

Раздел I. Перспективы применения робототехнических комплексов

УДК 004.085

DOI 10.18522/2311-3103-2025-2-6-19

В.К. Абросимов, Г.А. Долгов, Е.С. Михайлова

МОДЕЛЬ МАШИННОГО ОБУЧЕНИЯ УКЛОНЕНИЯ РОЯ ОТ ВОЗДЕЙСТВИЯ АНТОГОНИСТИЧЕСКОЙ СРЕДЫ

Одним из приоритетных направлений теории группового управления на близлежащую перспективу является роевое управление группами малых беспилотных летательных аппаратов – микро-, мини- и нано- классов, выполняющих коллективную задачу в условиях воздействия противника. Здесь сталкиваются две антагонистические стратегии-минимизации потерь с точки зрения атакующего роя и максимизации таких потерь с точки зрения системы обороны. Цель исследования: разработка подхода к решению практической задачи – проникновения роя беспилотных летательных аппаратов на охраняемый системой обороны объект. Задачи исследования заключались в анализе характеристик факторов, влияющих на процессы обнаружения, сопровождения, распознавания намерений роя системой обороны и разработка модели машинного обучения создания пространственно-временных формаций, минимизирующих число пораженных системой обороны элементов роя. В качестве основных параметров системы обороны выделены дальность обнаружения и продолжительность распознавания роя, время на принятие решения по действиям роя, размер зоны поражения средств обороны. В качестве метода исследования выбран метод машинного обучения на сверточных нейронных сетях с подкреплением. Эффект противодействия системе обороны создается за счет динамичности роя; он может активно маневрировать, создавая в процессе осуществления миссии пространственно-временные маневры. Для моделирования ситуации «Рой vs Система обороны» вводится агент роя (нейронная сеть с архитектурой трансформера, которая иницирует формации роя) и агент системы обороны, которая распознает рой и атакует его, создавая зону поражения в условном центре масс роя. Рой руководствуется стохастическим правилом, предлагая системе обороны (среде) отреагировать на его маневр. Среда отвечает атакой роя, образуя поражающий фактор в той точке, в которой предположительно окажется рой или основная часть роя. Наградой стратегии роя выступает число неуничтоженных объектов в условиях выполнения ограничений; для системы обороны эта «награда» выступает как «наказание». В процессе машинного обучения установлено интересное явление: каждый элемент роя, оставаясь в рамках заданного пространства и реализуя биологические принципы роевого управления без Лидера самостоятельно уклоняется от области поражения, что в совокупности создает случайную для средств обороны пространственно-временную формацию с минимальными потерями элементов роя. Таким образом, методом машинного обучения с подкреплением создана модель, позволяющая варьировать поведением роя и синтезировать пространственно-временных формации, затрудняющие обнаружение, сопровождение, распознавание намерений и принятие решений по воздействию системы обороны на рой атакующих малых беспилотных летательных аппаратов, а также существенно снизить их потери.

Группа; рой; беспилотный летательный аппарат; формация; оборона; машинное обучение с подкреплением.

V.K. Abrosimov, G.A. Dolgov, E.S. Mikhailova

MACHINE LEARNING MODEL OF SWARM EVASION FROM THE INFLUENCE OF ANTAGONISTIC ENVIRONMENT

One of the priority areas of group control theory for the near future is swarm control of groups of small unmanned aerial vehicles - micro-, mini- and nano-classes, performing a collective task under enemy influence. Here, two antagonistic strategies collide - minimization of losses from the point of view of the attacking swarm and maximization of such losses from the point of view of the defense system. Re-

search objective: development of an approach to solving a practical problem - penetration of a swarm of unmanned aerial vehicles into an object protected by a defense system. The objectives of the study were to analyze the characteristics of the factors influencing the processes of detection, tracking, recognition of swarm intentions by the defense system and the development of a machine learning model for creating spatio-temporal formations that minimize the number of swarm elements affected by the defense system. The main parameters of the defense system are the detection range and duration of swarm recognition, the time to make a decision on the actions of the swarm, the size of the zone of destruction of defense means. The method of machine learning on convolutional neural networks with reinforcement was chosen as the research method. The counteraction effect against the defense system is created due to the swarm's dynamics; it can actively maneuver, creating spatio-temporal maneuvers during the mission. To simulate the "Swarm vs. Defense System" situation, a swarm agent (a neural network with a transformer architecture that initiates swarm formations) and a defense system agent are introduced that recognizes the swarm and attacks it, creating a zone of destruction in the conventional center of mass of the swarm. The swarm is guided by a stochastic rule, asking the defense system (environment) to react to its maneuver. The environment responds by attacking the swarm, creating a damaging factor at the point where the swarm or the main part of the swarm is expected to be. The reward of the swarm strategy is the number of undestroyed objects under the conditions of constraints; for the defense system, this "reward" acts as a "punishment". An interesting phenomenon was established in the process of machine learning: each swarm element, remaining within a given space and implementing the biological principles of swarm control without a Leader, independently evades the area of destruction, which together creates a random spatio-temporal formation for defense means with minimal losses of swarm elements. Thus, using the method of machine learning with reinforcement, a model was created that allows varying the behavior of the swarm and synthesizing spatio-temporal formations that complicate detection, tracking, recognition of intentions and decision-making on the impact of the defense system on a swarm of attacking small unmanned aerial vehicles, as well as significantly reducing their losses.

Group; swarm; unmanned aerial vehicle; formation; defense; machine learning with reinforcement.

Введение. В последнее время активно расширяется спектр методов и сфера применения групп беспилотных летательных аппаратов (БЛА). Наряду с такими традиционными миссиями как разведка, логистика и др. рассматриваются коллективные задачи БЛА по организации радиосвязи, ведению радиоэлектронной борьбы, пеленгации источников радиоизлучения, построения систем предупреждения и др. Но особенно важная роль, как показал опыт специальной военной операции на Украине, принадлежит задачам ударного воздействия БЛА. Очень широкое распространение получили БЛА-«камикадзе» [1, 2].

Удешевление стоимости композитных материалов, реализуемый тренд на миниатюризацию конструкции и в целом размеров беспилотных летательных аппаратов, развитие методов группового управления роевыми группами [3, 4] позволяет значительно увеличивать количественный состав разведывательно-ударной группы БЛА – до нескольких десятков и более объектов. В литературе на роевые образования возлагается все большее количество задач, включая связь, сбор данных и разнообразные вычисления с группированием роя по функциональности отдельных объектов, местоположению и др. [5]. При этом рой может быть гетерогенным, состоять из элементов, обладающих различным размером, функционалом, выполняющим различные роли и др. [6]. Рой таких БЛА, таким образом, становится настоящей новой, инновационной боевой единицей в тактическом звене.

Атака ударных БЛА, тем более в составе группы, в которую могут включаться как ударные, так и ложные БЛА (для увеличения мощности и насыщения роя), в силу ограниченных возможностей систем ПВО чрезвычайно опасна для любой критической инфраструктуры. В связи с этим особое внимание стало уделяться созданию средств борьбы с БЛА. Борьба с БЛА и группами БЛА включает взаимосвязанные процессы обнаружения, сопровождения, распознавания, идентификации, принятия решения, перехвата управления (при необходимости и возможности), прицеливания и воздействия. Средства обороны от БЛА уже сейчас выделяются в отдельные системы вооружения, которые получили пока еще неофициальное название «Система противодронной обороны» (ПДО).

Основные положения теории противодронной обороны, как новой научной проблемы борьбы с нарождающимся новым типом в определенном смысле даже стратегического перспективного вооружения, еще только формулируются. В этом контексте возникли две актуальные симметричные задачи:

- а) построения системы ПДО от беспилотных летательных аппаратов (отдельных и следующих в составе группы, стаи, роя различного типа, вида базирования и назначения)
- б) разработки стратегий решения различных боевых задач одиночными и группами беспилотных летательных аппаратов в условиях наличия ПДО.

Рамки настоящей работы ограничиваются вопросами преодоления ПДО беспилотниками малого класса (мини- микро- и нано-БЛА). Их характерными особенностями являются крайне незначительные геометрические и отражательные характеристики. Поэтому мощные российские системы войсковой ПВО, создаваемые для других целей, оказываются слабо эффективными в вопросах обнаружения и распознавания БЛА малого класса, демонстрируют низкую вероятность поражения даже пушечным вооружением при высоком расходе боезапаса и др. [7, 8]. Рой же таких БЛА по стоимости не превосходит нескольких сотен тысяч рублей. Решение различных военно-технических задач такими роями существенным образом зависит от технологий, используемых при построении системы ПДО, а также от стратегий действий БЛА, как одиночных, так и особенно коллективных.

Весь комплекс задач по выполнению роями малых БЛА (МБЛА) различных миссий (разведка, логистика, проникновение на охраняемый объект (задача «диффузной бомбы»), обеспечивающие миссии и др.) сводится к задачам планирования, решаемым с использованием методов оптимизации, эвристик, машинного обучения, искусственного интеллекта и др. [9]. В настоящей работе исследование направлено на разработку метода формирования эффективной стратегии поведения роя в области ответственности ПДО. В последующих публикациях будут представлены решения по организации взаимодействия в роях по информации и управлению для осуществления таких стратегий.

Краткий обзор разработок по созданию и испытаниям роевых структур за рубежом. Разработкам по созданию и испытаниям групповых (роевых) структур и связанных с ними программном и техническом обеспечении в интересах решения военно-технических задач за рубежом уделяется повышенное внимание уже более десяти лет [10, 11]. Инициатором таких работ явилось известная инновационная структура США DARPA [12].

В апреле 2023 года США, Великобритания и Австралия провели учения, в ходе которых в рой были объединены беспилотники Blue Bear Ghost и Insitu CT220, наземные роботы Viking, самоходная артиллерийская установка FV433 Abbot, а также танк Challenger 2, бронемашины Warrior и БМП OT-90 [13].

Компания ShieldAI (Калифорния, США) провела демонстрационный полет группы беспилотных самолетов V-Bat Teams. Испытания проводились в сотрудничестве со специальным подразделением BBC AFWERX. Роем управляло программное обеспечение Nivemind. Разрабатываемая новая система роев дронов V-Bat Teams планируется использовать в проекте Replicator [14].

Проводится разработка перспективного беспилотного летательного аппарата Perdix [15]. Одноразовые малые БЛА летят на предельно малых высотах, в том числе и в роевой группе, и могут быть использованы как средство разведки или атаки. Аппараты, образующие рой, способны принимать коллективные решения, адаптировать формацию к поставленным задачам в режиме реального времени. Место сбитых объектов, обеспечивающих ту или иную функциональность, занимают другие объекты роя. Функциональность роя сохраняется даже в случае потери большинства элементов. Каждый БЛА взаимодействует с другими, все аппараты «равноправны», рой свободно масштабируется. Дроны будут находиться в кассетах и запускаться с борта самолета. Внешние обводы беспилотников Perdix создаются с помощью 3D-печати: обеспечивается быстрое производство и низкие цены аппаратов.

В 2016 году осуществлялась разработка тактики защиты так называемого «ценного военно-морского актива» (авианосца) от роя малых беспилотных катеров [16].

Есть и другие программы, в том числе Low-Cost UAV Swarming Technology (технология быстрого запуска беспилотных летательных аппаратов для подавления и уничтожения противника), «Гремлины» (многоцелевые беспилотники X-61A) и др.

Характерной особенностью публикаций относительно разработки и испытаний роевых структур в зарубежных армиях являются фрагментарность и неконкретность сообщений, их явно рекламный характер, выводы о принципиальной успешности испытаний и непубличность конкретных решений. Вместе с тем, применительно к группам БЛА, можно выделить несколько, хотя и частично спорных, используемых подходов к решению задач преодоления ПДО.

Ключевым направлением преодоления систем ПДО группами БЛА считается подлет малоразмерных БЛА к целям с минимально возможными интервалами и дистанциями между собой. Проблема безопасного автономного полета решается алгоритмами обеспечения нестолкновения объектов друг с другом. Однако проблема высокой плотности, создающая высокую уязвимость роя, здесь не рассматривается, хотя имеет место.

БЛА должны иметь возможность взаимодействия друг с другом, образуя информационную сеть для перераспределения боевых задач в быстро меняющейся обстановке, в том числе в случае выведения из строя некоторых БЛА.

Правильный выбор цели группой считается в настоящий момент одной из главных проблем.

Определяющим в боевом применении групповых (в частности, роевых) структур является дешевизна БЛА, в частности за счет использования технологии 3D-печати, и доступность его компонент.

В целом, объем открытых зарубежных публикаций по исследованию различных аспектов использования роевых структур по решению разнообразных гражданских и военно-технических задач только за последние 2-3 года почти на два порядка превышает число отечественных публикаций. Указанное отставание, к сожалению, нарастает.

Анализ характеристик влияющих факторов внешней антагонистической среды. Системы обороны важных объектов являются сложными техническими системами, состоящими из множества различных по составу, структуре и характеристикам подсистем, обеспечивающих обнаружение, распознавание и нейтрализацию (уничтожение) целей. В настоящее время разработано множество вариантов ее исполнения, основанных на различных физических принципах – акустике, оптике, теплового излучения, радиолокации и др. К наиболее распространенным требованиям к системам противоракетной обороны относятся требования обнаружения целей на значительных расстояниях (десятки километров) в максимально большой зоне обзора (по азимуту 360 град, по углу места – до 60 град, по высоте – до 10-15 км.) с устойчивым сопровождением во всём диапазоне скоростей целей (от 3-5 до 30+ м/сек), высокой вероятностью идентификации целей (ошибка первого рода – не более 2-3%).

Анализ показывает, что в конфликтной ситуации «Рой-ПДО» эффективность системы обороны определяется следующими основными факторами:

1. Дальность обнаружения роя. Способы обнаружения МБЛА и противодействия им, возможности, их преимущества и проблемы подробно проанализированы в монографии [17] Определяющим для обнаружения роя является его малозаметность в оптическом и радиолокационном спектре. В совокупности воспринимаемые глазом объемные размеры роя становятся сравнимыми с размерами крупных объектов, и рой в 100 и более БЛА обнаруживается как группа, подобная стае птиц [18]. Но отдельные микро- и нано- БЛА на высотах до 300 м оптикой могут быть обнаружены только на очень малых дальностях - около 500–700 м, (при наблюдении сбоку) и около 200-400 м при наблюдении полета БЛА навстречу, а мини-БЛА- до 2-3 км. При совмещении оптических и электронных методов обнаружения возможности обнаружения увеличиваются до 5–14 раз, до дальностей 6...8+ км. Расчетные максимальные дальности обнаружения отдельных малых БЛА (ЭПР – эффективная поверхность рассеивания $\sim 0,01 \text{ м}^2$) радиолокационными станциями различного диапазона составляют для 0,1 – 1.4 (минимум) ... 1,5..2.8 (максимум) км [19].

Итак, на расстояниях до 8-10 км плотный рой МБЛА будет с высокой вероятностью обнаруживаться как единый объект. Отдельные объекты, образующие рой, при их самостоятельном перемещении, как обладающие низкой ЭПР (не выше 0.01-0.05), будут устойчиво обнаруживаться только на меньших дальностях – до 2-3 км. Нижняя граница обнаружения МБЛА по высоте составляет не менее 500 м.

Принципиально для захвата траектории объекта и выдачи целеуказания системе поражения каждый объект должен быть обнаружен N раз подряд. Если в процессе сопровождения уже обнаруженная цель не была обнаружена N раз подряд, то считается, что произошёл срыв сопровождения; цель теряется, алгоритм её обнаружения начинается заново [20] Принципиально, по видимости, это положение будет справедливо и для обнаружения роев.

2. Продолжительность распознавания и идентификации роя. После того как рой обнаружен и если он движется под воздействием хорошо изученных сил и без каких-либо существенных маневров, то на основании последовательной фиксации его пространственно-временного состояния принципиально можно построить модель прогноза его движения. В такой ситуации распознавание плотного роя происходит за несколько секунд, так как соответствующие базы данных, включающие геометрию и сигнатуры объектов уже созданы в рамках работ по разработке систем ПВО. Имеющиеся в литературе характеристики приводятся для отдельных БЛА. Для роев таких характеристик на практике, в том числе полигонной, пока не получено.

Если в задачах обнаружения по ЭПР объект или группа только обнаруживаются, то есть фиксируется сам факт «есть-нет», то в задачах распознавания требуется объект/рой отнести к определенному классу. Для вопросов распознавания роев как компактных групп крайне важно значение имеет определение суммарной ЭПР группы.

По проведенным авторами оценкам [21] по объемным характеристикам и сигнатуре, формируемой как суммарная ЭПР, рой малых БЛА численностью около 100 объектов на дальностях до 10 км. может обнаруживаться как крупный потенциально опасный объект – крылатая ракета, небольшой самолет и др. Если же рой начинает маневрировать и нарушается его пространственная структура, например, при реализации разнообразных пространственно-временных маневров, за счет постоянного изменения объемных размеров, формы (прежде всего геометрии) роя, отражательных характеристик, то создается своего рода целенаправленная хаотичность, существенно затрудняющая возможность прогнозирования движения и, как следствие, намерений роя [21].

3. Время принятия решения по воздействию на рой. При обнаружении целей типа МБЛА на дальностях, не превышающих 3–8 км на высотах их полета 100–300 м, 10–20 км на высотах до 1000 м при скоростях не более 100 м/сек ведение эффективной стрельбы по БЛА перспективными зенитными средствами должно осуществляться с временами реакции, не превышающими нескольких секунд [19]. Так, например, ЗРК "БУК-М2Э", одновременно обнаруживаемый и обстреливаемый до 24 воздушных целей, имеет время реакции 10-12 с. Конечно же, этот вывод сделан для относительно высокоскоростных целей.

В случае плотного роя задача его поражения упрощается. Однако прямое отражение налета распределенного роя средствами ЗРК ПВО, по видимому, будет неоправданно экономически, во-первых, из-за использования дорогостоящих ракет по группе дешевых БЛА, а во-вторых, «...ведет к быстрому исчерпанию боевого ресурса ЗРК и последующей их неспособности отразить последующий возможный удар авиации и высокоточного оружия...» [8].

4. Координаты точки (области) целеуказания средств воздействия на рой внутри геометрии роя, размер и геометрия зоны поражения. вероятность успешного воздействия. Основной причиной низкой эффективности для зенитной артиллерии является низкая плотность средств поражения (снарядов, пуль) в объёме пространства, окружающего БЛА (из-за рассеивания, обусловленного колебаниями ствола, платформы, на которой установлена установка, зависимостью внутренней баллистики от состояния и температуры ствола и др). Для повышения эффективности поражения БЛА артиллерийским вооружением требуется использование инструментальных средств наведения и автоматического вычисления углов упреждения, так как определяющее значение для эффективности стрельбы оказывает место и точность прицеливания [7]. Приведем условный пример. Плотный рой в 100 объектов каждый размером в небольшой шарик диаметром 20 см и расстоянием безопасности, обеспечивающим нестолкновение в 20 см, следует к цели в виде куба со стороной чуть больше 1 м. Взрывом боеприпаса с поражающим действием в

виде шара радиусом 50 м, рой поражается, даже при крупных ошибках прицеливания. Более того, даже рой, включающий крупные БЛА самолетного типа (размер размаха крыла 1.5 м и расстояние безопасности 1.5 м) гарантированно уничтожаются боеприпасом как с круговым, так и секторным способом поражения. Но преобразованием роя в протяженную линию и равномерным распределением объектов на расстояниях даже в три-пять метра создается существенная неопределенность для точки прицеливания, а таким же боеприпасом уничтожается не более 20-30% мощности роя.

Итак, многочисленные особенности МБЛА (низкие значения тепловых и радиолокационных сигнатур ($\text{ЭПР} \leq 0,05 \text{ м}^2$), высоты полета (сотни метров), малые слышимость и визуальная заметность, незначительные скорости полета БЛА (до 10-30 м/с) не обеспечивают их надежный захват, селекцию и сопровождение современными РЛС, входящими в состав ЗРК. Средства поражения современных и перспективных сухопутных (морских) и авиационных комплексов ПВО не позволяют обеспечивать гарантированное поражение БПЛА, особенно малоскоростных и малоразмерных. Система ПДО поэтому должна разрабатываться специально.

В работах [22] обращается внимание на эффект, обеспечиваемый при правильной топологии роя с учетом постоянного изменения его структуры по мере того, как элементы роя перемещаются в пространстве, присоединяются или покидают рой и др. Обращается внимание и на проблемы, связанные с непредсказуемостью поведения гетерогенного роя [23]. Указанное позволяет выдвинуть гипотезу, связанную с тем, что непредсказуемое поведение роя, а именно, создание разнообразных непредсказуемых для противника роевых пространственно-временных формаций может существенно затруднить решение системой противодронной обороны всех основных задач, включая обнаружение, сопровождение, распознавание, идентификацию, принятие решения и активное воздействие на рой.

Модель машинного обучения с подкреплением. Существенным преимуществом выбранного метода построения модели противоборства «Рой-система ПДО» является отсутствие необходимости накопления значительно статистического материала (статистический подход), наличия допущений о знании стратегий поведения противника (антагонистический игровой подход), экспертизы о правильности выбора варианта (экспертный подход), значительного объема обучающей выборки (обучение с учителем). Здесь размечаемыми данными являются только ситуация и решение. В процессе обучения с подкреплением методом проб и ошибок одна обучаемая система взаимодействует с окружающей средой, получая ее реакцию и при правильном решении – «награду», скалярную величину, которая указывает на то, насколько успешно система справляется с задачей.

В качестве архитектуры модели машинного обучения взята трансформерная архитектура [24], впервые предложенная для задач обработки естественного языка. Q -обучение является методом обучения с подкреплением, основанным на концепции Q -функции (функции качества действия), которая оценивает ожидаемую совокупную награду за выбор действия a в состоянии s при следовании оптимальной стратегии π^* . Формально Q -функция определяется как:

$$Q(s', a') \leftarrow Q(s', a') + \alpha [R_{t-1} + \gamma \max_{a'} Q(s) - Q(s', a')],$$

где α – коэффициент обучения, чем он выше, тем сильнее агент доверяет новой информации, R_{t-1} – вознаграждение за предыдущий шаг, γ – коэффициент обесценивания (дисконтирования), чем он меньше, тем меньше агент предпочитает выгоду от своих будущих действий в пользу настоящего, s', a' – состояние и действие на предыдущем шаге, s – состояние на текущем шаге.

В реализации используется средняя квадратичная ошибка (MSE-loss) – фундаментальная функция потерь:

$$MSE = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (Q_{target}^{(i)} - Q_{pred}^{(i)})^2.$$

Исходя из необходимости формирования пространственных маневров, метод Q -обучения применяется для выбора и обработки пространственно-временных зависимостей между БЛА.

Идея состоит в том, что рой является агентом, не только оказывающимся в прецедентной ситуации, но и формирующий такую ситуацию. Формирование новой прецедентной ситуации заключается в динамичности роя; он может активно маневрировать, создавая в процессе осуществления миссии пространственно-временные маневры. Рой руководствуется стохастическим правилом, предлагая системе ПДО (как интеллектуальной среде) отреагировать на его маневр. Реакция среды понятна – проанализировав и спрогнозировав некоторое время ситуацию, она отвечает атакой на рой, образуя поражающий фактор в той области, в которой предположительно окажется рой или основная его часть. Но рой распределен в пространстве, и, как для атакующей стороны, математический эффект от принятой стратегии маневрирования заключается в минимизации числа пораженных элементов роя, что может ассоциироваться с «наградой», для системы обороны это же число выступает как «наказание» на «неправильную» стратегию обстрела атакующего роя. Таким образом, понимание правильности решения обеспечивается знанием просто вычисляемого эффекта.

Метод обучения с подкреплением широко используется для обеспечения автономности в сетях [25, 26], оптимизации траекторий [27–30] и др.

Машинное обучение формированию стратегий действий роя в зоне ответственности системы обороны. Агентом роя W будем называть модель нейронной сети с архитектурой трансформер, которая делает «предсказания» нового положения роя для сохранения его элементов и формации. Для агента были определены следующие начальные параметры – число объектов, множество доступных формаций, размер пространства, шаг смещения объектов в пространстве, дистанция между элементами роя и максимальная дистанция от центра для обеспечения разроения.

Агентом ПДО будем называть алгоритм, «атакующий» рой. Он характеризуется зоной поражения роя с заданным радиусом в центре масс роя (центроид), которая рассчитывается с учетом времени принятия решения системой ПДО.

Термины «Агенты» здесь вводятся для удобства описания и рассматриваются просто как отдельные элементы алгоритма машинного обучения с подкреплением.

Вводится множество состояний $s \in S$, в которых реализуется прецедентная ситуация «Рой vs ПДО».

Определено множество действий роя A , из которых нужно производить выбор $a \in A$ на каждом шаге действий в пространстве S , выполняя миссию и противодействуя среде (системе ПДО). В силу неопределенности, присущей характеристикам системы ПДО, на каждом шаге процесса обучения Агент роя выбирает расположение объектов роя в рамках изначально заданной формы. В качестве примера рассмотрены: а) случайное распределение роя в заданном пространстве, б) две сферы, расположенные рядом, в) параллелепипед, г) простое вытянутое скопление, д) эллипсоид. Указанное имитирует исходную форму роя, образуемую специально и предположительно уменьшающую суммарную ЭПР роя для затруднения его обнаружения и выбор точки прицеливания средств ПДО в пространстве S действий роя [21].

Вводится условная геометрическая форма G (сфера, но также она может быть и параллелепипедом, направленным конусом и др.) заданного радиуса, описывающая область поражения при воздействии на рой. На каждом шаге процесса обучения эта сфера размещается в условном центре масс роя, что отражает влияние системы ПДО (среды) на рой и представляет собой результат атаки роя средствами поражения ПДО в предположении, что он обнаружен. Все объекты роя, попавшие внутрь шара, считаются «пораженными». Для контроля ведется подсчет «пораженных» и «действующих» элементов роя.

Вводится функция переходов P , которая задаёт изменение прецедентной ситуации после того, как в состоянии $s \in S$ было выбрано действие $a \in A$. В общем случае эта функция переходов имеет вид:

$$P(s_{t+1}|s_t, a_t) = \prod_{i=1}^N \mathcal{N}(s_t^i + a_t^i, \sigma^2),$$

где $\mathcal{N}(\mu, \sigma^2)$ – нормальное распределение с математическим ожиданием μ и дисперсией σ^2 , $\mu = s_t^i + a_t^i$ – ожидаемое положение объекта после применения действия, σ^2 – дисперсия, моделирующая шум перемещения.

Вводится функция награды $R_t: S \times A \rightarrow R$, выдающая скалярную величину за выбор действия a в состоянии s .

Функция вознаграждения на шаге t :

$$R_t = \sum_{i=1}^N \left[\begin{array}{l} h1, \text{ если } I(\|\vec{p}_i - \vec{c}\| < D), \\ h2, \text{ если } I(\|\vec{p}_i - \vec{G}\| < r_G), \\ h3, \text{ при приближении к границам} \end{array} \right] - h4 \sum_{i < j} I(\|\vec{p}_i - \vec{p}_j\| < d_{min}),$$

где $h1, h2, h3$ и $h4$ – гиперпараметры награды (подбираются экспериментально), \vec{p}_i – координаты i -го объекта в пространстве, $\vec{c} = \frac{1}{N} (\sum_{i=1}^N \vec{p}_i)$ – динамический центр роя (центр оид), D – заданное расстояние до центра роя, \vec{G} – центр сферы области поражения и ее радиус r_G , $I(\dots)$ – это индикаторная функция, которая равна 1, если условие выполняется и 0, если нет, d_{min} – минимальное расстояние между соседними объектами, $i, j \in \{1, 2, \dots, N\}$ – номера объектов в рое.

Результат действий роя W и системы (ПДО) оценивается вознаграждениями и штрафами. Каждый БЛА как объект роя W штрафуются по четырем основным признакам: а) за попадание внутрь сферы поражения G , б) удаление от центра роя D , в) за близость друг к другу d_{min} , и г) за приближение к границам допустимого пространства действий роя. Каждый агент роя вознаграждается за непопадание в область поражения G и одновременное нахождение в условном центре пространства всего роя W .

Целью Агента роя является получение максимального суммарного вознаграждения за выбранные действия всех объектов роя.

Целью Агента ПДО является нанесение максимального ущерба роя, в части создания ситуации, при которой максимальное число объектов роя попадают в зону поражения.

Итерационный процесс обучения осуществляется по следующему алгоритму.

Изначально задается прецедентная ситуация, в которой Агент роя W располагает случайным образом в заданном пространстве выбранной формации объекты роя.

Инициализация среды с выбранной формой. Задается требуемая пространственно-временная форма, к которой должен стремиться рой. В данной задаче Агент W выбирает из четырех возможных: случайное распределение роя в заданном пространстве, две сферы, параллелепипед, простое вытянутое скопление, эллипсоид.

Агент роя (нейронная сеть) выбирает направление смещения роя и следующую форму, где для каждой эпохи обучения формации определяются последовательно, а в процессе моделирования модель сама определяет оптимальную формацию.

Генерация действий a :

$$a = \begin{cases} \text{случайное с вероятностью } \epsilon \\ \arg \max_a Q(s_t, a), \text{ иначе} \end{cases}$$

обновление Q -функции через функцию переходов.

Рой смещается в выбранном направлении. При этом проверяются ограничения и должны выполняться условия для получения вознаграждения.

Агент системы ПДО условно обнаруживает рой, затрачивает условное время на его идентификацию и атакует рой.

На рис. 1-3 представлены отдельные результаты процесса обучения модели.

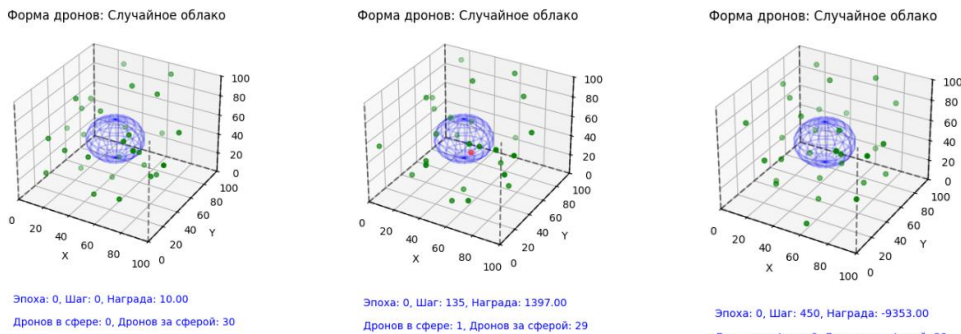


Рис. 1. Процесс обучения. Целевая формация: случайный рой

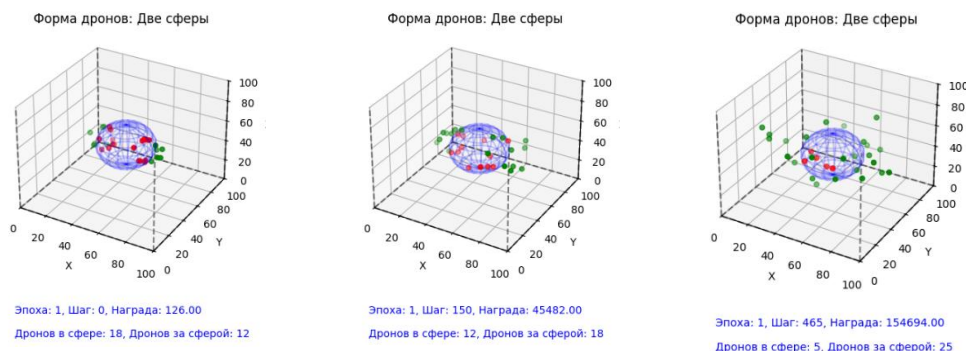


Рис. 2. Процесс обучения. Целевая формация: две сферы

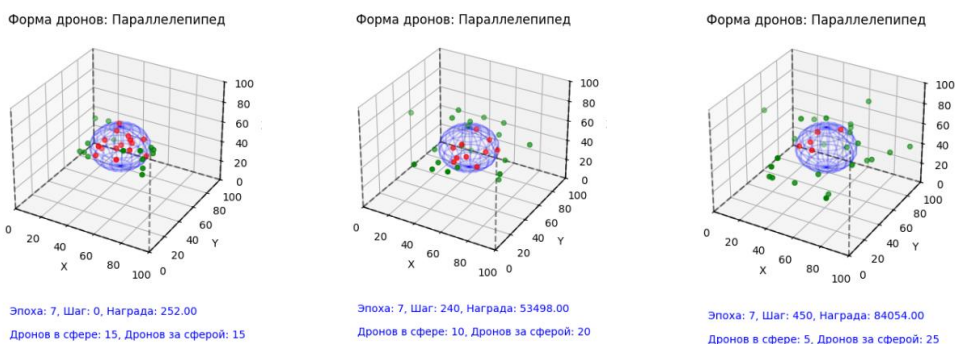


Рис. 3. Процесс обучения. Целевая формация: параллелепипед

Обсуждение результатов. Разработанная модель машинного обучения использует нейронную сеть с архитектурой типа трансформер, которая представлена на рис. 4.

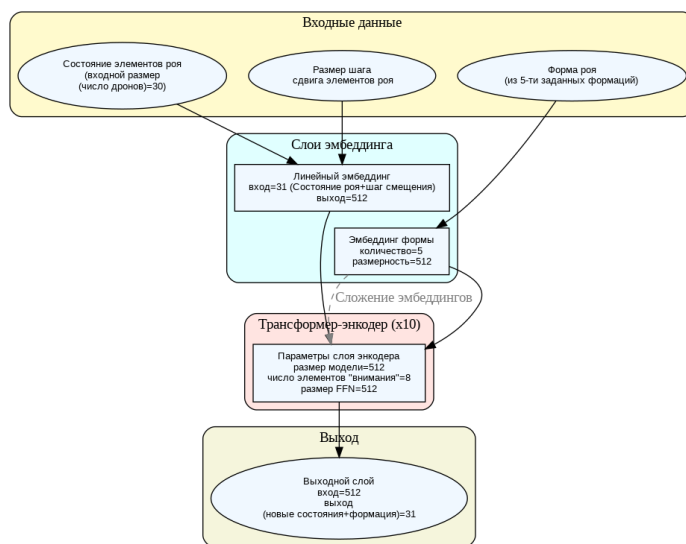


Рис. 4. Архитектура разработанной модели нейронной сети (для 30 элементов роя)

Число эпох обучения – 1000, шагов в эпохе – 500. Архитектура имеет следующие параметры: размерность входных/выходных векторов – 512, число голов внимания для параллельного анализа зависимостей – 8, количество слоев трансформера (глубина

модели) – 10, размер скрытого слоя внутри каждого трансформерного блока – 512. Для обучения были использованы: коэффициент дисконтирования будущих наград – 0.95. Начальная вероятность случайного действия (исследование) – 1.0, скорость уменьшения ϵ – 0.995, функция оптимизации обучения – Adam, с learning rate – 0.001. Эти параметры выбираются экспериментальным путем.

Для агента W были определены следующие начальные параметры – num_drones – 30 (число объектов), space_size – 100 (размер пространства), step_size – 2 (шаг смещения объектов в пространстве). Для агента ПДО «время на принятие решения» – sphere_update_interval – 50, радиус поражения сферы – sphere_radius – 20.

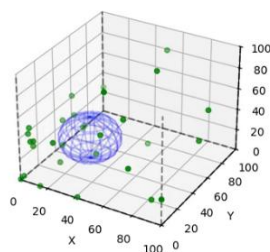
Обучение модели нейронной сети проводилось в онлайн платформе Google Collab в среде выполнения с графическим ускорителем NVIDIA Tesla T4. Время обучения с формированием изображений визуализации процесса каждые 100 шагов для 30 объектов роя и 1000 эпох составило примерно 2,5 часа. Продолжительность обучения существенно и, как выяснилось, нелинейно зависит от объема роя, для которого вырабатывается стратегия. Так, в частности для роя в 200 объектов время обучения составляет 13,8 часов, а для 300 объектов – уже 25 часов.

Итерационный процесс уже на 300-400 эпохах в принципе сходил к устойчивой фиксированной пространственной форме, когда элементы роя занимают наиболее выгодное с точки зрения получения награды положение и остаются в нем, без существенных изменений формы. Также были зафиксированы нестандартные исходы обучения, когда рой сбивался в один из углов пространства, пытаясь как бы уйти от области поражения (рис. 5).

В процессе машинного обучения установлено интересное явление: каждый элемент роя, оставаясь в рамках заданного пространства, самостоятельно уклоняется от области поражения, что в совокупности создает случайную для средств обороны пространственно-временную формацию с минимальными потерями элементов роя.

При мощности роя в 30 объектов численная величина потерь для различных формаций (случайное облако, две сферы, эллипсоид) не превосходила 5-8 объектов, т.е. не более 20-25%.

Форма дронов: Две сферы



Эпоха: 36, Шаг: 200, Награда: 6971.00

Рис. 5. Промежуточные результаты обучения

Таким образом, выбранная архитектура модели (трансформер) адекватно отражает конфликтную ситуацию «Рой против системы ПДО». Она позволяет:

- ◆ провести моделирование пространственно-временной формы роя и обработку взаимного положения между объектами для выбора оптимальной формации и траектории роя, при этом анализировать элементы роя как единый элемент получения вознаграждения и принятия решения;
- ◆ использовать вариативное количество объектов, параметров ПДО для получения различных результатов моделирования с целью последующего анализа и оценки пригодности модели.

В результате проведенных исследований установлены следующие проблемные вопросы использования для формирования стратегий поведения роя моделей машинного обучения с подкреплением:

- ◆ обучение модели нейронной сети занимает продолжительное время, на которое влияют как заданные параметры алгоритма, так и вычислительные мощности, с использованием которых оно проходит;

◆ требуется большее число ограничительных условий (наказаний и вознаграждений) для контролируемого и предсказуемого поведения модели.

Заключение. Стайное и роевое управление многочисленными группами (роями) беспилотных летательных аппаратов малых классов (микро-, мини- и нано-БЛА) позволяет с новых позиций решать разнообразные военно-технические задачи, в том числе проникновение на охраняемый объект, создания условий максимального расходования ресурса системы ПВО перед основным ударом и др. Актуальность исследований в этом направлении подтверждается и опытом специальной военной операции на Украине.

В работе рассмотрены вопросы формирования стратегий поведения роя в зоне ответственности систем обороны охраняемых объектов. Показано, что с учетом известного противоречия «средства нападения-средства защиты» эффективным способом преодоления противодронной обороны является создание специальных пространственно-временных роевых структур, затрудняющих все процессы, связанные с этим конфликтом – обнаружение, слежение, распознавание, идентификацию, принятие решений и воздействие на атакующий рой. Эффективной стратегией обороны является своевременное распознавание замысла атакующего роя и его атака с учетом предполагаемой хаотичности пространственно-временной структуры роя.

Разработана модель машинного обучения роя формированию стратегий действий в зоне ответственности системы обороны. Модель построена на сверточных нейронных сетях и использует метод глубокого обучения с подкреплением. С использованием такой модели возможно варьировать поведением роя и синтезировать пространственно-временные формации, затрудняющие обнаружение, сопровождение и принятие решений по воздействию системы обороны на рой атакующих малых беспилотных летательных аппаратов, а также существенно снизить их потери.

БИБЛИОГРАФИЧЕСКИЙ СПИСОК

1. *Радченко А.* Барражирующие боеприпасы и способы борьбы с ними // Армейский сборник. – 2023. – № 9.
2. *Афонин И.Е., Макаренко С.И., Петров С.В., Привалов А.А.* Анализ опыта боевого применения групп беспилотных летательных аппаратов для поражения зенитно-ракетных комплексов системы противовоздушной обороны в военных конфликтах в Сирии, в Ливии и в Нагорном Карабахе // Системы управления, связи и безопасности. – 2020. – № 4. – С. 163-191. – DOI: 10.24411/2410-9916-2020-10406.
3. *Городецкий В.И.* Поведенческие модели кибер-физических систем и групповое управление: основные понятия // Известия ЮФУ. Технические науки. – 2019. – № 1 (203). – С. 144-162. – DOI: 10.23683/2311-3103-2019-1-144-162.
4. *Боровик В.С. [и др.].* Коллективы интеллектуальных роботов. Сферы применения. Серия: “Интеллектуальные технические системы” (подсерия: “Когнитивная робототехника”) / под ред. В.И. Сырямкина. – Томск: STT, 2018. – 140 с.
5. *Huang W., Guo H., Liu J.* Task Offloading in UAV Swarm-Based Edge Computing: Grouping and Role Division // in 2021 IEEE Global Communications Conference (GLOBECOM), 7–11 Dec. 2021. – P. 1-6. – DOI: 10.109/ GLOBE COM46 510. 2021. 96859 20.
6. *Zhu A., Lu H., Ma M., Zhou Z., Zeng Z.* DELOFF: decentralized learning-based task offloading for multi-UAVs in U2X assisted heterogeneous networks // Drones. – 2023. – 7 (11), 656. – P. 1-31. – DOI: 10.3390/drones7110656.
7. *Ростопчин В.В.* Ударные беспилотные летательные аппараты и противовоздушная оборона – проблемы и перспективы противостояния // Беспилотная авиация. – 2019. – С. 47. – URL: https://www.researchgate.net/publication/331772628_Udarnye_bespilotnye летательные аппараты_i_protivovozdusnaa_oborona_problemy_i_perspektivy_protivostoania (дата обращения: 20.02.2025).
8. *Макаренко С.И., Тимошенко А.В.* Анализ средств и способов противодействия беспилотным летательным аппаратам. Ч. 2. Огневое поражение и физический перехват // Системы управления, связи и безопасности. – 2020. – № 1. – С. 147-197. – DOI: 10.24411/2410-9916-2020-10106.
9. *Pasha J. et al.*, The drone scheduling problem: a systematic state-of-the-art review // IEEE Trans. Intell. Transp. Syst. – 2022. – P. 24. – DOI: 10.1109/TITS.2022.3155072.
10. *Abdelkader M., Güler S., Jaleel H., Shamma J. S.* Aerial swarms: recent applications and challenges // Current Robotics Reports. – 2021. – No. 2 (3). – P. 309-320. – DOI: 10. 1007/ s43154- 021- 00063-4.

11. *Mohsan S.A.H., Khan M.A., Noor F., Ullah I., Alsharif M.H.* Towards the unmanned aerial vehicles (UAVs): a comprehensive review // *Drones*. – 2022. – No. 6 (6), 147. – P. 27. – DOI: 10.3390/drones6060147.
12. DARPA-серый кардинал американских технологий. Аналитический обзор // Росконгресс, 06.02.2025. – URL: <https://cdnweb.roscongress.org/upload/medialibrary/ffe/DARPA03.pdf?17388400017118014> (дата обращения: 20.02.2025).
13. Swarms of AI-fueled drones, vehicles track targets in AUKUS tests. – URL: <https://www.yahoo.com/news/swarms-ai-fueled-drones-vehicles-150216013.html> (дата обращения: 20.02.2025).
14. *Stephen L.* Shield AI unveils V-Bat Teams drone swarm tech, with eye to Replicator // *Defense News*. – URL: <https://www.yahoo.com/news/shield-ai-unveils-v-bat-185742088.html> (дата обращения: 20.02.2025).
15. *Бойко А.* Perdix. – URL: <https://robotrends.ru/robopedia/perdix> (дата обращения: 20.02.2025).
16. Беспилотные рои готовятся к бою // *Военное обозрение* от 24.11.2020. – URL: <https://topwar.ru/177344-bespilotnyye-roj-gotovjatsja-k-boju.html> (дата обращения: 20.02.2025).
17. *Макаренко С.И.* Противодействие беспилотным летательным аппаратам: монография. – СПб.: Научное издание, 2020. – 204 с.
18. Распознавание воздушных объектов типа «птицы» по траекторным признакам. – URL: <https://cyberleninka.ru/article/n/raspoznavanie-vozdushnyh-obektov-tipa-ptitsy-po-traektornym-priznaka>.
19. *Ерёмин Г.В., Гаврилов А.Д., Назарчук И.И.* Малоразмерные беспилотники – новая проблема для ПВО // *Армейский вестник*. – 2015. – URL: <http://armynews.ru/2015/02/malorazmernye-bespilotniki-novaya-problema-dlya-pvo>.
20. *Верба В.С., Гаврилов К.Ю., Ильчук А.Р., Татарский Б.Г., Филатов А.А.* Радиолокация для всех / под ред. В.С. Вербы. – М.: Техносфера, 2020. – 504 с.
21. *Абросимов В.К., Михайлова Е.С.* Методы формирования пространственно-временных скоплений объектов в недружественной среде // *Автометрия*. – 2023. – Т. 29, № 4. – С. 11-19. – DOI: 10.15372/AUT20230402.
22. *Junayed Pasha, Zeinab Elmi, Sumit Purkayastha, Amir M. Fathollahi-Fard, Ying-En Ge, Yui-Yip Lau.* The Drone Scheduling Problem: A Systematic State-of-the-Art Review // *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*. – 2022. – Vol. 23, Issue 9. – P. 14224-14247. – DOI: 10.1109/TITS.2022.3155072.
23. *Qi X., Chong J., Zhang Q., Yang Z.* Collaborative computation offloading in the multi-UAV fleet mobile edge computing network via connected dominating set // *IEEE Trans. Veh. Technol.* – 2022. – 71 (10). – P. 10832-10848. – <https://doi.org/10.1109/tvt.2022.3188554>.
24. *Vaswani A. et al.* Attention is all you need // 31st Conference on Neural Information Processing Systems (NIPS 2017). – 2017. – P. 11.
25. *Wu X., Gao Z., Yuan S., Hu Q., Dang Z.* A dynamic task allocation algorithm for heterogeneous UAV swarms // *Sensors*. – 2022. – 22 (6), 2122. – P. 18. – DOI: 10.3390/s22062122.
26. *Ahmad S., Zhang J., Khan A., Khan U.A., Hayat B.* JO-TADP: learning-based cooperative dynamic resource allocation for MEC-UAV-enabled wireless network // *Drones*. – 2023. – 7 (5), 303. – P. 35. – DOI: 10.3390/drones7050303.
27. *Bai Y., Zhao H., Zhang X., Chang Z., Jäntti R., Yang K.* Toward autonomous multi-UAV wireless network: a survey of reinforcement learning-based approaches // *IEEE Commun. Surv. Tutorials*. – 2023. – 25 (4). – P. 3038-3067. – DOI: 10.1109/COMST.2023.3323344.
28. *Zhu R., Huang M., Sun K., Hou Y., Wan Y., He H.* Deep Reinforcement Learning Based Task Offloading for UAV-Assisted Edge Computing // *IEEE International Conference on Unmanned Systems (ICUS)*, 2023: IEEE. – P. 1104-1111.
29. *Ding Y., Yang Z., Pham Q.V., Hu Y., Zhang Z., Shikh-Bahaei M.* Distributed machine learning for UAV swarms: computing, sensing, and semantics // *IEEE Internet Things J.* – 2023. – DOI: 10.1109/IJOT.2023.3341307.
30. *Sutton R.S., Barto A.G.* Reinforcement Learning: An Introduction. A Bradford Book. – 2018. – 526 p.

REFERENCES

1. *Radchenko A.* Barrazhiruyushchiye boeprisasi i sposoby bor'by s nimi [Loitering munitions and methods of combating them], *Armeyskiy sbornik* [Army collection], 2023, No. 9.
2. *Afonin I.E., Makarenko S.I., Petrov S.V., Privalov A.A.* Analiz opyta boevogo primeneniya grupp bespilotnykh letatel'nykh apparatov dlya porazheniya zenitno-raketnykh kompleksov sistemy protivovozdushnoy oborony v voennykh konfliktakh v Sirii, v Livii i v Nagornom Karabakhe [Analysis of combat experience as groups of unmanned aerial vehicles are used to defeat anti-aircraft missile means of the air defense system in Syria, Libya and Nagorno-Karabakh wars], *Sistemy upravleniya, svyazi i bezopasnosti* [Systems of Control, Communication and Security], 2020, No. 4, pp. 163-191. DOI: 10.24411/2410-9916-2020-10406.

3. Gorodetskiy V.I. Povedencheskie modeli kiber-fizicheskikh sistem i gruppovoe upravlenie: osnovnye ponyatiya [Behavioral model for cyber-physical system and group control: the basic concepts], *Izvestiya YuFU. Tekhnicheskie nauki* [Izvestiya SFedU. Engineering Sciences], 2019, No. 1 (203), pp. 144-162. DOI: 10.23683/2311-3103-2019-1-144-162.
4. Borovik V.S. [i dr.]. Kollektivy intellektual'nykh robotov. Sfery primeneniya. Seriya: "Intellektual'nye tekhnicheskie sistemy" (podseriya: "Kognitivnaya robototekhnika") [Collectives of intelligent robots. Application areas. Series: "Intelligent technical systems" (subseries: "Cognitive robotics")], red. by V.I. Syryamkina. Tomsk: STT, 2018, 140 p.
5. Huang W., Guo H., Liu J. Task Offloading in UAV Swarm-Based Edge Computing: Grouping and Role Division, in *2021 IEEE Global Communications Conference (GLOBECOM), 7–11 Dec. 2021*, pp. 1-6. DOI: 10.109/ GLOBE COM46 510. 2021. 96859 20.
6. Zhu A., Lu H., Ma M., Zhou Z., Zeng Z. DELOFF: decentralized learning-based task offloading for multi-UAVs in U2X assisted heterogeneous networks, *Drones*, 2023, 7 (11), 656, pp. 1-31. DOI: 10.3390/drones7110656.
7. Rostopchin V.V. Udarnye bespilotnye letatel'nye apparaty i protivovozdushnaya oborona – problemy i perspektivy protivostoyaniya [Attack unmanned aerial vehicles and air defense – problems and prospects of confrontation], *Bespilotnaya aviatsiya* [Unmanned aviation], 2019, pp. 47. Available at: https://www.researchgate.net/publication/331772628_Udarnye_bespilotnye_letatelnye_apparaty_i_protivovozdusnaa_oborona_problemy_i_perspektivy_protivostoania (accessed 20 February 2025).
8. Makarenko S.I., Timoshenko A.V. Analiz sredstv i sposobov protivodeystviya bespilotnym letatel'nym apparatam. Ch. 2. Ognevoe porazhenie i fizicheskiy perekhvat [Analysis of means and methods of counteracting unmanned aerial vehicles. Part 2. Fire damage and physical interception], *Sistemy upravleniya, svyazi i bezopasnosti* [Systems of Control, Communication and Security], 2020, No. 1, pp. 147-197. DOI: 10.24411/2410-9916-2020-10106.
9. Pasha J. et al., The drone scheduling problem: a systematic state-of-the-art review, *IEEE Trans. Intell. Transp. Syst.*, 2022, pp. 24. DOI: 10.1109/TITS.2022.3155072.
10. Abdelkader M., Güler S., Jaleel H., Shamma J. S. Aerial swarms: recent applications and challenges, *Current Robotics Reports*, 2021, No. 2 (3), pp. 309-320. DOI: 10.1007/s43154-021-00063-4.
11. Mohsan S.A.H., Khan M.A., Noor F., Ullah I., Alsharif M.H. Towards the unmanned aerial vehicles (UAVs): a comprehensive review, *Drones*, 2022, No. 6 (6), 147, pp. 27. DOI: 10.3390/drones6060147.
12. DARPA-seryy kardinal amerikanskikh tekhnologiy. Analiticheskiy obzor [DARPA - the gray cardinal of American technologies. Analytical review], *Roskongress* [Roscongress], 06.02.2025. Available at: <https://cdnweb.roscongress.org/upload/medialibrary/ffe/DARPA03.pdf?17388400017118014> (accessed 20 February 2025).
13. Swarms of AI-fueled drones, vehicles track targets in AUKUS tests. Available at: <https://www.yahoo.com/news/swarms-ai-fueled-drones-vehicles-150216013.html> (accessed 20 February 2025).
14. Stephen L. Shield AI unveils V-Bat Teams drone swarm tech, with eye to Replicator, *Defense News*. Available at: <https://www.yahoo.com/news/shield-ai-unveils-v-bat-185742088.html> (accessed 20 February 2025).
15. Boyko A. Perdix. Available at: <https://robotrends.ru/robopepedia/perdix> (accessed 20 February 2025).
16. Bespilotnye roi gotovyatsya k boyu [Unmanned swarms prepare for battle], *Voennoe obozrenie ot 24.11.2020* [Military Review of 11.24.2020]. Available at: <https://topwar.ru/177344-bespilotnye-roi-gotovjatsja-k-boju.html> (accessed 20 February 2025).
17. Makarenko S.I. Protivodeystvie bespilotnym letatel'nym apparatam: monografiya [Counteraction to unmanned aerial vehicles: monograph]. Saint Petersburg: Naukoemkie tekhnologii, 2020, 204 p.
18. Raspoznavanie vozdushnykh ob"ektov tipa «ptitsy» po traektornym priznakam [Recognition of aerial objects of the "bird" type by trajectory features]. Available at: <https://cyberleninka.ru/article/n/raspoznavanie-vozdushnyh-obektov-tipa-ptitsy-po-traektornym-priznaka>.
19. Eremin G.V., Gavrilov A.D., Nazarchuk I.I. Malorazmernye bespilotniki – novaya problema dlya PVO [Small-sized drones – a new problem for air defense], *Armeyskiy vestnik* [Army Bulletin], 2015. Available at: <http://armynews.ru/2015/02/malorazmernye-bespilotniki-novaya-problema-dlya-pvo>.
20. Verba V.S., Gavrilov K.Yu., Il'chuk A.R., Tatarskiy B.G., Filatov A.A. Radiolokatsiya dlya vseh [Radar for everyone], ed. by V.S. Verby. Moscow: Tekhnosfera, 2020, 504 p.
21. Abrosimov V.K. Mikhaylova E.S. Metody formirovaniya prostranstvenno- vremennykh skopleniy ob"ektov v nedruzhestvennoy srede [Methods for the formation of spatiotemporal clusters of objects in an unfriendly environment], *Avtometriya* [Autometry], 2023, Vol. 29, No. 4, pp. 11-19. DOI: 10.15372/AUT20230402.

22. Junayed Pasha, Zeinab Elmi, Sunit Purkayastha, Amir M. Fathollahi-Fard, Ying-En Ge, Yui-Yip Lau. The Drone Scheduling Problem: A Systematic State-of-the-Art Review, *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, 2022, Vol. 23, Issue 9, pp. 14224-14247. DOI: 10.1109/TITS.2022.3155072.
23. Qi X., Chong J., Zhang Q., Yang Z. Collaborative computation offloading in the multi-UAV fledged mobile edge computing network via connected dominating set, *IEEE Trans. Veh. Technol.*, 2022, 71 (10), pp. 10832-10848. Available at: <https://doi.org/10.1109/tvt.2022.3188554>.
24. Vaswani A. et al. Attention is all you need, *31st Conference on Neural Information Processing Systems (NIPS 2017)*, 2017, pp. 11.
25. Wu X., Gao Z., Yuan S., Hu Q., Dang Z. A dynamic task allocation algorithm for heterogeneous UAV swarms, *Sensors*, 2022, 22 (6), 2122, pp. 18. DOI: 10.3390/s22062122.
26. Ahmad S., Zhang J., Khan A., Khan U.A., Hayat B. JO-TADP: learning-based cooperative dynamic resource allocation for MEC-UAV-enabled wireless network, *Drones*, 2023, 7 (5), 303, pp. 35. DOI: 10.3390/drones7050303.
27. Bai Y., Zhao H., Zhang X., Chang Z., Jäntti R., Yang K. Toward autonomous multi-UAV wireless network: a survey of reinforcement learning-based approaches, *IEEE Commun. Surv. Tutorials.*, 2023, 25 (4), pp. 3038-3067. DOI: 10.1109/COMST.2023.3323344.
28. Zhu R., Huang M., Sun K., Hou Y., Wan Y., He H. Deep Reinforcement Learning Based Task Offloading for UAV-Assisted Edge Computing, *IEEE International Conference on Unmanned Systems (ICUS)*, 2023: IEEE, pp. 1104-1111.
29. Ding Y., Yang Z., Pham Q.V., Hu Y., Zhang Z., Shikh-Bahaei M. Distributed machine learning for UAV swarms: computing, sensing, and semantics, *IEEE Internet Things J.*, 2023. DOI: 10.1109/IJOT.2023.3341307.
30. Sutton R.S., Barto A.G. Reinforcement Learning: An Introduction. A Bradford Book, 2018, 526 p.

Абросимов Вячеслав Константинович – Главный научно-исследовательский испытательный межвидовой центр перспективного вооружения Минобороны России; e-mail: avk787@yandex.ru; г. Москва, Россия; тел.: 89168153512; д.т.н.; член-корреспондент РАН; с.н.с.

Долгов Глеб Александрович – Главный научно-исследовательский испытательный межвидовой центр перспективного вооружения Минобороны России; e-mail: gleb_dolgov@mail.ru; г. Москва, Россия; тел.: +79133043935; с.н.с.

Михайлова Екатерина Сергеевна – Главный научно-исследовательский испытательный межвидовой центр перспективного вооружения Минобороны России; e-mail: ekaterinaolimp99@mail.ru; г. Москва, Россия; тел.: 89175192916; м.н.с.

Abrosimov Vyacheslav Konstantinovich – Main Research and Testing Interspecific Center for Advanced Weapons of the Russian Ministry of Defense; e-mail: avk787@yandex.ru; Moscow, Russia; phone: +79168153512; dr. of eng. sc.; Corresponding Member of RARAS; senior researcher.

Dolgov Gleb Alexandrovich – Main Research and Testing Interspecific Center for Advanced Weapons of the Russian Ministry of Defense; e-mail: gleb_dolgov@mail.ru; Moscow, Russia; phone: +79133043935; senior researcher.

Mikhailova Ekaterina Sergeevna – Main Research and Testing Interspecific Center for Advanced Weapons of the Russian Ministry of Defense; e-mail: ekaterinaolimp99@mail.ru; Moscow, Russia; phone: +79175192916; junior researcher.

УДК 004.932:004.89

DOI 10.18522/2311-3103-2025-2-19-30

М.А. Астапова

**ИНТЕЛЛЕКТУАЛЬНОЕ УПРАВЛЕНИЕ РОБОТОТЕХНИЧЕСКИМИ
СРЕДСТВАМИ В ЗАДАЧЕ СЕГМЕНТАЦИИ НОР ГРЫЗУНОВ С
ИСПОЛЬЗОВАНИЕМ ГЛУБОКИХ СВЕРТОЧНЫХ АРХИТЕКТУР**

Исследуется применение нейросетевых архитектур для семантической сегментации нор грызунов с целью мониторинга их популяции на сельскохозяйственных полях. В частности, рассматриваются три модели для семантической сегментации: сверточный автокодировщик (CAK), SegNet и U-Net. Эти модели применяются для анализа изображений, полученных с беспилотных