

УДК 621.396.96: 621.312.01: 004.89

**С. А. САВЕНКО,**

главный научный сотрудник

Научно-исследовательского института Вооруженных Сил Республики Беларусь,

доктор технических наук, профессор

**П. И. БАЛТРУКОВИЧ,**

доцент Белорусского государственного университета информатики и радиоэлектроники,

кандидат технических наук, доцент

**С. А. ГОРШКОВ,**

директор ООО «МилитСофт Солюшенс»,

кандидат технических наук, доцент

**С. Ю. СЕДЫШЕВ,**

начальник научного отдела ООО «МилитСофт Солюшенс»,

кандидат технических наук, доцент

## КОМПЛЕКСНЫЙ ПОДХОД К ПРОЕКТИРОВАНИЮ ЭРГАТИЧЕСКИХ СИСТЕМ РАДИОЛОКАЦИИ С ИСПОЛЬЗОВАНИЕМ ТЕХНОЛОГИЙ ИСКУССТВЕННОГО ИНТЕЛЛЕКТА: СОВРЕМЕННОЕ СОСТОЯНИЕ И ПЕРСПЕКТИВЫ

Проведено исследование современных подходов к проектированию эргатических систем радиолокации с использованием технологий искусственного интеллекта для улучшения основных характеристик радиолокационных систем.

### Введение

Современные радиолокационные системы решают сложные задачи, в число которых входит обнаружение малоразмерных целей в условиях помех, обработка данных в реальном времени и управление большими информационными потоками [1; 2]. Эти задачи требуют не только модернизации аппаратной части, но и переосмысления проектирования человеко-машинных интерфейсов [3–6]. Эргатические системы, интегрирующие оператора и алгоритмы искусственного интеллекта (ИИ) в единый контур [7], повышают эффективность радиолокационного мониторинга, однако их создание усложняется балансом между когнитивными возможностями человека и вычислительной мощностью ИИ.

Интеграция ИИ-технологий, таких как компьютерное зрение для анализа радиолокационных изображений (РЛИ) и глубокое обучение для фильтрации шумов, оптимизирует взаимодействие в системе «человек — машина». Алгоритмы автоматизируют рутинные операции (трекинг целей, классификация объектов), снижая нагрузку на оператора. Однако комплексный подход требует учета не только технических параметров, но и адаптации интерфейсов к динамическим условиям, а также распределения ролей в принятии решений [8].

Актуальность темы подтверждается ростом исследований в области когнитивной радиолокации, однако большинство работ фокусируются на узких задачах — улучшении алгоритмов или эргономики, не уделяя должного внимания взаимосвязи элементов. Современные решения

требуют новых подходов, объединяющих радиолокационную физику, машинное обучение и эргономику. Исходя из этого перспективным направлением становится разработка адаптивных эргатических систем, где ИИ не только обрабатывает данные, но и динамически подстраивает интерфейс под когнитивное состояние оператора.

Цель исследования — анализ существующих решений и подходов к комплексному проектированию эргатических радиолокационных систем, гибко сочетающих преимущества ИИ и человеческого интеллекта в условиях неопределенности.

### Проблемные вопросы, возникающие на современном этапе функционирования эргатических систем традиционной радиолокации

Современный этап развития радиолокационных технологий характеризуется нарастающим дисбалансом между стандартными подходами к построению радиолокационных станций (РЛС) и новыми вызовами, обусловленными усложнением оперативной обстановки [9]. Эргатические системы, призванные оптимизировать взаимодействие человека и технических средств в радиолокации, сталкиваются с ограничениями, связанными с физическим истощением возможностей традиционных радиолокационных технологий.

Существенной проблемой современной радиолокации является достижение физических пределов энергетического потенциала РЛС [10]. Принятый путь увеличения

дальности обнаружения за счет роста мощности излучения столкнулся с фундаментальными ограничениями, когда энергопотребление современных РЛС достигло экономически и технически неоправданных величин, при этом дальнейшее наращивание мощности не дает пропорционального увеличения эффективности из-за законов распространения радиоволн и роста помеховой обстановки. Особенно остро эта проблема проявляется в условиях активного применения современных средств радиоэлектронной борьбы, которые способны эффективно подавлять даже мощные радиолокационные сигналы [11].

Следует учитывать также снижение эффективности традиционных методов обработки радиолокационных сигналов. Используемые десятилетиями алгоритмы доплеровской фильтрации и импульсного сжатия приблизились к теоретическому пределу своих возможностей, в то время как новые типы целей (малозаметные объекты, гиперзвуковые аппараты, беспилотные системы малых размеров) требуют принципиально иных подходов к обнаружению и сопровождению. Особенно критична ситуация в условиях сложной помеховой обстановки, когда традиционные методы селекции движущихся целей становятся малоэффективными.

Важным вопросом является стремительное моральное старение парка РЛС. Большинство эксплуатируемых РЛС было разработано для решения задач прошлых десятилетий и физически не способно эффективно работать в современных условиях. Модернизация таких станций сталкивается с принципиальными ограничениями элементной базы и архитектурных решений, заложенных при их создании. При этом массовая замена устаревших РЛС на современные образцы затруднена из-за их высокой стоимости и длительных сроков разработки.

Кроме того, эргатические системы в традиционной радиолокации сталкиваются с принципиальной проблемой информационной перегрузки операторов [12]. Рост количества одновременно сопровождаемых целей, увеличение потока ложных тревог и необходимость принятия решений в условиях жесткого временного лимита приводят к критическому снижению эффективности человеческого звена в системе «оператор — РЛС». Так, согласно [13], при работе в сложных условиях рубежи обнаружения воздушных объектов вследствие установки нерациональных режимов работы РЛС могут уменьшаться более чем на 70 %, а также снижается достоверность выдаваемой РЛИ за счет появления ложных отметок и соответственно траекторий при применении различного рода помех. При этом автоматизированные системы поддержки принятия решений, основанные на традиционных алгоритмах, не могут компенсировать эти ограничения, так как сами используют приближающиеся к исчерпанию своих возможностей методы обработки данных.

Как отмечено в [14], существенное снижение эффективности группировки ПВО ( $\Theta$ ) возникает при  $M > M_{\max}$  ( $M$  — число атакующих целей, при фиксированных значениях остальных параметров;  $M_{\max} = 60$  — максимальные боевые возможности группировки ПВО в приведенном примере), что объясняется плотностью потока целей, которая существенно превышает ее возможности, в том числе связанные с физическими и психологическими возможностями операторов (рисунок 1).

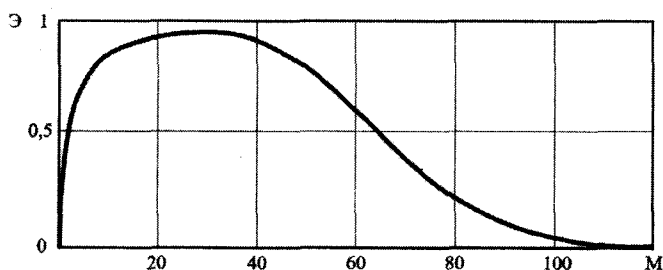


Рисунок 1 — Зависимость эффективности системы ПВО от количества целей, атакующих защищаемые объекты

Развитие эргатических систем традиционной радиолокации связано с необходимостью преодоления указанных ограничений. А, следовательно, дальнейшее совершенствование радиолокационных технологий требует не эволюционного развития существующих решений, а поиска принципиально новых подходов, способных преодолеть физические и технические ограничения, свойственные традиционной радиолокации.

Анализ показывает, что приоритетными направлениями являются разработка когнитивных радиолокационных систем с адаптивными алгоритмами работы, создание распределенных радиолокационных сетей нового поколения, интеграция ИИ в процессы обработки радиолокационной информации и принятия решений [15; 16].

#### Перспективные подходы к проектированию эргатических систем радиолокации с использованием технологий искусственного интеллекта

Учитывая исчерпание возможностей традиционных методов, особую актуальность приобретает интеграция в процессы взаимодействия «оператор — машина» традиционных подходов и технологий ИИ. Данное направление открывает перспективы преодоления существенных ограничений за счет реализации адаптивных, самообучающихся и когнитивных принципов управления.

Заслуживает внимания предложение Д. Бойда, известного представителя военно-теоретической науки США, в соответствии с которым любая деятельность в военной сфере с определенной степенью приближения может быть представлена в виде кибернетической модели OODA (НОРД): Observe — Наблюдай; Orient — Ориентируйся; Decide — Решай; Act — Действуй (рисунок 2) [17].

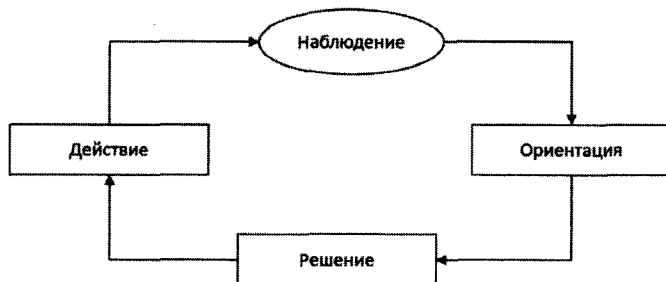


Рисунок 2 — Принцип функционирования модели НОРД

Указанная модель предполагает многократное повторение цикла действий, составленного из четырех последовательных взаимодействующих процессов, таких как: наблюдение, ориентация, решение, действие. В рамках этого подхода:

— *наблюдение* охватывает восприятие сенсорной информации системой, включая РЛС, РЛИ, цифровых двойников и биометрических датчиков оператора;

— *ориентация (осмысление)* — наиболее ответственный и сложный с когнитивной точки зрения этап цикла НОРД. Он состоит из двух подэтапов: декомпозиции (Destruction) и синтеза (Creation) и позволяет как обучение ИИ, так и оценку обстановки, предобработку и интерпретацию радиолокационных данных;

— *решение* реализуется в виде выбора режима работы РЛС, приоритетных целей и выработки стратегий управления;

— *действие* включает передачу команд на исполнительные органы системы, перестройку параметров РЛС, а также подачу рекомендаций оператору через адаптивный интерфейс.

Такой цикл обеспечивает замкнутую адаптивную логику работы когнитивной радиолокационной системы, а также гармоничное распределение функций между человеком и машиной. Как правило, на практике модель НОРД предусматривает достаточно сложное взаимодействие между процессами, учитывающее необходимые параметры и действия.

Отличительная черта цикла НОРД от других подобных циклических моделей состоит в том, что в любой ситуации всегда предполагается наличие соперника, с которыми ведется вооруженная борьба, соперничество или конкуренция. НОРД обеспечивает более быструю реакцию, меньшую зависимость от обучающих данных и лучшую интеграцию с оператором, что критично в условиях помех, информационной перегрузки и сжатых временных рамок. Его структура поддерживает динамичное принятие решений и гибридный интеллект, что делает его идеальным для модернизации РЛС и создания когнитивных адаптивных РЛС.

Технологии ИИ предоставляют возможность обучаться и получать решение задач, которые ранее считались неразрешимыми без участия человека. В основном нейронные сети используются для обработки оптических изображений для решения задач распознавания и классификации объектов, например, успешно применяются сверточные нейронные сети (convolutional neural network, CNN) [18].

Авторы [19] провели сравнение быстродействия нейросетевого и корреляционного алгоритмов, где использовались РЛИ с объектами из тестовой выборки. При сравнении этих алгоритмов получены зависимости времени распознавания ( $t$ ) от количества наземных объектов на тестовом РЛИ ( $N$ ), которые приведены на рисунке 3.

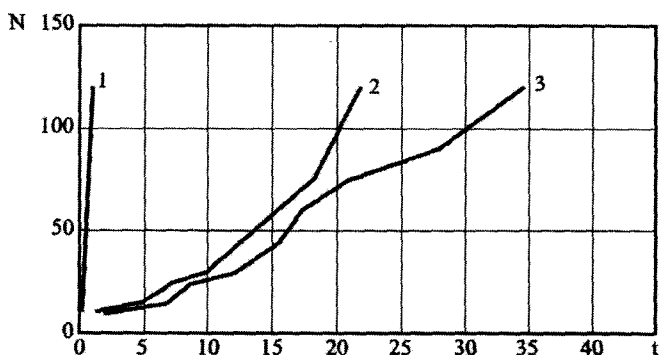


Рисунок 3 — Зависимости времени распознавания от количества наземных объектов на тестовом РЛИ: 1 — CNN; 2 — корреляционный алгоритм с 10-ю эталонами; 3 — корреляционный алгоритм с 20-ю эталонами

Согласно [19], время работы алгоритма распознавания наземных объектов на РЛИ с применением CNN при распознавании 120 объектов составило 0,98 с, а для корреляционно-экстремального алгоритма даже с 10-ю эталонами — 22,4 с.

Оценка замены традиционных жестких алгоритмов нейросетевыми показывает [13], что с их помощью теоретически возможно обеспечить увеличение вероятностей распознавания сложных классов целей приблизительно в 1,5 раза, что обусловлено автоматическим учетом существенной негауссовости распределений в процессе обучения с разделением пространства сигналов нелинейными границами на области, соответствующие различным классам [7].

Инновационным направлением стало применение цифровых двойников антенных систем и объектов наблюдения, что позволяет [20]:

- проводить виртуальные испытания обнаруживающей способности РЛС на ранних этапах проектирования;
- анализировать динамические изменения отношения сигнал/шум для различных фоно-целевых сценариев;
- оценивать вероятность правильного обнаружения объектов заданного класса до создания физических прототипов.

Методы численной электродинамики, реализованные в ANSYS (Analysis System) HFSS (High-Frequency Structure Simulator), в сочетании с математическим моделированием (MATLAB) позволяют создавать высокоточные цифровые модели, учитывающие частотные, угловые и поляризационные параметры.

В [21] обучение нейронных сетей осуществлялось на данных, полученных при создании цифрового двойника дистанционно обслуживаемого объекта, что в результате за счет разработанного алгоритма минимизировало время принятия оператором решений об объекте наблюдения.

Основополагающим подходом становится разработка многоуровневых интеллектуальных систем поддержки принятия решений. В отличие от традиционных систем поддержки принятия решений современные реализации на базе ИИ предусматривают:

- трехуровневую архитектуру обработки данных (нижний — первичная обработка сигналов, средний — тактическая оценка обстановки, верхний — стратегическое планирование);
- динамическое перераспределение функций между оператором и автоматикой;
- непрерывную адаптацию к психофизиологическому состоянию оператора.

Особое значение имеет применение глубокого обучения для распознавания сложных радиолокационных образов [22], что позволяет повысить точность идентификации малозаметных целей по сравнению с классическими алгоритмами. Так, авторы [23] в рамках третичной обработки данных для автоматизации задачи принятия решения о принадлежности обнаруженного объекта (техногенного/природного) к определенному классу, традиционно выполняемой оператором на основе траекторных и спектральных признаков, использовали генеративно-состязательные сети, способные синтезировать дополнительные спектральные портреты объектов и тем самым расширили базу для обучения нейросетевых классификаторов, что, в конечном итоге,

способствовало решению задачи оператором с большей вероятностью правильного распознавания.

Технологии обнаружения аномалий на основе автоэнкодеров, успешно применяемые для анализа исторических траекторий в авиации [24], могут быть адаптированы для выявления нештатных режимов работы РЛС или подозрительных траекторий целей.

Перспективным направлением является интеграция методов reinforcement learning, успешно применяемых для адаптивного планирования в системах слияния траекторий (point-of-merge) [25], что может значительно улучшить алгоритмы управления ресурсами РЛС в сложной помеховой обстановке.

Инновационным направлением является создание когнитивных интерфейсов оператора, основанных на технологиях компьютерного зрения и обработки естественного языка. Такие системы реализуют автоматический анализ глазодвигательной активности оператора для оценки уровня концентрации, прогнозирование усталости по микродвижениям, голосовое управление критическими функциями.

Особого внимания заслуживает подход гибридного интеллекта, предполагающий оптимальное распределение функций между человеком и ИИ. В радиолокационных приложениях это реализуется через адаптивное делегирование рутинных операций автоматике, семантическую обработку радиолокационных данных с формированием понятных оператору тактических картин и систему аргументированного объяснения рекомендаций ИИ.

Значительный интерес представляет гибридная модель типа CNN-LSTM, объединившая CNN и длительную кратковременную память (LSTM), которые доказали свою эффективность в обработке пространственно-временных данных. Как показали исследования в авиации, такие модели позволяют повысить точность предсказания 4D-траекторий на основе платформы Keras [26], что может быть адаптировано для задач радиолокационного сопровождения сложных траекторий. Кроме того, согласно [27] разработан оптимизированный конвейер обработки — преобразование данных РЛС (.dat) в изображения (.jpg) с градиентной цветовой моделью (библиотека matplotlib) для последующего анализа CNN, что в итоге продемонстрировало лучшие показатели обнаружения целей по сравнению с оператором.

Важным аспектом проектирования становится обеспечение доверия оператора к решениям ИИ. Для этого применяются методы визуализации процессов принятия решений ИИ, системы контроля и верификации рекомендаций, а также механизмы постепенного наращивания автономности по мере роста доверия оператора.

Однако следует учитывать технологические вызовы, связанные обеспечением устойчивости ИИ-алгоритмов в условиях радиоэлектронной борьбы. Для обработки траекторий в условиях неопределенности успешно применяются вероятностные методы типа Gaussian Mixture Models (GMM) [28] и Hidden Markov Models (HMM) [29], особенно в критических фазах движения. Эти подходы могут быть использованы для повышения надежности сопровождения целей на этапах резкого маневра.

Отдельную проблему представляют современные малозаметные воздушные суда. Для их обнаружения тре-

буется комбинация методов машинного обучения, таких как ансамблевый алгоритм машинного обучения (Random Forest) и метод опорных векторов (Support Vector Machine) с анализом тонких изменений в эффективной площади рассеяния (RCS-характеристиках) [30], что позволяет выявлять объекты с пониженной радиолокационной заметностью.

Особое значение имеет разработка методов обнаружения атак на системы ИИ, которые могут проявляться в целенаправленном искажении входных данных или параметров моделей.

Реализация указанных подходов требует решения комплекса научно-технических задач:

- разработки специализированных аппаратных ускорителей для обработки радиолокационных данных методами ИИ;
- создания новых интерфейсов «человек — машина»;
- развития методов объяснимого ИИ для критически важных применений.

Некоторую трудность представляет обеспечение работы сложных ИИ-алгоритмов в реальном времени при жестких ограничениях по энергопотреблению и массогабаритным характеристикам бортовых радиолокационных систем.

Таким образом, использование технологий ИИ при проектировании эргатических систем радиолокации способствует созданию принципиально нового класса эргатических систем с интеллектуальной адаптивностью, способных динамически подстраиваться под оператора, условия работы и изменения в радиолокационных технологиях. Такие системы создают условия для повышения устойчивости к радиоэлектронному подавлению и снижению когнитивной нагрузки, но потребуют решения задач кибербезопасности и минимизации ошибок автономных решений.

## Заключение

Проведенное исследование позволяет сформировать комплексный подход к проектированию эргатических радиолокационных систем нового поколения, основанный на синергии человеческого интеллекта и современных технологий ИИ. Представленные принципы интеграции адаптивных алгоритмов обработки сигналов, когнитивных интерфейсов и гибридных архитектур управления открывают возможность для создания радиолокационных комплексов с принципиально новыми характеристиками. Результаты исследования могут быть использованы при разработке перспективных систем радиолокационного мониторинга, где критически важны устойчивость к сложным помеховым условиям, эффективное распределение функций между оператором и автоматизированными подсистемами, а также адаптация к динамически меняющейся оперативной обстановке. Предлагаемые подходы особенно актуальны для создания модернизированных РЛС различного назначения, способных работать в условиях высокой информационной нагрузки и интенсивного радиоэлектронного противодействия.

## Список использованных источников

1. Radar Handbook, Third Edition / ed.: M. I. Skolnik. — McGraw-Hill, 2008. — 1352 p.
2. Ботов, М. И. Введение в теорию радиолокационных систем : монография / М. И. Ботов, В. А. Вяхирев, В. В. Девогач; ред. М. И. Ботов. — Красноярск : Сиб. федер. ун-т, 2012. — 394 с.
3. Haykin, S. Cognitive Radar [A way of the future] / S. Haykin // IEEE signal processing magazine. — 2006. — P. 30–40.
4. Модели военных, боевых и специальных действий / Д. А. Новиков [и др.]; под ред. Д. А. Новикова. — М. : ЛЕНАНД, 2025. — 528 с.
5. A Review on Today's Cognitive Radar Technology / V. Bamane [et al.] // International Journal of Engineering Research and Reviews. — 2022. — Vol. 10, Iss. 4. — P. 41–51. — URL: <https://doi.org/10.5281/zenodo.7486241>.
6. An Overview of Cognitive Radar: Past, Present, and Future / S. Z. Gurbuz [et al.] // IEEE Aerospace and Electronic Systems Magazine. — 2019. — V. 34, Iss. 12. — P. 6–18.
7. Радиоэлектронные системы: основы построения и теория : справ. / под ред. Я. Д. Ширмана. — Изд. 2-е, перераб. и дополн. — М. : Радиотехника, 2007. — 512 с.
8. Стешина, Л. А. Концепция человеко-ориентированного проектирования сложных технических систем / Л. А. Стешина, И. В. Петухов // Современные наукоемкие технологии. — 2023. — № 7. — С. 92–96.
9. Климов, С. А. Метод повышения разрешающей способности радиолокационных систем при цифровой обработке сигналов / С. А. Климов // Журнал радиоэлектроники. — 2013. — № 1. — 25 с.
10. Кириллов, С. Н. Анализ эффективности функционирования профиля CSS стандарта IEEE 802.15.4a в условиях действия мешающих факторов / С. Н. Кириллов, И. В. Лукашин // Вестник РГРТУ. — 2015. — № 2 (52). — С. 6–10.
11. Кошелев, В. И. Современные методы повышения эффективности обнаружения радиолокационных сигналов / В. И. Кошелев, В. Г. Андреев, В. А. Белокуров. — Рязань : Полиграф, 2014. — 208 с: ил. 1.
12. Уханов, Е. В. Статистические характеристики сигнала на выходе оптимальной радиолокационной системы распознавания подвижных воздушных объектов / Е. В. Уханов // Т-Comm : Телекоммуникации и транспорт. — 2023. — Т. 17, № 4. — С. 26–31.
13. Журавлёв А. В. Возможность применения искусственного интеллекта при ведении радиолокационной разведки / А. В. Журавлёв // Воен. мысль. — 2021. — № 5. — С. 82–87.
14. Ботов, М. И. Основы теории радиолокационных систем и комплексов / М. И. Ботов, В. А. Вяхирев; под общ. ред. М. И. Ботова. — Красноярск : Сиб. федер. ун-т, 2013. — 530 с.
15. Лук, Дао Ван. Алгоритм распознавания малоразмерных воздушных целей по траекторным признакам в полуактивной РЛС / Дао Ван Лук, А. А. Коновалов, Ле Минь Хоанг // Изв. вузов России. Радиоэлектроника. — 2023. — Т. 26, № 5. — С. 76–88.
16. Cognitive Radar (Radar cognitive): NATO STO Technical Report / Final Report of Group SET-227. — 2020. — 142 p.
17. Макаренко, С. И. Сетецентрическая война — принципы, технологии, примеры и перспективы : моногр. / С. И. Макаренко, М. С. Иванов. — СПб. : Наукоемкие технологии, 2018. — 898 с.
18. Gopi, E. S. Pattern Recognition and Computational Intelligence Techniques Using Matlab / E. S. Gopi // Springer. — 2020. — 263 p.
19. Распознавание наземных объектов на радиолокационном изображении с применением сверточной нейронной сети / В. И. Вебер [и др.] // Уральский журнал радиотехники. — 2022. — № 6 (1). — С. 93–101.
20. Моделирование процесса радиолокационного обнаружения с использованием цифровых двойников антенной системы и объекта наблюдения / А. С. Григорьев [и др.] // Изв. вузов России. Радиоэлектроника. — 2025. — Т. 28, № 1. — С. 102–115.
21. Волков, В. Ф. Методологический подход к применению цифрового двойника дистанционно обслуживаемого объекта в процессе обучения нейронной сети в интересах сокращения времени принятия решения оператором / В. Ф. Волков, Н. А. Шуваев, Р. Р. Хайдаров // Прикладной искусственный интеллект: перспективы и риски : сб. докл. Междунар. науч. конф., Санкт-Петербург, 17 окт. 2024 г. — СПб. : ГУАП, 2024. — С. 32–36.
22. Next-Generation Cognitive Radar Systems / ed.: K. V. Mishra, B. Shankar, M. Rangaswamy. — The Institution of Engineering and Technology, 2024. — 685 p.
23. Сенцов, А. А. Реализация генеративной нейронной сети для решения задачи выделения техногенных воздушных объектов при радиолокационном обзоре / А. А. Сенцов, С. А. Иванов // Прикладной искусственный интеллект: перспективы и риски : сб. докл. Междунар. науч. конф., Санкт-Петербург, 17 окт. 2024 г. — СПб. : ГУАП, 2024. — С. 91–96.
24. Applications of artificial intelligence in air operations: A systematic review / C. L. Tafur [et al.] // Elsevier; Results in Engineering. — 2025. — Vol. 25. — URL: <https://doi.org/10.1016/j.rineng.2024.103742>.
25. Liang, M. Policy optimization in automated point merge trajectory planning: an artificial intelligence-based approach / M. Liang, W. Li, D. Delahaye, P. Notry // Proceedings of the IEEE/AIAA 38th Digital Avionics Systems Conference (DASC), IEEE, 2019. — P. 1–8. — URL: <https://doi.org/10.1109/DASC43569.2019.9081789>.
26. Ma, L. A hybrid CNN-LSTM model for aircraft 4D trajectory prediction / L. Ma, S. Tian // IEEE Access 8 (2020) 134668–134680. — URL: <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2020.3010963>.
27. Исабаев, К. Ж. Оценка времени обработки радиолокационной информации свёрточной нейронной сетью / К. Ж. Исабаев // Проблемы автоматизации и управления. — 2024. — № 1 (49). — С. 70–77.
28. Lin, Y. Study on algorithm for flight trajectory prediction based on GMM / Y. Lin, J. Zhang, X. Wu, Y. Liu. — Gongcheng Kexue Yu Jishu/Adv. Eng. Sci. 50 (4), 2018. — URL: <https://doi.org/10.15961/j.jsuese.201700541>.
29. Ayhan, S. Aircraft trajectory prediction made easy with predictive analytics / S. Ayhan, H. Samet // Proceedings of the 22nd ACM SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining, New York, USA, ACM, 2016. — P. 21–30. — URL: <https://doi.org/10.1145/2939672.2939694>.
30. Sumari, A. A new method and information system based on artificial intelligence for black flight identification / A. Sumari, R. Asmara, I. Syamsiana // Elsevier; Methods X. — 2025. — Vol. 14. — URL: <https://doi.org/10.1016/j.mex.2025.103250>.

Статья поступила в редколлегию 17.06.2025.