

DOI: <https://doi.org/10.30898/1684-1719.2026.1.14>

УДК: 621.396.96.001 (07)

РАЗРАБОТКА ПРОГРАММНОГО КОМПЛЕКСА ДЛЯ СРАВНИТЕЛЬНОГО АНАЛИЗА АЛГОРИТМОВ НАВЕДЕНИЯ ЛЕТАТЕЛЬНЫХ АППАРАТОВ ПО ЦИФРОВЫМ КАРТАМ РЕЛЬЕФА МЕСТНОСТИ

Л.Д. Доросинский, А.А. Пономарев

**Уральский федеральный университет имени первого президента России Б.Н. Ельцина,
620002, Россия, Екатеринбург, ул. Мира, 19**

Статья поступила в редакцию 1 декабря 2025 г.

Аннотация. Актуальность разработки автономных систем наведения летательных аппаратов обусловлена растущими требованиями к их независимости и надежности. Традиционные инерциальные системы страдают от накопления ошибок во времени, а спутниковые технологии навигации (GPS, ГЛОНАСС) уязвимы к радиоэлектронному подавлению, что критически ограничивает их применение в условиях противодействия. В связи с этим перспективным направлением являются методы, использующие цифровые карты рельефа местности. Целью данной работы являлась разработка специализированного программного комплекса для сравнительного анализа точности и помехоустойчивости двух методов наведения: классического корреляционно-экстремального алгоритма (КЭА) и подхода на основе полносвязной сверточной нейронной сети (FCN). В ходе исследования была создана модульная архитектура программного обеспечения, включающая генератор синтетического рельефа на основе метода Фурье-фильтрации, механизм обучения сверточной нейронной сети и алгоритм вычисления корреляционных метрик. Для удобства пользователя был реализован графический интерфейс на базе PyQt5, обеспечивающий интерактивное

управление параметрами экспериментов и визуализацию результатов. Проведенные с помощью комплекса эксперименты позволили установить, что корреляционно-экстремальный алгоритм сохраняет преимущество при минимальном количестве эталонных данных, в то время как нейросетевой подход демонстрирует более высокую помехоустойчивость и точность после обучения на репрезентативных выборках. Также была выявлена обратная зависимость между точностью распознавания и значением параметра пространственной корреляции рельефа для обоих методов. Важным результатом является создание универсального программного инструмента, который позволяет проводить комплексную оценку эффективности алгоритмов наведения в различных условиях и может быть адаптирован для решения практических задач автономной навигации, открывая возможности для исследований в области гибридных навигационных систем.

Ключевые слова: программный комплекс, графический интерфейс, цифровая модель рельефа, синтетический рельеф, корреляционно-экстремальный алгоритм, сверточная нейронная сеть, наведение летательного аппарата, автономная навигация, сравнение алгоритмов, Фурье-фильтрация, помехоустойчивость.

Автор для переписки: Пономарев Артём Алексеевич, artemp14@gmail.com

Введение

Актуальность решаемой задачи обусловлена возрастающими требованиями к автономности и надежности навигационных систем в условиях возможного противодействия и ограниченной доступности глобальных спутниковых систем позиционирования [1,2]. Традиционные методы наведения, такие как инерциальные навигационные системы (ИНС) и спутниковые системы *GPS*, ГЛОНАСС, обеспечивающие высокую точность в благоприятных условиях [3], обладают существенными недостатками: накоплением ошибок во времени и уязвимостью к радиоэлектронному подавлению [1]. Для ИНС, использующих данные акселерометров и гироскопов, характерен дрейф показаний, из-за которого ошибка в определении положения со временем нарастает [4].

Главным недостатком спутниковой навигации является её уязвимость: точность позиционирования критически зависит от доступности спутниковых сигналов и может быть нарушена средствами радиоэлектронной борьбы, включая постановку помех и спуфинг-атаки [5]. В связи с этим, методы, основанные на сравнении измеренных значений высот с заранее известными эталонными картами рельефа местности [6], приобретают все большую значимость.

В данной работе рассматриваются два метода обработки данных рельефа местности: классический корреляционно-экстремальный алгоритм (КЭА) и метод на основе глубокого обучения с использованием полносвязных сверточных нейронных сетей (*Fully Convolutional Network – FCN*). Целью работы является не только проведение сравнительного анализа эффективности этих методов, но и разработка специализированного программного комплекса, используемого для автоматизации и визуализации этого процесса. Комплекс позволяет гибко настраивать параметры моделей рельефа и экспериментов, делая процесс анализа более наглядным, контролируемым и воспроизводимым.

1. Архитектура и функциональные возможности программного комплекса

Разработанный программный комплекс представляет собой интегрированную среду для исследования алгоритмов наведения, построенную по модульному принципу. Основные компоненты системы включают:

- модуль генерации цифровых моделей рельефа;
- модуль, содержащий реализацию архитектуры и процедуры обучения полносвязной сверточной нейронной сети;
- модуль расчета метрик, включая реализацию корреляционно-экстремального алгоритма и вычисление отношений сигнал/шум;
- модуль для проведения вычислительных экспериментов в пакетном режиме;
- основной модуль, реализующий графический пользовательский интерфейс на основе *PyQt5*;

- файл централизованной конфигурации, содержащий все основные параметры системы.

Интеграция этих модулей в единую среду позволяет осуществлять полный цикл исследований: от создания модели рельефа до обучения нейросети, проведения тестов и анализа результатов.

Для наглядности взаимодействия модулей на рисунке 1 представлена блок-схема архитектуры программного комплекса.

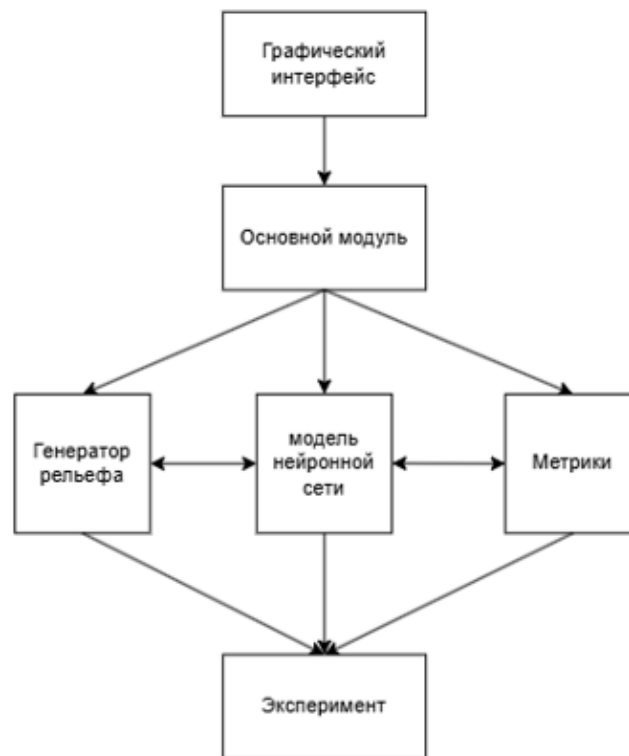


Рис. 1. Блок-схема программного комплекса.

2. Графический интерфейс

Центральным элементом комплекса является графический интерфейс, разработанный с использованием библиотеки *PyQt5*, для использования которой использовались источники [7] и [8]. Интерфейс предоставляет интуитивно понятный доступ ко всем функциям системы через главное окно управления.

На рисунке 2 показано главное окно программного комплекса, которое предоставляет доступ к основным операциям: создание новых моделей рельефа, запуск и остановка экспериментов, а также визуализация полученных данных.

Строка состояния в нижней части окна информирует пользователя о текущем статусе системы.

Для создания моделей рельефа в программе предусмотрено диалоговое окно параметров. Диалог позволяет пользователю гибко настроить генерируемый рельеф. На вкладке "Основные параметры" задаются размерность матрицы (количество эталонов и отсчетов), длина пространственной корреляции (λ) и *SEED* для воспроизводимости. Вкладка "Параметры рельефа" позволяет определить диапазон высот (минимальная и максимальная высота) и масштаб шума при генерации.

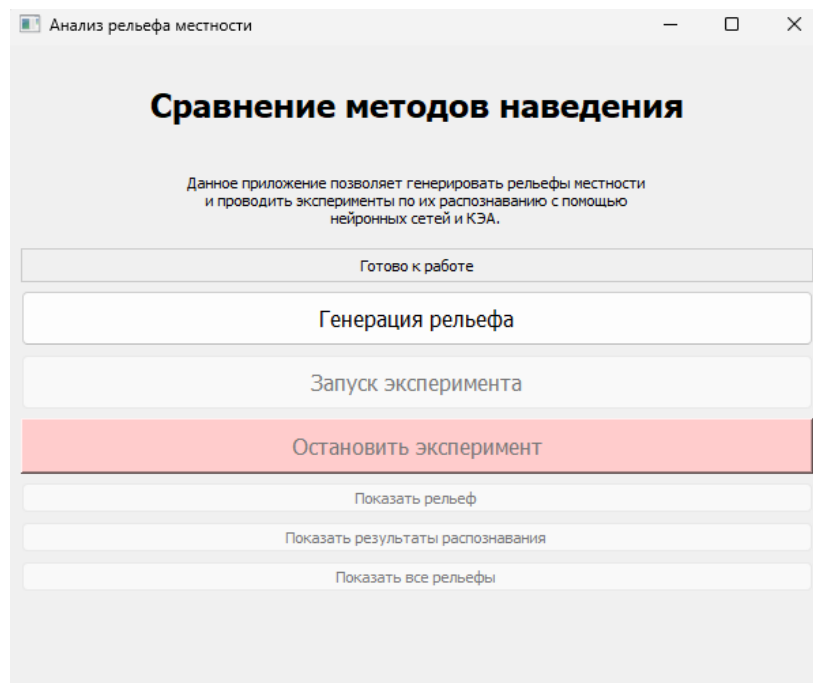


Рис. 2. Главное окно программного комплекса.

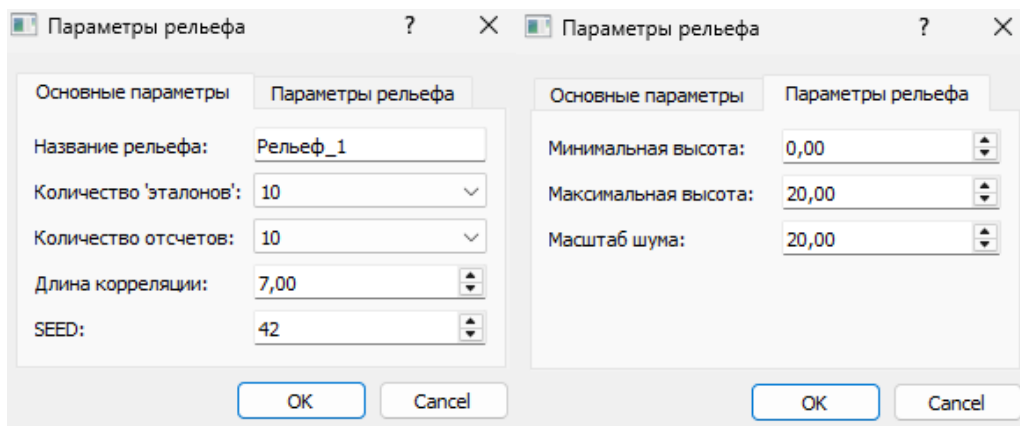


Рис. 3. Диалоговое окно с назначением параметров рельефа.

Перед запуском программы необходимо детально настроить параметры эксперимента через соответствующее окно, как на рисунке 4. В данном диалоге выбирается один из ранее сгенерированных рельефов, задаются параметры нейронной сети (количество эпох, скорость обучения), а также параметры тестирования (индекс тестового эталона, количество тестов для каждого уровня шума). Интерфейс предусматривает проверку вводимых значений на корректность и предотвращает запуск эксперимента с недопустимыми параметрами.

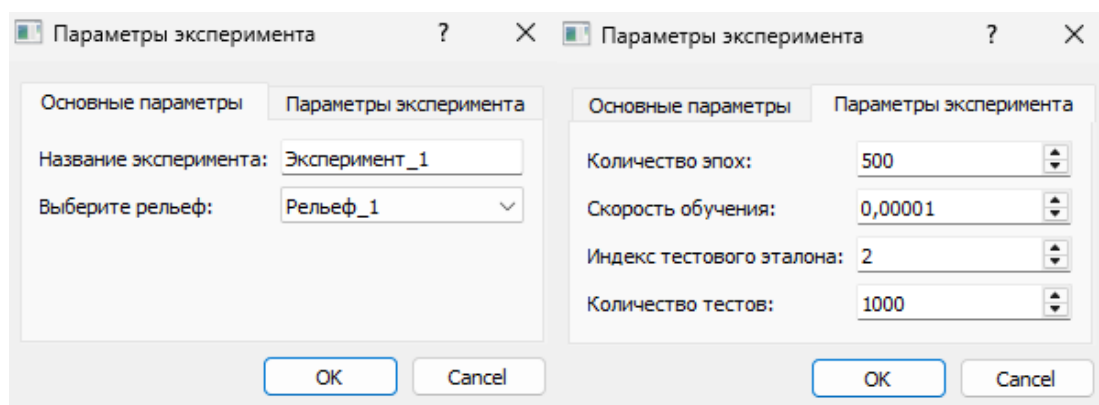


Рис. 4. Диалоговое окно с настройкой параметров эксперимента.

Разработанный комплекс предоставляет также средства визуализации. Реализовано отдельное окно для отображения сгенерированных карт рельефов местности. На рисунке 5 продемонстрирована сгенерированная карта местности, по параметрам из рисунка 3. Окно отображает матрицу рельефа в виде тепловой карты, где цвет пикселя соответствует высоте. Это позволяет визуально оценить структуру и пространственную корреляцию сгенерированного рельефа. Использование цветовой палитры "*terrain*" обеспечивает естественное восприятие высотных данных. Окно содержит инструменты для сохранения изображения в различных форматах.

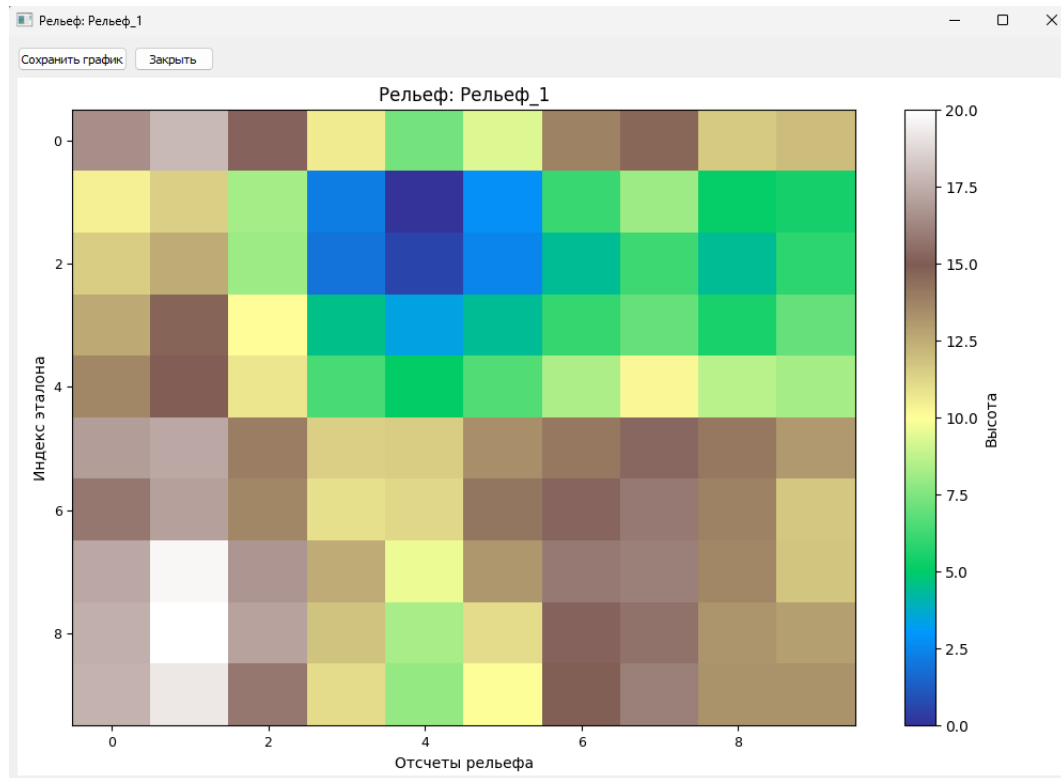


Рис. 5. Окно визуализации тепловой карты рельефа.

Для анализа результатов распознавания реализовано интерактивное окно графиков. На рисунке 6 продемонстрирован результат эксперимента для рельефа с параметрами на рисунке 3 и настройками эксперимента на рисунке 4. Данное окно является основным для анализа. Оно позволяет накладывать друг на друга результаты нескольких экспериментов. Пользователь может включать/отключать отображение графиков для *FCN* и КЭА, а также выбирать, какие именно эксперименты отображать. Это обеспечивает прямое и наглядное сравнение методов в различных условиях. Точки "без шума" отображаются справа от основных графиков. Легенда графика автоматически адаптируется к количеству отображаемых экспериментов.

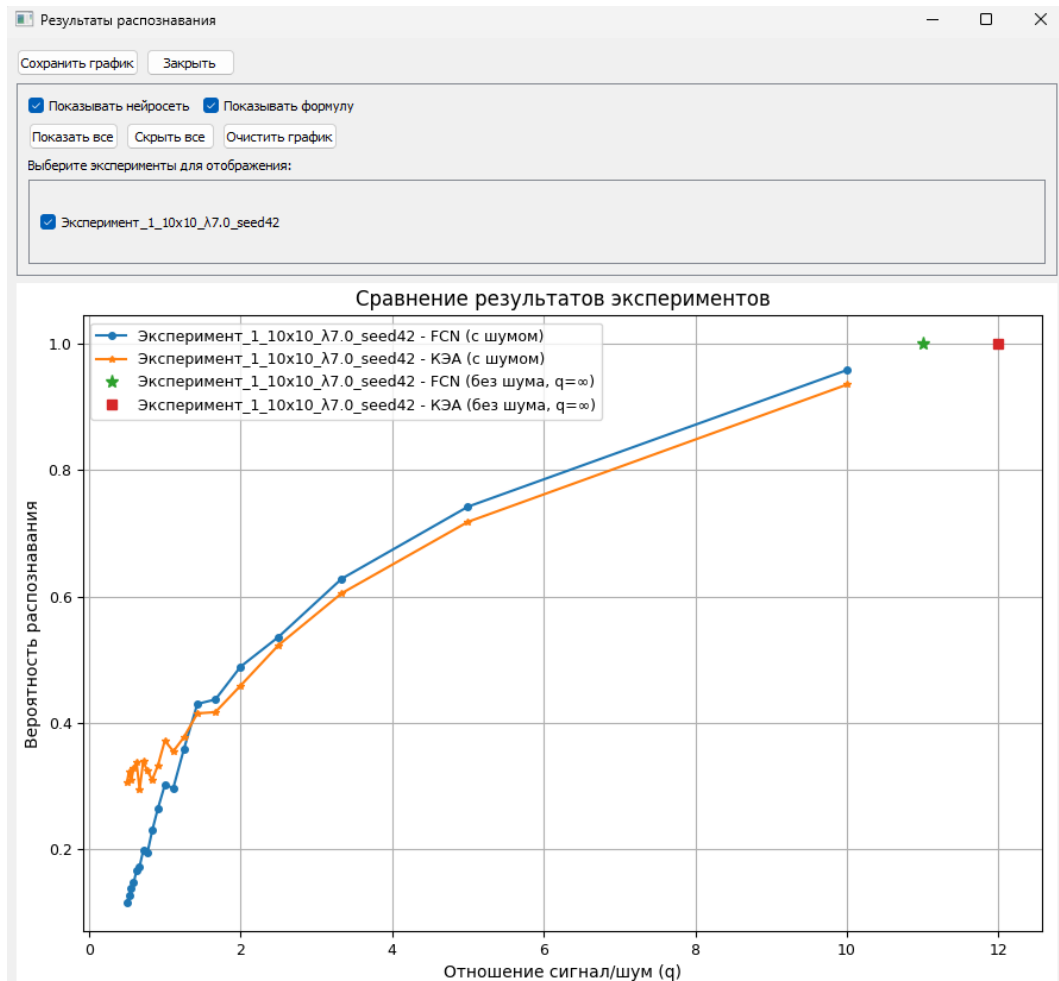


Рис. 6. Окно сравнительного анализа результатов эксперимента.

3. Математический аппарат

Для формирования цифровых моделей рельефа (ЦМР) использован метод спектрального преобразования [9,10], реализованный в модуле «Генератор рельефа». Метод основан на фильтрации белого шума в частотной области с использованием гауссовой корреляционной функции:

$$K(x, y) = \left(\frac{1}{2\pi\lambda^2} \right) \times e^{-\frac{x^2 + y^2}{2\lambda^2}}, \quad (1)$$

где λ – эффективный интервал корреляции.

Данный подход позволяет получать двумерные случайные поля с управляемыми статистическими свойствами, что подтверждено в исследованиях [11].

Метод КЭА основан на оценке степени сходства и взаимного смещения между двумя функциями. Результатом данной процедуры является вычисление координат летательного аппарата путём их сопоставления с эталонными данными. Ключевым математическим инструментом здесь служит корреляционная функция, записываемая в виде [12]:

$$R(i, j) = \sum_{k=1}^N \sum_{m=1}^M h_u(k, m) \times h_e(k-i, m-j), \quad (2)$$

где i, j – дискретные координаты возможного положения летательного аппарата; N, M – размеры области сравнения; $h_u(k, m)$ – измеренные значения высот; $h_e(k-i, m-j)$ – значения эталонной карты.

Архитектура нейронной сети и процесс её обучения были реализованы на основе методологии, изложенной в [13], с использованием фреймворка *PyTorch*, выбранного за его гибкость, высокую производительность и богатый инструментарий для исследований.

В качестве нейронной сети была использована *FCN*, которая представляет собой архитектуру, предназначенную для обработки пространственных данных. В отличие от традиционных свёрточных сетей, *FCN* не использует полносвязные слои, что обеспечивает сохранение пространственной структуры данных на протяжении всей обработки [14].

В основе архитектуры лежит схема энкодера и декодера. Энкодер отвечает за последовательное извлечение иерархических признаков с одновременным снижением разрешения, в то время как декодер выполняет обратную задачу – увеличивает разрешение для генерации итоговой карты признаков. Эта проверенная архитектура широко используется в обработке пространственных данных, включая анализ снимков с дронов [15].

4. Анализ результатов с помощью программного комплекса

Использование программного комплекса позволило подтвердить результаты, полученные в оригинальном исследовании [11]. В частности, было установлено:

- КЭА эффективен при малых объемах эталонных данных;
- *FCN* демонстрирует высокую помехоустойчивость после обучения;
- оба метода чувствительны к параметру длины корреляции λ .

На рисунках 7 и 8 представлены результаты сравнительного анализа точности распознавания для двух методов, на которых видна чувствительность к параметру длины корреляции λ .

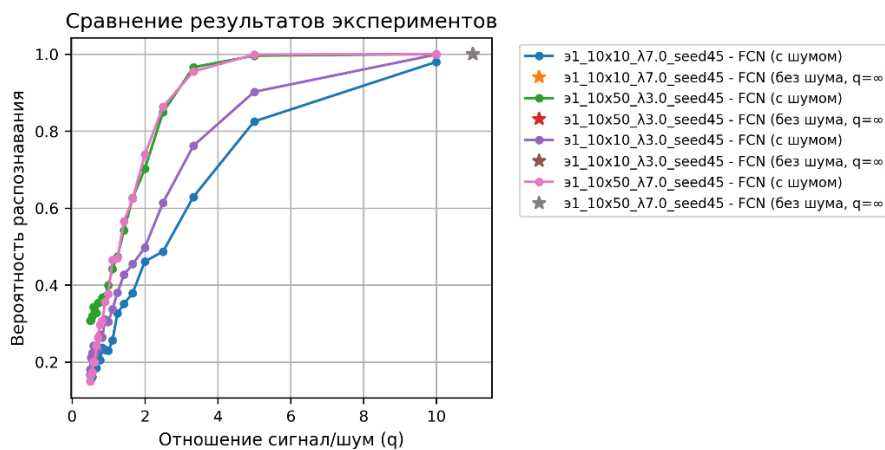


Рис. 7. Влияние длины корреляции на точность распознавания КЭА.

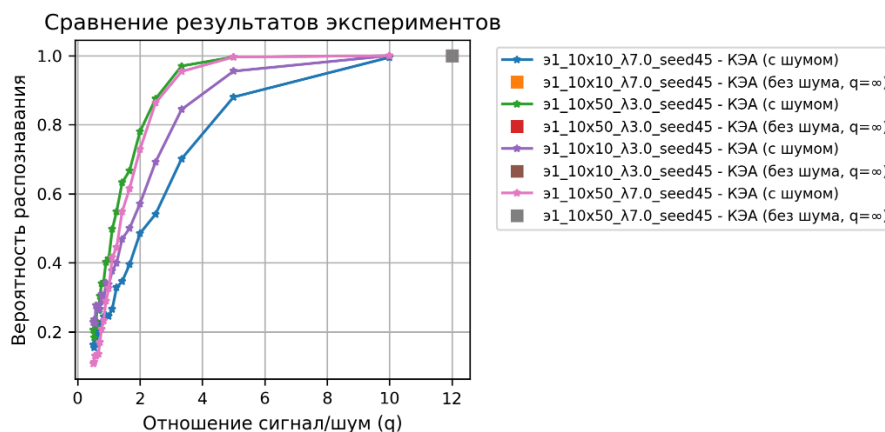


Рис. 8. Влияние длины корреляции на точность распознавания *FCN*.

Заключение

Разработанный программный комплекс представляет собой эффективный инструмент для сравнительного анализа алгоритмов наведения летательных аппаратов по цифровым картам рельефа местности. Проведенные исследования подтвердили, что каждый из рассмотренных методов – корреляционно-экстремальный алгоритм и подход на основе полносвязной сверточной нейронной сети – обладает определёнными преимуществами в различных условиях эксплуатации.

Комплекс позволяет выявлять области преимущественного применения каждого метода: КЭА демонстрирует высокую эффективность при работе с ограниченными наборами эталонных данных, в то время как FCN показывает высокую эффективность после обучения на репрезентативных выборках. Установленная зависимость точности распознавания от параметра пространственной корреляции рельефа подчеркивает важность учета характеристик местности при выборе алгоритма наведения.

Созданный программный инструмент открывает возможности для дальнейших исследований в области гибридных навигационных систем и может быть адаптирован для решения практических задач автономной навигации в условиях радиоэлектронного противодействия.

Литература

1. Сырокваш С. М., Мехеда В. И. Системы управления и наведения крылатых ракет и противодействия //Militaryarticle.
<http://militaryarticle.vibrokatok.by/nauka-i-voennaya-bezopasnost/2008/12107-sistemy-upravlenija-i-navedenija-krylatyh-raket-I> (дата обращения: 25.10. 2025).).
2. Аранович Г. П., Михайлин Д. А. Управление и наведение самолетов и ракет //Московский авиационный институт. – 2013.

3. Ширшиков А. С., Павлова Ю. А., Чульмяков И. Ф. Применение систем глобального позиционирования при управлении дорожным движением //Инженерный вестник Дона. – 2016. – Т. 43. – №. 4 (43). – С. 90.
<http://ivdon.ru/ru/magazine/archive/n4y2016/3858>
4. Борисов Н. Н., Солодухин М. Ю., Годунов А. И. Бесплатформенная инерциальная навигационная система на базе микромеханических датчиков в составе танковых управляемых ракет //Известия высших учебных заведений. Поволжский регион. Технические науки. – 2024. – №. 3 (71). – С. 55-63.
5. Толстиков А. С., Ушаков А. Е. Противодействие спуфингу и повышение помехоустойчивости аппаратуры потребителя глобальных навигационных спутниковых систем //Интерэкспо Гео-Сибирь. – 2018. – №. 9. – С. 319-327.
6. Е.Д. Белозёрова Исследование характеристик алгоритма корреляционно-экстремальной навигации для летательного аппарата // Инженерный журнал: наука и инновации. 2023. №4. С. 1-14.
7. Steele A. PyQt5 Tutorial Documentation Release 1.0. – 2016.
8. Прохоренок Н. А. Python 3 и PyQt. Разработка приложений. – БХВ-Петербург, 2012.
9. Борцова М. В. Моделирование земной поверхности с негауссовым распределением высот //Новые информационные технологии в автоматизированных системах. – 2012. – №. 15. – С. 121-129.
10. Быков В. В. Цифровое моделирование в статистической радиотехнике. – 1971.
11. А.А. Пономарев, Доросинский Л.Д. Сравнение корреляционно-экстремального и нейросетевого методов наведения летательных аппаратов по цифровым картам рельефа местности // Инженерный вестник Дона. 2025.
<http://ivdon.ru/ru/magazine/archive/n11y2025/10531>
12. Сергиенко А. Б. Цифровая обработка сигналов. – БХВ-Петербург, 2011.
13. Эли Стивенс, Лука Антига, Томас Виман PyTorch. Освещающая глубокое обучение. – СПб.: Питер, 2022.

14. Fully Connected Layer vs. Convolutional Layer: Explained // BuiltIn
<http://builtin.com/machine-learning/fully-connected-layer>
15. Беякова А.Ю., Беяков Ю.Д., Замятин П.С. Решение задачи распознавания объектов и инцидентов на фотоматериалах, полученных с беспилотных летательных аппаратов с использованием методов глубокого обучения // Инженерный вестник Дона. 2021. №5.
<http://ivdon.ru/ru/magazine/archive/n5y2021/6985>

Для цитирования:

Пономарев А.А., Доросинский Л.Г. Разработка программного комплекса для сравнительного анализа алгоритмов наведения летательных аппаратов по цифровым картам рельефа местности. // Журнал радиоэлектроники. – 2026. – №. 1. <https://doi.org/10.30898/1684-1719.2026.1.14>