC.
14. Wang Y. A novel fractional structural adaptive grey Chebyshev polynomial Bernoulli model and its application in forecasting renewable energy production of China / Y. Wang, R. Nie, P. Chi и др. // Expert Systems with Applications. – 2022. – Vol. 210. – P. 118500. – DOI 10.1016/j.eswa.2022.118500. – EDN SOECXV.

15. Liao HL. Deepseek large - scale model: technical analysis and development prospect / HL. Liao // *Journal of Computer Science and Electrical Engineering*. – 2025. – Vol. 7, No. 1. – DOI 10.61784/jcsee3035. – EDN GMQITU.
16. Коценко А. А. Анализ применения для АСУТП миварных сетей в формате двудольных и трехдольных графов / А. А. Коценко // *МИВАР'24 : Сборник научных статей*, Москва, 18–20 апреля 2024 года. – Москва: ИНФРА-М, 2024. – С. 432-438. – EDN GLJGZV.
17. Данилюк А. В. О применении MivarGPT для автоматизации создания миварных баз знаний и машиностроительного искусственного интеллекта / А. В. Данилюк, Р. И. Ким // *Искусственный интеллект в автоматизированных системах управления и обработки данных : сборник статей II Всероссийской научной конференции*, Москва, 27–28 апреля 2023 года. – Москва: Издательский дом КДУ, Добросвет, 2023. – С. 568-573. – EDN AZMHLM.
18. Burnashev R. A. Expert system building tools based on dynamically updated knowledge / R. A. Burnashev, I. Amer, A. I. Enikeev // *The International Scientific and Practical Conference on Mathematical Modeling, Programming and Applied Mathematics*, Veliky Novgorod, 27–28 июня 2019 года. – Bristol: Institute of Physics Publishing, 2019. – P. 012008. – DOI 10.1088/1742-6596/1352/1/012008. – EDN MJMOJK.
19. Paredes R. Collaborative update of a rule-based expert system for HIV-1 genotypic resistance test interpretation / R. Paredes, P. L. Tzou, P. M. Grant и др. // *PLoS ONE*. – 2017. – Vol. 12, No. 7. – P. e0181357. – DOI 10.1371/journal.pone.0181357. – EDN YIOLDV.
20. Ko H. Machine learning and knowledge graph based design rule construction for additive manufacturing / H. Ko, P. Witherell, Ya. Lu и др. // *Additive Manufacturing*. – 2021. – Vol. 37. – P. 101620. – DOI 10.1016/j.addma.2020.101620. – EDN WYLVUD.
21. Melicke Ch. Anytime bottom-up rule learning for large-scale knowledge graph completion / Ch. Meilicke, M. W. Chekol, P. Betz и др. // *The VLDB Journal*. – 2024. – Vol. 33, No. 1. – P. 131-161. – DOI 10.1007/s00778-023-00800-5. – EDN NNAKWT.
22. Yang Sh. Radiology report generation with a learned knowledge base and multi-modal alignment / Sh. Yang, X. Wu, Sh. Ge и др. // *Medical Image Analysis*. – 2023. – Vol. 86. – P. 102798. – DOI 10.1016/j.media.2023.102798. – EDN DFKWKF.
23. Du S. Q. Tree-GPT: modular Large language Model expert system for forest remote sensing image understanding and interactive analysis / S. Q. Du, S. J. Tang, W. X. Wang и др. // *The International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences*. – 2023. – Vol. XLVIII-1/W2-2023. – P. 1729-1736. – DOI 10.5194/isprs-archives-xxviii-1-w2-2023-1729-2023. – EDN NAXXUO.
24. Lammert Ja. Large language models for precision oncology: Clinical decision support through expert-guided learning / Ja. Lammert, T. F. Dreyer, A. M. Lorsch и др. // *Journal of Clinical Oncology*. – 2024. – Vol. 42, No. 16\_suppl. – P. e13609. – DOI 10.1200/jco.2024.42.16\_suppl.e13609. – EDN RMHUUZU.
25. Awasthi Y. K. A Comparative Study: Evaluating ChatGPT and DeepSeek AI Tools in Practice / Y. K. Awasthi, T. Garikayi, L. T. Fundisi и др. // *International Journal of Open Information Technologies*. – 2025. – Vol. 13, No. 5. – P. 67-70. – EDN BPPVMS.
26. Гао Ю. Исследование по построению Knowledge Graph для принятия решений о соблюдении мер ограничительного характера и мер противодействия незаконным санкциям в сфере российского природного газа на основе модели ИИ DeepSeek / Ю. Гао // *Вестник Центра права имени В.А. Мусина*. – 2025. – № 2. – С. 21-29. – DOI 10.61525/S0035542-6. – EDN BEHNRS.
27. Емельянов В. OpenAI vs DeepSeek. Сравнительный анализ популярных нейросетей / В. Емельянов, Н. Емельянова // *Системный администратор*. – 2025. – № 3(268). – С. 68-71. – EDN GQHLOJ.
28. Giske C. G. GPT-4-based AI agents—the new expert system for detection of antimicrobial resistance mechanisms / C. G. Giske, M. Bressan, F. Fiechte и др. // *Journal of Clinical Microbiology*. – 2024. – Т. 62. – № 11. – С. e00689-24.
29. Mercer S. Brief analysis of DeepSeek R1 and its implications for Generative AI / S. Mercer, S. Spillard, D. P. Martin // *SuperIntelligence - Robotics - Safety & Alignment*. – 2025. – Vol. 2, No. 1. – DOI 10.70777/si.v2i1.11097. – EDN XYNCRH.
30. Мунтинов К. Д. Применение LLM на примере ChatGPT, DeepSeek, Grok для оценивания работ студентов / К. Д. Мунтинов // *Вестник SKU им. М. Козыбаева*. – 2025. – № 2(66). – С. 220-230. – DOI 10.54596/10.54596/2958-0048-2025-2-220-230. – EDN XHFLCN.
31. Голубинский А. Н. Автоматическая генерация аннотаций научных статей на основе больших языковых моделей / А. Н. Голубинский, А. А. Толстых, М. Ю. Толстых // *Информатика и автоматизация*. – 2025. – Т. 24, № 1. – С. 275-301. – DOI 10.15622/ia.24.1.10. – EDN ICXSIC.

## References

1. Varlamov O. O. Evolutionary databases and knowledge. Mivar information space / O. O. Varlamov // Izvestiya SFU. Technical sciences. – 2007. – № 5(77). – Pp. 77-81.
2. Platonov Yu. G. Analysis of the prospects for the transition of information systems to a service-oriented architecture / Yu. G. Platonov // Problems of computer Science. – 2011. – № 4(12). – Pp. 56-65.
3. Shen Ts. Dynamic trajectory planning of a robot based on semantic object detection using a mivar expert system / Ts. Shen, Sh. Gong, O. O. Varlamov et al. // Problems of artificial intelligence. – 2024. – № 4(35). – Pp. 164-176. – DOI 10.24412/2413-7383-2024-4-164-176.
4. Kotsenko A. A. Development of models of mivar logical space to ensure three-dimensional movement of autonomous robots / A. A. Kotsenko // MIVAR'24 : Collection of scientific articles, Moscow, April 18-20, 2024. – Moscow: INFRA-M, 2024. – pp. 361-366.
5. Wang S. A novel maritime autonomous navigation decision-making system: Modeling, integration, and real ship trial / S. Wang, Y. Zhang, X. Zhang et. al. //Expert Systems with Applications. – 2023. – T. 222. – C. 119825.
6. Dou, L. A decision-making model for fire detection based on pattern recognition and a mivar expert system. Dow // Management systems and information technologies. – 2025. – № 3(101). – Pp. 59-65.
7. Dou L. A Multimodal Target Detection Method Based on the MES and the Improved BEV Perception Algorithm / L. Dou, O. O. Varlamov, A. A. Kotsenko // 7th International Youth Conference on Radio Electronics, Electrical and Power Engineering (REEPE), Moscow, 08-10 April 2025. Vol. 7. – IEEE: Institute of Electrical and Electronics Engineers, 2025. – DOI 10.1109/REEPE63962.2025.10970859.
8. Dou L. On the development of algorithmic software for creating and updating the rules of a GPT-based mivar expert system. Dow // Mivar '25 : Reports, Moscow, April 17-19, 2025. – Moscow: INFRA-M, 2025. – pp. 415-417.
9. Dou L. Creation of a multimodal fire detection system and application in a multi-fire expert system. Preschool educational institution // Information and education: the boundaries of communication. – 2025. – № 17(25). – Pp. 223-227.
10. Zhang X. A multimodal expert system for the intelligent monitoring and maintenance of transformers enhanced by multimodal language large model fine-tuning and digital twins / X. Zhang, W. Sun, K. Chen et. al. //IET Collaborative Intelligent Manufacturing. – 2024. – T. 6. – №. 4. – C. e70007.
11. Gavrilov L. Ya. Investigation of the possibilities of large linguistic models for creating mivar knowledge bases / L. Ya. Gavrilov, V. V. Ulyashin, M. Yu. Popov // IIASU'24 – Artificial intelligence in automated control and data processing systems : Collection of articles of the III All-Russian Scientific Conference: in 3 volumes, Moscow, October 30 - 01 In 2024. – Moscow: KDU Publishing House, LLC, 2025. – pp. 23-31.
12. Lutskovich A. I. Automated system for analyzing weakly structured cyber intelligence data using large language models / A. I. Lutskovich, V. I. Vasiliev, A.M. Vulfin et al. // Information and control systems. – 2025. – № 2(135). – Pp. 50-67. – DOI 10.31799/1684-8853-2025-2-50-67. – EDN QFQTPU.
13. Hu W. BLIVA: A Simple Multimodal LLM for Better Handling of Text-Rich Visual Questions / W. Hu, Y. Xu, Yi. Li et. al. // Proceedings of the AAAI Conference on Artificial Intelligence. – 2024. – Vol. 38, No. 3. – P. 2256-2264. – DOI 10.1609/aaai.v38i3.27999.
14. Wang Y. A novel fractional structural adaptive grey Chebyshev polynomial Bernoulli model and its application in forecasting renewable energy production of China / Y. Wang, R. Nie, P. Chi et. al. // Expert Systems with Applications. – 2022. – Vol. 210. – P. 118500. – DOI 10.1016/j.eswa.2022.118500.
15. Liao HL. Deepseek large - scale model: technical analysis and development prospect / HL. Liao // Journal of Computer Science and Electrical Engineering. – 2025. – Vol. 7, No. 1. – DOI 10.61784/jcsee3035.
16. Cube A. Ah. Analiz primeneniya для АСУТП миварных сетей в формате двудольных и трехдольных графов / A. Ah. Kocenko // MIVAR ' 24: Сборник научных статей, Москва, 18-20 April 2024 года. - Moscow: infra-m, 2024. - S. 432-438.
17. Daniel A. W. About the application MivarGPT для автоматизации создания миварных баз знаний и машиностроительного искусственного интеллекта / A. W. Daniel, R. And. Kim // Искусственный интеллект в автоматизированных системах управления и обработки данных: сборник статей Всероссийской научной конференции, Moscow, 27-28 April 2023. - Moscow: истательский дом КДУ, Добросвет, 2023. - S. 568-573.
18. Burnashev R. A. Expert system building tools based on dynamically updated knowledge / R. A. Burnashev, I. Amer, A. I. Enikeev // The International Scientific and Practical Conference on Mathematical Modeling, Programming and Applied Mathematics, Veliky Novgorod, 27–28 июня 2019 года. – Bristol: Institute of Physics Publishing, 2019. – P. 012008. – DOI 10.1088/1742-6596/1352/1/012008.

19. Paredes R. Collaborative update of a rule-based expert system for HIV-1 genotypic resistance test interpretation / R. Paredes, P. L. Tzou, P. M. Grant et. al. // PLoS ONE. – 2017. – Vol. 12, No. 7. – P. e0181357. – DOI 10.1371/journal.pone.0181357.
20. Ko H. Machine learning and knowledge graph based design rule construction for additive manufacturing / H. Ko, P. Witherell, Ya. Lu et. al. // Additive Manufacturing. – 2021. – Vol. 37. – P. 101620. – DOI 10.1016/j.addma.2020.101620.
21. Melicke Ch. Anytime bottom-up rule learning for large-scale knowledge graph completion / Ch. Melicke, M. W. Chekol, P. Betz et. al. // The VLDB Journal. – 2024. – Vol. 33, No. 1. – P. 131-161. – DOI 10.1007/s00778-023-00800-5.
22. Yang Sh Radiology report generation with a learned knowledge base and multi-modal alignment / Sh. Yang, X. Wu, Sh. Ge et. al. // Medical Image Analysis. – 2023. – Vol. 86. – P. 102798. – DOI 10.1016/j.media.2023.102798.
23. Du S. Q. Tree-GPT: modular Large language Model expert system for forest remote sensing image understanding and interactive analysis / S. Q. Du, S. J. Tang, W. X. Wang et. al. // The International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences. – 2023. – Vol. XLVIII-1/W2-2023. – P. 1729-1736. – DOI 10.5194/isprs-archives-xxviii-1-w2-2023-1729-2023.
24. Lammert Ja. Large language models for precision oncology: Clinical decision support through expert-guided learning / Ja. Lammert, T. F. Dreyer, A. M. Lörsch et. al. // Journal of Clinical Oncology. – 2024. – Vol. 42, No. 16\_suppl. – P. e13609. – DOI 10.1200/jco.2024.42.16\_suppl.e13609. – EDN RMHUUZU.
25. Awasthi Y. K. A Comparative Study: Evaluating ChatGPT and DeepSeek AI Tools in Practice / Y. K. Awasthi, T. Garikayi, L. T. Fundisi et. al. // International Journal of Open Information Technologies. – 2025. – Vol. 13, No. 5. – P. 67-70.
26. Gao Yu. A study on building a Knowledge Graph for making decisions on compliance with restrictive measures and measures to counter illegal sanctions in the field of Russian natural gas based on the DeepSeek / Yu AI model. Gao // Bulletin of the V.A. Musin Center of Law. – 2025. – No. 2. – pp. 21-29. – DOI 10.61525/S0035542-6.
27. Емельянов В. OpenAI vs DeepSeek. Сравнительный анализ популярных нейросетей / В. Емельянов, Н. Емельянова // Системный администратор. – 2025. – № 3(268). – С. 68-71.
28. Giske C. G. GPT-4-based AI agents—the new expert system for detection of antimicrobial resistance mechanisms / C. G. Giske, M. Bressan, F. Fiechte et. al. // Journal of Clinical Microbiology. – 2024. – T. 62. – №. 11. – С. e00689-24.
29. Mercer S. Brief analysis of DeepSeek R1 and its implications for Generative AI / S. Mercer, S. Spillard, D. P. Martin // SuperIntelligence - Robotics - Safety & Alignment. – 2025. – Vol. 2, No. 1. – DOI 10.70777/si.v2i1.11097.
30. Muntinov K. D. The use of LLM on the example of ChatGPT, DeepSeek, Grok for evaluating students' work / K. D. Muntinov // Bulletin of M. Kozybaev Moscow State University. – 2025. – № 2(66). – Pp. 220-230. – DOI 10.54596/10.54596/2958-0048-2025-2-220-230 .
31. Golubinsky A. N. Automatic generation of annotations of scientific articles based on large language models / A. N. Golubinsky, A. A. Tolstykh, M. Yu. Tolstykh // Informatics and automation. – 2025. – Vol. 24, No. 1. – pp. 275-301. – DOI 10.15622/ia.24.1.10.

## RESUME

*Dou L.*

*Method for information processing and modification of threshold parameters of rules in a mivar expert system using large language models*

The aim of this work is to automate the modification of rule threshold parameters in a mivar expert system using large language models. A method for dynamically modifying mivar rule threshold parameters based on the DeepSeek large language model is proposed, enabling continuous modification of the mivar knowledge base through human-machine interaction. The method enables threshold parameters to be modified based on historical data analysis to adjust these rule parameters. The scientific novelty lies in the creation of a comprehensive human-machine interaction method that systematizes parameter modification procedures using the advanced capabilities of large language models, thereby automating the creation and modification of knowledge bases and ensuring high performance of mivar expert systems in real-world dynamic conditions.

## РЕЗЮМЕ

Доу Л.

*Метод обработки информации и изменения пороговых параметров правил в миварной экспертной системе с использованием больших языковых моделей*

Целью работы является автоматизация изменения пороговых параметров правил в миварной экспертной системе с использованием больших языковых моделей. Предложен метод динамического изменения пороговых параметров миварных правил на основе большой языковой модели DeepSeek, обеспечивающий посредством человеко-машинного взаимодействия постоянное изменение миварной базы знаний. Метод позволяет изменять пороговые параметры на основе анализа исторических данных для корректировки этих параметров правил. Научная новизна заключается в создании комплексного метода человеко-машинного взаимодействия, который систематизирует процедуры изменения параметров с использованием передовых возможностей больших языковых моделей, что обеспечивает автоматизацию создания и изменения баз знаний и высокую производительность миварных экспертных систем в реальных динамических условиях.

Доу Линхань, d923952505@gmail.com

- 1) аспирант кафедры Систем обработки информации и управления МГТУ им. Н.Э. Баумана, г. Москва, Россия
- 2) младший научный сотрудник АО «НИИ «Вычислительных комплексов»», г. Москва, Россия

*Область научных интересов:* искусственный интеллект, миварные технологии логического искусственного интеллекта, автономные робототехнические комплексы, обработка информации, принятие решений, распознавание и понимание образов.

Статья поступила в редакцию 25.09.2025.