

УДК: 004.8
OECD: 2.02

Современные методы анализа акустического профиля беспилотных авиационных систем с использованием нейросетевых технологий

Лестенко Н.А.^{1*}, Вальштейн К.В.², Верховова А.А.³

¹Аспирант Кафедры «Техносферная безопасность и вычислительная механика»,

²Старший преподаватель кафедры «Программная инженерия и интеллектуальные системы»,

³Аспирант кафедры «Программная инженерия и интеллектуальные системы»,

^{1,2,3}Балтийский государственный технический университет «ВОЕНМЕХ»
им. Д. Ф. Устинова, г. Санкт-Петербург, РФ

Аннотация

В статье рассматриваются основные задачи анализа и построения акустического профиля беспилотной авиационной системы. Показывается применимость нейросетевых технологий для решения подобных задач и проводится обзор актуальных исследований на данную тему. Выделены классы задач, решаемые посредством аппаратуры, расположенной на борту, а также посредством внешних систем наблюдения. Для задач, решаемых посредством внешней системы наблюдения, определены основные этапы, применение нейросетевых технологий на которых даёт значительный прирост точности, по сравнению с классическими методами. Определены ограничения применения нейросетевых технологий при анализе аудиосигналов посредством бортовой аппаратуры авиационной системы. Рассмотрены существующие методы предобработки сигнала, применяемые для шумоподавления модели искусственных нейронных сетей, а также методы обработки полученного сигнала. Особое внимание уделено задачам локализации внешнего источника звука. Проведён эксперимент по выявлению неисправностей на основе аудиосигнала, на основе которого сделан вывод о применимости и перспективности использования подобных технологий, а также о дальнейших направлениях исследований.

Ключевые слова: искусственная нейронная сеть, беспилотная авиационная система, акустический профиль, локализация, детектирование

Modern Methods of Analyzing the Acoustic Profile of Unmanned Aerial System Using Neural Network Technologies

Lestenko N.A.^{1}, Valshtein K.V.², Verkhova A.A.³*

¹*Postgraduate Student of the Department of Environmental Engineering and Computational Mechanics,*

²*Senior Lecturer of the Department of Software Engineering and Intelligent Systems,*

³*Postgraduate Student of the Department of Software Engineering and Intelligent Systems,*

^{1,2,3}*Baltic State Technical University 'VOENMEH', St. Petersburg, Russia*

Abstract

The article examines the primary tasks involved in analyzing and constructing the acoustic profile of an unmanned aircraft system. The applicability of neural network technologies for solving such problems is demonstrated, and a review of current research on this topic is conducted. Classes of tasks solved by onboard equipment, as well as by external surveillance systems, are identified. For tasks addressed by external surveillance systems, the main stages are defined, at which the application of neural network technologies yields a significant increase in accuracy compared to classical methods. The limitations of using neural network technologies in analyzing audio signals via an aircraft system's onboard equipment are determined. Existing signal pre-processing methods used for noise suppression by artificial neural network models, as well as methods for processing the acquired signal, are considered. Special attention is paid to the tasks of localizing an external sound source. An experiment was conducted to detect faults based on an audio signal, leading to a conclusion about the applicability and promise of using such technologies, as well as about future directions for research.

Keywords: artificial neural network, unmanned aerial system, acoustic profile, localization, detection

Введение

В современном мире технологии искусственного интеллекта (ИИ) позволяют автоматизировать всё большее число процессов, связанных с классификацией и детектированием. Благодаря развитию сферы периферийного машинного обучения (EdgeML) [1], многие модели ИИ теперь возможно применять на системах с ограниченными ресурсными возможностями, что позволяет применять их для всё большего числа задач. В то же время современная архитектура моделей ИИ позволяет с намного большей, чем ранее, точностью описывать объект по неполным данным в реальном времени. Всё активнее нейросетевые технологии применяются именно для обработки аудиосигналов [2] и, как следствие следует изучить современные исследования на тему их применимости для задач, связанных с беспилотными авиационными системами (БАС).

В рамках данной статьи будет проведён обзор применимости современных нейросетевых технологий искусственного интеллекта для задач анализа акустического профиля БАС. Под акустическим профилем подразумевается набор данных, позволяющих идентифицировать конкретную модель БАС, а также получить информацию о её состоянии, полученных путём анализа аудиоданных. К таким данным можно отнести набор признаков, выделенных из аудиоданных, позволяющих в зависимости от решаемой задачи определить скорость и примерное местоположение, а также однозначно установить модель и текущее техническое состояние БАС. При этом данный профиль может составляться как внешней аппаратурой для детектирования БАС и анализа её траектории движения, так и непосредственно на самой БАС для диагностики работы компонентов системы, в последнем случае профиль будет включать данные в первую очередь о техническом состоянии, так как остальные данные нерелевантны для решаемых посредством бортовой аппаратуры задач. Таким образом, можно поделить возможные задачи анализа акустического профиля БАС на два больших класса: выполняемые системами внешнего наблюдения и решаемые средствами самодиагностики БАС.

1 Применение нейросетевых технологий искусственного интеллекта на внешних системах наблюдения

Подобные задачи включают в себя детектирование и идентификацию БАС в условиях плохой видимости, а также анализ её траектории и состояния. Особенности внешних систем наблюдения являются возможность применения мощных систем

обработки данных, а также сравнительно большое расстояние от неё до источника звука, что порождает проблему посторонних шумов. Исходя из этого перспективно выглядит применение больших моделей ИИ для комплексной обработки сигналов из окружающей среды. Можно разбить обработку сигнала на несколько этапов:

- выделение частотного диапазона для изучения;
- детектирование сигнала в выделенном диапазоне;
- шумоподавление и выделение сигнала с улучшением его качества;
- классификация выделенного сигнала;
- построение акустического профиля объекта – анализ его состояния, типа и траектории.

В статье [3] показаны различия в частотном диапазоне шумов, получаемых при изучении БАС, и посторонних шумов. По данным спектрограммам можно заметить, что для БАС характерны низкие частоты звучания, которые следует усилить в анализируемых аудиоданных. Конкретные частоты зависят от класса БАС, однако в целом предсказуемы и могут выделяться классическими методами обработки аудиосигналов.

Следующим шагом является детектирование и последующая классификация сигнала БАС в исследуемом аудиофрагменте. Как показывает исследование, проведённое в [4], даже относительно простые свёрточные нейронные сети, обученные на снятых в лабораторных условиях данных, способны в условиях низкого уровня отношения сигнал/шум демонстрировать точность до 80% на расстоянии 670 метров. Однако этого может быть недостаточно для более сложных задач. Более перспективной представляется предложенное в ряде статей, например в [5] решение, предполагающее комплексное использование разноформатных данных наблюдений для повышения точности и дальности детектирования. Так в упомянутой статье используются данные видео- и аудионаблюдения, переведённые в скрытое пространство с последующим объединением и классификацией. Схема работы подобного решения показана на рисунке 1.

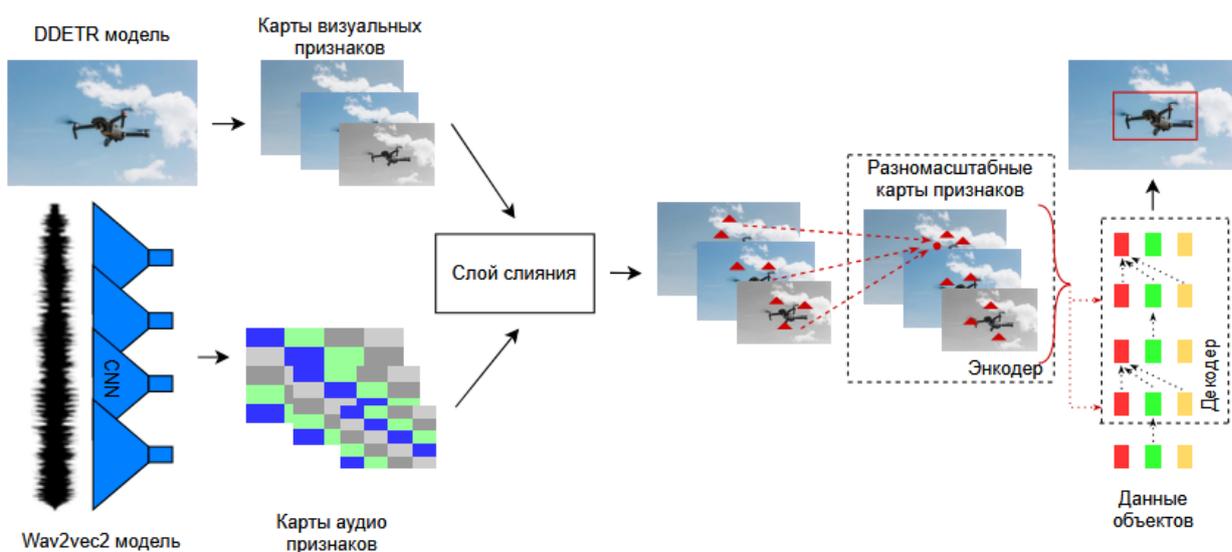


Рисунок 1 – Архитектура модели WAVE-DETR для обнаружения БАС

Следует отметить, что в приведённых статьях в первую очередь рассматривается проблема именно детекции БАС, а не их полноценной классификации. Обычно исследуются образцы звука одной-двух конкретных моделей БАС. В то же время задача

классификации большого числа моделей БАС является значительно более сложной и часто требует обучения дополнительной модели искусственной нейронной сети (ИНС), интеграция которой напрямую в систему детектирования была бы затруднительной. Стоит отметить, что в данном контексте под классификацией понимается именно определение конкретной модели БАС из числа известных системе, а не отнесение исследуемого объекта к одному из небольшого числа глобальных классов. Поэтому более перспективной выглядит предварительный анализ сигнала на предмет детектирования БАС с последующей передачей аудиофрагмента в специализированную ИНС, которая, как показано в исследовании [6], может быть построена на базе легковесной модели EfficientNet-b0 всего лишь с четырьмя миллионами параметров. В случае, когда предварительное обучение модели затруднительно, можно использовать методы, схожие с используемыми для идентификации музыки, например, «аудио отпечатки пальцев» (audio fingerprint) [7].

Ещё одной задачей внешней системы наблюдения является локализация местоположения БАС. Данная задача как правило выполняется на основе визуальной информации и пеленга радиочастот, однако в некоторых условиях (например, ночных и при наличии сильных радиопомех) это может оказаться затруднительно. Современные исследования в [8] показывают эффективность применения для этой цели свёрточных сетей с остаточным слоем и слоем внимания, которые, используя мел-кепстральные коэффициенты, позволяют с точностью до 97% определить положение источника звука на основе данных с микрофонной решётки. К сожалению, в статье не приведено достаточно данных об условиях эксперимента и расстоянии до объекта, что приводит к необходимости проведения дальнейших экспериментов на открытой местности для подтверждения тезиса о применимости данных методов. В то же время в статье [9] приводится методика предобработки сигналов, полученных с помощью одного микрофона для определения положения источника звука. Данная методика может повысить качество распознавания, однако подобные техники на данный момент применяются преимущественно в закрытых помещениях с источниками эха.

Подобный проведённый комплексный анализ БАС, состоящий из его детектирования, классификации и локализации, позволит создать его примерный акустический профиль – набор характеристик, определяющих его тип, местоположение, примерную траекторию следования, а также текущее состояние. Следует отметить, что при этом должен использоваться ансамблевый подход к построению системы искусственного интеллекта – одна модель не сможет обеспечить получение всего набора требуемых данных. Также следует не ограничиваться исключительно акустическим исследованием наблюдаемого объекта, а совмещать его с визуальным наблюдением и радиочастотным анализом.

2 Применение нейросетевых технологий искусственного интеллекта на борту БАС

В случае использования систем искусственного интеллекта для анализа аудиоданных непосредственно на борту БАС следует учитывать ряд особенностей:

- ограничение на используемые ресурсы;
- наличие сильных посторонних шумов;
- необходимость высокой скорости обработки для непрерывного анализа обстановки.

Ограничение ресурсов приводит к ряду проблем: ограниченная память и вычислительные мощности усложняют использование больших моделей, ограниченный

запас автономности не позволяет проводить сложные операции по получению и обработке данных постоянно, малый размер не позволяет установить большое число сенсоров, а высокая скорость усложняет сбор данных о позиционировании. К этим ограничениям добавляются и иные, связанные с необходимостью учитывать окружающие условия и, возможные виды помех, что особенно важно при анализе аудиосигнала.

Важной задачей рассматриваемых систем является шумоподавление. При движении БАС сталкивается со множеством накладываемых данных: звуки, вызванные работой самой БАС, атмосферные шумы, вызванные встречным ветром и погодными условиями, а также аудиосигналы, издаваемые внешними источниками звука. При этом в зависимости от задачи анализа, полезной может являться любая из перечисленных категорий аудиосигналов. В связи с этим важность имеет частотный анализ окружающего звукового поля с выделением отдельных частотных полос. К задачам, решаемым системой анализа звукового поля БАС можно отнести:

- анализ состояния самой БАС;
- оценка окружающей обстановки и акустическая навигация.

Очевидно, что для первой из задач наиболее важными будут аудиосигналы от элементов самой БАС, тогда как при выполнении остальных задач важным шагом предобработки сигнала будет являться их подавление. Различие в моделях БАС ограничивает возможности по созданию универсального алгоритма выделения звуков от составляющих БАС, однако в статье [10] предложен метод генерации «усреднённых» звуков типичного БАС, который упрощает разделение звукового поля. Данный метод основан на применении генеративно-состязательной сети (GAN), которая может точно изучать различные типы данных. Он использовался для изучения различных типов звуковых данных пропеллеров БАС. Эта изученная модель затем используется для генерации звука от псевдо-БАС, который затем вычитается из реального звука, улавливаемого бортовыми микрофонами БАС, что позволяет оператору четко слышать и, следовательно, распознавать человеческие звуки. Этот метод имеет ряд преимуществ перед традиционными системами шумоподавления, в том числе способность эффективно подавлять шум БАС в узком диапазоне частот с хорошей точностью. В то же время в статье [11] рассматривается пример выделения звуковых сигналов с микрофонов на БАС под воздействием фактора сильного шума от мотора и пропеллеров. Предложенное решение основывается на применении комбинированного подхода с использованием многоканального фильтра Вайнера и пост-обработка с помощью гауссовой смеси и параметрического фильтра Вайнера. Комбинация двух подходов позволяет эффективно отделять шум в условиях очень низкого уровня отношения сигнал/шум. Соответственно, обратное применение подобных методов позволит отсеять фоновый шум и сосредоточить систему на анализе звука непосредственно с самой БАС.

Полученный звук с моторов, пропеллеров и иных частей БАС может быть использован для составления её акустического профиля для анализа текущего технического состояния. Это позволит продублировать данные, получаемые с иных датчиков и провести комплексный анализ состояния БАС, как непосредственно системой на борту, так и средствами удалённого оператора. Известны подобные системы анализа аудиоданных для диагностирования наземных транспортных средств [12] и различных двигателей [13], а в статье [14] приведён метод использования простой свёрточной сети для анализа состояния БАС. Основа метода изображена на рисунке 2.

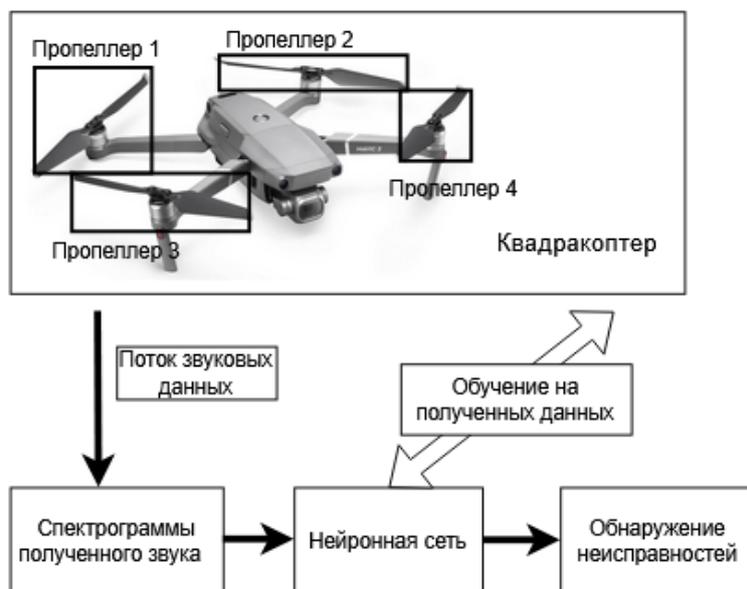


Рисунок 2 – Метод диагностики состояния БАС на основе аудиоинформации

Данный метод основан на обучении свёрточной нейронной сети на данных, полученных с одной БАС и последующим использованием техники переноса обучения (transfer learning) для ускорения обучения модели под каждый конкретный БАС. Альтернативный метод предложен в статье [15], в которой используя модель Wav2Vec2, построенная на основе архитектуры трансформер, аудиофрагмент преобразуется в матрицу признаков, которая в последующем передаётся в свёрточную модель, построенную на основе упрощённой архитектуры VGG (Visual Geometry Group). Данный метод также использует перенос обучения для быстрой адаптации под новое оборудование (достаточно всего лишь примерно двухчасового датасета) и продемонстрировал высокую точность и прецизионность в задаче обнаружения аномалий при использовании непосредственно на борту БАС в режиме реального времени.

С целью проверки применимости данного метода был проведён эксперимент. В качестве тестовых данных был взят открытый датасет [16], содержащий аудиофайлы, полученные при работе четырех электродвигателей:

- 1) исправного,
- 2) с поврежденным наружным кольцом подшипника,
- 3) с поврежденным внутренним кольцом подшипника,
- 4) с поврежденными телами качения подшипника.

Файлы были предварительно обработаны с выделением мел-кепстральных коэффициентов и разбиением на фрагменты, из которых сформированы обучающая и тестовая выборки. Полученные коэффициенты образуют четырехканальную матрицу 1000×300 для каждого из фрагментов. Для проверки утверждения об эффективности свёрточной ИНС в задаче обнаружения дефектов на основе анализа аудиосигналов была спроектирована ИНС на основе сверточных слоев, структура которой представлена на рисунке 3. Вместо описанной в статье [15], применялась упрощённая модель для ускорения процесса обучения.

Спроектированная ИНС обучалась на протяжении 30 эпох (итераций) и показала точность в 100% на тестовой выборке, что обусловлено малым размером тестового датасета. График обучения сети представлен на рисунке 4. Точность на приведенном рисунке изменяется в пределах от 0 до 1.

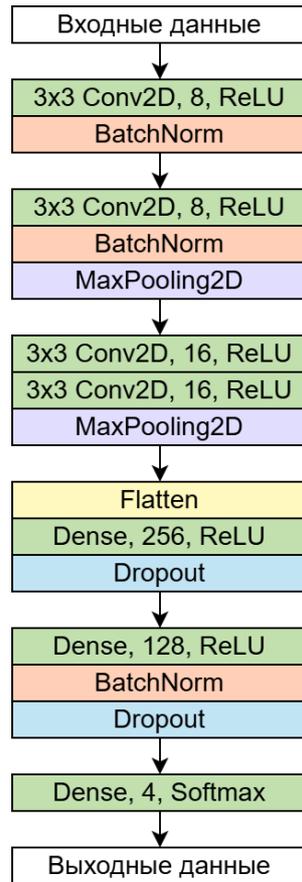


Рисунок 3 – Схема спроектированной сверточной ИНС

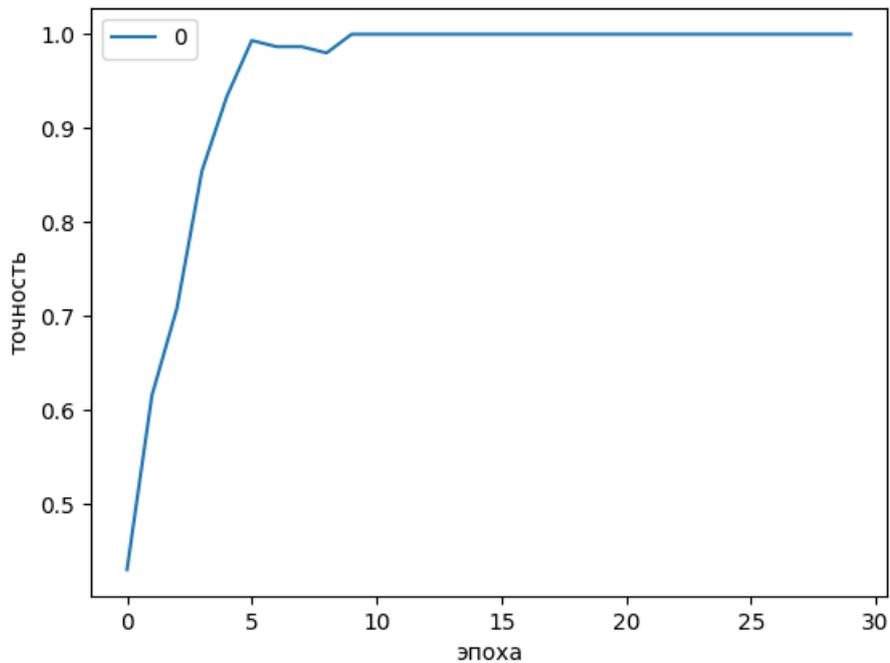


Рисунок 4 – График обучения сверточной ИНС для классификации

Общее число параметров модели, включая параметры оптимизатора – 230 515 262, объемом 879 Мб. Модель была испытана исключительно на серверном оборудовании, поэтому скорость работы не проверялась, однако она может быть оптимизирована - добавление слоев подвыборки и уменьшение числа выделяемых карт признаков позволят уменьшить объем модели, однако могут негативно повлиять на ее точность.

Спроектированная ИНС продемонстрировала скачкообразное обучение, что, однако, может быть вызвано малым объемом датасета. Также была проведена дополнительная проверка с заменой финального слоя ИНС на классификатор на основе логистической регрессии. Результат применения регрессии составил те же 100%, что подтверждает успешность применения сверточной ИНС для выделения признаков из аудиосигнала.

Описанный эксперимент подтвердил эффективность сверточной ИНС при анализе показаний с аудиодатчиков. При этом ИНС учитывает изменение аудиосигнала за установленный промежуток времени, что позволяет ей ориентироваться в своих прогнозах на динамику изменения сигналов и, как следствие, повышает точность по сравнению со статическим измерением уровня шума в конкретный момент времени. Предварительная обработка аудиосигнала с выделением интересующей частоты и фильтрации шумов также повысит точность обнаружения и классификации дефектов и может быть выполнена в том числе на аппаратном уровне.

Анализ окружающей обстановки посредством системы, размещённой на БАС, сводится к рассмотренной ранее задаче локализации источника звука. Следует, однако, отметить различные особенности данного проведения процесса посредством мобильной системы с ограниченными ресурсными возможностями, рассмотренные в статье [17]. В числе подобных особенностей отмечены следующие:

- ограниченное число микрофонов для получения аудиоинформации – большое число установленных микрофонов не позволит проводить анализ информации непосредственно на борту, что снижает автономность БАС;
- слабо изучены процессы дальнего (более 100 метров) обнаружения источника звука, в первую очередь исследования проводятся на тему локализации ближайших источников звука, чаще всего речи;
- сложный анализ обстановки требует использования больших шасси для БАС, предпочтительнее самолётного типа;
- большая часть исследований на данный момент рассматривает обнаружение одного конкретного источника звука, а не полноценного анализа обстановки.

Всё это приводит к необходимости дальнейших исследований в области применимости систем ИИ для данной задачи, в первую очередь систем, основанных на передовой архитектуре трансформер. На данный же момент оценка обстановки на основе акустических данных в области БАС проводится на стороне оператора, а не непосредственно на борту. Вместе с тем применение современных нейросетевых технологий как раз и должно помочь с анализом обстановки на основе данных с небольшого числа микрофонов, потому является перспективным направлением для дальнейших исследований.

Заключение

В рамках данной статьи рассмотрены основные актуальные направления развития технологий анализа акустического профиля БАС, а также окружающей обстановки. Можно отметить, что современные нейросетевые технологии позволяют составить акустический профиль БАС посредством внешней наблюдательной станции, дающий

точность классификации в 95% (на тестовом датасете с 31-м классом БАС). Однако более перспективным является совмещение получаемой аудиоинформации с данными визуального наблюдения и радиочастотного анализа для полноценной локализации и анализа состояния БАС, в которой добавление полученного акустического профиля к данным видеонаблюдения позволило повысить точность детектирования на 6%. В то же время использование систем ИИ на борту БАС ограничено доступными ресурсами, однако успешно может быть применено для анализа состояния БАС (в первую очередь винтов), что подтверждается проведёнными экспериментальными исследованиями. На данный момент слабо изучена область применения систем ИИ для анализа обстановки непосредственно на борту БАС, однако она видится крайне перспективной для дальнейших исследований благодаря развитию технологий периферийного машинного обучения, позволяющих применять многие из описанных в статье моделей ИНС непосредственно силами бортовой аппаратуры БАС.

Список использованных источников

1. Вальштейн К. В., Верхова А. А., Енин Ю. Ю., Гладевич А. А. Использование современных моделей искусственного интеллекта на системах с ограниченными ресурсными возможностями // Информационные технологии в высокотехнологичных производствах (ВТП) : Сборник тезисов докладов III Всероссийской молодежной научной конференции (Санкт-Петербург, 13–14 марта 2025). – Санкт-Петербург: Балтийский государственный технический университет "ВОЕНМЕХ" им. Д.Ф. Устинова, 2025. – С. 162-163.
2. Лестенко Н. А., Вальштейн К. В., Верхова А. А. Современные методы построения систем искусственного интеллекта для обработки аудиосигналов // *Noise Theory and Practice*. – 2025. – Vol. 11, N 1(40). – С. 26-42.
3. Jasim, Shahad. Real Time Drone Detection Based on Acoustics Using Hybrid Deep Learning Models // *Journal of Internet Services and Information Security*. – 2025. – N 15. – P. 673-693.
4. Glüge S. et al. Robust low-cost drone detection and classification using convolutional neural networks in low SNR environments // *IEEE Journal of Radio Frequency Identification*. – 2024. – Vol. 8. – P. 821-830. DOI: <https://doi.org/10.1109/JRFID.2024.3487303>.
5. Stefanescu R. et al. WAVE-DETR Multi-Modal Visible and Acoustic Real-Life Drone Detector // *Computer Vision and Pattern Recognition* – 2025. – [Электронный ресурс]. – URL: <https://arxiv.org/pdf/2509.09859> (дата обращения 05.10.2025).
6. Berg A. P., Zhang Q., Wang M. Y. 15,500 Seconds: Lean UAV Classification Leveraging PEFT and Pre-Trained Networks // *Machine Learning*. – 2025. – [Электронный ресурс]. – URL: <https://www.arxiv.org/pdf/2506.11049v2> (дата обращения 05.10.2025).
7. Araz R. O. et al. Enhancing Neural Audio Fingerprint Robustness to Audio Degradation for Music Identification // *Sound*. – 2025. – [Электронный ресурс]. – URL: <https://arxiv.org/abs/2506.22661> (дата обращения 05.10.2025).
8. Hu F., Song X., He R., et al. Sound source localization based on residual network and channel attention module. // *Scientific Reports*. – 2023. – N 13 [Электронный ресурс]. – URL: <https://www.nature.com/articles/s41598-023-32657-7> (дата обращения 07.10.2025).
9. Youssef K., Barakat J. M. H., Said S., Kork S. A. and Beyrouthy T. An Approach for Single-Channel Sound Source Localization // *IEEE Access*. – 2024. – Vol. 14. – 12 p.
10. Премачандра Чинтака [и др.] Подавление звукового шума на основе GAN для обнаружения жертв на местах стихийных бедствий с помощью БПЛА

// IEEE Transactions on Services Computing. – 2023. – [Электронный ресурс]. – URL: https://www.researchgate.net/publication/376147388_GAN_Based_Audio_Noise_Suppression_for_Victim_Detection_at_Disaster_Sites_with_UAV (дата обращения 09.10.2025).

11. Manamperi Wageesha N., Abhayapala Thushara D., Samarasinghe Prasanga N., Zhang Jihui (Aimee). Drone audition: Audio signal enhancement from drone embedded microphones using multichannel Wiener filtering and Gaussian-mixture based post-filtering // Applied Acoustics. – 2024. – Vol. 216, N 9. – 13 p. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.apacoust.2023.109818>.

12. Terwilliger A. M., Siegel J. E. The ai mechanic: Acoustic vehicle characterization neural networks // Sound. – 2022. – [Электронный ресурс]. – URL: <https://arxiv.org/abs/2205.09667> (дата обращения 09.10.2025).

13. Tuleski, B.L., Yamaguchi, C.K., Stefenon, S.F., Coelho, L.d.S., Mariani, V.C. Audio-Based Engine Fault Diagnosis with Wavelet, Markov Blanket, ROCKET, and Optimized Machine Learning Classifiers // Sensors. – 2024. – Vol. 24, N 22. – 23 p. DOI: <https://doi.org/10.3390/s24227316>

14. Liu W., Chen Z., Zheng M. An audio-based fault diagnosis method for quadrotors using convolutional neural network and transfer learning // 2020 American Control Conference (ACC). – 2020. – [Электронный ресурс]. – URL: <https://arxiv.org/abs/2003.02649> (дата обращения 09.10.2025).

15. Anidjar O. H., Barak A., Ben-Moshe B., Hagai E. and Tuvyahu S. A Stethoscope for Drones: Transformers-Based Methods for UAVs Acoustic Anomaly Detection // IEEE Access – 2023.– Vol. 11 – P. 33336-33353.

16. Engine Acoustic Emissions. — 2023. – [Электронный ресурс]. – URL: <https://www.kaggle.com/datasets/julienjta/engine-acoustic-emissions/data> (дата обращения 03.02.2026).

17. Chevtchenko S. F. et al. Drone-Based Sound Source Localization: A Systematic Literature Review // IEEE Access. – 2025. – Vol. 13. – P. 94256-94274.

References

1. Valdshtein K. V., Verkhova A. A., Yenin Yu. Yu., Gladevich A. A. Use of Modern Artificial Intelligence Models on Systems with Limited Resources // Information Technologies in High-Tech Industries (HTP): Proceedings of the III All-Russian Youth Scientific Conference (Saint Petersburg, March 13–14, 2025). – Saint Petersburg: Baltic State Technical University "VOENMEKH" named after D.F. Ustinov, 2025. – P. 162-163.

2. Lestenko N. A., Valdshtein K. V., Verkhova A. A. Modern Methods for Building Artificial Intelligence Systems for Audio Signal Processing // Noise Theory and Practice. – 2025. – Vol. 11, No. 1(40). – P. 26-42.

3. Jasim, Shahad. Real Time Drone Detection Based on Acoustics Using Hybrid Deep Learning Models // Journal of Internet Services and Information Security. – 2025. – No. 15. – P. 673-693.

4. Glüge S. et al. Robust low-cost drone detection and classification using convolutional neural networks in low SNR environments // IEEE Journal of Radio Frequency Identification. – 2024. – Vol. 8. – P. 821-830. DOI: <https://doi.org/10.1109/JRFID.2024.3487303>.

5. Stefanescu R. et al. WAVE-DETR Multi-Modal Visible and Acoustic Real-Life Drone Detector // Computer Vision and Pattern Recognition – 2025. – [Electronic resource]. – URL: <https://arxiv.org/pdf/2509.09859> (accessed 05.10.2025).

6. Berg A. P., Zhang Q., Wang M. Y. 15,500 Seconds: Lean UAV Classification Leveraging PEFT and Pre-Trained Networks // Machine Learning. – 2025. – [Electronic resource]. – URL: <https://www.arxiv.org/pdf/2506.11049v2> (accessed 05.10.2025).
7. Araz R. O. et al. Enhancing Neural Audio Fingerprint Robustness to Audio Degradation for Music Identification // Sound. – 2025. – [Electronic resource]. – URL: <https://arxiv.org/abs/2506.22661> (accessed 05.10.2025).
8. Hu F., Song X., He R., et al. Sound source localization based on residual network and channel attention module. // Scientific Reports. – 2023. – No. 13 [Electronic resource]. – URL: <https://www.nature.com/articles/s41598-023-32657-7> (accessed 07.10.2025).
9. Youssef K., Barakat J. M. H., Said S., Kork S. A. and Beyrouthy T. An Approach for Single-Channel Sound Source Localization // IEEE Access. – 2024. – Vol. 14. – 12 p.
10. Premachandra Chintaka [et al.] GAN-Based Audio Noise Suppression for Victim Detection at Disaster Sites with UAVs // IEEE Transactions on Services Computing. – 2023. – [Electronic resource]. – URL: https://www.researchgate.net/publication/376147388_GAN_Based_Audio_Noise_Suppression_for_Victim_Detection_at_Disaster_Sites_with_UAV (accessed 09.10.2025).
11. Manamperi Wageesha N., Abhayapala Thushara D., Samarasinghe Prasanga N., Zhang Jihui (Aimee). Drone audition: Audio signal enhancement from drone embedded microphones using multichannel Wiener filtering and Gaussian-mixture based post-filtering // Applied Acoustics. – 2024. – Vol. 216, No. 9. – 13 p. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.apacoust.2023.109818>.
12. Terwilliger A. M., Siegel J. E. The ai mechanic: Acoustic vehicle characterization neural networks // Sound. – 2022. – [Electronic resource]. – URL: <https://arxiv.org/abs/2205.09667> (accessed 09.10.2025).
13. Tuleski, B.L., Yamaguchi, C.K., Stefenon, S.F., Coelho, L.d.S., Mariani, V.C. Audio-Based Engine Fault Diagnosis with Wavelet, Markov Blanket, ROCKET, and Optimized Machine Learning Classifiers // Sensors. – 2024. – Vol. 24, No. 22. – 23 p. DOI: <https://doi.org/10.3390/s24227316>
14. Liu W., Chen Z., Zheng M. An audio-based fault diagnosis method for quadrotors using convolutional neural network and transfer learning // 2020 American Control Conference (ACC). – 2020. – [Electronic resource]. – URL: <https://arxiv.org/abs/2003.02649> (accessed 09.10.2025).
15. Anidjar O. H., Barak A., Ben-Moshe B., Hagai E. and Tuvyahu S. A Stethoscope for Drones: Transformers-Based Methods for UAVs Acoustic Anomaly Detection // IEEE Access – 2023.– Vol. 11 – P. 33336-33353.
16. Engine Acoustic Emissions. – 2023. – [Electronic resource]. – URL: <https://www.kaggle.com/datasets/julienjta/engine-acoustic-emissions/data> (accessed 03.02.2026).
17. Chevtchenko S. F. et al. Drone-Based Sound Source Localization: A Systematic Literature Review // IEEE Access. – 2025. – Vol. 13. – P. 94256-94274.