Научная статья
УДК 004.8:623.76

Роль и место мультимодальных больших языковых моделей в задачах создания систем противодронной обороны

Вячеслав Константинович Абросимов, Артем Хоренович Келоглян

Аннотация. Постановка задачи: активные угрозы, создаваемые беспилотными летательными аппаратами для объектов критической инфраструктуры, требуют построения системы противодронной обороны. Цель: определить перспективы применения мультимодальных больших языковых моделей в задачах противодронной обороны. Метод решения: рассматривается применение мультимодальных больших языковых моделей в качестве семантического слоя системы противодронной обороны. Результат: предложена обобщенная структура информационно-аналитического контура противодронной обороны с использованием мультимодальных больших языковых моделей и генераций с дополненной выборкой; определено место мультимодальных больших языковых моделей как вспомогательного семантического слоя, сформулированы типовой сценарий применения и основные ограничения. Практическая значимость: снижение когнитивной нагрузки на операторов, ускорение первичной интерпретации воздушной обстановки, повышение качества анализа.

Ключевые слова: беспилотный летательный аппарат; мультимодальная большая языковая модель; генерация с дополненной выборкой; противодронная оборона

Для цитирования: Абросимов В.К., Келоглян А.Х. Роль и место мультимодальных больших языковых моделей в задачах создания систем противодронной обороны // Вооружение и экономика. 2026. №3(77). С. 37-45.

Original article

The role of multimodal large language models in the development of counter-unmanned aircraft systems defense systems

Viacheslav K. Abrosimov, Artem K. Keloglian

Abstract. Problem Statement: active threats posed by unmanned aerial vehicles to critical infrastructure facilities require the development of counter-drone defense systems. Purpose: to determine the prospects for applying multimodal large language models to counter-drone defense tasks. Method: the application of multimodal large language models as a semantic layer of a counter-drone defense system is considered. Results: a generalized structure of an information-analytical contour of counter-unmanned aircraft systems defense using multimodal large language models and retrieval-augmented generation is proposed; the role of multimodal large language models as an auxiliary semantic layer is defined; a typical application scenario and the main limitations are formulated. Practical Significance: the proposed approach can reduce the cognitive load on operators, accelerate the initial interpretation of the airspace situation, and improve the quality of analysis.

Keywords: unmanned aerial vehicle; multimodal large language model; retrieval-augmented generation; counter-drone defense

For citation: Abrosimov V.K., Keloglian A.K. The role of multimodal large language models in the development of counter-unmanned aircraft systems defense systems. Vooruzhenie i ekonomika = Armament and Economics. 2026; 77(3): 37-45. (In Russ.).

Введение

Опыт современных боевых действий показал активное использование беспилотных летательных аппаратов (БПЛА) для атак на объекты критической инфраструктуры. Поэтому в настоящее время вопросам построения систем обороны объектов критической инфраструктуры как военного, так и гражданского назначения уделяется значительное внимание. Однако возможности размещаемых в окрестности таких объектов для их защиты систем противовоздушной обороны (ПВО) от БПЛА объективно ограничены. ПВО создавались совершенно для других целей. Как показано в работе[1], для ЗРК ПВО к настоящему времени

[1] Ростопчин В.В. Ударные беспилотные летательные аппараты и противовоздушная оборона – проблемы и перспективы противостояния // Беспилотная авиация. 2019. URL: https://www.researchgate.net/publication/331772628_Udarnye _bespilotnye_letatelnye_apparaty_i_protivovozdusnaa_oborona_-problemy_i_perspektivy_protivostoania

© Абросимов В.К., Келоглян А.Х., 2026

воздушными целями являются разведывательные, разведывательно-ударные БПЛА, БПЛА-постановщики помех, БПЛА-ретрансляторы связи, а также БПЛА другого функционального назначения со скоростями полета 120-800 км/ч в диапазоне высот от 50 до 7000 м. Вместе с тем малогабаритные БПЛА, как правило, характеризуются малой эффективной площадью рассеяния, что снижает дальность и устойчивость их обнаружения радиолокационными средствами. Дополнительную сложность создают полет на малых высотах, малая скорость отдельных типов БПЛА и способность некоторых аппаратов выбирать маршруты следования, затрудняющие своевременное обнаружение.

Борьба с БПЛА и группами БПЛА включает взаимосвязанные процессы обнаружения, сопровождения, распознавания, идентификации, принятия решения, перехвата управления (при необходимости и возможности), прицеливания и воздействия. Средства обороны от БПЛА уже сейчас выделяются в отдельные системы вооружения, которые получили пока еще неофициальное название «Система противодронной обороны» (ПДО). Очевидно, что концептуально система противодронной обороны должна встраиваться в существующие системы ПВО, прежде всего объектовые, с комплексированием по информации и управлению с другими средствами обнаружения, сопровождения и воздействия. Системы ПДО, как представляется, будут разрабатываться по известным военным «лекалам» и иметь вполне предсказуемую архитектуру: некоторая система предупреждения, как правило, совмещенная с системой обнаружения, и средства воздействия, потенциально основанные на различных физических принципах.

Основные положения теории противодронной обороны как новой научной проблемы борьбы с появившимся новым типом в определенном смысле даже стратегического перспективного вооружения еще только формулируются. Решение задач противодействия существенным образом зависит от стратегий действий БПЛА противника как одиночных, так и особенно групповых. И в практике задача противодействия БПЛА не ограничивается обнаружением воздушной цели. БПЛА может выполнять разрешенный полет, находиться на достаточном удалении от охраняемого объекта или, наоборот, демонстрировать подозрительные признаки: не передавать идентификационную информацию, двигаться в составе группы, целенаправленно приближаться к охраняемому объекту. В связи с этим в задачах ПДО важно не только обнаружить объект, но также правильно интерпретировать ситуацию.

Несмотря на высокую степень автоматизации процессов принятия решений, новизна постановки задачи создания систем ПДО и отсутствие в настоящее время общего системного подхода к их построению приводит к тому, что значительная часть задач по-прежнему возлагается на оператора. При этом эффективность работы человека-оператора ограничивается утомляемостью, высокой когнитивной нагрузкой, неполнотой восприятия обстановки, временем реакции и риском субъективной оценки ситуации. В этом отношении представляет существенный интерес разработка средств поддержки принятия решений оператором по всему спектру проблемных вопросов, связанных с функционированием систем ПДО, с использованием современных технологий искусственного интеллекта. В число наиболее успешно развиваемых технологий для систем поддержки принятия решений в последнее время относятся мультимодальные большие языковые модели [1].

Такие модели обладают существенными возможностями по интеграции и смысловой интерпретации разнородных данных, формированию объяснимых ответов и подготовке кратких аналитических отчетов для оператора.

К сожалению, в русскоязычной литературе информации на данную тему крайне мало. К числу немногочисленных, но интересных публикаций следует отнести работу [2], в которой специализированные квантованные большие языковые модели интегрируются в системы управления БПЛА с использованием так называемого квантования моделей для снижения требований к вычислительным ресурсам. Наиболее близкой к тематике настоящей статьи является работа [3], в которой рассмотрена проблема создания экспертных систем на основе больших языковых моделей с применением технологии генерации с дополненной выборкой и предложена архитектура системы, где функции традиционной экспертной

системы реализуются программными агентами с использованием специализированного управляющего запроса.

Таким образом, развитие систем противодронной обороны требует не только совершенствования средств обнаружения, сопровождения и воздействия, но и формирования информационно-аналитического слоя, обеспечивающего смысловую интерпретацию разнородных данных и поддержку оператора. В связи с этим актуальной является задача определения роли и места мультимодальных больших языковых моделей в составе системы ПДО.

1 Противодронная оборона как информационно-аналитический процесс

ПДО объектов инфраструктуры представляет собой не только совокупность технических и специальных средств обнаружения и противодействия БПЛА, но сложный информационно-аналитический процесс. Он включает в себя задачи по своевременному выявлению потенциально опасного воздушного объекта, определения его технических характеристик, оценку характера поведения и формирования обоснованного решения о дальнейших действиях. В современных научных работах по тематике ПДО данный процесс чаще всего рассматривается как последовательность взаимосвязанных этапов: обнаружение, локализация, сопровождение, классификация, идентификация, принятие решения и последующий анализ произошедшего события[2].

В общем виде процесс ПДО можно представить как совокупность взаимосвязанных этапов: обнаружение объекта, определение координат, трекинг, классификация, идентификация, определение уровня угрозы, принятие решения о применении средств противодействия и послесобытийный анализ. В отчете Объединенного исследовательского центра Европейской комиссии (Joint Research Centre) для описания подобных задач используется термин DTI (detection, tracking and identification), включающий обнаружение, локализацию, сопровождение, классификацию и идентификацию БПЛА[3]. Такой подход демонстрирует, что процесс ПДО является не одной операцией, а многоэтапным процессом.

На этапе обнаружения объекта фиксируется сам факт появления воздушного объекта в охраняемой области. Для этой цели применяется различное оборудование: радиолокационные средства, оптико-электронные и тепловизионные камеры, акустические датчики, средства радиочастотного мониторинга и иные источники первичной информации. При этом каждый источник имеет свои преимущества и недостатки. Радиолокационные средства позволяют фиксировать объект на значительном расстоянии, но имеют проблемы с низколетящими и малогабаритными объектами. Оптико-электронные средства предоставляют наглядную информацию о внешнем облике объекта, но малоэффективны в неблагоприятных метеорологических условиях, при низком уровне освещенности и на значительном расстоянии. Радиочастотный мониторинг позволяет дать сведения о канале управления, но становится неэффективным при автономном полете или управлении по оптоволоконному кабелю.

После обнаружения объекта возникает задача сопровождения. На этом этапе система должна обеспечивать устойчивое сопровождение объекта, рассчитывать координаты, высоту, скорость, курс движения и возможную траекторию. Сопровождение имеет принципиальное значение, поскольку именно динамика движения позволяет перейти от простого факта обнаружения к анализу поведения. Трек полета позволяет судить о характере поведения БПЛА: целенаправленное движение на объект, его облет или же зависание с целью разведки.

Следующий этап – классификация и идентификация объекта. Классификация позволяет отнести объект к определенному типу: птица, БПЛА самолетного типа, БПЛА мультироторного типа, группа БПЛА, зонд и т.д. Идентификация помогает понять: является ли

---

[2] Poppinga G., Anderson D., Amendola D. Technical developments in counter-drone technology: C-UAS detection, tracking and identification technology: annual report. Luxembourg: Publications Office of the European Union, 2025. 59 p. doi:10.2760/1517220. URL: https://publications.jrc.ec.europa.eu/repository/bitstream/JRC140692/JRC140692_01.pdf

[3] *Там же*.

объект дружественным, неизвестным, опасным или безопасным. Для этого могут использоваться сведения о разрешенных полетах, данные Remote ID[4], радиочастотные признаки, визуальные данные, особенности активности и т.д. Корректная идентификация воздушных объектов в вопросах защиты объектов инфраструктуры крайне важна, так как недостаток в информации и отсутствие координации в источниках данных может привести к ошибочной классификации воздушного объекта и, как следствие, к неверному принятию решения[5].

Оценка уровня угрозы не может определяться только одним признаком. Например, отсутствие данных Remote ID не всегда является признаком наличия угрозы, а полет вблизи охраняемого объекта может быть запланированным и разрешенным. Более надежная оценка должна формироваться совокупностью данных от различных источников. Поэтому в современных противодронных системах имеет большое значение не столько данные от отдельных источников, сколько их объединение, позволяющее сформировать более цельную оценку обстановки[6].

С точки зрения информационно-аналитической поддержки в системе ПДО выделяется несколько уровней обработки данных. На первом принимаются данные от первичных датчиков. На втором происходит предварительная обработка данных: обнаружение объекта, определение характеристик объекта, построение трека движения и первичная классификация. На третьем происходит объединение данных от различных источников и формирование описания ситуации. На четвертом необходимо провести смысловую интерпретацию произошедшего события, сопоставление с имеющимися базами знаний и прецедентами.

2 Возможности MLLM в задачах противодронной обороны

Мультимодальные большие языковые модели целесообразно использовать как один из инструментов информационно-аналитической поддержки ПДО. Их основное отличие от стандартных языковых моделей состоит в возможности совместной обработки разнородных типов данных: текст, изображение, видеопоток, таблицы и т.д. За счет этого имеется возможность использования MLLM не только для генерации текстовых ответов, но также для смысловой интерпретации сложившейся ситуации, представленной различными источниками [5].

В целом система ПДО использует информацию о воздушной обстановке из различных источников: данные технических средств наблюдения, сведения об идентификации объекта, результаты радиочастотного мониторинга, метеорологическую обстановку, картографическую информацию, а также данные о разрешенных полетах. Для алгоритмов такие данные чаще всего представляются в формализованном машиночитаемом формате. Однако оператор не способен в кратчайший срок интерпретировать большой объем разнотипной информации, а MLLM способна обобщить различные данные и предоставить объяснение.

Одним из наиболее обоснованных направлений применения MLLM в задачах ПДО является формирование смыслового описания воздушной обстановки. Модель, получая данные от различных источников первичной информации, преобразует их в текстовое описание, понятное человеку-оператору. Например, вместо таблицы с признаками система может сформировать доклад: «обнаружен неопознанный летательный аппарат самолетного типа, направляющийся в направлении охраняемого объекта, на высоте 50 м, сведения в журнале разрешенных полетов о данном объекте отсутствуют». Такой формат представления данных понятен человеку, он снижает нагрузку и ускоряет первичное уяснение ситуации.

---

[4] Remote Identification (RID) для БПЛА – это технология, разработанная для улучшения отслеживания и идентификации БПЛА во время полета. Эта технология в основном обеспечивает возможность идентификации и управления БПЛА другими пользователями воздушного пространства, наземным персоналом или соответствующими органами путем трансляции определенной идентификационной информации.

[5] Shoufan A., Alkadi R. Integrating Counter-UAS Systems into the UTM System for Reliable Decision Making // arXiv. 2021. 14 Nov. URL: https://arxiv.org/abs/2111.07291

[6] *См.*: Semenyuk V., Kurmashev I., Lupidi A., Alyoshin D., Kurmasheva L., Cantelli-Forti A. Advance and Refinement: The Evolution of UAV Detection and Classification Technologies // arXiv. 2024. 09 Sep. 19 p. doi:10.48550/arXiv.2409.05985. URL: https://arxiv.org/abs/2409.05985; *см.* также [4].

Вторая возможность заключается в совместном использовании MLLM с механизмом RAG (Retrieval-Augmented Generation). При такой конфигурации модель имеет доступ к внешним источникам данных: журналам разрешенных полетов, базе имеющихся типов БПЛА, радиочастотным таблицам, базе знаний прецедентов, картам охраняемых зон и т.д. Такой подход не ограничивается знаниями во внутренних параметрах модели, а использует для генерации ответа актуальные документы и данные [6].

Третья возможность связана с анализом и интерпретацией поведения объекта. В задачах ПДО необходимо не только определить тип БПЛА и его характеристики, но также особенности его действий (высота полета, характер движения и т.д.). MLLM способна сопоставлять эти признаки с имеющейся базой знаний типовых возможностей применения и формировать предположение о характере поведения объекта.

Четвертая возможность позволяет автоматизировать послесобытийный анализ произошедшей ситуации. MLLM целесообразно использовать для документирования хронологии событий, фиксировать конкретные события и подготавливать отчет.

Наряду с этим возможности MLLM не стоит переоценивать. В существующих реалиях подобные модели не рассматриваются как самостоятельное средство обнаружения, классификации или принятия решения. Исследования, посвященные применению MLLM в задачах Low-Altitude UAV Scenarios (применения БПЛА на низких высотах), показывают, что такие модели пока испытывают затруднения со сложными визуальными условиями и устойчивой интерпретацией разнотипных данных[7]. Также в документе Национального института стандартов и технологий США[8] подчеркивается, что генеративные модели склонны формировать ошибочные, но уверенно сформулированные ответы, а также имеется риск чрезмерного доверия пользователей к выдаваемым данным.

Поэтому наиболее обоснованным является применение MLLM в качестве вспомогательного аналитического компонента. Модель стоит использовать поверх специализированных алгоритмов обнаружения, сопровождения, классификации и объединения данных. Выводы должны быть подкреплены указанием исходных признаков. При недостаточности данных для формирования исчерпывающего вывода необходимо ограничить формирование неподтвержденных ответов, а зафиксировать неопределенность и указать какие сведения необходимо получить дополнительно.

Таблица 1 – Применение MLLM в системе ПДО

Направление применения	Роль MLLM	Ограничение
Обнаружение	Описание результата обнаружения и сопоставление данных от различных источников	Не заменяет специализированные средства
Классификация	Объяснение признаков, влияющих на классификацию	Требует проверки по независимым источникам
Идентификация	Сопоставление объекта с журналами разрешенных полетов, Remote ID	Не должна принимать окончательное решение
Сопровождение	Анализ характера движения и поведения объекта	Не заменяет трекер и фильтры сопровождения
Оценка угрозы	Формирование объяснимой гипотезы о характере ситуации	Необходимо задавать пределы достоверности и контроль оператора
Работа с базами знаний	Использование RAG для обращения к документам, базам знаний и прецедентам	Требуется контроль актуальности источников
Послесобытийный анализ	Формирование хронологии, отчета и выявление противоречий	Требуется экспертная проверка итогового документа

[7] Dai S., Ma Z., Luo Z., Yang X., Huang Y., Zhang W., Chen C., Gu Z.o, Xu W., Sun Y., Sun M. MM-UAVBench: How Well Do Multimodal Large Language Models See, Think, and Plan in Low-Altitude UAV Scenarios? // arXiv. 2025. 29 Dec. 25 p. doi:10.48550/arXiv.2512.23219. URL: https://arxiv.org/abs/2512.23219

[8] Autio C., Schwartz R., Dunietz J., Jain S., Stanley M., Tabassi E., Hall P., Roberts K. Artificial Intelligence Risk Management Framework: Generative Artificial Intelligence Profile // National Institute of Standards and Technology (NIST AI 600-1). 2024. 26 Jul. doi:10.6028/NIST.AI.600-1. URL: https://nvlpubs.nist.gov/nistpubs/ai/NIST.AI.600-1.pdf

Для оценки возможностей применения MLLM в системе ПДО целесообразно использовать классификацию, представленную в таблице 1.

В связи с этим предлагается рассматривать MLLM как вспомогательный инструмент информационно-аналитической поддержки, но не как самостоятельное средство ПДО. Практическая ценность проявляется там, где требуется связать между собой разнотипные данные, пояснить текущую воздушную обстановку, сопоставить признаки объектов с базой знаний и подготовить понятный для человека вывод. При этом задачи обнаружения, сопровождения, подавления или перехвата БПЛА должны решаться специализированными техническими средствами и алгоритмами ПДО. MLLM в такой системе не заменяет исполнительный контур, а дополняет его, повышая обоснованность принимаемых решений.

3 Архитектура информационно-аналитического контура ПДО с использованием MLLM и RAG

Архитектура информационно-аналитического контура ПДО с использованием MLLM должна строиться не как замена существующих технических и программных средств обнаружения, сопровождения и реагирования, а как надстройка над ними. В такой структуре мультимодальная большая языковая модель находится на уровне семантического слоя, который получает подготовленные исходные данные, сопоставляет их с внешними источниками знаний и формирует структурированный доклад по результатам генерации для человека или системы поддержки принятия решения. Под семантическим слоем в данной работе понимается программный компонент, обеспечивающий смысловую интерпретацию подготовленных данных, их сопоставление с внешними источниками знаний и формирование объяснимого аналитического вывода.

Особенностью предлагаемой архитектуры является разделение функций. MLLM не должна вмешиваться в процессы, которые и без того качественно выполняются специализированными алгоритмами: обработка сигналов, первичная классификация, построение треков объединение данных и т.д. Система должна функционировать на более высоком уровне, где требуется взаимоувязать имеющиеся данные с контекстом обстановки, журналом разрешенных полетов, имеющейся базой знаний прецедентов. В предполагаемом контуре модель на вход получает не «сырые» данные, а структурированный массив данных. Такой массив может включать: идентификатор, сведения о наличии или отсутствии Remote ID, расстояние до охраняемого объекта, сведения о наличии подтверждения от журнала с разрешенными полетами, данные от различных датчиков.

База знаний в данной структуре является отдельным элементом и используется через механизм RAG. Она обеспечивает взаимосвязь MLLM с актуальными внешними источниками: журналами разрешенных полетов, картами, классификаторами типов БПЛА, базами знаний прецедентов и инструкциями оператора. Благодаря такому подходу модель формирует вывод не только на основе внутренних знаний, полученных при обучении, но также учитывает документы и данные, относящиеся к конкретному объекту инфраструктуры. Применение механизма RAG повышает проверяемость выводов, так как использование MLLM без внешней базы знаний может повлечь формирование правдоподобных, но недостаточно обоснованных объяснений. Все вышеперечисленное делает вывод более прозрачным для оператора и облегчает последующую проверку.

Обобщенная структура информационно-аналитического контура ПДО с использованием MLLM и RAG представлена на рисунке 1.

Выводом MLLM в данной архитектуре является не команда на применение средств противодействия, а аналитическое заключение. Оно должно включать краткое описание события, перечень признаков, подтверждающих предположение об угрозе, указание на недостающие данные и общий уровень неопределенности. Такой формат позволяет использовать модель как инструмент объяснения и поддержки оператора, а не как автономный контур принятия критических решений.

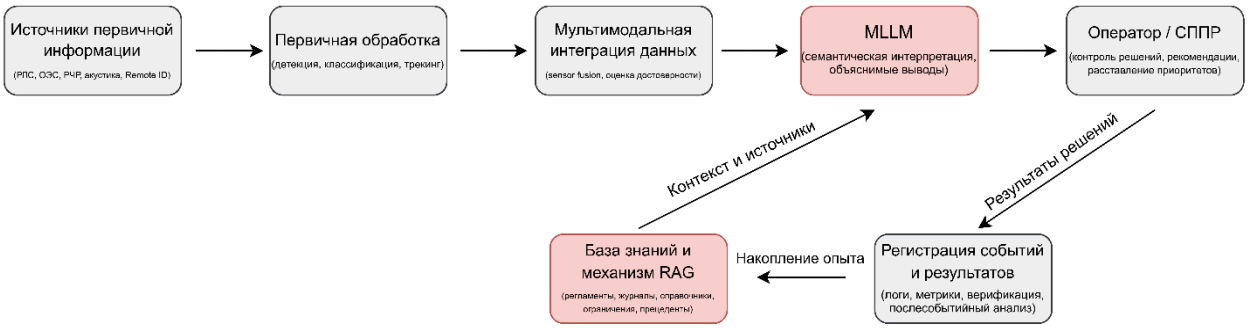

Рисунок 1 – Обобщенная структура информационно-аналитического контура противодронной обороны с использованием MLLM и RAG

4 Пример сценария информационно-аналитической поддержки

С целью уточнения роли и места MLLM в контуре ПДО предлагается рассмотреть типовой сценарий информационно-аналитической поддержки оператора при обнаружении неизвестного воздушного объекта вблизи объекта инфраструктуры. Данный пример не предусматривает автоматического принятия решения на противодействие, его цель состоит в том, чтобы показать порядок формирования поддержки на основе разнотипных данных.

Пусть система ПДО обнаружила появление неопознанного воздушного объекта вблизи охраняемой зоны объекта инфраструктуры. Первичное обнаружение выполнено с помощью радиолокационной станции. Далее поступило подтверждение от оптико-электронного средства. Система сопровождения формирует устойчивый трек. По этим данным неопознанный объект движется в направлении охраняемого объекта, высота колеблется в диапазоне 75-100 м, скорость 120 км/ч. При этом отсутствуют сведения Remote ID, а в журнале разрешенных полетов нет информации об объекте с подобными данными.

На первом этапе специализированные алгоритмы выполняют техническую обработку данных: обнаружение объекта, построение трека, расчет координат, скорости, высоты, курс движения и другие возможные параметры. Данные операции не должны выполняться MLLM, поскольку требуют высокого быстродействия и устойчивости. Результатом обработки является формализованное описание объекта, пригодное для дальнейшей интерпретации.

Пример такого описания представлен в таблице 2.

Таблица 2 – Формализованное описание объекта, сформированное на первом этапе

Параметр	Значение
Идентификатор объекта	BJC9829454
Источник первичного обнаружения	РЛС
Подтверждение оптико-электронным каналом	есть
Размер объекта	Малый
Высота	75-100 м
Скорость	120 км/ч
Направление движения	в сторону объекта инфраструктуры
Remote ID	отсутствует
Запись в журнале разрешенных полетов	отсутствует
Радиочастотная сигнатура	не подтверждена
Уровень достоверности трека	средний

На втором этапе формализованные данные передаются в аналитический модуль MLLM. Одновременно через механизм RAG выполняется обращение к внешним источникам: журналу разрешенных полетов, карте охраняемых зон, регламенту выполнения действий, базе знаний прецедентов, базе имеющихся типов БПЛА, радиочастотным таблицам. Это позволяет модели анализировать не только текущие признаки объекта, но и контекст ситуации. Например, отсутствие записи в журнале разрешенных полетов становится более значимым, если объект находится в зоне с ограничением воздушного пространства.

На третьем этапе MLLM формирует аналитическое описание ситуации. Ключевым моментом является то, что модель не просто формирует итоговую оценку, а объясняет, на каких признаках она основана. Возможный вариант вывода может быть представлен следующим образом: «Объект BJC9829454 имеет признаки потенциально опасного БПЛА. Предположение повышенного уровня внимания подтверждают следующие признаки: движение в сторону охраняемой зоны, отсутствие Remote ID, отсутствие записи в журнале разрешенных полетов, а также подтверждение объекта двумя независимыми каналами наблюдения. Неопределенность сохраняется из-за отсутствия подтвержденной радиочастотной сигнатуры и недостатка данных о типе объекта. Для повышения достоверности оценки требуется продолжить сопровождение, уточнить визуальные признаки и проверить наличие дополнительных сведений во внешних источниках».

Такой вывод отличается от простого сигнала тревоги. Он содержит не только оценку ситуации, но и объяснение причин, перечень подтверждающих признаков, указание на неполные данные и рекомендации по дополнительной проверке. Это позволяет оператору в кратчайшие сроки понять характер обстановки и снизить временные затраты на самостоятельное сопоставление большого количества разрозненных параметров.

На четвертом этапе результат передается оператору или системе поддержки принятия решений. При этом MLLM не имеет доступа к самостоятельному принятию решения на воздействие. Ее вывод используется как один из элементов информационно-аналитической поддержки наряду с результатами специализированных алгоритмов, данными датчиков, регламентами и решением ответственного лица. Такой подход снижает риск чрезмерного доверия к генеративной модели и сохраняет контролируемость процесса принятия решений.

На заключительном этапе все данные по данному событию автоматически фиксируются и заносятся в журнал: параметры трека, подтверждения от датчиков, извлеченные через RAG документы, вывод MLLM, действия оператора и конечный результат. В дальнейшем эти сведения могут использоваться для послесобытийного анализа, уточнения базы знаний, корректировки регламентов и повышения качества работы системы.

Таким образом, пример сценария показывает, что практическая ценность MLLM в системе ПДО состоит не в автономном принятии решений, а в формировании объяснимого и проверяемого аналитического вывода. Модель помогает связать данные от датчиков, сведения из внешних источников и регламентные требования в единое описание ситуации. Это повышает информативность системы, снижает когнитивную нагрузку на оператора и создает основу для более обоснованного анализа случившейся ситуации.

Заключение

Проведенный анализ показывает, что применение MLLM в задачах противодронной обороны целесообразно рассматривать прежде всего в информационно-аналитическом контуре, где требуется смысловая интерпретация разнородных данных, сопоставление текущей обстановки с внешними источниками знаний и подготовка объяснимого вывода для оператора.

В работе рассмотрены роль и место мультимодальных больших языковых моделей на различных этапах этих процессов. Показано, что MLLM в задачах технической обработки сведений об обнаруженном объекте не требуются, но могут стать эффективными в информационно-аналитическом контуре ПДО, но по сформированному формализованному описанию объекта с использованием дополнительной информации от внешних источников

проанализировать не только текущие наблюдаемые признаки объекта, но и сформировать аналитическое описание ситуации, решая как вторую основную задачу ситуационной осведомленности, так и формируя предложения по прогнозу ситуации на основе имеющихся прецедентов. Особо ценным является возможность объяснения причин происшедшего, перечень подтверждающих признаков, указание на неполноту данных и рекомендации по дополнительным действиям.

Таким образом, выводы, вырабатываемые MLLM, используются как один из элементов информационно-аналитической поддержки наряду с результатами специализированных алгоритмов, данными датчиков, регламентами и решением ответственных лиц. Такой подход снижает риск чрезмерного доверия к генеративным моделям и сохраняет контролируемость процесса принятия решений.

Список источников

1. Назаренко А.Г., Федоров М.В., Мошкин А.С. и др. Мультимодальные модели в медицинской диагностике как универсальный инструмент // Вестник Росздравнадзора. 2026. №1. С. 14-29.

2. Анисимов Р.О., Дворников А.Д., Кулагин К.А., Титова С.А., Петров К.В., Применение LLM-моделей на одноплатных компьютерах для реализации автономного полета БПЛА // Управление большими системами. 2025. Вып.117. С. 246-264. doi:10.25728/ubs.2025.117.12

3. Глухих И.Н., Глухих К.И. Разработка экспертных систем на основе большой языковой модели и генерации с дополненной выборкой // Инженерный вестник Дона. 2025. №11. URL: https://ivdon.ru/ru/magazine/archive/n11y2025/10496

4. Wang J., Liu Y., Song H. Counter-Unmanned Aircraft System(s) (C-UAS): State of the Art, Challenges and Future Trends // IEEE Aerospace and Electronic Systems Magazine. 2021. Vol.36. No.3. P. 4-29. doi:10.1109/MAES.2020.3015537

5. Caffagni D., Cocchi F., Barsellotti L., Moratelli N., Sarto S., Baraldi L., Cornia M., Cucchiara R. The Revolution of Multimodal Large Language Models: A Survey // Findings of the Association for Computational Linguistics: ACL 2024 (Bangkok, Thailand: 2024, 11-16 Aug.). P. 13590-13618. doi:10.18653/v1/2024.findings-acl.807

6. Lewis P., Perez E., Piktus A. et al. Retrieval-Augmented Generation for Knowledge-Intensive NLP Tasks // Advances in Neural Information Processing Systems: NeurIPS 2020 (online: 2020, 11-16 Dec.). P. 9459-9474.

Информация об авторах

В.К. Абросимов – доктор технических наук, старший научный сотрудник, SPIN 7439-7007, https://orcid.org/0000-0001-6701-2389.

А.Х. Келоглян – https://orcid.org/0009-0002-7602-7309.