

Торайғыров университетінің хабаршысы
ҒЫЛЫМИ ЖУРНАЛЫ

НАУЧНЫЙ ЖУРНАЛ
Вестник Торайғыров университета

Торайғыров университетінің ХАБАРШЫСЫ

Энергетикалық сериясы
1997 жылдан бастап шығады



ВЕСТНИК Торайғыров университета

Энергетическая серия
Издается с 1997 года

ISSN 2710-3420

№ 1 (2025)

ПАВЛОДАР

НАУЧНЫЙ ЖУРНАЛ
Вестник Торайгыров университета

Энергетическая серия
выходит 4 раза в год

СВИДЕТЕЛЬСТВО

о постановке на переучет периодического печатного издания,
информационного агентства и сетевого издания

№ 14310-Ж

выдано

Министерство информации и общественного развития
Республики Казахстан

Тематическая направленность

публикация материалов в области электроэнергетики,
электротехнологии, автоматизации, автоматизированных и
информационных систем, электромеханики и теплоэнергетики

Подписной индекс – 76136

<https://doi.org/10.48081/PXLE1275>

Бас редакторы – главный редактор

Талипов О. М.

доктор PhD, ассоц. профессор (доцент)

Заместитель главного редактора

Калтаев А.Г., *доктор PhD*

Ответственный секретарь

Сағындық Ә.Б., *доктор PhD*

Редакция алкасы – Редакционная коллегия

Клецель М. Я.,	<i>д.т.н., профессор</i>
Никифоров А. С.,	<i>д.т.н., профессор</i>
Новожилов А. Н.,	<i>д.т.н., профессор</i>
Никитин К. И.,	<i>д.т.н., профессор (Российская Федерация)</i>
Алиферов А. И.,	<i>д.т.н., профессор (Российская Федерация)</i>
Кошеков К. Т.,	<i>д.т.н., профессор</i>
Приходько Е. В.,	<i>к.т.н., профессор</i>
Кислов А. П.,	<i>к.т.н., доцент</i>
Нефтисов А. В.,	<i>доктор PhD</i>
Омарова А. Р.	<i>технический редактор</i>

За достоверность материалов и рекламы ответственность несут авторы и рекламодатели

Редакция оставляет за собой право на отклонение материалов

При использовании материалов журнала ссылка на «Вестник Торайгыров университета» обязательна

<https://doi.org/10.48081/GENY5674>

**З. А. Кутпанова¹, Д. О. Кожаметова², Д. Н. Шандронов³,
Г. Н. Байсеитов⁴, *Е. А. Оспанов⁵**

¹Astana IT University, Республика Казахстан, г. Астана

^{2,5}Университет Шакарима, Республика Казахстан, г. Семей,

³Института военно-инженерных работ по радиоэлектронике и связи,
Республика Казахстан, г. Алматы

⁴Научно-исследовательский центр «Казахстан Инжиниринг» LLP,
Республика Казахстан, г.Астана

¹ORCID: <https://orcid.org/0009-0007-4860-9244>

²ORCID: <https://orcid.org/0000-0002-4327-3899>

³ORCID: <https://orcid.org/0009-0000-2361-2542>

⁴ORCID: <https://orcid.org/0009-0001-0154-0071>

⁵ORCID: <https://orcid.org/0000-0001-5342-274X>

e-mail: y.ospanov@shakarim.kz

ИННОВАЦИОННЫЕ МЕТОДЫ ПЛАНИРОВАНИЯ МАРШРУТОВ ДЛЯ БПЛА В ЭКСТРЕННЫХ СИТУАЦИЯХ

Использование множества беспилотных летательных аппаратов (БПЛА) позволяет эффективно доставлять первую помощь и необходимые материалы в районы, подвергшиеся стихийным бедствиям, таким как землетрясения, наводнения, оползни, лесные пожары. Использование беспилотников в таких ситуациях доказало свою важность, помогая ускорять восстановительные работы и минимизировать экономические потери. БПЛА сталкиваются с риском столкновения с птицами и другими объектами, особенно в зонах без сетевого покрытия. В условиях стихийных бедствий важно обеспечить своевременную доставку первой помощи, учитывая ограниченные ресурсы, такие как заряд батареи. Для этого нужно сбалансировать покрытие точек доставки, точность посадки и безопасность полета БПЛА. Модели Deep Q-network (DQN) широко используются для планирования маршрутов, но ранее редко учитывали некооперативные сценарии. В статье предлагается новая структура DQN, которая учитывает такие риски, как птицы и

неожиданные препятствия. Также создается уникальная система вознаграждений для улучшения покрытия доставки и безопасных посадок. Моделирование показало, что использование нескольких БПЛА может эффективно обеспечить доставку первой помощи в условиях бедствия.

Ключевые слова. Беспилотные летательные аппараты, многофункциональные БПЛА, обучение с подкреплением, глубокое Q-обучение.

Введение

Мульти – беспилотных летательных аппаратов (БПЛА) предлагают различные решение для доставки первой помощи и необходимых материалов в районы стихийных бедствий, например, пострадавшие от землетрясений, наводнений, оползней, лесных пожаров и пандемий [1]. Использование беспилотников в таких ситуациях доказало свою важность, помогая ускорять восстановительные работы и минимизировать экономические потери. Например, в 2021 году, во время шторма Ури, беспилотники ускорили восстановление после массовых отключений электричества. В Китае при наводнении в Хэнане БПЛА использовались для оценки ущерба и координации спасательных операций. Наводнение в Германии и Бельгии также показало их важность в оценке инфраструктуры. В США после урагана Ида и в Канаде после наводнения в Британской Колумбии беспилотники помогли с восстановлением и поисково-спасательными операциями. Землетрясения в Японии в 2022 г. и Турции в 2023 г, а также лесные пожары на Гавайях подтвердили эффективность БПЛА в экстремальных ситуациях.

Сложность окружающей среды (например, препятствия на местности, погодные условия и городская инфраструктура) и факторы производительности БПЛА (например, максимальная нагрузка, потребление энергии или дальность полета) влияют на решение с несколькими БПЛА во многих сценариях миссий [2, P.270-299; 3, P.153–170]. Недавно исследователи попытались решить эти проблемы, используя искусственный интеллект для планирования маршрутов нескольких БПЛА в различных ситуациях. В этой статье рассматриваются преимущества и применение ИИ в БПЛА с акцентом на типы и алгоритмы используемого ИИ, в частности, обучение с подкреплением и глубокое обучение, для повышения оперативности и эффективности действий во время таких кризисов.

Использование ИИ в БПЛА во время стихийных бедствий дает существенные преимущества. Во-первых, ИИ значительно повышает автономность БПЛА, что особенно важно в ситуациях, когда традиционные методы мониторинга и реагирования становятся недоступными или

опасными. Благодаря алгоритмам машинного обучения и компьютерному зрению БПЛА могут самостоятельно оценивать ситуацию, определять зоны повышенного риска и планировать оптимальные маршруты полета, избегая препятствий и обеспечивая максимальную безопасность миссии. Обучение с подкреплением, в частности, играет ключевую роль в этом процессе. Он позволяет БПЛА обучаться и адаптироваться к динамическим средам, постоянно совершенствуя политику принятия решений на основе обратной связи от окружающей среды.

Во-вторых, ИИ способствует повышению точности и скорости анализа данных, полученных от БПЛА. Например, используя методы глубокого обучения, БПЛА могут эффективно анализировать изображения и видео, снятые камерами высокого разрешения, для обнаружения признаков разрушений, идентификации жертв и оценки масштаба катастрофы. Сверточные нейронные сети (CNN) и другие архитектуры глубокого обучения используются для быстрой и точной обработки и интерпретации больших объемов визуальных данных. Это позволяет спасательным службам получать актуальную информацию в режиме реального времени, что критически важно для координации спасательных операций и принятия быстрых решений.

В-третьих, ИИ расширяет возможности прогнозирования и моделирования последствий стихийных бедствий. БПЛА, оснащенные ИИ, могут собирать и анализировать большие объемы данных о состоянии инфраструктуры, ландшафтов, погодных условий и других факторов. На основе этих данных ИИ может строить прогнозы развития ситуации, моделировать возможные сценарии и оценивать риски, что позволяет своевременно принимать меры по минимизации ущерба и подготовке к потенциальным угрозам. Модели глубокого обучения, включая рекуррентные нейронные сети (RNN) и сети с долговременной краткосрочной памятью (LSTM), особенно полезны для прогнозирования временных рядов и моделирования сценариев. Более того, ИИ в БПЛА значительно расширяет возможности координации и управления ресурсами в чрезвычайных ситуациях. Интеллектуальные системы могут автоматизировать процесс распределения и координации работы различных подразделений, обеспечивая оптимальное использование имеющихся ресурсов. Это помогает сократить время реагирования, повысить эффективность спасательных операций и снизить затраты. Алгоритмы обучения с подкреплением могут оптимизировать распределение ресурсов и планирование маршрутов, изучая лучшие стратегии путем проб и ошибок, повышая общую эффективность усилий по реагированию на чрезвычайные ситуации.

Модели на основе глубокого Q-обучения (DQN) [4, С.153-170; 5, с. 16663–16676] являются лучшим примером этого и показывают лучшие

результаты. Учитывая его эффективность в обработке сложных пространств состояний, захвате факторов, формулировании передовых тактик и принятии решений на основе предыдущих событий, в результате общее выполнение задач и сотрудничество между БПЛА были улучшены.

Если быть более конкретным, решения на основе DQN [6, p. 119941; 7, С. 281–295; 8, С. 119154; 9, С.100633;10, С. 2893–2905; 11, С.110164] достигли одновременной навигации БПЛА и радиокартирования в трехмерном (3D) пространстве, используя дуэльный глубокий алгоритм DQN, основанный на процессе принятия решений Маркова (MDP) [12, С.4205–4220]. По этой причине была предложена структура, называемая глубоким обучением с подкреплением (DRL), для навигации БПЛА внутри помещений на основе частично наблюдаемого процесса принятия решений Маркова (POMDP) [13, С.1–14; 14, С. 310–315]. Наконец, был представлен эталонный подход DQN, основанный на децентрализованном частично наблюдаемом марковском процессе принятия решений (Дес-POMDP) для использования стратегий планирования пути для нескольких БПЛА в плотной городской среде [15, С.1171–1187]. В частности, решение, предложенное в, успешно выполнило одновременную навигацию БПЛА и отображение радиосигналов в трехмерном (3D) пространстве. Это было достигнуто путем использования алгоритма дуэли глубоких Q-сетей (DQN), основанного на марковском подходе принятия решений (MDP). Поэтому исследователи предложили структуру глубокого обучения с подкреплением (DRL) для навигации БПЛА внутри помещений с использованием частично наблюдаемого марковского метода принятия решений (POMDP). В статье [15, p.1171–1187] представлен эталонный подход DQN, который использует децентрализованную частично наблюдаемую марковскую процедуру принятия решений (ДесPOMDP) для разработки стратегии планирования пути для нескольких БПЛА в случайных, густонаселенных городских районах. Хотя текущие модели DQN для планирования БПЛА достигли выдающихся результатов, они по-прежнему сталкиваются с ограничениями, когда дело доходит до борьбы со стихийными бедствиями и конкурентными сценариями во время цикла миссии доставки. Этот тип сценария относительно широко распространен и имеет решающее значение, поскольку БПЛА все чаще используются для сложных миссий, таких как проведение расследований в городских районах, горах и лесах, пострадавших от стихийных бедствий. Чрезвычайное реагирование в сценариях стихийных бедствий требует точных и быстрых действий по доставке, когда в районах бедствия не будет надлежащей среды посадки БПЛА. Таким образом, традиционные системы сброса с воздуха (парашютные) могут не доставить полезную нагрузку в места доставки точно [16, p. p. 699–715] из-за погодных условий или технических проблем, таких

как проблема с выпуском. Система лебедки является наиболее оптимальным решением для точной доставки; однако эта система не рассматривалась в недавних исследованиях из-за ее высокого энергопотребления, что приводит к отказу БПЛА при возвращении на базу. С другой стороны, опасные зоны (скопления птиц) представляют серьезную угрозу для выполнения задач по доставке полезных грузов и удержанию БПЛА. Такой сценарий увеличивает сложность моделей DQN, что влияет на достижение оптимального планирования пути. Таким образом, БПЛА могут следовать жадной стратегии, где отдаленные районы могут не учитываться.

Известно, что популярный алгоритм Q-learning переоценивает значения действий при определенных условиях. Ранее не было известно, распространены ли на практике такие переоценки, вредят ли они производительности и можно ли их вообще предотвратить. RL можно использовать в DNN для аппроксимации функции значения, политики или других функций, которые помогают агенту принимать решения, а также для предварительной обработки входных данных, таких как изображения или данные датчиков, для извлечения полезных признаков для последующего анализа.

Однако сам DNN не включает алгоритм обучения с подкреплением. Он служит инструментом для представления и аппроксимации сложных функций.

Сети Deep Q (DQN) представляют собой конкретную реализацию глубокого обучения в контексте Q-обучения. DQN использует DNN для аппроксимации функции значения $Q(s, a)$, которая оценивает ожидаемое будущее вознаграждение для каждого состояния и действия. DQN продемонстрировал свою эффективность на различных задачах, включая знаменитую демонстрацию превосходного игрового процесса Atari.

Таблица 1 – Сравнение результатов соответствующих статей о дронах в управлении стихийными бедствиями на основе глубокого обучения

Страна	Название	Содержание	Прим
Испания (Abdulla A-K, Maria J.G-S, Francisco M.M, Arturo E., Jose M.A., 2019)	А л г о р и т м отслеживания на основе внешнего вида для целей воздушного поиска и спасения	- Позволяет отслеживать и идентифицировать несколько человек с инвариантностью к масштабу, перемещению и вращению точки обзора относительно целевых объектов в чрезвычайно сложных воздушных последовательностях.	И м и т а ц и я поиска и спасения в дикой природе

Корея (Tran Q.T., Minsoo P., Daekyo J., Seunghye P., 2020)	Оценка карты повреждений с использованием изображений БПЛА и алгоритмов глубокого обучения для системы управления стихийными бедствиями	- БПЛА Phantom 4 Pro V2 на высоте 150 м, интегрированный с алгоритмами сегментации изображений на основе глубокого обучения. - Эффективен при извлечении выгоревших участков из изображений БПЛА и способен оценивать карты областей, поврежденных лесными пожарами.	Лесной пожар
Китай (Lijiang L., Zhiyu Y., 2020)	Дрон доставляет медицинские принадлежности в Пуэрто-Рико по кратчайшему пути	- 7 типов дронов и 3 типа медицинских пакетов, распределенных с использованием алгоритма Дейкстры. - Повышает эффективность спасательных работ и эффективно распределяет спасательные материалы.	Ураган
США (Faine G, E.L. Nelson., Gregg P G., 2020)	Полет в ураган: пример использования БПЛА для оценки ущерба во время ураганов 2017 года в Техасе и Флориде - Возможность оценки ущерба, отображающего состояние домов после урагана по сделанным снимкам	- Отражение проблем при выходе на поле реагирования на стихийные бедствия, начиная от общественного восприятия и заканчивая созданием эффективного объединения. - Все еще неясно, где БПЛА вписываются в общую систему гуманитарного кластера. - Отсутствие централизованной системы для постановки задач, компиляции и обмена данными гуманитарных БПЛА между агентствами по оказанию помощи или НПО.	Ураганы в Техасе и Флориде

И DNN, и DQN играют важную роль в обучении с подкреплением, но они используются для разных задач и имеют свои собственные уникальные особенности и недостатки. Понимание этих различий и недостатков помогает в выборе подходящего метода для конкретной задачи и улучшении моделей.

Для проверки алгоритма, предложенного в других исследовательских работах, обучение проводилось в той же среде моделирования с фиксированными начальными и конечными точками для Original Q-learning,

Original DQN, Double DQN, Dueling DQN, Double and Prioritized replay, Dueling and Prioritized replay и алгоритма планирования пути корабля в этой работе для 1500 эпизодов. Среднее значение вознаграждения для каждого эпизода регистрировалось в процессе обучения. На рисунке ниже показаны результаты, при этом ось x представляет количество итераций обучения, а ось y показывает среднее значение вознаграждения для каждого раунда обучения.

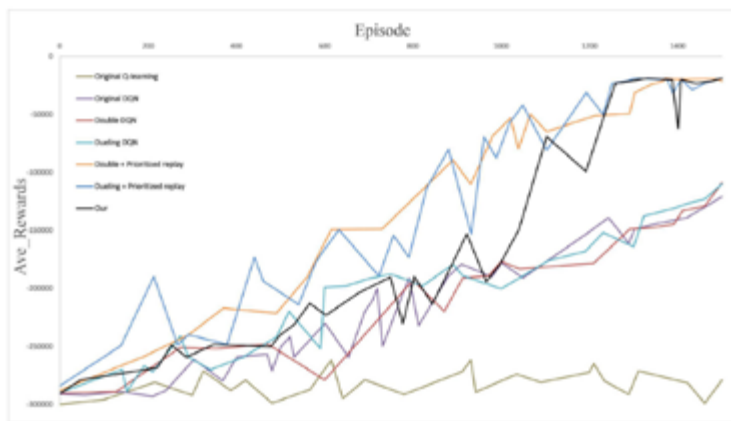


Рисунок 1 – Результаты вознаграждения для каждого эпизода обучения Original Q-learning, Original DQN, Double DQN, Dueling DQN, Double and Prioritized replay, Dueling and Prioritized replay

Результаты обучения для оригинального Q-обучения, оригинального DQN, двойного DQN, дуэльного DQN, двойного и приоритетного повтора, дуэльного и приоритетного повтора и алгоритма, предложенного в этой статье. На рисунке показана связь между количеством итераций обучения и величиной вознаграждения для каждого алгоритма

Поэтому мы изучаем проблему сотрудничества нескольких БПЛА в условиях стихийного бедствия с естественными влияниями на проблемы доставки, посадки и возврата груза. В этом случае нам необходимо учитывать мощность БПЛА, сложную среду и потенциальные угрозы из опасных зон. Эта миссия выполняется после того, как происходит стихийное бедствие, таким образом, группа БПЛА будет выпущена для доставки экстренных грузов в район бедствия и попытается приземлиться обратно в исходную зону. Планирование пути для БПЛА должно быть правильно выведено таким образом, чтобы было гарантировано покрытие точек доставки, в

то время как БПЛА обеспечивают энергоёмкость, крушение и отсутствие жадных стратегий. Между тем, предлагаемая модель может эффективно справляться с другими проблемами, такими как зона отсутствия связи, зона бесполетности (NFZ) и т. д.

Использование роя БПЛА дает значительные преимущества, особенно при доставке грузов после стихийных бедствий. Выживаемость системы с несколькими БПЛА заметно выше, чем у системы с одним БПЛА. Если один БПЛА в рое выходит из строя или сбивается, остальные БПЛА могут продолжить свою миссию без серьезных сбоев. Масштабируемость является еще одним ключевым преимуществом, поскольку системы с несколькими БПЛА могут легко расширить свой рабочий диапазон за счет развертывания дополнительных БПЛА, в отличие от одиночных больших БПЛА, которые имеют ограниченное покрытие. Скорость выполнения миссии повышается с помощью систем с несколькими БПЛА, поскольку они могут выполнять задачи параллельно, что значительно сокращает время, необходимое для операций по поиску и доставке.

Автономность в системах с несколькими БПЛА более продвинута, с бортовой автоматикой, позволяющей БПЛА независимо следовать планам полета и указаниям, что снижает необходимость постоянного контроля в реальном времени со стороны наземных пилотов. Эта автономность способствует экономической эффективности, поскольку миссии могут быть выполнены с меньшими затратами по сравнению с системами с одним БПЛА. Потребности в коммуникации упрощаются в системах с несколькими БПЛА, поскольку только один БПЛА должен поддерживать связь с наземным управлением, передавая сообщения другим БПЛА в рое. Наконец, для военных применений системы с несколькими БПЛА имеют меньшую эффективную площадь рассеяния, что повышает безопасность и скрытность операций.

Лесные пожары являются одними из самых серьезных стихийных бедствий, и их частота увеличивается с каждым годом. Лесные пожары вызывают значительные разрушения, и в процессе борьбы с ними гибнет много людей. Использование нескольких дронов для тушения пожаров может быть оптимальным решением сегодня.

Алгоритм обнаружения пожара, разработанный исследовательской группой в Индианском институте науки (IISc), является ключом к поведению дронов. «Температурные датчики в дронах определяют минимальное пороговое значение. Когда этот порог достигается, дроны уменьшают шаг поиска, указывая на то, что пожар близок», – объясняет Джози Джон, ведущий автор исследования [17. С.2860-2871].

Согласно формулировке проблемы, предлагается модель DQN для планирования пути нескольких БПЛА для точной доставки груза в сценарии стихийного бедствия, чтобы решить эти проблемы. Формулируем проблему, преобразуя сложную среду в сетчатый мир, а различные виды регионов – в различные наборы ячеек сетки, помеченных разными метками. Затем предлагаем модель DQN, которая может выводить планы действий для БПЛА распределенными способами, стремясь упростить проблему и снизить вычислительную нагрузку. Далее проектируем новое пространство состояний, состоящее из физического пространства, пространства опасностей, представляющего области риска столкновений, и пространства возврата, представляющего соответствующие значения доставки помощи в различные точки исследуя типичные стратегии картирования для создания Q-сети. Кроме того, функция вознаграждения улучшается путем введения штрафов, когда БПЛА непрерывно приземляются на срочных базах из-за энергетических проблем, непрерывно доставляют полезные грузы в несколько точек доставки, используют жадную стратегию и проходят опасные зоны. Таким образом, модель может помочь БПЛА избегать столкновений с птицами и доставлять полезные грузы в отдаленные и близкие районы.

Материалы и методы

В этом разделе объясняется формулировка проблемы пути нескольких БПЛА в сценариях стихийных бедствий. Мы рассматриваем три новых фактора, которые больше не обсуждаются в недавних исследованиях: полезная нагрузка на основе лебедки, зоны срочной посадки и опасные зоны.

Полезная нагрузка на основе лебедки представляет собой используемую систему строповки полезной нагрузки, где парашютный сброс может не обеспечить точную доставку. Зоны срочной посадки разработаны для представления реального сценария станций гражданской обороны. Предоставление БПЛА возможности срочной посадки при необходимости. Сбор птиц можно рассматривать как модель атаки, где риску подвергаются БПЛА и полезная нагрузка. Чтобы более конкретно рассмотреть эти параметры информации и модели системы и лучше понять их, мы определяем системную среду, модель БПЛА, модель доставки, модель атаки и задачу оптимизации соответственно.

Примером метода лебедки является проект Wing корпорации Alphabet (дочерней компании Google). Их беспилотный летательный аппарат, построенный по схеме летающего крыла с вертикальным взлетом и посадкой, доставляет грузы таким образом. После взлета самолет переходит в горизонтальное положение и летит как обычный самолет. По достижении пункта назначения груз опускается лебедкой. Этот метод особенно полезен в

ограниченном пространстве и позволяет осуществлять точную и безопасную доставку грузов.

Прямая посадка дрона на Место доставки подразумевает посадку дрона непосредственно в пункте назначения. Например, Amazon использует дроны VTOL для своей услуги Amazon Prime Air. Дроны получают информацию о грузе и месте доставки, автономно забирают груз из места хранения и доставляют его по воздуху, приземляясь в пункте назначения для передачи посылки. Это обеспечивает высокую точность и безопасность доставки в труднодоступных районах. Такой метод позволяет дрону напрямую взаимодействовать с конечным получателем, минимизируя риск потери или повреждения груза.

Использование различных способов доставки с помощью БПЛА обеспечивает гибкие и эффективные решения для оперативной доставки товаров в труднодоступные районы, особенно во время стихийных бедствий. Например, в рамках сервиса Amazon Prime Air компания планирует использовать дирижабли в качестве логистических центров для хранения товаров и запуска дронов. Это позволяет быстро доставлять предметы первой необходимости в зоны стихийных бедствий, минимизируя время доставки. В 2013 году DHL провела первые летные испытания, доставив посылки через реку Рейн. Дрон взлетал с одного берега, где оператор прикреплял груз, и летел на другой берег. Этот метод оказался успешным на расстоянии около одного километра, продемонстрировав потенциал использования БПЛА в различных условиях.

Еще одним примером является Zipline которая начала доставлять донорскую кровь и лекарства в Руанде с помощью БПЛА в 2016 году, что позволило оперативно снабжать медицинские учреждения необходимыми ресурсами во время стихийных бедствий. Этот проект продемонстрировал эффективность доставки на парашютах в реальных условиях и показал, насколько быстро и надежно можно доставлять жизненно важные грузы в отдаленные и труднодоступные районы. Использование таких технологий значительно увеличивает шансы на выживание и восстановление в пострадавших регионах.

Результаты и обсуждение

Для оптимизации эффективности миссий БПЛА крайне важно тщательно спроектировать точки доставки и стоимость миссии, принимая во внимание особые требования реальных миссий. Кроме того, важно изучить степень покрытия точек доставки. Поэтому цель оптимизации можно разделить на следующие ожидания:

– Количество безопасно и точно доставленных полезных грузов должно быть максимально точным.

– Охват доставки должен быть максимально высоким, что означает, что полезные грузы должны доставить как можно больше полезных грузов.

– Цель состоит в том, чтобы минимизировать потери, тем самым обеспечив безопасный возврат БПЛА в назначенные места посадки.

Таблица 2 - Таблица обозначений

Variable	Описание
$M \times M \in \mathbb{N}^2$	M : длина стороны сетки мира
M	$\mathbb{N}$: набор натуральных чисел
L	Набор всех позиций в сетке
Z	Набор стартовых/посадочных позиций
B	Набор высотных зданий и позиций NFZ
ζ	Набор позиций покрытия без связи
i -th	Набор позиций опасностей
k -th	Конкретный БПЛА
$pi(t)$	Конкретная точка доставки
$\phi i(t)$	Положение i -го в пределах t -го
$bi(t)$	Состояние работы i -го в пределах t -го
A	i -й остается электрическим в пределах t -го
$A(pi(t))$	Пространство действия каждого БПЛА
E	Отменить действие посадки, если i -й находится за пределами зоны L
e	Общая емкость аккумулятора каждого БПЛА
NFZ	Единица стоимости электроэнергии

Затем задачу оптимизации можно оценить, вычислив три вышеупомянутых ожидания, где каждая часть соответствует одному из ожиданий:

$$\max_{a_i(t)} \delta \sum_{t=0}^T \sum_{i=0}^I C_i(t) + \beta \sum_{i=1}^I R_i + \gamma \sum_{i=1}^I Q_i, \quad (10)$$

Вес каждого ожидания определяется тремя константами, а именно δ , β , и γ . $\sum_{t=0}^T \sum_{i=0}^I C_i(t)$ относится к общему количеству полезных грузов, доставленных БПЛА за T временных интервалов. $\sum_{i=1}^I R_i$ означает количество точек доставки, в которые были доставлены полезные грузы. $\sum_{i=1}^I Q_i$ указывает количество успешно вернувшихся БПЛА.

В этом разделе описывается предлагаемая модель. Во-первых, на рис. 2 изображен подход DQN, в котором каждый БПЛА ведет себя как независимый агент внутри определенной карты. Наша модель интегрировала пространство состояний, Q-сеть, функцию вознаграждения и функцию

действия, что означает, что агент принимает решение на основе текущей ситуации, используя функцию действия, и это решение затем оценивается и вознаграждается. Одновременно выполненное действие также приведет к соответствующей модификации состояния, следовательно, потенциально влияя на последующее действие. Чтобы понять механизм и рабочий процесс предлагаемой модели, мы представляем следующие ее компоненты: преобразование состояния с двойным представлением, пространство состояний, построение Q-сети, функцию вознаграждения и процесс обучения двойной DQN.

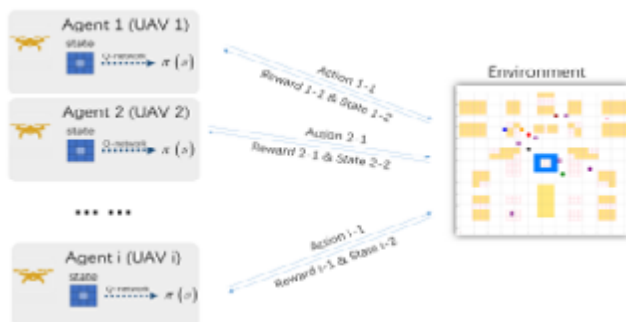


Рисунок 2 – Иллюстрация обучения с подкреплением для БПЛА

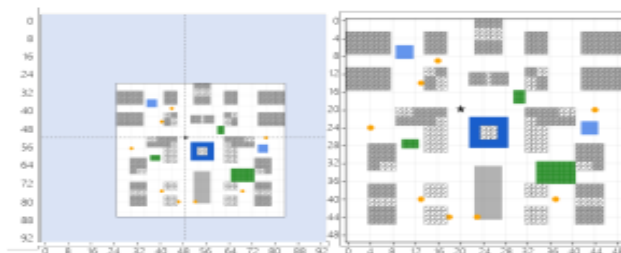


Рисунок 3 – Сцены входных карт, которые центрированы или не центрированы двумя способами. Местоположение БПЛА показано символом звезды и точкой, где соединяются пунктирные линии

Преобразование состояния с двумя видами.

Что касается различных БПЛА, для них важно сосредоточиться на контекстной информации в их близлежащих областях, таких как окрестности, места доставки и близлежащие БПЛА. Следовательно, крайне важно создать

представление состояния для каждого БПЛА, которое включает БПЛА, расположенный в центре карты. Однако, поскольку различные БПЛА могут быть развернуты в разных областях региона, может быть нереалистично иметь близлежащую область одинакового размера, что является необходимостью для глубокой Qnetwork. Таким образом, мы придерживаемся стандартной стратегии, чтобы расширить карту для каждого БПЛА.

Пространство состояний в стандартной модели DQN представляет собой полный набор возможных сценариев в среде. Мир сетки служит основой для создания пространства состояний, при этом каждой сетке присваивается номер, который представляет собой определенную особенность состояния в этой сетке. Станция управления будет глобально управлять состоянием всех БПЛА, включая планирование траектории полета каждого БПЛА. Это позволяет БПЛА сотрудничать друг с другом для успешного выполнения задачи и достижения желаемых целей. В этом исследовании мы определяем пространство состояний фокуса сценария как состоящее из трех измерений.

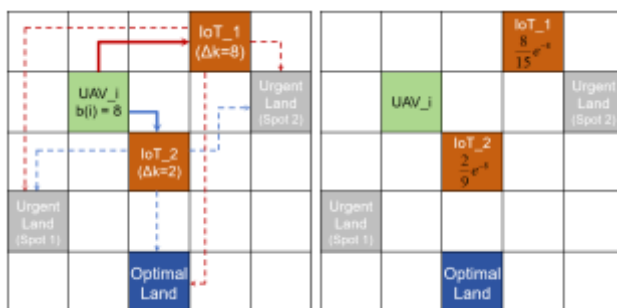


Рисунок 4 – Расчет оценки

Иллюстрация расчета оценки ставки вознаграждения при перемещении БПЛА в определенную сетку (например, зеленую сетку). Оценка учитывает шаги перемещения к сетке, расстояние между сетками, каждую точку доставки (DP – оранжевые сетки), оптимальную зону посадки (синяя сетка), зону срочной посадки (серая сетка), а также оставшиеся точки доставки.

$$\Omega = \Omega_{phy} \times \Omega_{hazard} \times \Omega_{return} \quad (11)$$

где Ω_{phy} представляет собой физическую карту, которая может описывать области L, B и Z. Ω_{hazard} – это карта опасностей, включающая

области скопления птиц, т. е. Ω return представляет собой карту частоты возврата, в которую включены как области срочной посадки, так и области оптимальной посадки.

Частота возврата – это метод представления состояния, разработанный для этой работы. Его цель – предложить точную оценку оставшегося срока службы батареи беспилотника в отношении ценности мест доставки (количество доставленных точек, покрытие удаленной области и расстояние действия).

Информацию о финансировании

IPR BR 249015/0224 «Создание инновационного комплексного продукта в дронной индустрии с использованием передовых технологий искусственного интеллекта».

Заключение

В этой статье основное внимание уделяется вопросу планирования маршрута нескольких БПЛА в условиях стихийных бедствий, в частности решению проблемы доставки первой помощи в труднодоступные области. Предполагается, что опасные области представляют потенциальную опасность для птиц. Основной целью планирования маршрута является достижение точного и оптимального покрытия точек доставки для максимальной полезной нагрузки и установление подходящих посадочных станций. Таким образом, разрабатывается новая модель DQN для совместного планирования маршрута. Эта модель расширяет пространство состояний, включая подробную информацию о сложной среде.

Кроме того, функция вознаграждения улучшена для решения проблем безопасности и обеспечения оптимального покрытия в различных точках доставки для БПЛА. Кроме того, была принята во внимание возможность использования лебедочной системы сбрасывания для обеспечения точной доставки полезных грузов. В конечном итоге результаты моделирования показывают, что наша модель способна повысить производительность системы. В нашем предстоящем исследовании мы рассмотрим использование сложных моделей DQN для неконтролируемого планирования пути нескольких БПЛА. Это включает в себя предоставление БПЛА возможности независимо выполнять определенные задачи и общаться друг с другом, не полагаясь на серверы.

ЛИТЕРАТУРА

1 Adel Merabet, Abderrahmane Lakas, Abdelkader Nasreddine Belkacem. WPT-enabled Multi-UAV Path Planning for Disaster Management Deep Q-Network Dept. of Comp. and Netw. Engineering College of IT, UAE University,

Al Ain, United Arab Emirates belkacem@uaeu.ac.ae IEEE 2023 International Wireless Communications and Mobile Computing (IWCMC) 979-8-3503-3339-8/23/\$31.00 ©2023 IEEE | DOI: 10.1109/IWCMC58020.2023.10183018).

2 **Aggarwal, S., Kumar, N.**, 2020. Path planning techniques for unmanned aerial vehicles: A review, solutions, and challenges. Computer Communications 149, P.270–299., <https://doi.org/10.1016/j.comcom.2019.10.014>

3 **Puente-Castro, A., Rivero, D., Pazos, A., Fernandez-Blanco, E.**, 2022. A review of artificial intelligence applied to path planning in uav swarms. Neural Computing and Applications 34, P.153–170. URL: [Electronic resource]. – <https://doi.org/10.1007/s00521-021-06569-4> , doi:10.1007/s00521-021-06569-4.

4 **Wang, X., Gursoy, M.C., Erpek, T., Sagduyu, Y.E.**, 2022. Learningbased uav path planning for data collection with integrated collision avoidance. IEEE Internet of Things Journal 9, P.16663–16676. doi:10.1109/IIOT.2022.3153585

5 **Zhu, X., Wang, L., Li, Y., Song, S., Ma, S., Yang, F., Zhai, L.**, 2022. Path planning of multi-uavs based on deep q-network for energy-efficient data collection in uavs-assisted iot. Vehicular Communications 36, 100491. URL: [Electronic resource]. – <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S2214209622000389> , doi:<https://doi.org/10.1016/j.vehcom.2022.100491>.

6 **Hu, G., Zhong, J., Wei, G.**, 2023. Sachba_pdn: Modified honey badger algorithm with multi-strategy for uav path planning. Expert Systems with Applications 223, P.119941. URL: [Electronic resource]. – <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0957417423004426> , doi:<https://doi.org/10.1016/j.eswa.2023.119941>.

7 **Liang, J., Qin, A., Suganthan, P., Baskar, S.**, 2006. Comprehensive learning particle swarm optimizer for global optimization of multimodal functions. IEEE Transactions on Evolutionary Computation 10, 281–295. doi:10.1109/TEVC.2005.857610.

8 **Liu, X., Chai, Z. Y., Li, Y.L., Cheng, Y.Y., Zeng, Y.**, 2023. Multiobjective deep reinforcement learning for computation offloading in uav-assisted multi-access edge computing. Information Sciences 642, 119154. URL: [Electronic resource]. – <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0020025523007399> , doi:<https://doi.org/10.1016/j.ins.2023.119154>.

9 **Poudel, S., Moh, S.**, 2023. Priority-aware task assignment and path planning for efficient and load-balanced multi-uav operation. Vehicular Communications 42, 100633. URL: [Electronic resource]. – <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S2214209623000633> , doi:<https://doi.org/10.1016/j.vehcom.2023.100633>.

10 **Wu, Y., Fan, W., Yang, W., Sun, X., Guan, X.**, 2020. Robust trajectory and communication design for multi-uav enabled wireless networks in the presence

of jammers. IEEE Access 8, P. 2893–2905. URL: [Electronic resource]. – <https://api.semanticscholar.org/CorpusID:210695465>.

11 **Xu, L., Cao, X., Du, W., Li, Y.,** 2023. Cooperative path planning optimization for multiple uavs with communication constraints. Knowledge-Based Systems 260, 110164. URL: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0950705122012606>, doi: [Electronic resource]. – <https://doi.org/10.1016/j.knosys.2022.110164>.

12 **Zeng, Y., Xu, X., Jin, S., Zhang, R.,** 2021. Simultaneous navigation and radio mapping for cellular-connected uav with deep reinforcement learning. IEEE Transactions on Wireless Communications 20, 4205–4220. doi:10.1109/TWC.2021.3056573

13 **Walker, O., Vanegas, F., Gonzalez, F., Koenig, S.,** 2019. A deep reinforcement learning framework for uav navigation in indoor environments. 2019 IEEE Aerospace Conference, P.1–14, URL: [Electronic resource]. – <https://api.semanticscholar.org/CorpusID:182107388>

14 **Liu, Z., Sengupta, R., Kurzhanskiy, A.,** 2017. A power consumption model for multi-rotor small unmanned aircraft systems, in: 2017 International Conference on Unmanned Aircraft Systems (ICUAS), P. 310–315. doi:10.1109/ICUAS.2017.7991310.

15 **Bayerlein, H., Theile, M., Caccamo, M., Gesbert, D.,** 2020. Multiuav path planning for wireless data harvesting with deep reinforcement learning. IEEE Open Journal of the Communications Society 2, P. 1171–1187.

16 **Dutta, S., Bansal, P.,** 2023. Behavior of parachute under varying inflight condition – a review. Research Journal of Textile and Apparel ahead-of-print., pp. 699-715 URL: [Electronic resource]. – <https://doi.org/10.1108/RJTA-06-2022-0063>

17 **Josy John et al,** An Efficient Approach With Dynamic Multiswarm UAVs for Forest Firefighting, IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics:Systems(2024). P. 2860-2871, [DOI: 10.1109/TSMC.2024.3352660](https://doi.org/10.1109/TSMC.2024.3352660)

Поступило в редакцию 13.02.25

Поступило с исправлениями 04.03.25

Принято в печать 10.03.25

З. А. Қутпанова¹, Д.О.Кожасхметова², Д. Н. Шандронова³, Г. Н. Байсеитов⁴,
*Е. А. Оспанов.⁵

¹Astana IT University, Республика Казахстан, г. Астана

^{2,5}Университет Шакарима, Республика Казахстан, г. Семей,

³Института военно-инженерных работ по радиоэлектронике и связи,
Республика Казахстан, г. Алматы

⁴Научно-исследовательский центр «Казахстан Инжиниринг»
LLP, Республика Казахстан, г. Астана

13.02.25 ж. баспаға түсті.

04.03.25 ж. түзетулерімен түсті.

10.03.25 ж. басып шығаруға қабылданды.

ТӨТЕНШЕ ЖАҒДАЙДА ҰШҚЫШСЫЗ ҰШУ АППАРАТТАРЫНА АРНАЛҒАН МАРШРУТТАРДЫ ЖОСПАРЛАУДЫҢ ИННОВАЦИЯЛЫҚ ӘДІСТЕРІ

Көптеген ұшқышсыз ұшу аппараттарын (ҰҰА) пайдалану әсер сілкінісі, су тасқыны, көшкін, дала өрттері және пандемия сияқты табиғи апаттарға ұшыраған аймақтарға алғашқы медициналық көмек пен қажетті материалдарды тиімді жеткізуге мүмкіндік береді. Мұндай жағдайларда дрондарды пайдалану қалпына келтіру жұмыстарын жеделдетуге және экономикалық шығындарды азайтуға көмектесудің маңыздылығын дәлелдеді. Ұшқышсыз ұшу аппараттары (ұшқышсыз ұшу аппараттары) құстармен және басқа заттармен, әсіресе желімен қамтылмаған аймақтарда соқтығысу қаупіне тап болады. Табиғи апаттар кезінде батарея қуаты сияқты шектеулі ресурстарды ескере отырып, Алғашқы медициналық көмек уақтылы жеткізілуін қамтамасыз ету маңызды. Ол үшін жеткізу нүктелерін қамтуды, қону дәлдігін және ұшқышсыз ұшу қауіпсіздігін теңестіру қажет. Deep Q-network (DQN) модельдері маршруттарды жоспарлау үшін кеңінен қолданылады, бірақ бұрын кооперативті емес сценарийлерді сирек қарастырған. Мақалада құстар мен күтпеген кедергілер сияқты тәуекелдерді ескеретін жаңа DQN құрылымы ұсынылған. Сондай-ақ, жеткізілім мен қауіпсіз қонуды жақсарту үшін бірегей сыйақы жүйесі құрылады. Модельдеу бірнеше ұшқышсыз ұшу аппараттарын пайдалану апат кезінде алғашқы медициналық көмек көрсетуді тиімді қамтамасыз ете алатынын көрсетті.

Кілтті сөздер: Ұшқышсыз ұшу аппараттары, бірнеше ұшқышсыз ұшу аппараттары, күшейтілген оқыту, терең Q-оқыту.

Z. A. Kutpanova¹, D. O. Kozhakhmetova², D. Shandronov³, G. Baiseitov⁴,

*Y. A. Ospanov⁵

¹Astana IT University, Republic of Kazakhstan, Astana

^{2,5}Shakarim University, Republic of Kazakhstan, Semey

³Military Engineering Institute of Radio Electronics and Communications, Republic of Kazakhstan, Almaty

⁴R&D Center «Kazakhstan Engineering», Republic of Kazakhstan. Astana

Received 13.02.25

Received in revised form 04.03.25

Accepted for publication 10.03.25

INNOVATIVE METHODS OF PLANNING ROUTES FOR DRONES IN EMERGENCY SITUATIONS

The use of multiple unmanned aerial vehicles (UAVs) makes it possible to efficiently deliver first aid and necessary supplies to areas affected by natural disasters such as earthquakes, floods, landslides, forest fires and pandemics. The use of drones in such situations has proven to be important, helping to speed up recovery efforts and minimize economic losses. Unmanned aerial vehicles (UAVs) face the risk of collisions with birds and other objects, especially in areas without network coverage. In natural disasters, it is important to ensure timely delivery of first aid, given limited resources such as battery power. To do this, you need to balance the coverage of the delivery points, the accuracy of landing and the safety of the UAV flight. Deep Q-network (DQN) models are widely used for route planning, but previously they rarely took into account non-operational scenarios. The article proposes a new DQN structure that takes into account risks such as birds and unexpected obstacles. A unique reward system is also being created to improve delivery coverage and secure landings. Modeling has shown that the use of multiple UAVs can effectively ensure the delivery of first aid in a disaster.

Keywords: Unmanned aerial vehicles, multi-UAVs, reinforcement learning, deep Q-learning.

Теруге 10.03.2025 ж. жіберілді. Басуға 28.03.2025 ж. қол қойылды.

Электронды баспа

29.9 Mb RAM

Шартты баспа табағы 22,2. Таралымы 300 дана. Бағасы келісім бойынша.

Компьютерде беттеген: А. К. Мыржинова

Корректор: А. Р. Омарова, Д. А. Кожас

Тапсырыс №4358

Сдано в набор 10.03.2025 г. Подписано в печать 28.03.2025 г.

Электронное издание

29.9 Mb RAM

Усл. печ. л. 22,2. Тираж 300 экз. Цена договорная.

Компьютерная верстка: А. К. Мыржинова

Корректор: А. Р. Омарова, Д. А. Кожас

Заказ № 4358

«Toraighyrov University» баспасынан басылып шығарылған

Торайғыров университеті

140008, Павлодар қ., Ломов к., 64, 137 каб.

«Toraighyrov University» баспасы

Торайғыров университеті

140008, Павлодар қ., Ломов к., 64, 137 каб.

67-36-69

E-mail: kereku@tou.edu.kz

www.vestnik-energy.tou.edu.kz