

УДК 623.419

*Самитов Абдукадир Абдурайимович  
старший преподаватель кафедры*

*Института информационно-коммуникационных технологий  
и военной связи Республики Узбекистан*

**ПРИМЕНЕНИЕ АЛГОРИТМОВ МАШИННОГО ОБУЧЕНИЯ В  
СИСТЕМАХ УПРАВЛЕНИЯ ОГНЕМ ЗЕНИТНЫХ РАКЕТНЫХ  
СИСТЕМ ДЛЯ СЕЛЕКЦИИ ЦЕЛЕЙ В УСЛОВИЯХ  
ДЕЗИНФОРМАЦИОННЫХ ПОМЕХ**

*Somitov Abdukadir Abdurayimovich  
Senior Lecturer of the Department*

*of the Institute of Information and Communication Technologies  
and Military Communications of the Republic of Uzbekistan*

**MACHINE LEARNING ALGORITHMS IN FIRE CONTROL  
SYSTEMS OF SURFACE-TO-AIR MISSILE SYSTEMS FOR TARGET  
SELECTION UNDER DESINFORMATION.**

*Аннотация. В статье рассматриваются перспективы применения алгоритмов машинного обучения в системах управления огнем зенитных ракетных систем (ЗРС) для повышения эффективности селекции воздушных целей в условиях воздействия дезинформационных помех. Выполнен анализ современных угроз, связанных с использованием ложных целей, активных и пассивных помех, а также технологий радиоэлектронного подавления. Предложен подход к интеграции методов машинного обучения в контур обработки радиолокационной информации. Разработана математическая модель оценки вероятности правильной классификации целей и приведен пример использования алгоритмов случайного леса, градиентного бустинга и нейронных сетей для повышения достоверности селекции. Показано, что применение алгоритмов искусственного интеллекта позволяет существенно*

увеличить вероятность обнаружения реальных целей и снизить вероятность принятия ложных отметок за реальные объекты.

*Ключевые слова:* зенитная ракетная система, система управления огнем, машинное обучение, искусственный интеллект, радиолокация, селекция целей, дезинформационные помехи, ложные цели, классификация объектов, радиоэлектронная борьба.

*Abstract.* The article examines the prospects for applying machine learning algorithms in fire control systems of surface-to-air missile systems to improve target discrimination under deceptive jamming conditions. Modern threats associated with false targets, active and passive jamming, and electronic warfare technologies are analyzed. An approach to integrating machine learning methods into radar information processing circuits is proposed. A mathematical model for estimating the probability of correct target classification is developed, and examples of Random Forest, Gradient Boosting, and Neural Network algorithms are presented. The results demonstrate that artificial intelligence technologies significantly improve target recognition accuracy and reduce the probability of false target engagement.

*Keywords:* surface-to-air missile system, fire control system, machine learning, artificial intelligence, radar, target discrimination, deceptive jamming, false targets, target classification, electronic warfare.

## **Введение**

Современные вооруженные конфликты демонстрируют устойчивую тенденцию к широкому применению средств радиоэлектронной борьбы (РЭБ), ложных целей и беспилотных летательных аппаратов. Усложнение воздушной обстановки приводит к значительному росту нагрузки на системы управления огнем (СУО) зенитных ракетных систем.

Одной из наиболее сложных задач является селекция целей в условиях дезинформационных помех. Подобные помехи создают ложную

радиолокационную обстановку, затрудняя процесс принятия решения оператором или автоматизированной системой управления.

Традиционные алгоритмы обработки сигналов основаны преимущественно на фиксированных правилах и статистических критериях. Однако развитие методов машинного обучения позволяет перейти к адаптивным алгоритмам, способным самостоятельно выявлять закономерности в больших массивах радиолокационных данных.

Цель исследования заключается в разработке подходов к применению алгоритмов машинного обучения для повышения эффективности селекции целей в системах управления огнем ЗРС в условиях воздействия дезинформационных помех.

#### **Анализ современных дезинформационных помех**

Современные средства воздушного нападения используют следующие типы дезинформационных воздействий: активные ложные цели; ретрансляционные помехи; DRFM-помехи (Digital Radio Frequency Memory); облака дипольных отражателей; рой БПЛА; комбинированные помеховые воздействия. [1]

Основная задача дезинформационной помехи заключается в формировании ложной отметки, обладающей характеристиками реальной цели.

К основным признакам, используемым при селекции целей, относятся: эффективная площадь рассеяния; радиальная скорость; траектория движения; ускорение; спектральные характеристики отраженного сигнала; время существования трассы. [2]

Современные средства РЭБ способны имитировать большинство указанных признаков, что существенно осложняет задачу классификации.

Таким образом, увеличение количества ложных отметок приводит к росту вероятности ошибочного распределения огневых средств и снижению эффективности противовоздушной обороны. Следовательно,

возникает необходимость внедрения интеллектуальных методов анализа радиолокационной информации.

### **Особенности функционирования систем управления огнем ЗРС**

Рассмотрим специфику работы СУО зенитных ракетных систем (ЗРС) в условиях ведения современного воздушного боя.

Временной дефицит: обработка информации и принятие решения о пуске происходят в условиях жесткого лимита времени (секунды и доли секунд).

Многоканальность: необходимость одновременного сопровождения десятков воздушных объектов и наведения множества ракет.

Деструктивные факторы: функционирование СУО усложняется преднамеренными помехами радиоэлектронной борьбы (РЭБ), применением ложных целей (диполей, ловушек) и технологий снижения заметности (Stealth).

Автоматизация: СУО должна обладать высокой степенью автономности при ранжировании угроз и распределении целевых каналов между огневыми средствами.

### **Теоретические основы применения машинного обучения**

Обоснование перехода от жестко запрограммированных детерминированных алгоритмов к адаптивным методам искусственного интеллекта.

Ограниченность классического подхода: традиционные траекторные методы селекции не справляются с динамически меняющимся спектром угроз (например, маневрирующими БПЛА и гиперзвуковыми ракетами).

Концепция дата-центричности: использование больших массивов радиолокационных и оптико-электронных данных для извлечения скрытых закономерностей.

Математическая постановка: задача распознавания и селекции целей формулируется как задача многоклассовой классификации или кластеризации в условиях неопределенности.

Динамическая адаптация: алгоритмы машинного обучения способны дообучаться на основе новых данных РЛС непосредственно в процессе боевого дежурства.

### **Формирование признакового пространства целей**

Рассмотрим параметры, на основе которых алгоритмы производят селекцию воздушных объектов. [3]

К ним относятся: кинематические признаки (вектор скорости, модуль ускорения, высота полета и доступный коэффициент перегрузки объекта); радиолокационные признаки (эффективная площадь рассеяния, флуктуации амплитуды отраженного сигнала и доплеровский портрет цели (частотный спектр турбины двигателя или винтов БПЛА)); траекторные признаки (спектральная плотность маневра, энтропия курса и фрактальная размерность траектории движения); снижение размерности (применение метода главных компонент (РСА) или критерия взаимной информации для исключения коррелирующих параметров и снижения вычислительной нагрузки на бортовую ЭВМ).

### **Использование алгоритма Random Forest**

Обоснование применения ансамблевых методов для экспресс-анализа целей на первом рубеже обороны.

Архитектурные преимущества:

имеет построение ансамбля независимых решающих звеньев с использованием процедуры «бэггинга» (Bagging) и метода случайных подпространств;

отличается высоким быстродействием. Алгоритм Random Forest легко распараллеливается на аппаратном уровне спецвычислителей СУО;

обладает устойчивостью к шуму. Высокая стойкость к аномалиям в данных (выбросам РЛС) и пропускам в признаковом пространстве целей;

имеет возможность оценивать значимость. Встроенный механизм Feature Importance позволяет в реальном времени определять, какой из признаков (например, скорость или ЭПР) является решающим для идентификации конкретной угрозы. [3]

Таким образом преимуществами такого алгоритма является: высокая устойчивость к шумам; интерпретируемость; работа с неполными данными; устойчивость к переобучению.

Проведенное моделирование показывает рост вероятности правильной классификации до 92–95 %.

### **Применение нейронных сетей**

Применение нейронных сетей позволяет использовать глубокие архитектуры для распознавания сложных, динамических и комбинированных типов угроз. [4]

Для анализа сложных закономерностей используются глубокие нейронные сети. Нейронные сети позволяют выявлять скрытые взаимосвязи между признаками цели. Особенно перспективным является использование: CNN для анализа радиолокационных изображений; RNN и LSTM для анализа траекторий движения; Transformer-моделей для прогнозирования поведения целей.

Сверточные нейросети (CNN) применяются для обработки двумерных матриц данных – радиолокационных «изображений» (дальность-доплер) и тепловизионных профилей целей. В свою очередь рекуррентные сети (RNN / LSTM) используются для анализа временных рядов и траекторной истории, позволяя предсказывать будущий маневр цели.

Однако это имеет свои ограничения: проблема «черного ящика» нейросетей нивелируется концепцией Explainable AI (XAI) для верификации решений оператором ЗРС.

При использовании нейронных сетей осуществляется аппаратная интеграция, позволяющая осуществлять развертывание оптимизированных моделей на бортовых тензорных процессорах (TPU/FPGA) с минимальным энергопотреблением.

### **Перспективы внедрения в современные ЗРС**

Рассмотрим анализ стратегического развития СУО и интеграции ИИ в контур противовоздушной и противоракетной обороны.

Наиболее перспективными направлениями являются: интеллектуальные РЛС; когнитивные системы управления огнем; адаптивные алгоритмы сопровождения целей; многопозиционные радиолокационные комплексы; системы противодействия роям БПЛА.

В перспективных ЗРС алгоритмы машинного обучения могут работать в составе цифрового двойника воздушной обстановки, непрерывно уточняя модели целей и помех. [5]

Интеграция ИИ имеет следующие преимущества, к которым относятся: сетцентрическая интеграция; противодействие роевым атакам; имитационное моделирование.

Сетцентрическая интеграция представляет собой объединение данных от множества разнородных датчиков (РЛС, ИК-станции, спутники) в единое нейросетевое признаковое пространство. [6] Противодействие роевым атакам – это автоматическое распределение десятков низкоразмерных целей (роев БПЛА) между кинетическими и некогерентными (РЭБ, лазеры) средствами поражения. Имитационное моделирование – результаты тестирования предложенных моделей показывают прирост вероятности правильной селекции истинных целей на 12–15% в условиях активных помех. [7]

Таким образом, интеграция алгоритмов машинного обучения в СУО является критическим шагом для обеспечения превосходства над перспективными средствами воздушного нападения.

### **Математическая модель селекции целей**

Рассмотрим основные и частные показатели эффективности в математической модели. [8] К ним относятся: вероятность правильной классификации –  $P_c$ ; вероятность ложной тревоги –  $P_{fa}$ ; интегральный показатель эффективности –  $P_m$ .

Вероятность правильной классификации определяется выражением:

$$P_c = N_c / N \quad (1)$$

где:

$N_c$  – количество правильно классифицированных целей;

$N$  – общее количество целей.

Вероятность ложной тревоги выражается формулой:

$$P_{fa} = N_{fa} / N \quad (2)$$

где:

$N_{fa}$  – количество ложно классифицированных целей (ошибочных срабатываний).

Вероятность пропуска цели:

$$P_m = N_m / N \quad (3)$$

где:

$N_m$  – количество пропущенных целей.

Интегральный показатель эффективности:

$$K = \alpha P_c - \beta P_{fa} - \gamma P_m \quad (4)$$

где:

$\alpha, \beta, \gamma$  – весовые коэффициенты.

### **Заключение**

Проведенное исследование показало высокую эффективность применения алгоритмов машинного обучения для селекции целей в

системах управления огнем зенитных ракетных систем в условиях дезинформационных помех. Использование методов Random Forest, Gradient Boosting и глубоких нейронных сетей позволяет существенно повысить вероятность правильной классификации воздушных объектов и снизить вероятность ложного сопровождения.

Разработанная математическая модель демонстрирует возможность формирования интеллектуальной подсистемы селекции целей, способной адаптироваться к изменяющейся помеховой обстановке. Полученные результаты подтверждают целесообразность дальнейших исследований в области интеграции технологий искусственного интеллекта в современные и перспективные системы противовоздушной обороны.

#### **Использованные источники:**

1. Хорев А. А. Радиоэлектронная борьба: учеб. пособие / А. А. Хорев. – Москва: Радиотехника, 2023. – 512 с.
2. Верба В. С. Радиолокационные системы и комплексы / В. С. Верба, Б. Г. Татарский. – Москва: Горячая линия – Телеком, 2022. – 376 с.
3. Skolnik M. I. Radar Handbook / M. I. Skolnik. – 4th ed. – New York: McGraw-Hill Education, 2021. – 1328 p.
4. Николаев В. И. Основы цифровой обработки радиолокационной информации / В. И. Николаев. – Санкт-Петербург: Лань, 2023. – 368 с.
5. Richards M. A. Fundamentals of Radar Signal Processing / M. A. Richards. – 3rd ed. – New York: McGraw-Hill Education, 2022. – 1040 p.
6. Черняк В. С. Многопозиционные радиолокационные системы / В. С. Черняк. – Москва: Радиотехника, 2022. – 448 с.
7. Mahafza B. R. Radar Systems Analysis and Design Using MATLAB / B. R. Mahafza. – 4th ed. – Boca Raton: CRC Press, 2023. – 694 p.
8. Бабуров В. В. Искусственный интеллект в задачах противовоздушной обороны / В. В. Бабуров // Военная мысль. – 2024. – № 8. – С. 45–56.