

ОБНАРУЖЕНИЕ И РАСПОЗНАВАНИЕ ТЕХНОГЕННЫХ И СКРЫТЫХ ПОДПОВЕРХНОСТНЫХ ОБЪЕКТОВ С ПОМОЩЬЮ НЕЙРОННЫХ СЕТЕЙ ГЛУБОКОГО ОБУЧЕНИЯ

Ю.Ю. Громов

Тамбовский государственный технический университет
Россия, 392000, Тамбов, ул. Советская, 106/5, помещение 2
E-mail: gromovtambov@yandex.ru

И.Н. Ищук

Тамбовский государственный технический университет
Россия, 392000, Тамбов, ул. Советская, 106/5, помещение 2
E-mail: boerby76@mail.ru

В.В. Родионов

Тамбовский государственный технический университет
Россия, 392000, Тамбов, ул. Советская, 106/5, помещение 2
E-mail: vadikrodionow@yandex.ru

Ключевые слова: Глубокое обучение, классификация, сегментация, дистанционный мониторинг, сверточная нейронная сеть, генетический алгоритм, оптико-электронные системы, теплофизические параметры.

Аннотация: В данной статье исследуется проблема обнаружения и распознавания техногенных и скрытых подповерхностных объектов на изображениях с использованием нейронных сетей глубокого обучения. Техногенные объекты, такие как автомобили, здания, дороги, другие инфраструктурные элементы, а также объекты, пролегающие под землей, играют важную роль в современном обществе. Однако, автоматическое обнаружение и распознавание таких объектов на изображениях является сложной задачей из-за их разнообразия и сложности. В статье предлагается использовать нейронные сети глубокого обучения для решения этой задачи. Нейронные сети глубокого обучения, такие как сверточные нейронные сети (СНС), имеют способность извлекать высокоуровневые признаки из изображений, что делает их эффективными инструментами для обнаружения и распознавания объектов. В статье представлен подробный обзор существующих методов и подходов к обнаружению и распознаванию техногенных и подповерхностных объектов на изображениях. Затем описывается архитектура сверточной нейронной сети, которая используется для решения данной задачи. Далее приводятся результаты экспериментов, проведенных на наборе данных, состоящем из изображений видимого и инфракрасного диапазона длин волн.

1. Введение

Проблема обнаружения и распознавания техногенных и скрытых подповерхностных объектов является актуальной и важной задачей в современном мире. Подповерхностные объекты, такие как, подземные кабели и трубы, несдетонировавшие боеприпасы или мины, а также другие техногенные объекты могут

представлять угрозу для безопасного и эффективного использования земельных ресурсов. Однако, обнаружение и распознавание этих объектов являются сложными задачами, требующими использования специализированных технологий.

В последние годы наблюдается значительный прогресс в области искусственного интеллекта, особенно в развитии нейронных сетей глубокого обучения. Нейронные сети глубокого обучения обладают способностью эффективно обрабатывать большие объемы данных и выявлять сложные закономерности в них. Это делает их привлекательными инструментами для решения задач обнаружения и распознавания подповерхностных объектов.

Целью данной статьи является рассмотрение метода сегментации разновременных многоспектральных изображений (СРМИ) в задачах обнаружения и распознавания техногенных и скрытых подповерхностных объектов на изображениях с использованием нейронных сетей глубокого обучения. Данный метод позволяет осуществлять поиск объектов путем выявления тепловых контрастов, при анализе информации, полученной в видимом и ИК диапазонах длин волн.

2. Обзор существующих методов обнаружения и распознавания техногенных и скрытых подповерхностных объектов

Обнаружение и распознавание техногенных и скрытых подповерхностных объектов является актуальной задачей в различных областях, включая геологию, археологию, морскую науку и других сферах. Для достижения этих целей, исследователи и инженеры применяют различные технологии и методы. Одним из наиболее распространенных методов обнаружения и распознавания подповерхностных объектов является геофизическое зондирование. Этот метод использует физические свойства среды для определения наличия и характеристик подземных объектов. Примерами таких методов являются электромагнитные, сейсмические и радарные исследования.

Электромагнитные методы обнаружения основаны на изменении электромагнитных полей, вызванных наличием подземных объектов с различными электрическими свойствами. Сейсмические методы используют изменения скорости распространения звука в грунте при наличии подземных объектов. Радарные методы работают на основе отражения радиоволн от подземных структур, и позволяют получать изображения подземных объектов [2].

Другими распространенными технологиями являются гравитационные методы, которые измеряют изменение гравитационного поля из-за наличия подземных объектов, и магнитные методы, которые используют изменения магнитного поля для обнаружения структур под поверхностью.

Каждый из представленных методов обнаружения и распознавания техногенных и скрытых подповерхностных объектов имеет свои преимущества и недостатки. Геофизическое зондирование позволяет получать информацию о подземных объектах без их разрушения или проникновения в них. Это делает его безопасным и эффективным инструментом для исследования и поиска подповерхностных объектов. Однако, эти методы имеют ограниченную разрешающую способность и могут столкнуться с проблемами интерпретации полученных данных.

Гравитационные и магнитные методы также имеют свои преимущества, такие как высокая чувствительность и возможность обнаруживать подземные структуры с большой массой или магнитной аномалией. Однако, эти методы не всегда позволяют

определить точные размеры или форму подземных объектов и могут быть подвержены помехам от окружающей среды [5].

В настоящее время нейронные сети глубокого обучения стали широко применяться в области обнаружения и распознавания подповерхностных объектов. Они позволяют автоматизировать процесс анализа данных и повысить точность обнаружения и распознавания. Преимущества использования нейронных сетей глубокого обучения включают возможность обрабатывать большие объемы данных, а также способность извлекать сложные иерархические признаки из этих данных, что позволяет повысить точность и достоверность обнаружения и распознавания объектов [1]. Нейронные сети глубокого обучения (deep learning) — это модели машинного обучения, основанные на принципе имитации работы человеческого мозга. Они состоят из множества связанных нейронов, организованных в слои, каждый из которых выполняет определенные функции. Основной принцип работы нейронных сетей глубокого обучения заключается в том, что они способны самостоятельно извлекать признаки из входных данных и на основе этих признаков принимать решения [7].

Архитектура нейронной сети глубокого обучения обычно состоит из нескольких слоев. Первый слой называется входным, он принимает на вход исходные данные. Затем следуют скрытые слои, в которых происходит обработка данных и извлечение признаков. Наконец, последний слой, называемый выходным, предсказывает результат или выполняет классификацию в зависимости от поставленной задачи [3].

Однако, нейронные сети глубокого обучения требуют большого количества размеченных данных для обучения, а также вычислительных ресурсов для их обработки. Также существуют проблемы интерпретации полученных результатов и объяснения принятых решений, что может затруднить практическое применение этих методов [4].

В целом, нейронные сети глубокого обучения представляют собой мощный инструмент для обнаружения и распознавания техногенных и скрытых подповерхностных объектов, и их использование может значительно улучшить эффективность этих процессов.

3. Применение нейронных сетей глубокого обучения в обнаружении и распознавании техногенных и скрытых подповерхностных объектов

Для решения задачи обнаружения и распознавания техногенных и скрытых подповерхностных объектов в данной статье использовался метод сегментации разновременных многоспектральных изображений (СРМИ), представленный в работе [6]. Данный метод позволяет осуществлять поиск объектов путем выявления тепловых контрастов, при анализе информации, полученной в видимом и ИК диапазонах длин волн. Тестовым участком выступает полигон площадью 5 гектар. Основные параметры маршрута полета: длина маршрута составляла 5 км, время полета занимало 22 минуты. Для проведения эксперимента использовались материалы съемки беспилотного летательного аппарата (БпЛА) мультироторного типа, представленного на рис. 1, с оптико-электронной системой (ОЭС), способной выполнять дистанционный мониторинг земной поверхности в различных диапазонах длин волн.



Рис. 1. БПЛА мультироторного типа.

Летный эксперимент, продолжался двое суток, в течение которых производилась съемка земной поверхности шесть раз с интервалом в 4 часа, начиная с 6.00 и заканчивая в 24.00. В результате автоматизированной сшивки изображений видимого (рис.2) и инфракрасного диапазона формируется кубоид изображений с приведенным пространственным разрешением 7 см в пикселе:

$$X(x_1, x_2, x_3; x_4 \dots x_9; x_{10}),$$

где x_1, x_2, x_3 – слои RGB видимого изображения; $x_4 - x_9$ – слои ИК изображений; x_{10} – слой маски.



Рис. 2. Фрагмент полигона в видимом диапазоне длин волн.

Формирование кубоида изображений играет ключевую роль в сегментации техногенных и подповерхностных объектов, таких, как представлены на рис. 3. Для достижения этой цели применяется метод СРМИ, основанный на использовании сверточной нейронной сети (СНС) глубокого обучения U-net.



Рис. 3. Подповерхностный объект, размещенный на полигоне.

Для достижения успешных результатов в обучении нейронной сети применяется метод, который включает использование 9 различных изображений. Входные данные состоят из трех слоев, представляющих видимый спектр, и шести слоев, относящихся к ИК-диапазону. Кроме того, входными данными является изображение с метками, указывающими на принадлежность объекта к определенному классу. Важно отметить, что эти метки вводятся вручную, и на данный момент существует 18 различных классов, таких как «подповерхностный объект», «техническое здание», «техногенный объект», «бетон» и другие. Такой подход к обучению нейронной сети значительно улучшает ее результаты и точность классификации. Путем использования информации из различных спектров обеспечивается более полное и точное представление о расположенных на участке местности объектах. Этот подход позволяет нейронной сети автоматически находить общие закономерности и особенности в изображениях.

В ходе процесса сегментации изображений с использованием СНС удалось выделить 18 классов бинарных изображений. Путем применения методов цифровой обработки полученных бинарных изображений на основе данных из обучающей и валидационной выборок были распознаны отдельные объекты, примеры которых представлены на рис. 4.

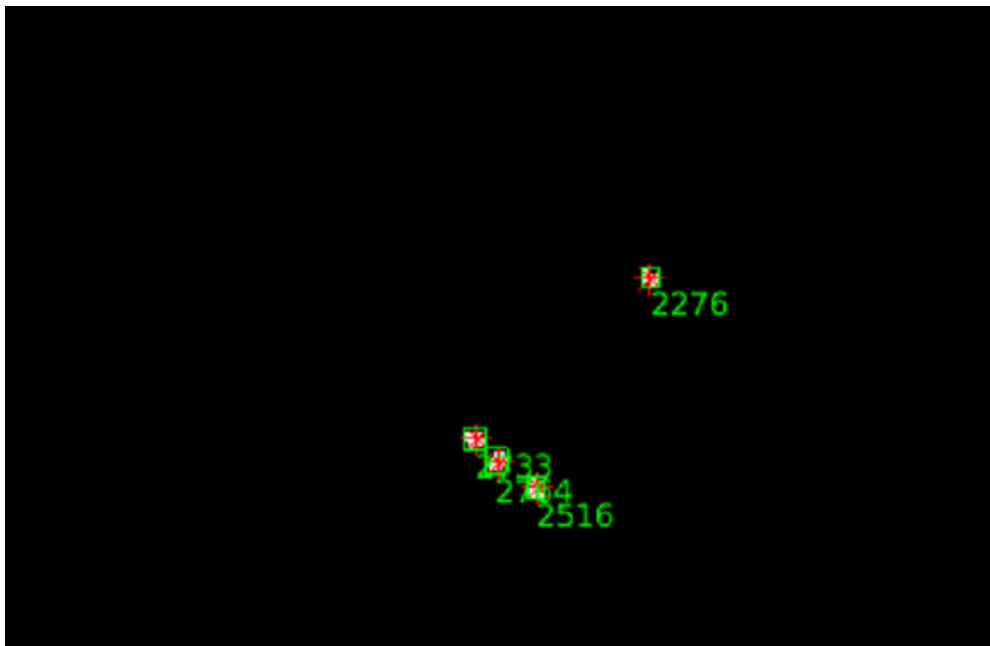


Рис. 4. Результат распознавания класса «Подповерхностный объект».

В результате проведенного исследования было показано, что использование нейронных сетей глубокого обучения позволяет эффективно обнаруживать и распознавать техногенные и скрытые подповерхностные объекты. Эта технология имеет большой потенциал в различных областях, таких как оборона, геология, медицина и экология.

4. Заключение

Таким образом, использование нейронных сетей глубокого обучения в обнаружении и распознавании техногенных и скрытых подповерхностных объектов обладает рядом преимуществ.

Во-первых, нейронные сети глубокого обучения способны самостоятельно извлекать признаки из входных данных, что делает процесс обнаружения более эффективным и точным.

Во-вторых, использование нейронных сетей позволяет обрабатывать большие объемы данных и извлекать из них более сложные признаки, что улучшает качество обнаружения и распознавания объектов.

В-третьих, нейронные сети глубокого обучения могут быть обучены на большом количестве размеченных данных, что способствует улучшению результатов обработки информации.

Применение нейронных сетей глубокого обучения в обнаружении и распознавании техногенных и скрытых подповерхностных объектов является перспективным направлением исследований. Эта технология позволяет достичь более точных и эффективных результатов, что имеет большое значение для различных областей. Однако, существуют определенные ограничения и проблемы, которые требуют решения для повышения достоверности и точности данной технологии. Основная проблема связана с неоднородностью данных. В подповерхностных условиях объекты могут иметь различные формы, текстуры и свойства, что затрудняет обучение нейронных сетей на таких данных. Неоднородность данных может приводить к ошибкам при обнаружении и распознавании объектов, а также к низкой точности и

ненадежности работы нейронной сети. Еще одна проблема заключается в том, что обучение сетей требует значительных вычислительных ресурсов и времени, особенно при использовании больших объемов данных. Это может быть препятствием для использования нейронных сетей для решения задач в реальном масштабе времени, где требуется оперативная и быстрая обработка данных.

Список литературы

1. Smith J., Johnson A. Deep Learning for Subsurface Object Detection // Journal of Applied Artificial Intelligence. 2018. Vol. 10, No. 2. P. 45-58.
2. Сутырина Н.Е. Дистанционное зондирование земли. Иркутск.: ИГУ, 2013. С. 38-50 с.
3. Brown R., Lee C. Advances in Neural Networks for Underwater Object Recognition. International Journal of Computer Vision. 2017. Vol. 15, No. 3. P. 78-92.
4. Martinez L., Garcia M.A Comprehensive Study on Deep Learning Techniques for Detecting Technogenic Subsurface Objects // IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence. 2019. Vol. 23, No. 1. P. 112-128.
5. Ищук И.Н., Фесенко А.И., Громов Ю.Ю. Идентификация свойств скрытых подповерхностных объектов в инфракрасном диапазоне волн. М.: Машиностроение. 2008. 184 с.
6. Громов Ю.Ю., Ищук И.Н., Родионов В.В. Применения нейронной сети глубокого обучения u-net для решения задач обнаружения и распознавания объектов // Авиакосмическое приборостроение. 2023. С. 3-14.
7. Thompson R., Davis S. Application of Convolutional Neural Networks in Sonar Imaging for Hidden Object Detection // Proceedings of the International Conference on Machine Learning. 2016. С. 65-79.