



УДК 004.8

ПРИМЕНЕНИЕ НЕЙРОСЕТЕЙ ДЛЯ УЛУЧШЕНИЯ РАБОТЫ СИСТЕМЫ SLAM В ДИНАМИЧЕСКОЙ СРЕДЕ

Малаховский М.А.

ФГАОУ ВО "САНКТ-ПЕТЕРБУРГСКИЙ ГОСУДАРСТВЕННЫЙ УНИВЕРСИТЕТ АЭРОКОСМИЧЕСКОГО ПРИБОРОСТРОЕНИЯ", Санкт-Петербург, Россия (190000, город Санкт-Петербург, Большая Морская ул., д.67 лит. а), e-mail: malahovskijm14@bk.ru

Данная статья рассматривает интеграцию нейросетей в системы SLAM (Simultaneous Localization and Mapping) для повышения их точности и надежности в динамических условиях. Приведены результаты применения модели YOLOv8n для детектирования объектов в реальном времени и определения расстояния до них. Показана эффективность предложенных решений для задач навигации беспилотных летательных аппаратов.

Ключевые слова: Искусственный интеллект; нейросети; SLAM; YOLO; беспилотные летательные аппараты; детектирование объектов; динамическая среда.

APPLICATION OF NEURAL NETWORKS TO IMPROVE SLAM SYSTEMS IN DYNAMIC ENVIRONMENTS

Malahovsky M.A.

ST. PETERSBURG STATE UNIVERSITY OF AEROSPACE INSTRUMENTATION, St. Petersburg, Russia (190000, St. Petersburg, Bolshaya Morskaya str., 67 lit. a), e-mail: malahovskijm14@bk.ru

This article discusses the integration of neural networks into SLAM (Simultaneous Localization and Mapping) systems to improve their accuracy and reliability in dynamic environments. The results of using the YOLOv8n model for real-time object detection and distance estimation are presented. The effectiveness of the proposed solutions for UAV navigation tasks is demonstrated.

Keywords: Artificial intelligence; neural networks; SLAM; YOLO; unmanned aerial vehicles; object detection; dynamic environment

Введение

В последние годы искусственный интеллект (ИИ) продолжает стремительно развиваться и внедряться в различные области. Одним из значимых направлений его применения является навигация и управление подвижными объектами, такими как беспилотные летательные аппараты (БПЛА). В данной работе рассмотрено использование нейросетей для улучшения работы систем одновременной локализации и построения карты (SLAM) в динамической среде.

Основные этапы развития ИИ

ИИ начал свое развитие с теоретической нейрофизиологии, описанной в 1943 году. С тех пор были разработаны различные модели и алгоритмы, такие как перцептрон Розенблатта, машины Больцмана, сверточные нейронные сети (CNN), рекуррентные нейронные сети (RNN)

и другие. Современные нейросетевые алгоритмы, такие как YOLO (You Only Look Once), демонстрируют высокую точность и скорость обработки данных, что делает их идеальными для реального времени.

Принципы работы системы SLAM

Система SLAM позволяет БПЛА одновременно локализоваться в пространстве и строить карту окружающей среды. Основные компоненты SLAM включают обработку сигналов с датчиков, построение ориентировочной карты и определение местоположения дрона. Одним из ключевых аспектов является решение проблемы замыкания петли, когда начальная и конечная точки траектории не совпадают из-за накопления ошибок [1].

Применение алгоритмов ИИ в системах SLAM

Интеграция алгоритмов ИИ в системы SLAM позволяет улучшить точность и надежность системы. Сверточные нейронные сети используются для выделения ключевых признаков на изображениях, что повышает точность построения карт и определения местоположения объектов. Рекуррентные нейронные сети помогают предсказать будущее положение дрона и выстроить безопасную траекторию [2].

Выбор и настройка модели нейросети

Для решения задачи детектирования объектов в реальном времени была выбрана модель YOLOv8n, которая демонстрирует высокую точность и скорость обработки изображений. Модель была обучена на наборе данных COCO128, содержащем 80 классов объектов. Основной архитектурный компонент модели включает слои P1-P6 для извлечения признаков, слой SPPF для пространственного пирамидального объединения и слой Neck для объединения информации с разных масштабов.

Детектирование объектов и определение расстояния до них

После подготовки модели была решена задача определения расстояния до детектированных объектов. Для этого использовалась высота объекта в пикселях и параметры камеры. Модель успешно определяла расстояние до объектов на видеопотоке, что позволяет строить точные карты местности и определять локализацию исходного объекта [3-4].

Решение задач следящей траектории

Для улучшения навигации была реализована стратегия следящей траектории, при которой БПЛА следовал за детектированным объектом, регулируя скорость и направление движения. Это позволило дрону поддерживать заданное расстояние и угол наклона траектории, улучшая показатели абсолютной погрешности траектории [5].

Заключение

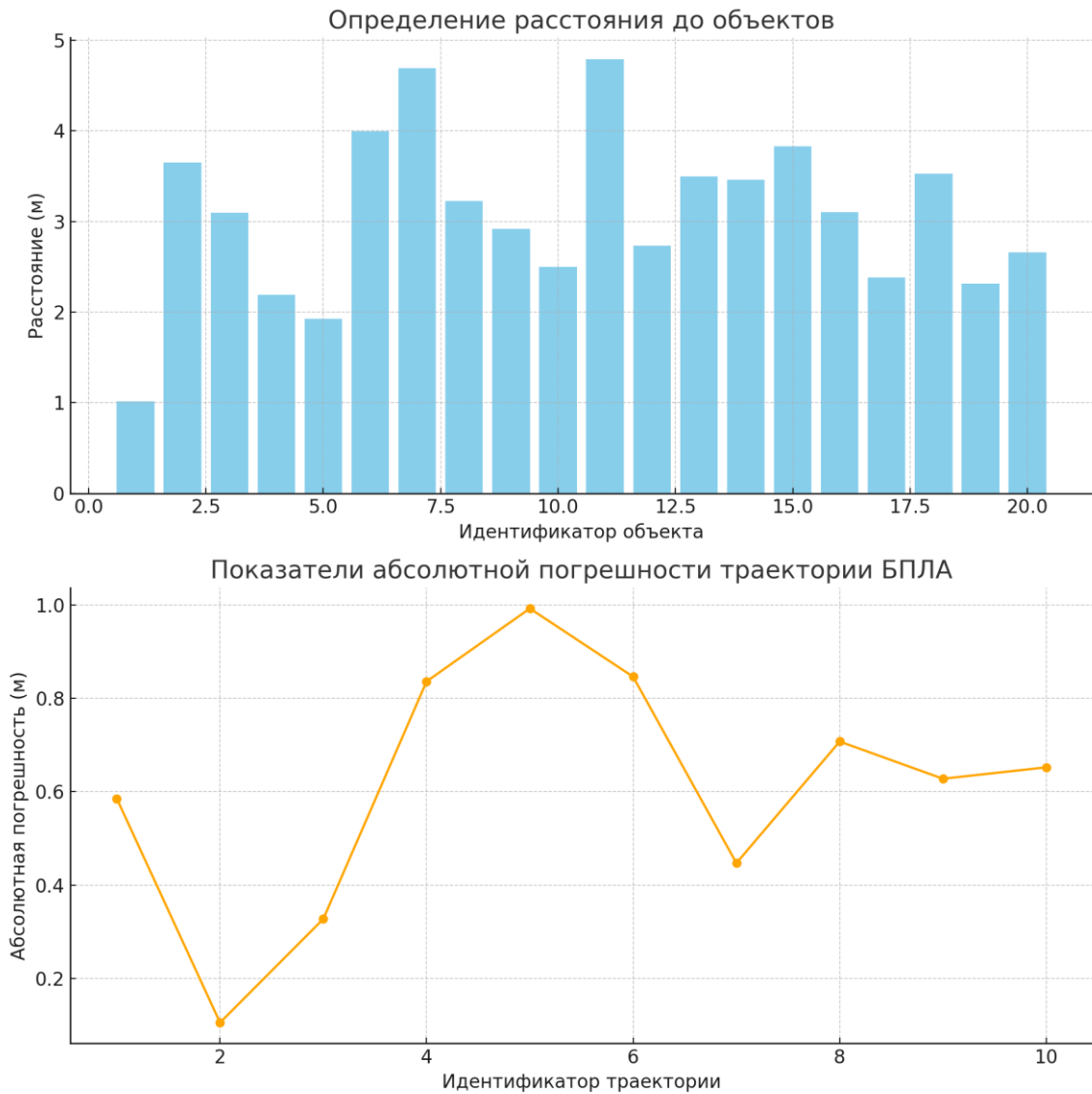
Интеграция модели YOLOv8n в систему SLAM показала высокую эффективность в задачах детекции объектов и определения расстояния до них в динамической среде. Это открывает новые возможности для применения данной технологии в автономных транспортных средствах, системах мониторинга и других сферах, требующих высокой точности и скорости обработки визуальных данных.

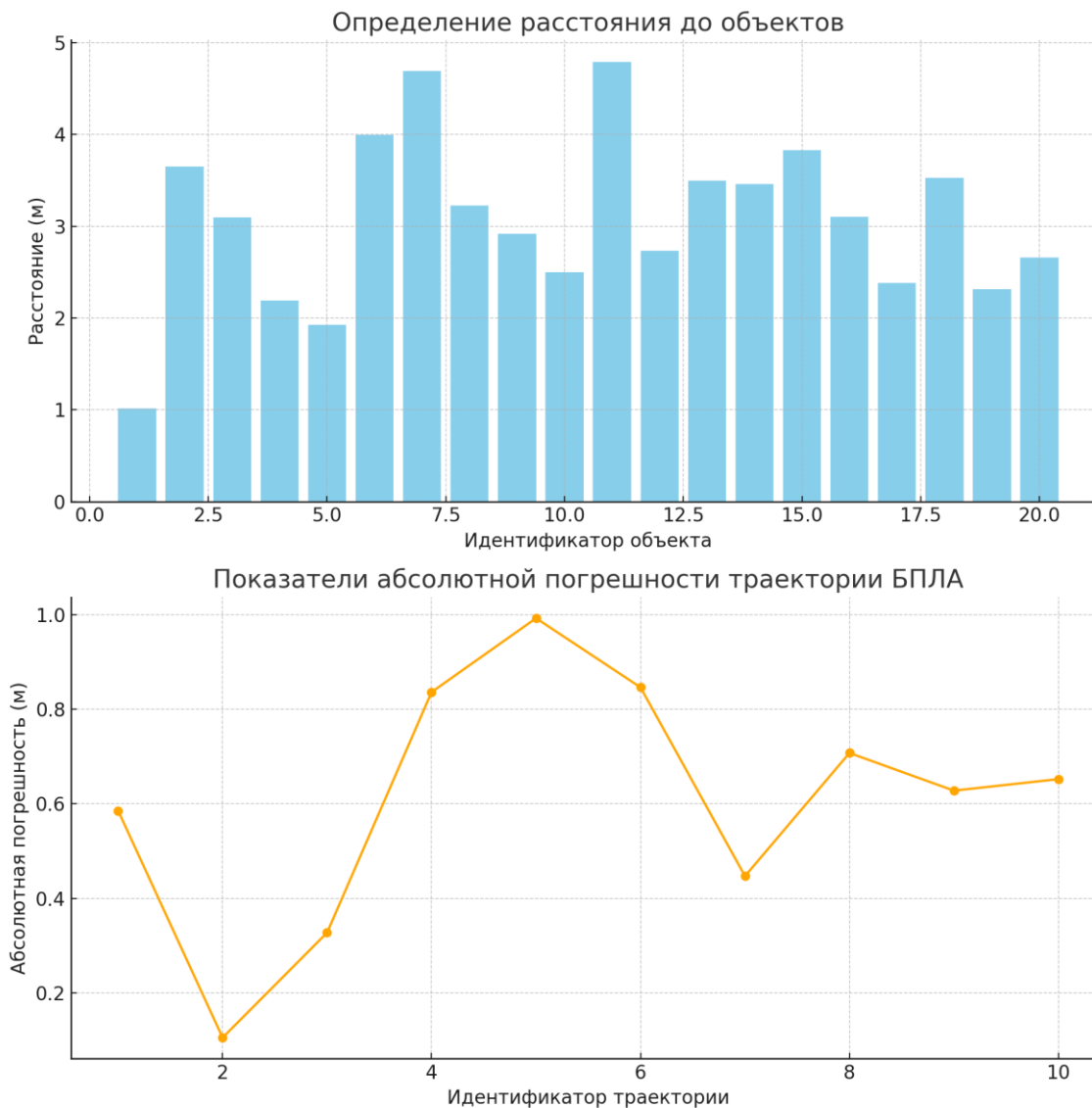
Приложения

Рисунок 1. - Пример детектирования объектов с использованием модели YOLOv8n.

Рисунок 2. - График определения расстояния до объектов на видеопотоке.

Рисунок 3. - Показатели абсолютной погрешности траектории БПЛА.





Список литературы

1. В.Л. Абашкин, Г.И. Абдрахманова, К.О. Вишневский и др. Индикаторы цифровой экономики: 2024: статистический сборник. Нац. исслед. ун-т «Высшая школа экономики», 2024.
2. SberAutoTech. Безопасное беспилотное будущее. URL: <https://sberautotech.ru/> (дата обращения: 12.05.2024).
3. Stone Tao, Xiaochen Li, Tongzhou Mu, Zhiao Huang, Yuzhe Qin, Hao Su. Abstract-to-Executable Trajectory Translation for One-Shot Task Generalization. Proceedings of the 40th International Conference on Machine Learning, Honolulu, Hawaii, USA. PMLR, volume 202, pp. 33850-33882, 2023.
4. Мак-Каллок У.С., Питтс В. Логическое исчисление идей, относящихся к нервной активности. В сб.: «Автоматы», под ред. К.Э. Шеннона и Дж. Маккарти. М.: Изд-во иностр. лит., 1956. с. 363-384.
5. The Rosenblatt's Perceptron. Deep Neural Networks, 2018. URL: <https://maelfabien.github.io/deeplearning/Perceptron/> (дата обращения: 16.06.2024).

References

1. . V.L. Abashkin, G.I. Abdrakhmanova, K.Da. Vishnevsky et al. Digital Economy Indicator: 2024: statistical collection. National research. Higher School of Economics Univ., 2024.
 2. SberAutoTech. A helpless unmanned state. URL: <https://sberautotech.ru> / (accessed: 05/12/2024).
 3. Stone Tao, Xiaochen Li, Tongzhou Mu, Zhi Huang, Yuzhe Qin, Hao Su. Abstract-to-Executable Trajectory Translation for One-Shot Task Generalization. Proceedings of the 40th International Conference on Machine Learning, Honolulu, Hawaii, USA. PMLR, volume 202, pp. 33850-33882, 2023.
 4. McCulloch, S., Pitts, V. Logical calculus of IDs related to nervous activity. In the collection: "In the automaton", edited by K.E. Shannon and J. McCarthy, M.: Publishing House of Foreign Literature, 1956. pp. 363-384.
 5. The Rosenblatt's Perceptron. Deep Neural Networks, 2018. URL: <https://maelfabien.github.io/deeplearning/Perceptron> / (date of access: 06/16/2024).
-