

ОБРАБОТКА ИЗОБРАЖЕНИЙ ГИБРИДНЫМИ НЕЙРОННЫМИ СЕТЯМИ

**В.В. Ганченко¹, А.А. Дудкин¹, А.В. Инютин¹, Е.Е. Марушко¹,
М.М. Камилов², Ш.Х. Фазылов²**

¹*Объединенный институт проблем информатики НАН Беларуси,
Минск, Беларусь e-mail: avin@lsi.bas-net.by*

²*Научно-инновационный центр информационно-коммуникационных технологий при
Ташкентском университете информационных технологий имени Мухаммада аль-
Хорезми, Ташкент, Узбекистан*

Приводится обзор гибридных нейросетевых методов и архитектур, предназначенных для обработки и анализа изображения дистанционного зондирования Земли: нечетких нейронных сетей и нейронных сетей с гибридной архитектурой.

Ключевые слова: нечеткие нейронные сети; гибридные нейронные сети; дистанционное зондирование Земли.

CLASSIFICATION OF OBJECTS IN IMAGES OBTAINED USING SPACECRAFT AND UAV

**V.Ganchenko^a, A.Doudkin^a, A.Inyutin^a, Ya.Marushko^a,
M.Kamilov^b, S.Fazilov^b**

^a*United Institute of Informatics Problems of NAS of Belarus, Minsk, Belarus*

^b*Scientific and Innovative Center of Information and Communication Technologies
at Tashkent University Of Information Technologies Named After Muhammad Al-
Khwarizmi, Tashkent, Uzbekistan*

The report describes an overview of hybrid neural network methods and architectures designed to process and analyze images of Earth remote sensing: fuzzy neural networks and neural networks with a hybrid architecture.

Keywords: fuzzy neural networks; hybrid neural networks; remote sensing of the Earth.

Введение

Основные трудности, связанные с построением нечетких отношений и организацией нечеткого вывода в задачах обработки изображений дистанционного зондирования Земли (ДЗЗ), связаны с определением функций принадлежности условной части правил, а также с выбором решающего правила из совокупности кандидатов. Для решения подобных проблем возможно объединение средств нечеткого логического вывода и нейросетевого подхода в рамках гибридных систем. В их основу заложена

идея использования в качестве механизма вывода аппарата нечеткой логики и способность нейронных сетей к обучению, что выражается в подстройке параметров, соответствующих функциям принадлежности. В связи с этим гибридные нейронные сети не только используют априорную информацию, предоставленную экспертом, но и способны приобретать новые знания, при этом оставаясь логически прозрачными [1].

Главная особенность сети с самоорганизацией на основе конкуренции – это очень высокая скорость обучения, многократно большая, чем у сетей, тренируемых с учителем. Их недостатком считается сложность отображения пар обучающих данных (x, d) , поскольку сеть с самоорганизацией, выполняющая обработку только входного вектора x , не обладает свойствами хорошего аппроксиматора, присущими многослойному персептрону или сети радиально-базисных функций. Очень хорошие результаты удастся получить при объединении самоорганизующегося слоя и персептронной сети, что позволяет совместить способности сети Кохонена к локализации и возможности аппроксимации, свойственные многослойному персептрону. Подобная структура далее будет называться гибридной сетью. Она представляет собой каскадное подключение слоя Кохонена и персептронной сети.

1. Гибридные нейросетевые структуры в идентификации объектов ДЗЗ

Идентификация объектов ДЗЗ – одна из самых фундаментальных и сложных проблем компьютерного зрения. Она направлена на обнаружение объектов на реальных изображениях из большого количества установленных категорий. Предварительно обработанное изображение подвергается сегментации на основе энтропии, которая отделяет важные области изображения, чтобы различать отдельные вхождения. Задача классификации решается предлагаемой гибридной оптимизированной плотной сверточной нейронной сетью (Hybrid Optimized Dense Convolutional Neural Network, HODCNN). Основная цель этой структуры – помочь в точном распознавании отдельных элементов из собранных входных кадров. Производительность предлагаемой системы оценивается путем сравнения ее с существующими методологиями машинного и глубокого обучения. Экспериментальные данные показывают, что предлагаемая структура имеет точность обнаружения 0,9864. Это выше, чем у существующих методов. В результате предлагаемая модель обнаружения объектов превосходит другие существующие методы [2].

Классификация земного покрова по изображениям ДЗЗ является сложной задачей из-за высоких различий внутри классов, низкого сходства между классами и типов вариаций изображений. Авторы [3] предлагают каскадную остаточную расширенную сеть (cascaded residual dilated network, CRD-Net) для классификации земного покрова с использованием изображений с очень высоким пространственным разрешением для решения этих проблем. Предлагаемая гибридная сеть основана на концепции кодера-декодера с блоком пространственного внимания, чтобы направлять сеть по обучаемым отличительным признакам в сочетании с использованием функции потерь на внутренних слоях для улучшения процесса обучения. Кроме того, каскадный остаточный расширенный модуль увеличивает рецептивное поле сети для дальнейшего обогащения многоконтекстных функций, тем самым улучшая результирующий дескриптор функции. Обширные экспериментальные результаты показывают, что предложенная CRD-Net превзошла современные методы, достигнув точности 90,73 и 90,51 % в наборе данных ISPRS Potsdam и ISPRS Vaihingen соответственно.

Для решения проблемы идентификации авторы [4] разработали новый метод классификации сельскохозяйственных культур, сочетающий выбор оптимальных признаков (Method Based on Optimal Feature Selection, OFSM) с гибридными сетями сверточной нейронной сети и случайного леса (Convolutional Neural Network and Random Forest, CNN-RF) для многовременных изображений оптического дистанционного зондирования. Для извлечения признаков данных ДЗЗ с меньшими затратами времени было предложено использовать OFSM с результатами, сравниваемыми с двумя традиционными методами выбора признаков: выбор важности признаков случайного леса (random forest feature importance selection, RF-FI) и исключение рекурсивных признаков случайного леса (random forest recursive feature elimination, RF-RFE).

На основе получения эффективной информации об особенностях для дальнейшего повышения точности классификации сельскохозяйственных культур были разработаны две гибридные сети CNN-RF, чтобы использовать преимущества одномерной свертки (Conv1D) и группы визуальной геометрии (Visual Geometry Group, VGG) со случайным лесом (RF) соответственно. На основании выбранных оптимальных признаков с помощью OFSM для сравнения были протестированы четыре сети: Conv1D-RF, VGG-RF, Conv1D и VGG. Conv1D-RF достиг самого высокого уровня точности на уровне 94,27 % по сравнению с VGG-RF (93,23 %), Conv1D (92,59 %) и VGG (91,89 %). Это указывает на то, что метод Conv1D-RF с оптимальным вводом признаков обеспечивает эффективное и действенное

представление временных рядов для многовременной классификации типов культур.

Предлагаемый в работе [5] метод идентификации областей по данным ДЗЗ разделен на четыре процесса. Используется полностью сверточная сеть для создания всех областей-кандидатов, содержащих возможные области объекта. Этот процесс позволяет избежать исчерпывающего поиска входных изображений. Затем признаки всех регионов-кандидатов извлекаются структурой сверточной нейронной сети на основе быстрых регионов. В конце, чтобы повысить точность поиска области, используется итеративный алгоритм регрессии ограничивающей рамки для нормализации таких рамок, в которых области содержат объекты-кандидаты. Полученные результаты показывают, что предложенный метод поиска области постоянно достигает лучших результатов независимо от типа тестируемых изображений. Предлагаемый метод демонстрирует лучшую надежность при работе со сложной контекстной семантической информацией и фоном.

Обнаружение мелких объектов, таких как транспортные средства, на спутниковых снимках является сложной задачей. Авторы [6] представляют гибридную глубокую сверточную сеть (Hybrid Deep Convolutional Neural Networks, HDNN), основанную на разделении карт последнего сверточного слоя и слоя максимального объединения DNN на несколько блоков с переменным размером рецептивного поля или размером поля максимального объединения, чтобы позволить HDNN извлекать переменный масштаб. Сравнительные экспериментальные результаты показывают, что предложенная HDNN значительно превосходит традиционную DNN при обнаружении транспортных средств.

Различные гибридные структуры для задачи распознавания образов исследованы в [7]. Для этого выделены гибридные алгоритмы распознавания объектов, которые могут быть созданы для распознавания объекта на изображении. В то время как алгоритмы каскада Хаара, локального бинарного шаблона (Local Binary Pattern, LBP) и градиентов, ориентированных на гистограмму (Histogram Oriented Gradients, HOG), используются для обнаружения объектов, алгоритмы сверточной нейронной сети (CNN) и глубокой нейронной сети (DNN) используются для классификации. В результате были разработаны шесть гибридных структур, таких как каскад Хаара+CNN, LBP+CNN, HOG+CNN и каскад Хаара+DNN, LBP+DNN, HOG+DNN. В данном исследовании шесть гибридных алгоритмов были проанализированы с точки зрения процента успеха и времени, а затем сравнены друг с другом. Для обучения и тестирования этих гибридных алгоритмов использовался набор данных Microsoft COCO (Common

objects in context.). Точность распознавания объектов CNN составила 76,33 %. Точность распознавания объектов с помощью каскада Хаара+CNN, одного из рекомендуемых авторами гибридных методов, достигает 78,6 %, что выше, чем у CNN и других гибридных методов.

В статье [8] предлагается гибридная нейронная сеть с полной загрузкой (Fully Spiking Hybrid Neural Network, FSHNN) для энергоэффективного и надежного обнаружения объектов на платформах с ограниченными ресурсами. Архитектура сети основана на Spiking Convolutional Neural Network с использованием моделей нейронов с утечкой-интеграцией-возгоранием (leaky-integrate-fire neuron models). Модель сочетает в себе неконтролируемое обучение пластичности, зависящей от времени (Spike Time-Dependent Plasticity, STDP), с методами обучения обратного распространения (spatio-temporal backpropagation, STBP), а также использует отсев Монте-Карло для оценки ошибки неопределенности. FSHNN обеспечивает лучшую точность по сравнению с детекторами объектов на основе DNN, будучи более энергоэффективным. Он также превосходит эти детекторы объектов при обработке зашумленных входных данных и хуже размеченных обучающих данных с меньшей ошибкой неопределенности.

Авторами [9] рассмотрена гибридная глубокая сверточная нейронная сеть (HDCNN), разработанная для обнаружения людей и объектов на видеокдрах. Сеть HDCNN представляет собой CNN с оптимизацией методом императорских пингвинов (Emperor Penguin Optimization, EPO). Здесь EPO используется для увеличения системных параметров структуры CNN. Для проверки предлагаемой методологии рассматриваются три различных типа баз данных. Предлагаемый метод обоснован статистическими измерениями, такими как точность, прецизионность, полнота и F-мера соответственно.

Заключение

В ходе проведенного анализа гибридных нейросетевых методов для идентификации объектов на изображениях ДЗЗ были изучены различные структуры обработки данных, основанные на нейронных сетях. Были определены существующие подходы к реализации гибридной архитектуры за счет использования нечеткой логики и объединения разных структур для решения поставленной задачи. Также было установлено, что подобные структуры могут повысить точность получаемых результатов при решении идентификации объектов на изображениях ДЗЗ.

Работа выполнена при поддержке БРФФИ (договор № Ф22УЗБ-068 от 04 мая 2022 г.).

Библиографические ссылки

1. Гридина Н.В., Евдокимов И.А., Солодовников В.И. Построение гибридных нейронных сетей с использованием элементов нечеткой логики // Искусственный интеллект и принятие решений. 2019. № 2. С. 91–97.
2. Beri V. Hybrid Optimized Deep Convolution Neural Network based Learning Model for Object Detection [Electronic resource]. URL: <https://arxiv.org/pdf/2203.00869.pdf>. Date of access: 08.07.2022.
3. A hybrid deep convolutional neural network for accurate land cover classification / N. Wambugu [et al.] // Intern. J. of Applied Earth Observation and Geoinformation. 2021. Vol. 103. 11 p.
4. Crop Classification Method Based on Optimal Feature Selection and Hybrid CNN-RF Networks for Multi-Temporal Remote Sensing Imagery / S. Yang [et al.] // Remote Sens. 2020. № 12(19), 3119. 23 p.
5. Region Search Based on Hybrid Convolutional Neural Network in Optical Remote Sensing Images [Electronic resource] / Sh. Yin, [et al.] // Intern. J. of Distributed Sensor Networks. 2019. 12 p. URL: <https://journals.sagepub.com/doi/full/10.1177/1550147719852036>. Date of access: 08.07.2022.
6. Vehicle Detection in Satellite Images by Hybrid Deep Convolutional Neural Networks [Electronic resource] / X. Chen [et al.] // Geoscience and Remote Sensing Letters, IEEE, 2014. URL: <http://www.nlpr.ia.ac.cn/2013papers/gjhy/gh72.pdf>. Date of access: 08.07.2022.
7. Taspinar Y.S. Object Recognition with Hybrid Deep Learning Methods and Testing on Embedded Systems / Y.S. Taspinar, M. Selek // Intern. J. of Intelligent Systems and Applications in Engineering IJISAE. 2020. № 8(2). P. 71–77.
8. Chakraborty, B. A Fully Spiking Hybrid Neural Network for Energy-Efficient Object Detection / B. Chakraborty, X. She, S. Mukhopadhyay // IEEE Trans Image Process. 2021. Vol. 30. P. 9014–9029.
9. Mukilan P. Human and object detection using Hybrid Deep Convolutional Neural Network [Electronic resource] / P. Mukilan, W. Semunigus // Signal, Image and Video Processing. URL: <https://link.springer.com/article/10.1007/s11760-022-02151-0>.