

Имитационное моделирование и оценка эффективности систем обнаружения и противодействия беспилотным транспортным средствам, несущим угрозу нормальному функционированию «умного города»*

Н.В. Быков, М.С. Товарнов, В.А. Федулов

Предложена система компьютерных моделей для оценки эффективности систем обнаружения и противодействия беспилотным транспортным средствам в условиях «умного города». Рассматриваемыми беспилотными транспортными средствами являются беспилотные автомобили и беспилотные летательные аппараты. Разработана упрощенная модель гетерогенного автомобильного потока, состоящего из беспилотных и управляемых человеком автомобилей. Модель позволяет исследовать процесс перехвата беспилотного автомобиля, управление которым было захвачено. В рамках исследования процессов противодействия беспилотным летательным аппаратам создана имитационная модель системы обнаружения и противодействия налету группы беспилотных летательных аппаратов, а также впервые в трехмерной постановке решена задача перехвата группы беспилотных летательных аппаратов другой группой (роем) беспилотных летательных аппаратов.

Ключевые слова: «умный город», беспилотные летательные аппараты, противодействие, безопасность, эффективность, методы синтеза, глубокое обучение.

*Работа выполнена при финансовой поддержке РФФИ (проект №19-29-06090).

Введение

Беспилотные транспортные средства (БТС) в настоящее время получили широкое распространение как в гражданской, так и в военной сфере. Наиболее интенсивно развивающимися БТС являются беспилотные летательные аппараты (БПЛА) и беспилотные автомобильные транспортные средства (БАТС).

Можно смело утверждать, что в ближайшем будущем БТС продолжат распространяться, улучшаясь как по производительности, так и по функциональности. Создавать всё более компактные и дешевые беспилотные транспортные платформы позволяет прогресс в области разработки источников питания, миниатюризации электроники и авионики, материалов и методологии проектирования. Всё это расширяет возможности приме-

нения БТС в различных областях, но вместе с этим увеличивает риск их использования в преступных и террористических целях, в частности, в условиях города. В этих случаях обнаружение, идентификация и обезвреживание таких БТС, перемещающихся вблизи ключевых объектов инфраструктуры, становятся критически важными. Задача защиты от БТС является сложной проблемой, поскольку речь идет не только об устранении БТС с целью помешать ему выполнить свою миссию, но и о немедленном обнаружении и идентификации БТС, его контролируемой и предсказуемой нейтрализации для обеспечения безопасности объектов инфраструктуры и людей, находящихся поблизости, и минимизации сопутствующего ущерба.

Опишем кратко основные особенности рассматриваемых в работе типов БТС: БАТС и БПЛА.

БАТС интенсивно внедряются в транспортные потоки по всему миру: Waymo (Google), Aptiv, Baidu, General Motors Cruise, Яндекс и другие компании ведут активную работу по разработке и тестированию таких систем [1]. В Российской Федерации решается вопрос их правового регулирования [2], а в мире обсуждается безопасность и этическая сторона их применения [3]. Помимо индивидуального удобства пассажира (отсутствие необходимости управлять транспорт-



БЫКОВ

Никита Валерьевич

Российский университет транспорта (РУТ-МИИТ), Московский государственный технический университет им. Н.Э. Баумана (национальный исследовательский университет)



ТОВАРНОВ

Михаил Степанович

Московский государственный технический университет им. Н.Э. Баумана (национальный исследовательский университет)



ФЕДУЛОВ

Вадим Алексеевич

Московский государственный технический университет им. Н.Э. Баумана (национальный исследовательский университет)

ным средством), у БАТС отсутствуют недостатки, присущие водителю-человеку, которые заключаются в большом времени реакции и наличии «человеческого фактора». БАТС могут обмениваться информацией либо непосредственно друг с другом (интерфейс V2V – vehicle to vehicle), либо через дорожно-информационную инфраструктуру (интерфейс V2I – vehicle to infrastructure) [4]. Всё это позволяет БАТС двигаться друг за другом с минимальным интервалом, образуя специальные формации, которые можно назвать кластерами (англ. platoon), – это объединенная колонна беспилотных автомобилей, движущаяся с общей скоростью. Перечисленные особенности позволяют избежать основного фактора, который является источником затрудненного движения, – так называемых stop-and-go волн, образующихся из-за того, что, например, на светофоре каждый последующий автомобиль стартует с некоторой задержкой относительно движущегося впереди [5–7].

БПЛА имеют большие перспективы в части их применения в условиях «умного города». Малоразмерные БПЛА коптерного типа относительно дешевы, технологичны, создают мало шума и т. д. В работе речь пойдет о малоразмерных БПЛА, которые имеют габариты до 2 м, массу до 10 кг и способны поднимать груз массой до 1 кг, в качестве которого может выступать, к примеру, аппарата видеонаблюдения. Такие БПЛА применяются в различных сферах человеческой деятельности: как часть «интернета вещей» (англ. Internet of Things – IoT) «умного города» [8, 9]; для доставки товаров и услуг [10]; для мониторинга городского трафика, состояния окружающей среды, инфраструктуры и т. д. [11]; как часть правоохранительной и/или охранной систем [12] и т. д. В то же время БПЛА могут применяться для контрабанды, промышленного шпионажа и других незаконных действий [13, 14]. В настоящее время ведутся работы по объединению БПЛА в организованные группы [15–17] для более эффективного выполнения ими задач, что несет в себе дополнительные потенциальные угрозы. Как следствие, остро встает проблема эффективного противодействия малоразмерным БПЛА [12, 18], для решения которой необходима разработка средств и методов противодействия БПЛА.

Создание групп БПЛА может быть использовано и для разработки средств защиты. Так, решение задачи отражения налета группы малоразмерных БПЛА может быть осуществлено путем их перехвата роем автономных БПЛА-перехватчиков, координированно выполняющих задачу. Роевые системы позволяют повысить эффективность выполнения задач и в гражданской сфере применения БПЛА: проведения аэрофотосъемки, видеосъемки, мониторинга природных ресурсов и окружающей среды, охраны границ и проведения поисково-спасательных работ. Существующие подходы к управлению роем БПЛА [19, 20] показывают хорошие результаты в задачах, где четко определено оптимальное поведение роя в целом. Однако для задачи перехвата БПЛА формализованы только цели и частично критерии эффективного выполнения.

Для решения сложных задач управления БПЛА всё чаще используются методы машинного обучения и элементы искусственного интеллекта: для слежения за целью, коммуникации, настройки логики управления, определения структуры роя или ускорения расчета оптимальных траекторий.

Статья организована следующим образом. В первой части рассмотрены вопросы построения компьютерной модели автомобильных гетерогенных транспортных потоков, состоящих из традиционных (управляемых человеком) и беспилотных автомобилей, а также моделирование процесса перехвата БАТС, управление которым было захвачено. Во второй части описана имитационная модель системы обнаружения и противодействия налету группы БПЛА. И, наконец, в третьей части продемонстрированы результаты решения задачи перехвата группы БПЛА роем БПЛА-перехватчиков; эта задача впервые решена в трехмерной постановке.

Модель транспортной системы «умного города»

Построена компьютерная модель, позволяющая осуществлять симуляцию гетерогенного транспортного потока из автомобильных транспортных средств (АТС), управляемых человеком, и БАТС. Широко используемым в подобных случаях является подход клеточных автоматов [21–23]. Используется наиболее простая модель – модификация правила 184 для элементарного клеточного автомата. Текущее положение (номер ячейки) i -го АТС изменяется во времени по закону:

$$x_i(t+1) = x_i(t) + H[P(g_i(t)) - U[0,1]],$$

где $H[y]$ – функция Хевисайда; $P=P(g_i(t))$ – вероятность ускорения; $g_i(t)$ – расстояние (число свободных клеток) до впереди едущего транспортного средства; $U[0,1]$ – равномерно распределенное от 0 до 1 слу-

чайное число. Функция $P(g_i(t))$ является возрастающей [24]. Модель позволяет учитывать эффекты случайного торможения и медленного старта.

В модели движения БАТС отсутствует фактор случайного торможения, то есть аргумент функции Хевисайда имеет вид $y=g_i(t)$. Режим кластеризации БАТС работает по следующему правилу: если имеется непрерывный набор последовательно расположенных клеток длиной не более $S+1$, занятых БАТС, впереди которого имеется свободная клетка, то при переходе с шага по времени t на шаг $t+1$ все эти БАТС смещаются на одну клетку как единое целое. Здесь S – максимальное число БАТС, которые могут следовать за лидером; $S+1$ – длина кластера.

Описанная система АТС представляет собой, по сути, набор частиц, движущийся по простым правилам. Методы исследования таких систем основаны на статистической физике. Для имитации бесконечной системы задаются периодические граничные условия. После этого симуляция запускается с произвольными начальными условиями. После релаксации системы к равновесному состоянию по прошествии T шагов по времени проводятся измерения макропараметров в течение T_c шагов по времени.

На рис. 1 показаны зависимости плотности потока АТС (это число АТС, проходящих в единицу

времени через некоторую клетку) от их плотности (число АТС, приходящееся на одну клетку) при различных долях БАТС в системе для двух вариантов: отсутствия и наличия кластеризации. Видно, что внедрение БАТС способно существенно увеличить пропускную способность дорог, а кластеризация способствует еще большему ее повышению.

Рассмотрим ситуацию захвата управления одного из БАТС. В этом случае нужно перехватить и вывести из строя указанный БАТС (далее – цель, Ц-агент) с тем, чтобы обеспечить безопасность транспортной системы. Предположим, что это наиболее эффективно сделать мощным направленным электромагнитным воздействием, которое, в силу больших массогабаритных характеристик, может быть осуществлено доставкой соответствующего средства воздействия на другом БАТС. Таким образом, в системе появляется агент-перехватчик (П-агент), задача которого состоит в том, чтобы догнать Ц-агента. При моделировании П-агент внедряется в равновесную систему и является возмущением. Для простоты Ц-агент движется по тем же правилам, что и остальные БАТС.

П-агент должен двигаться со скоростью большей, чем основной поток. Анализ показывает, что достаточно незначительного превышения. На первой стадии задача П-агента состоит в сокращении расстояния до Ц-агента. Когда П-агент оказывается в непосредственной близости от Ц-агента, активизируется алгоритм перехвата, в результате которого П-агент должен оказаться на соседней клетке с Ц-агентом.

На рис. 2 показаны зависимости эффективности перехвата (число шагов, необходимое для выполнения задачи) от плотности АТС при различных долях БАТС в системе. Для наглядности в случае неуспешного перехвата число шагов принято равным нулю.

Помимо снижения эффективности перехвата при приближении к очень плотному потоку, графики демонстрируют наличие двух трендов, связанных с БАТС: снижение эффективности перехвата в случае, если все АТС являются БАТС, а также отрицательному влиянию на эф-

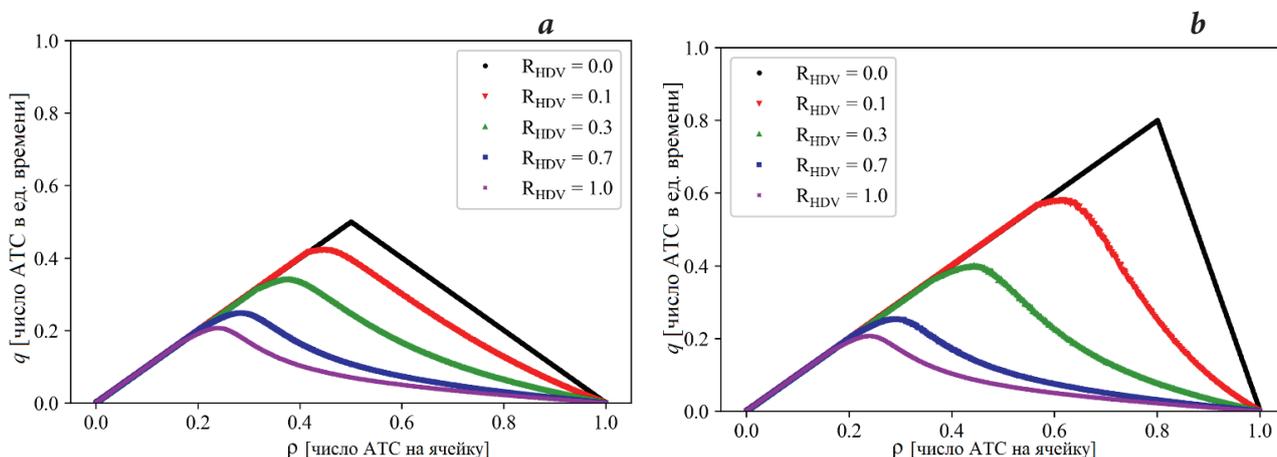


Рис. 1. Фундаментальные диаграммы (зависимости плотности потока от плотности АТС) при различных долях управляемых человеком АТС (R_{HDV}) в случаях: а – отсутствия кластеризации ($S=0$); б – наличия кластеризации ($S=3$).

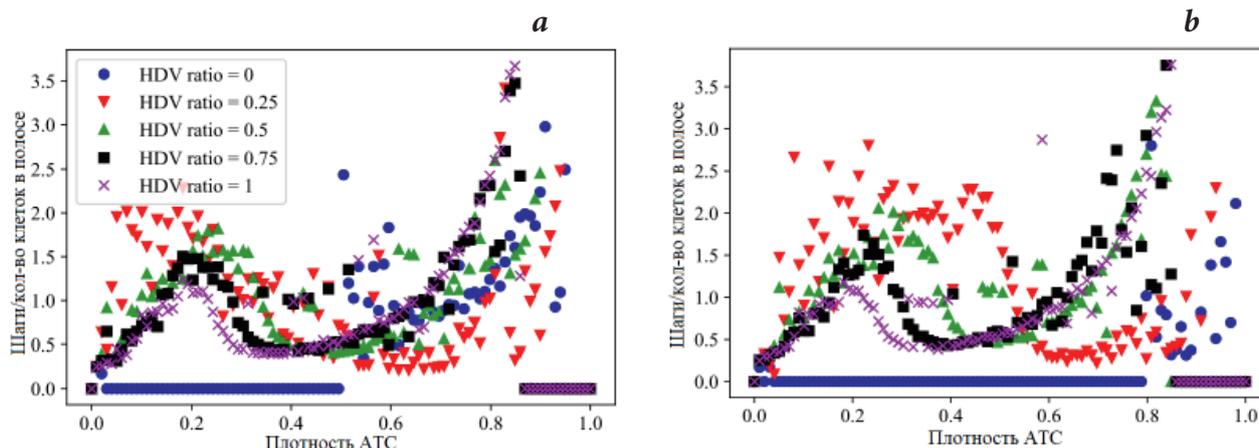


Рис. 2. Зависимость количества шагов, необходимых для перехвата, от плотности автомобилей при различных долях управляемых человеком АТС в случаях: а – отсутствия кластеризации ($S=0$); б – наличия кластеризации ($S=3$).

фективность перехвата способности БАТС образовывать кластеры.

Модель системы обнаружения и нейтрализации БПЛА

Система противодействия БПЛА состоит из двух подсистем: подсистемы обнаружения и подсистемы поражения целей. Подсистема обнаружения представлена радиолокационной станцией (РЛС) с одной или несколькими радарными антеннами, расположенными в пространстве заданным образом. В составе РЛС имеется обнаружитель, отвечающий за установление факта обнаружения цели по принятому антеннами радиолокационному сигналу. Подсистема поражения включает в свой состав одно или несколько средств противодействия (СП). В качестве СП могут рассматриваться огнестрельные, электромагнитные, лазерные и другие средства. Подсистема поражения имеет распределитель целей между СП, который работает по заданному пользователем алгоритму, например, выбирая ближайшее к цели СП.

Разработанная имитационная модель (ИМ), основанная на подходах дискретно-событийного и агентно-ориентированного моделирования, реализована на языке программирования Python 3 с использованием библиотеки SimPy.

Одной из особенностей ИМ является возможность учета запретных зон – зон, в которых размещается некоторый важный объект, например, объект критической инфраструктуры. Количество БПЛА, достигших запретных зон или упавших в них, может служить показателем эффективности системы противодействия: чем меньшее число БПЛА достигнет защищаемых зон, тем более эффективна система противодействия. На рис. 3 представлены результаты, которые получены при моделировании системы противодействия, состоящей из трех радарных антенн и четырех СП с различными средствами воздействия, при различном числе одновременно налетающих БПЛА N_d (3 и 21 аппарат). БПЛА летели слева направо – в зону б ($x \approx -1500$ м, $z \in [-2000; 2000]$ м).

В ИМ накапливается разнообразная статистика, позволяющая оценивать следующие основные показатели [25]: расход средств воздействия N_a (рис. 4), время выполнения задачи T системой противодействия и вероятность поражения всех целей P_{hit} (рис. 5), а также динамику процесса противодействия (рис. 6). Из представленных на рис. 4 и рис. 5 графиков следует, что с увеличением N_d увеличиваются N_a и T . Также увеличивается количество БПЛА, падающих в запретные зоны (см. рис. 3 и рис. 5), то есть увеличивается вероятность нанесения ущерба охраняемым объектам. По распределениям на рис. 6 можно судить о том, за какую часть времени T выводится из строя, падает на землю и/или в запретные зоны заданная часть БПЛА, что, теоретически, может оказаться полезным при оценке требуемого уровня защищенности охраняемых объектов.

ИМ позволяет моделировать БПЛА различных форм и размеров, отдельные подсистемы обнаружения и противодействия (для сравнения эффективности различных их вариантов), учитывать возможность вывода из строя элементов системы противодействия, учитывать ландшафт и различные препятствия, ограничивающие видимость и т. д. (более подробно см. [26]). ИМ можно использовать для решения различных оптимизационных задач, например, задач

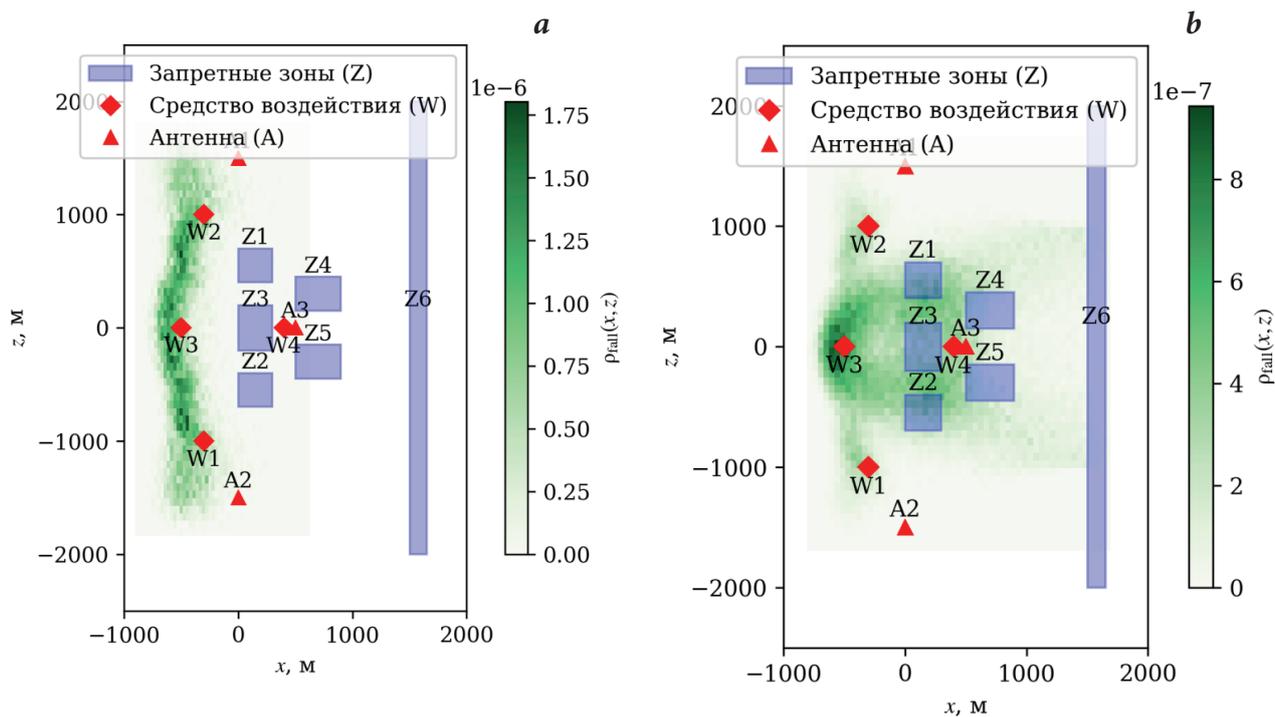


Рис. 3. Плотность распределения точек падения ρ_{fall} БПЛА в горизонтальной плоскости: а – случай $N_d=3$; б – случай $N_d=21$.

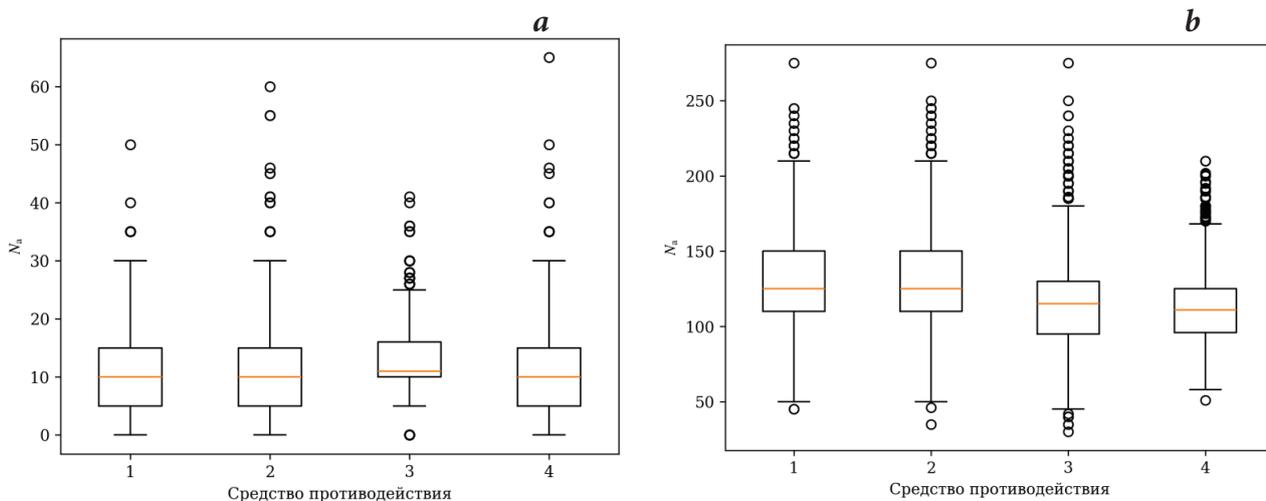


Рис. 4. Расход средств воздействия N_s : а – случай $N_d=3$; б – случай $N_d=21$.

структурного синтеза наиболее эффективных систем противодействия БПЛА.

Перспективным направлением исследования систем противодействия БПЛА является изучение их эффективности в условиях налета организованных групп БПЛА, когда БПЛА в составе группы имеют возможность обмениваться друг с другом различной информацией, на ее основе координируя свои действия, изменяя поведение и/или свои цели для достижения цели группы.

Методы машинного обучения для решения задач управления БПЛА

Одной из проблем, с которыми сталкиваются современные средства противовоздушной обороны при решении задачи отражения налета группы малоразмерных БПЛА, является то, что зачастую стоимость сбитого БПЛА на несколько порядков ниже стоимости средства поражения. В случае большой группы БПЛА может не хватить как каналов наведения, так и запаса средств поражения. Другой тенденцией является уменьшение высот полета и заметности БПЛА и, как следствие, уменьшение дальности обнаружения. Альтернативным методом защиты в этом случае может являться использование роя автономных БПЛА-перехватчиков.

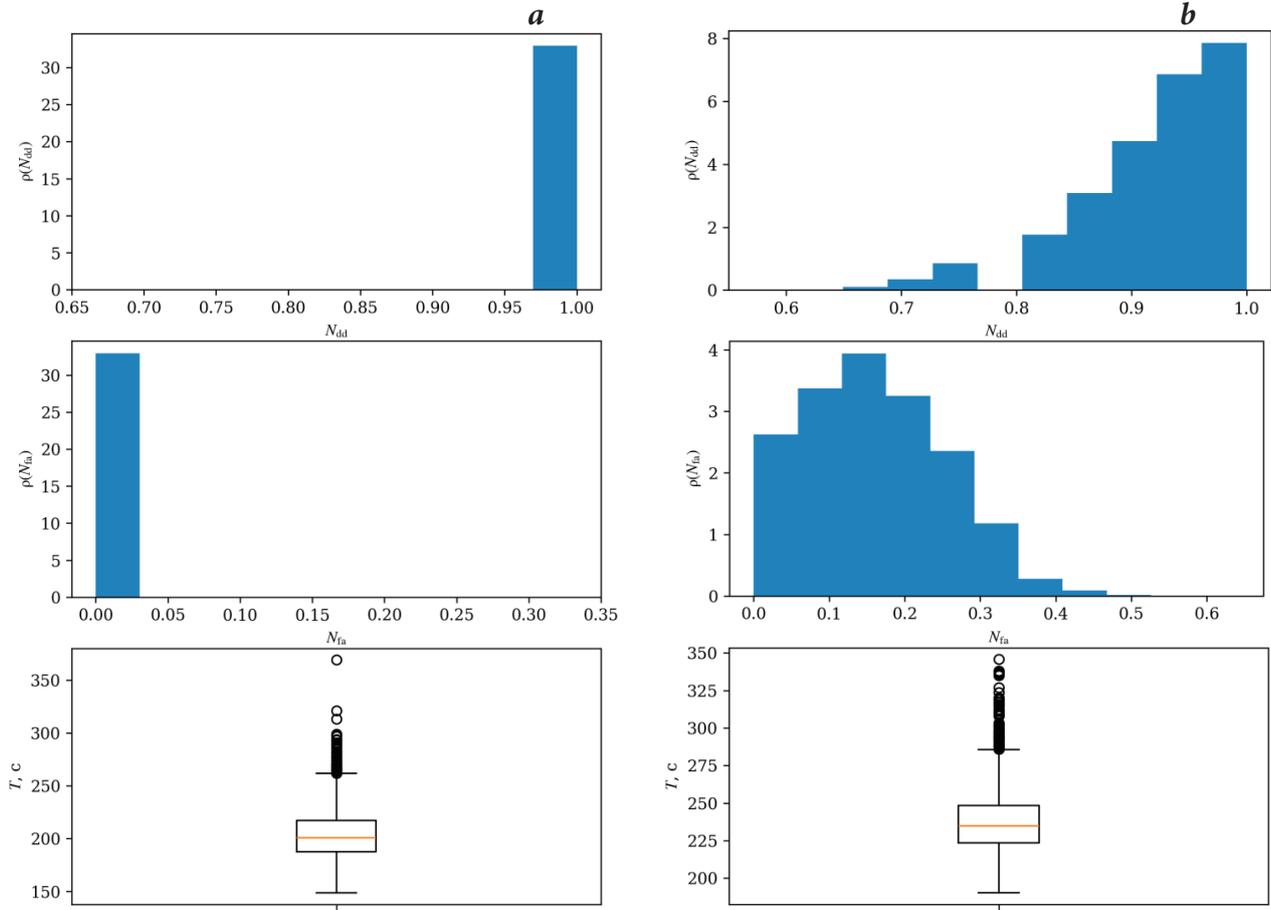


Рис. 5. Распределения ρ количества пораженных БПЛА N_{dd} и БПЛА, упавших в зоны, N_{fa} и время выполнения задачи системой противодействия T для случаев: а – случай $N_d=3$; б – случай $N_d=21$. В данном случае на осях отмечены величины N_{dd} и N_{fa} относительно количества одновременно налетающих БПЛА N_d .

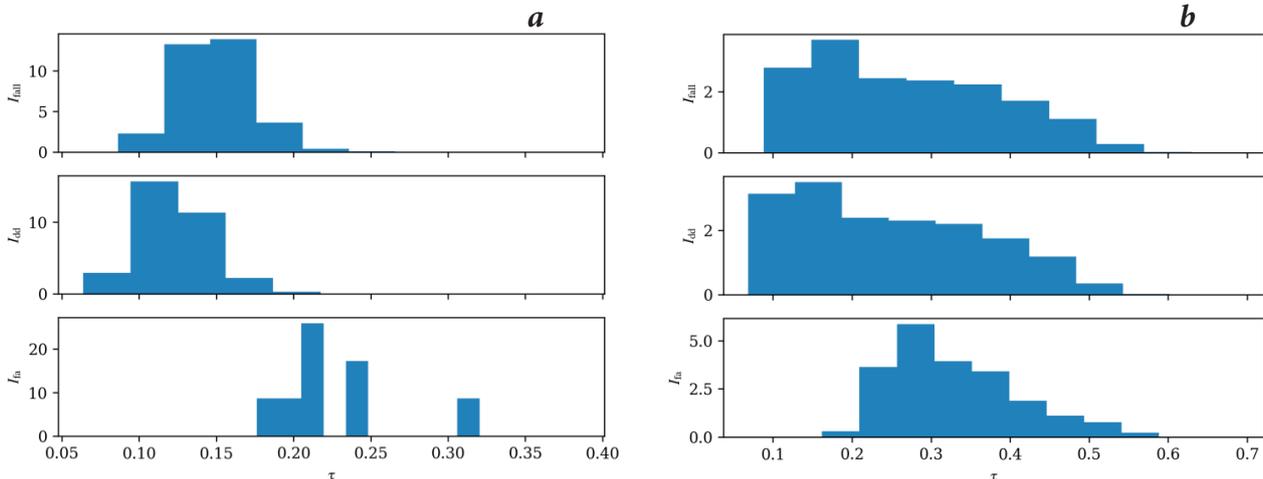


Рис. 6. Распределения интенсивности падения БПЛА I_{fall} , поражения БПЛА I_{dd} и их падения в запретные зоны I_{fa} для случаев в зависимости от относительного времени моделирования $\tau = T/\max(T)$: а – случай $N_d=3$; б – случай $N_d=21$.

Особое место при решении задачи управления БПЛА с использованием машинного обучения занимает машинное обучение с подкреплением (англ. reinforcement learning – RL): оно помогает решать задачи навигации и непосредственного управления БПЛА. RL обладает некоторой универсальностью: агент представляет собой нейронную сеть, наблюдения и действия – векторы действительных чисел,

а награда – скаляр. Основная цель любого алгоритма RL состоит в том, чтобы позволить агенту быстро изучить оптимальное поведение, которое приводит к наивысшему значению вознаграждения. Несмотря на существующие успехи, RL имеет

особенности, усложняющие его применение в реальных задачах: высокая вычислительная сложность и необходимость тщательного выбора функции награды. Поэтому практически невозможно вести обучение на реальном объекте (БПЛА) и обучение ведется в виртуальной среде.

Созданная в работе виртуальная среда, с одной стороны, обладает приемлемой вычислительной сложностью, с другой – теоретически позволит перенести результаты обучения для управления реальными БПЛА. В ней интеллектуальный агент управляет БПЛА не непосредственно, а через существующую систему управления. Агент формирует для системы управления заданную трехмерную траекторию, а система стабилизации отвечает за выработку команд для органов управления, обеспечивающих следование БПЛА по такой траектории. Траектории представляются в виде полинома – кривой Безье, как и в имитационной модели системы противодействия БПЛА.

Моделировался сценарий перехвата группы налетающих БПЛА роем БПЛА-перехватчиков. Количество налетающих БПЛА – 3 шт., перехватчиков – 5 шт. Налетающие БПЛА летят по заранее рассчитанным траекториям и не меняют их на протяжении моделирования. Перехватчиками индивидуально управляет интеллектуальный агент, который в определенные моменты задает новую траекторию в виде кривой Безье. При построении траектории агенту известны: свой текущий вектор скорости, относительные положения и скорости всех налетающих БПЛА, относительные положения, скорости и текущие полетные задания ближайших БПЛА-перехватчиков. Все БПЛА, участвующие в моделировании, имеют одинаковые характеристики, свойственные FPV (англ. First Person View) БПЛА коптерного типа с размером пропеллера 6 дюймов, скоростью до 140 км/ч, располагаемой перегрузкой около 11g. Проведено обучение агента-нейросети, способного асинхронно и независимо стро-

ить допустимые траектории индивидуально для каждого БПЛА в рое, целью которого является перехват группы налетающих БПЛА. На рис. 7 показан прогресс обучения агента: рост доли перехваченных БПЛА в процессе обучения.

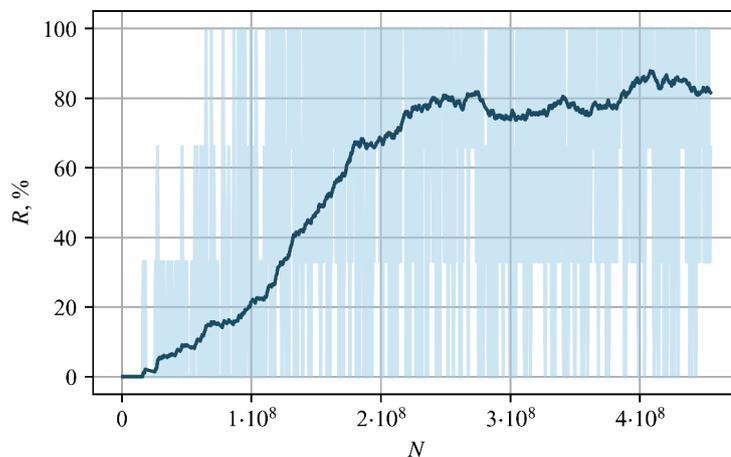


Рис. 7. Прогресс обучения интеллектуального агента, управляющего БПЛА-перехватчиками в рое: R – количество успешно перехваченных БПЛА, N – шаги алгоритма обучения.

Таким образом, при помощи методов глубокого машинного обучения с подкреплением [27, 28] было проведено обучение интеллектуального агента, способного асинхронно и независимо строить допустимые траектории индивидуально для каждого БПЛА как в рое, так и в случае одиночного применения [29]. Весь процесс обучения проведен с использованием фреймворка для обучения с подкреплением с открытым исходным кодом – Stable-Baselines3 [30]. Алгоритм обучения, показавший лучший результат, – TQC [28].

Выводы

Разработан комплекс компьютерных моделей и методов обнаружения и противодействия беспилотным транспортным средствам, несущим угрозу нормальному функционированию «умного города».

В рамках исследования средств противодействия в наземных транспортных системах разработана упрощенная модель гетерогенного транспортного потока. Основным достоинством модели является простота. Это же можно считать и недостатком: как и многие классические модели, она корректно описывает только две основные фазы транспортного потока – свободный поток и плотный поток, в то время как фаза синхронизированного движения этой моделью не описывается. На модели продемонстрирована эффективность внедрения БТС с точки зрения повышения пропускной способности дорог. Показано, что в случае необходимости перехвата одного БТС другим БТС (перехватчиком), наличие большой доли БТС в потоке и эффекта кластеризации являются вредными факторами. Одним из возможных решений для повышения эффективности перехвата является создание протоколов взаимодействия между БТС-перехватчиком и рядовыми БТС.

Для оценки эффективности систем противодействия групповому налету БПЛА разработана универсальная имитационная модель, подходящая и для решения обратных (оптимизационных) задач. С использованием разработанной модели можно решить задачу структурного синтеза системы противодействия, заключающуюся в выборе элементов системы из заданного множества и их размещения в пространстве оптимальным образом для достижения системы наибольшей эффективности по заданному показателю.

Задача перехвата группы налетающих БПЛА роем БПЛА-перехватчиков была решена впервые в трехмерной постановке. Показано, что разработанная виртуальная среда подходит

для использования в современных алгоритмах обучения с подкреплением. Предложенный подход к формированию роевого управления БПЛА может быть применен в более сложных постановках, учитывающих ограничения бортовой аппаратуры БПЛА, зашумленность и неполноту информации о положении других БПЛА и препятствий, что позволит использовать полученные функции управления на реальных БПЛА.

Литература

1. S. Agrawal, A.M. Schuster, N. Britt, E.A. Mack, M.L. Tidwell, S.R. Cotten
Technol. Soc., 2023, **72**, 102186.
DOI: 10.1016/j.techsoc.2022.102186.
2. I. Begishev, D. Bersei, O. Amvrosova, K. Dolgoplov, R. Zhirov
B Proc. Transp. Res. Procedia (RF, Novosibirsk, 02–05 March, 2022), RF, Novosibirsk, 2022, **63**, pp. 648–655.
DOI: 10.1016/j.trpro.2022.06.058.
3. E. Papadimitriou, H. Farah, G. van de Kaa, F. S. de Sio, M. Hagenzieker, P. van Gelder
Accid. Anal. Prev., 2022, **174**, 106724.
DOI: 10.1016/j.aap.2022.106724.
4. R.I. Meneguette, R.E. De Grande, A.A.F. Loureiro
Intelligent Transport System in Smart Cities, FRG, Cham, Springer, 2018, 191 pp.
DOI: 10.1007/978-3-319-93332-0.
5. B.S. Kerner
The Physics of Traffic, FRG, Berlin, Heidelberg, Springer, 2004, 682 pp. DOI: 10.1007/978-3-540-40986-1.
6. M. Treiber, A. Kesting
Traffic Flow Dynamics, FRG, Berlin, Heidelberg: Springer, 2013, 503 pp.
DOI: 10.1007/978-3-642-32460-4.
7. Введение в математическое моделирование транспортных потоков, под ред. А.В. Гасникова, РФ, Москва, Изд. МЦНМО, 2013, 429 с.
8. K. Al-Dosari, Z. Humaiti, W. Balachandran
Multidisciplinary Digital Publishing Institute, 2023, **7**(3), 210.
DOI: 10.3390/drones7030210.
9. S.H. Alsamhi, O. Ma, M.S. Ansari, F.A. Almalki
IEEE Access, 2019, **7**, 128125.
DOI: 10.1109/ACCESS.2019.2934998.
10. H. Chen, Z. Hu, S. Solak
Eur. J. Oper. Res., 2021, **294**(3), 118.
DOI: 10.1016/j.ejor.2021.02.039.
11. I. Bisio, C. Garibotto, H. Haleem, F. Lavagetto, A. Sciarone
IEEE Access, 2022, **10**, 101537.
DOI: 10.1109/ACCESS.2022.3207282.
12. S. Park, H.T. Kim, S. Lee, H. Joo, H. Kim
IEEE Access, 2021, **9**, 42635. DOI: 10.1109/ACCESS.2021.3065926.
13. J.P. Yaacoub, H. Noura, O. Salman, A. Chehab
IoT, 2020, **11**, 100218. DOI: 10.1016/j.iot.2020.100218.
14. М.А. Демьянович
Правопорядок: история, теория, практика, 2019, №2(21), 108.
15. В.К. Абросимов
Коллективы интеллектуальных летательных аппаратов: монография, РФ, Москва, Издательский Дом «Наука», 2017, 304 с.
16. J. Johnson
Artificial Intelligence and the Future of Warfare: The USA, China, and Strategic Stability, UK, Manchester University Press, 2021, 230 pp. DOI: 10.7765/9781526145062.00015.
17. J.J. Roldan, P. Garcia-Aunon, E. Peña-Tapia, A. Barrientos
B 2019 International Conference on Pervasive Computing and Communications (PerCom 2022) (Japan, Kyoto, 11–15 March, 2019), 2019, pp. 862–867.
DOI: 10.1109/PERCOMW.2019.8730677.
18. D. He, G. Yang, H. Li, S. Chan, Y. Cheng, N. Guizani
IEEE Network, 2021, **35**(1), 380.
DOI: 10.1109/MNET.011.2000380.
19. K.K. Oh, M.C. Park, H.S. Ahn
Automatica, 2015, **53**, 424.
DOI: 10.1016/j.automatica.2014.10.022.
20. A.A. Bandala, R.R.P. Vicerra, E.P. Dadios
B Proc. TENCON 2014 – 2014 IEEE Region 10 Conference, (Thailand, Bangkok, 22–25 October, 2014), Thailand, Bangkok, IEEE, 2014, pp. 1–6. DOI: 10.1109/TENCON.2014.7022455.
21. K. Nagel, M. Schreckenberg
J. Phys. I France, 1992, **2**(12), 2221. DOI: 10.1051/jp1:1992277.
22. A. Dupuis, B. Chopard
Networks Spat. Econ., 2003, **3**(1), 9.
DOI: 10.1023/A:1022044932736.
23. S. Sakai, K. Nishinari, S. Iida
J. Phys. A. Math. Gen, 2006, **39**(50), 15327.
DOI: 10.1088/0305-4470/39/50/002.
24. N.V. Bykov
Comput. Res. Model, 2022, **14**(5), 1041.
DOI: 10.20537/2076-7633-2022-14-5-1041-1058.
25. А.Н. Лебединец
Организация и боевые возможности мотострелковых подразделений малого масштаба, РФ, Москва, Изд. МГТУ им. Н.Э. Баумана, 2012, 108 с.
26. В.А. Федулов, Н.В. Быков, В.Д. Баскаков
Системы управления, связи и безопасности, 2023, №4, 63.
DOI: 10.24412/2410-9916-2023-4-63-104.
27. A.T. Azar, A. Koubaa, N. Ali Mohamed, H.A. Ibrahim, Z.F. Ibrahim, M. Kazim, A. Ammar, B. Benjdira, A.M. Khamis, I.A. Hameed, G. Casalino
Electronics, 2021, **10**(9), 999. DOI: 10.3390/electronics10090999.
28. A. Kuznetsov, P. Shvechikov, A. Grishin, D. Vetrov
B Proc. 37th International Conference on Machine Learning (Virtual, 13–18 July, 2020), Online, PMLR 119, 2020, pp. 5556–5566.
(https://proceedings.mlr.press/v119/kuznetsov20a/kuznetsov20a.pdf).
29. M.S. Tovarnov, N.V. Bykov
B Proc. Journal of Physics: Conference Series, Vol. 2308 (CMMASS 2021), (RF, Alushta, 04–13 September 2021), RF, Alushta, IOP Publishing, 2022, 012004.
DOI: 10.1088/1742-6596/2308/1/012004.
30. A. Raffin, A. Hill, A. Gleave, A. Kanervisto, M. Ernestus, N. Dormann
J. Mach. Learn. Res., 2021, **22**(268), pp. 1–8.
(https://jmlr.org/papers/volume22/20-1364/20-1364.pdf).

English

Computer Simulation and System Efficiency Evaluation for Systems of Detecting and Countering of Unmanned Vehicles that Pose a Threat to a Smart City Transportation System*

Nikita V. Bykov

Russian University of Transport (MIIT),
Bauman Moscow State Technical University
5 2nd Baumanskaya Str., Moscow, 105005, Russia
bykov@bmstu.ru

Vadim A. Fedulov

Bauman Moscow State Technical University
5 2nd Baumanskaya Str., Moscow, 105005, Russia
vadimfedulov.bmstu@gmail.com

Mikhail S. Tovarnov

Bauman Moscow State Technical University
5 2nd Baumanskaya Str., Moscow, 105005, Russia
tovarnov@bmstu.ru

Abstract

In this paper we propose a group of computer models to evaluate the system efficiency for detecting and countering unmanned vehicles in a smart city. The unmanned vehicles mean autonomous vehicles and unmanned aerial vehicles. We developed a simplified model of a heterogeneous traffic flow consisting of unmanned and human-controlled vehicles. The model allows one to study the process of intercepting an autonomous vehicle control of which has been intercepted. We created a simulation model of a system for detecting and countering the attack of a group of unmanned aerial vehicles as part of the study of the processes of countering unmanned aerial vehicles. Also, we solved the problem of intercepting a group of unmanned aerial vehicles by another group (swarm) of unmanned aerial vehicles for the first time in a three-dimensional setting.

Keywords: smart city, unmanned aerial vehicles, countermeasures, safety, efficiency, synthesis methods, deep learning.

*The work was financially supported by RFBR (project 19-29-06090).

Images & Tables

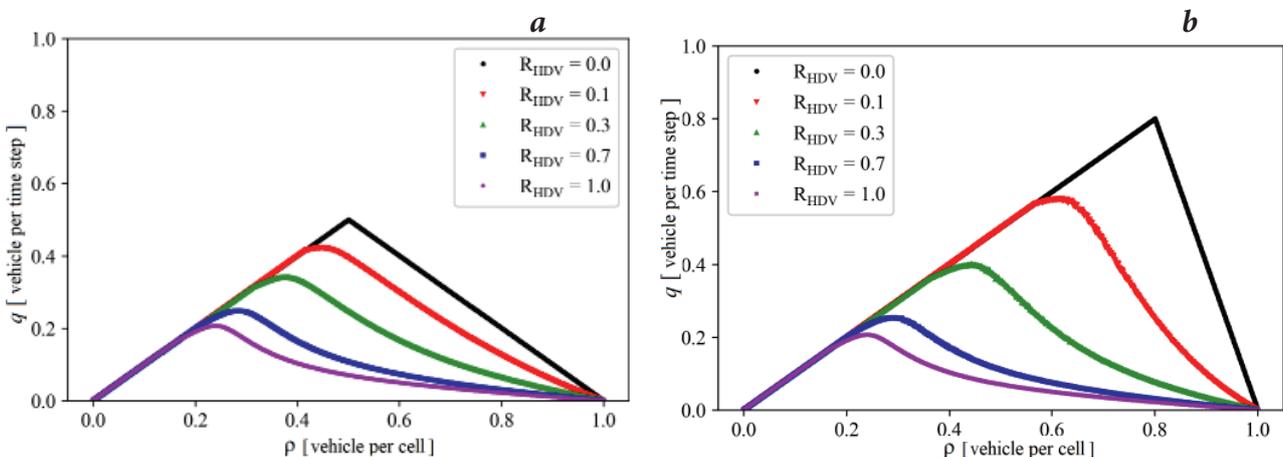


Fig. 1. Fundamental diagrams (flux vs vehicle density) for different ratio of human-driven vehicles (R_{HDV}): a – no platoons ($S=0$); b – platoons available ($S=3$).

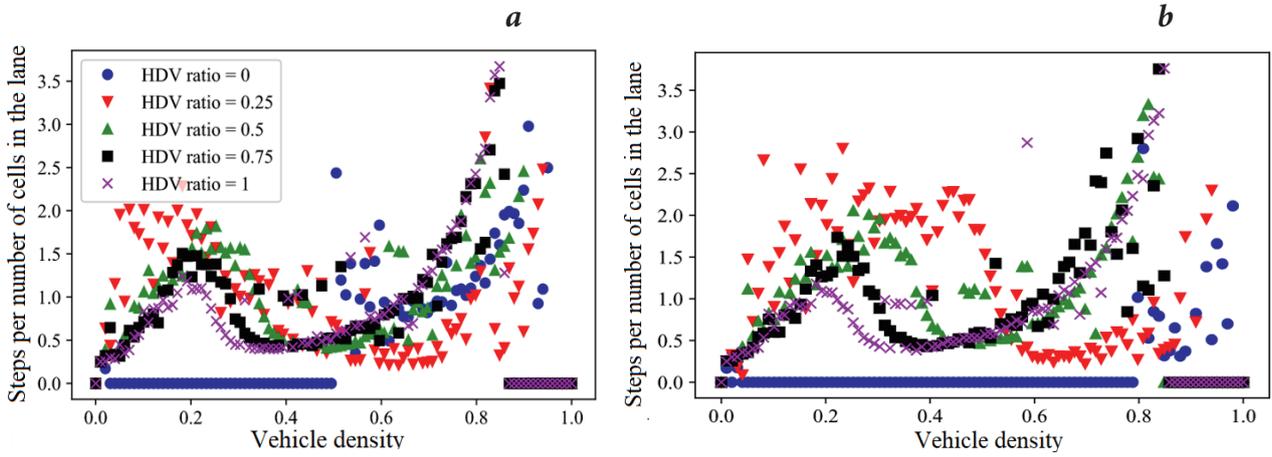


Fig. 2. The number of steps required for interception vs vehicle density for different ratio of human-driven vehicles: no platoons ($S=0$); b – platoons available ($S=3$).

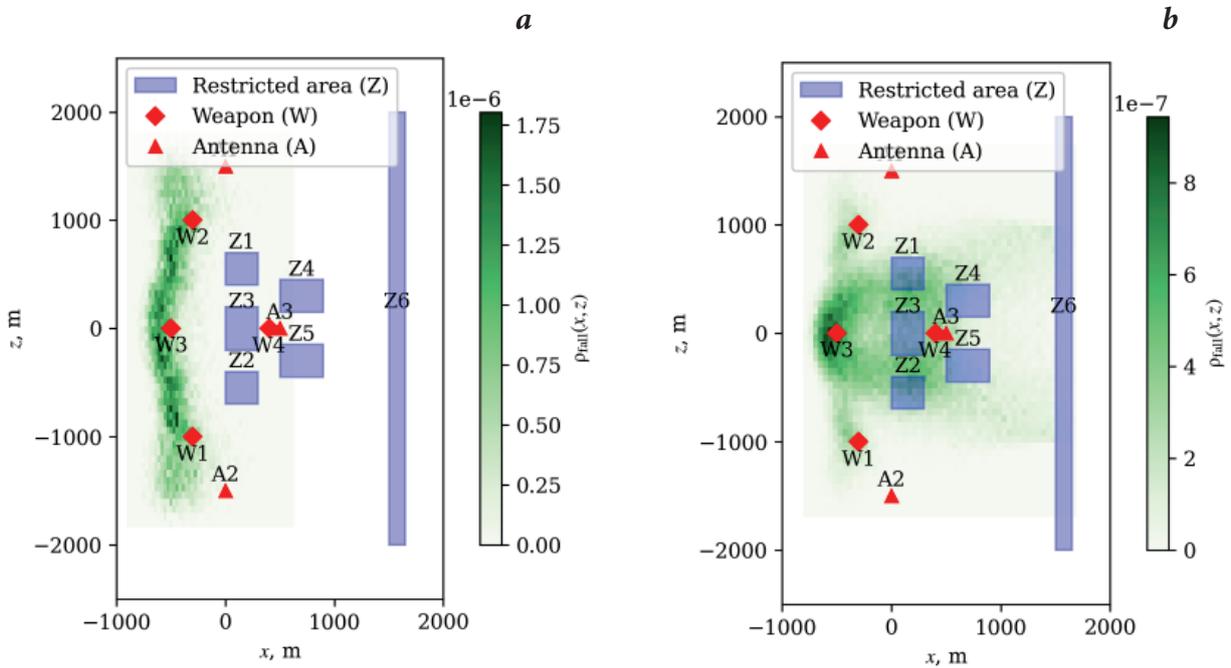


Fig. 3. Density function of UAV impact points in the horizontal plane in case of: a – $N_d=3$; b – $N_d=21$.

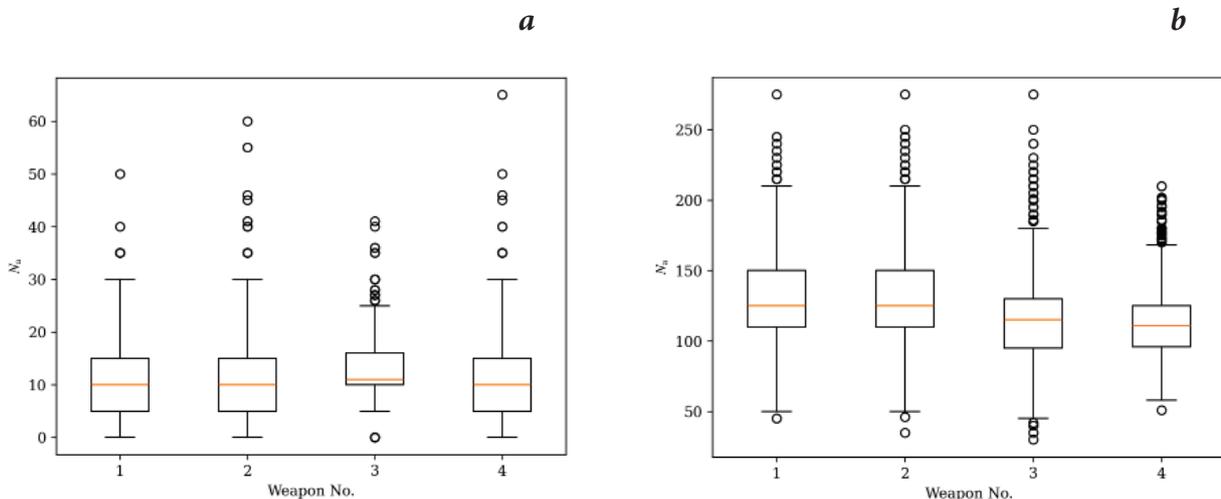


Fig. 4. Ammunition consumption N_n in case of: a – $N_d=3$; b – $N_d=21$

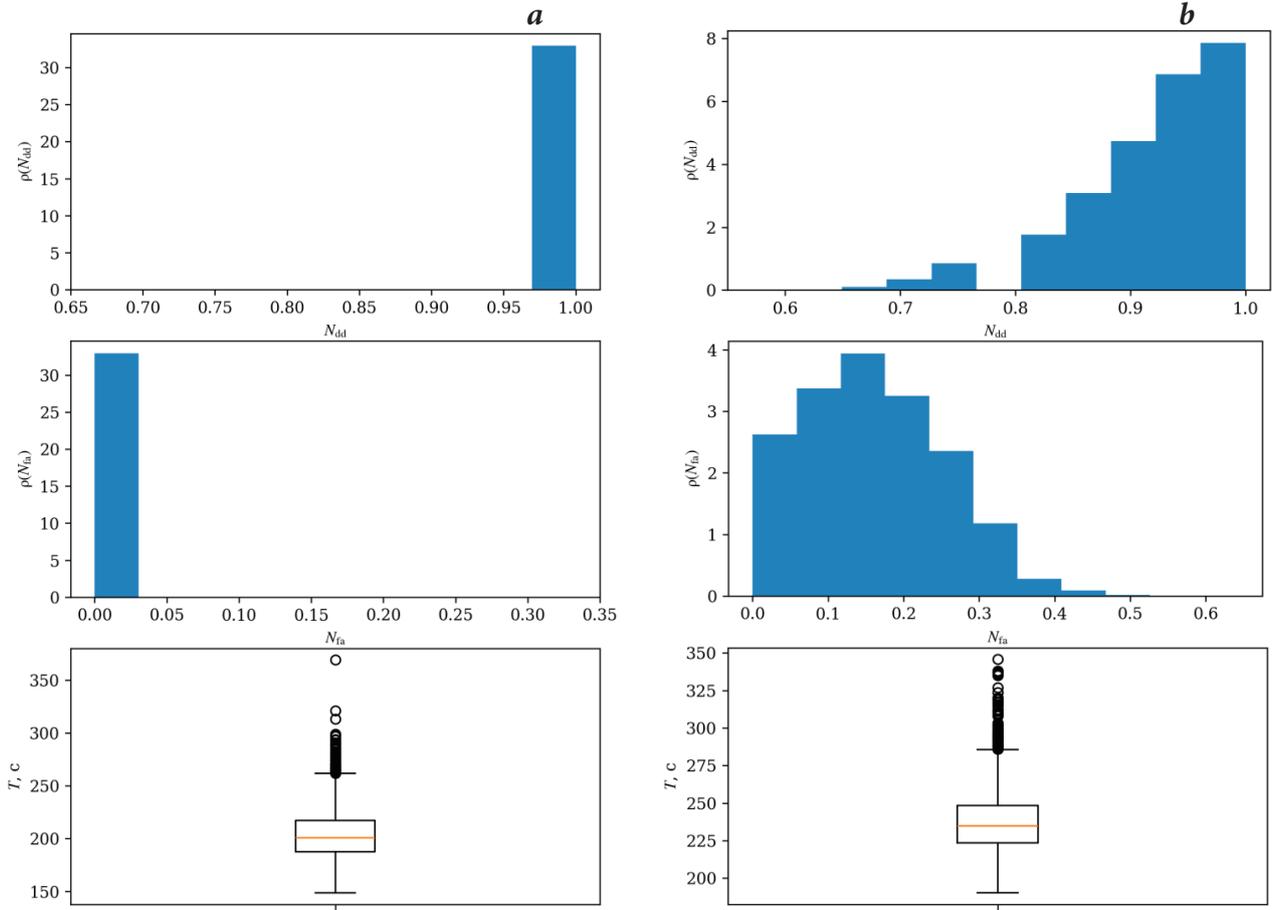


Fig. 5. Distributions ρ of the number of affected UAVs N_{dd} , UAVs that fell into the zones N_{fa} and the countermeasures system task elapsed time T in case of: a - $N_d=3$; b - $N_d=21$. In this instance, the values N_{dd} and N_{fa} are marked on the axes relative to the number of simultaneously flying UAVs N_d .

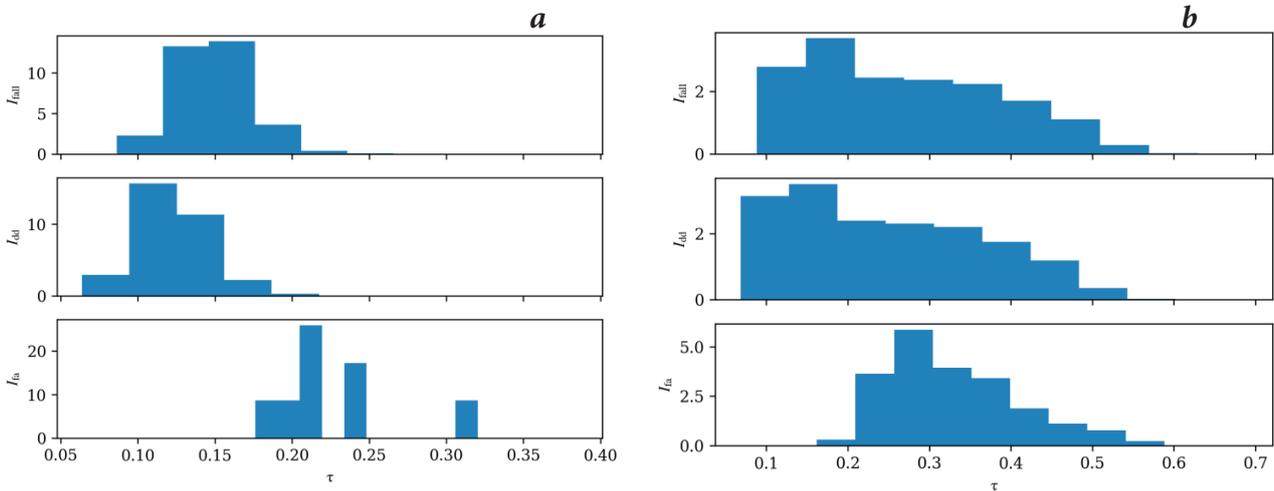


Fig. 6. Distributions of UAVs fall intensity I_{fall} , UAVs defeat intensity I_{dd} and destroyed UAVs intensity of fall into restricted areas I_{fa} depending on the relative simulation time in case of: a - $N_d=3$; b - $N_d=21$.

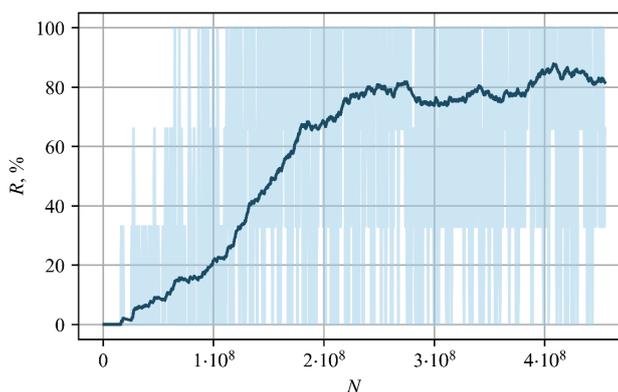


Fig. 7. Progress in training an intelligent agent controlling UAV interceptors in a swarm: R – number of successfully intercepted UAVs, N – training algorithm steps.

References

1. S. Agrawal, A.M. Schuster, N. Britt, E.A. Mack, M.L. Tidwell, S.R. Cotten
Technol. Soc., 2023, **72**, 102186. DOI: 10.1016/j.techsoc.2022.102186.
2. I. Begishev, D. Bersei, O. Amvrosova, K. Dolgoplov, R. Zhirov
In *Proc. Transp. Res. Procedia (RF, Novosibirsk, 02–05 March, 2022)*, RF, Novosibirsk, 2022, **63**, pp. 648–655.
DOI: 10.1016/j.trpro.2022.06.058.
3. E. Papadimitriou, H. Farah, G. van de Kaa, F. S. de Sio, M. Hagenzieker, P. van Gelder
Accid. Anal. Prev., 2022, **174**, 106724.
DOI: 10.1016/j.aap.2022.106724.
4. R.I. Meneguette, R.E. De Grande, A.A.F. Loureiro
Intelligent Transport System in Smart Cities, FRG, Cham, Springer, 2018, 191 pp. DOI: 10.1007/978-3-319-93332-0.
5. B.S. Kerner
The Physics of Traffic, FRG, Berlin, Heidelberg, Springer, 2004, 682 pp.
DOI: 10.1007/978-3-540-40986-1.
6. M. Treiber, A. Kesting
Traffic Flow Dynamics, FRG, Berlin, Heidelberg: Springer, 2013, 503 pp.
DOI: 10.1007/978-3-642-32460-4.
7. *Introduction to Mathematical Modeling of Traffic Flows [Vvedeniye v matematicheskoye modelirovaniye transportnykh potokov]*, Ed. A.V. Gasnikov, RF, Moscow, Publ. House MTsNMO, 2013, 429 pp. (in Russian).
8. K. AL-Dosari, Z. Hunaiti, W. Balachandran
Multidisciplinary Digital Publishing Institute, 2023, **7(3)**, 210.
DOI: 10.3390/drones7030210.
9. S.H. Alsamhi, O. Ma, M.S. Ansari, F.A. Almalki
IEEE Access, 2019, **7**, 128125.
DOI: 10.1109/ACCESS.2019.2934998.
10. H. Chen, Z. Hu, S. Solak
Eur. J. Oper. Res., 2021, **294(3)**, 118.
DOI: 10.1016/j.ejor.2021.02.039.
11. I. Bisio, C. Garibotto, H. Haleem, F. Lavagetto, A. Sciarone
IEEE Access, 2022, **10**, 101537.
DOI: 10.1109/ACCESS.2022.3207282.
12. S. Park, H.T. Kim, S. Lee, H. Joo, H. Kim
IEEE Access, 2021, **9**, 42635. DOI: 10.1109/ACCESS.2021.3065926.
13. J.P. Yaacoub, H. Noura, O. Salman, A. Chehab
IoT, 2020, **11**, 100218. DOI: 10.1016/j.iot.2020.100218.
14. M.A. Demyanovich
Legal Order: History, Theory, Practice [Pravoporyadok: istoria, teoria, praktika], 2019, **2(21)**, 108 (in Russian).
15. V.K. Abrosimov
Groups of Intelligent Aircrafts: Monograph [Kollektivny intellektualnykh letatelnykh apparatov: Monografiya], RF, Moscow, Izdatelskiy Dom «Nauka», 2017, 304 pp. (in Russian).
16. J. Johnson
Artificial Intelligence and the Future of Warfare: The USA, China, and Strategic Stability, UK, Manchester University Press, 2021, 230 pp. DOI: 10.7765/9781526145062.00015.
17. J.J. Roldan, P. Garcia-Aunon, E. Peña-Tapia, A. Barrientos
In *2019 International Conference on Pervasive Computing and Communications (PerCom 2022) (Japan, Kyoto, 11–15 March, 2019)*, 2019, pp. 862–867.
DOI: 10.1109/PERCOMW.2019.8730677.
18. D. He, G. Yang, H. Li, S. Chan, Y. Cheng, N. Guizani
IEEE Network, 2021, **35(1)**, 380. DOI: 10.1109/MNET.011.2000380.
19. K.K. Oh., M.C. Park, H.S. Ahn
Automatica, 2015, **53**, 424. DOI: 10.1016/j.automatica.2014.10.022.
20. A.A. Bandala, R.R.P. Vicerra, E.P. Dadios
In *Proc. TENCON 2014 – 2014 IEEE Region 10 Conference, (Thailand, Bangkok, 22–25 October, 2014)*, Thailand, Bangkok, IEEE, 2014, pp. 1–6.
DOI: 10.1109/TENCON.2014.7022455.
21. K. Nagel, M. Schreckenberg
J. Phys. I France, 1992, **2(12)**, 2221. DOI: 10.1051/jp1:1992277.
22. A. Dupuis, B. Chopard
Networks Spat. Econ., 2003, **3(1)**, 9. DOI: 10.1023/A:1022044932736.
23. S. Sakai, K. Nishinari, S. Iida
J. Phys. A. Math. Gen., 2006, **39(50)**, 15327.
DOI: 10.1088/0305-4470/39/50/002.
24. N.V. Bykov
Comput. Res. Model., 2022, **14(5)**, 1041.
DOI: 10.20537/2076-7633-2022-14-5-1041-1058.
25. A.N. Lebedinets
Organization and Combat Capabilities of Small-Scale Motorized Rifle Units [Organizatsiya i boevye vozmozhnosti motostrelkovykh podrazdeleniy malogo masshtaba], RF, Moscow, Izdatelstvo Bauman MGTU, 2012, 108 pp. (in Russian).
26. V.A. Fedulov, N.V. Bykov, V.D. Baskakov
Systems of Control, Communication and Security [Sistemy upravleniya, svyazi i bezopasnosti], 2023, **№4**, 63 (in Russian).
DOI: 10.24412/2410-9916-2023-4-63-104.
27. A.T. Azar, A. Koubaa, N. Ali Mohamed, H.A. Ibrahim, Z.F. Ibrahim, M. Kazim, A. Ammar, B. Benjdira, A.M. Khamis, I.A. Hameed, G. Casalino
Electronics, 2021, **10(9)**, 999. DOI: 10.3390/electronics10090999.
28. A. Kuznetsov, P. Shvechikov, A. Grishin, D. Vetrov
In *Proc. 37th International Conference on Machine Learning (Virtual, 13–18 July, 2020)*, Online, PMLR 119, 2020, pp. 5556–5566.
(https://proceedings.mlr.press/v119/kuznetsov20a/kuznetsov20a.pdf).
29. M.S. Tovarnov, N.V. Bykov
In *Proc. Journal of Physics: Conference Series, Vol. 2308 (CMMASS 2021), (RF, Alushta, 04–13 September 2021)*, RF, Alushta, IOP Publishing, 2022, 012004.
DOI: 10.1088/1742-6596/2308/1/012004.
30. A. Raffin, A. Hill, A. Gleave, A. Kanervisto, M. Ernestus, N. Dormann
J. Mach. Learn. Res., 2021, **22(268)**, pp. 1–8.
(https://jmlr.org/papers/volume22/20-1364/20-1364.pdf).