

ВЕЙВЛЕТ-НЕЙРОННЫЕ СЕТИ ДЛЯ ОБРАБОТКИ И АНАЛИЗА МУЛЬТИСПЕКТРАЛЬНЫХ ДАННЫХ

К. А. Ефимов

*Белорусский государственный университет, г. Минск;
efimov_kk@mail.ru;
науч. рук. – Э. А. Чернявская. д-р физ.-мат. наук, проф.*

В данной работе рассматривается классификация мультиспектральных и гиперспектральных изображений. Для данной задачи применяются вейвлет-нейронные сети глубокого обучения с анализом различных типов вейвлетов. Проведен анализ результатов классификации мультиспектрального изображения, на основе чего определен вейвлет, показывающий лучшую точность. Таким оказался МНАТ вейвлет с точностью 99,03% на обучающем наборе и 99,07% на тестовом. При классификации гиперспектральных изображений был применен алгоритм, позволяющий улучшить результаты классификации, за счет совместного использования спектральных и пространственных признаков. Представлено сравнение результатов классификации с применением данного алгоритма и без него. Лучший результат для двух гиперспектральных изображений был получен с применением данного алгоритма, а также МНАТ вейвлета. Для изображения Salinas точность на обучающем наборе – 97,50%, а на тестовом – 96,19%. Для изображения Pavia University точность на обучающем наборе – 99,03%, а на тестовом – 97,73%.

Ключевые слова: мультиспектральные изображения; гиперспектральные изображения; вейвлет-нейронные сети; глубокое обучение; классификация.

ВВЕДЕНИЕ

В данной работе рассматривается задача классификации, которая является одной из самых актуальных задач обработки мультиспектральных и гиперспектральных изображений. Для их классификации применяются различные методы, относящиеся к дисциплине машинного обучения [1,2]. В последнее время, все большую популярность завоевывают нейросетевые методы классификации, использующие сверточные нейронные сети глубокого обучения [3]. Цель работы заключается в анализе результатов классификации мультиспектральных и гиперспектральных изображений при использовании различных вейвлетов на основе использования вейвлет-нейронной сети глубокого обучения.

КЛАССИФИКАЦИЯ МУЛЬТИСПЕКТРАЛЬНЫХ ИЗОБРАЖЕНИЙ

Архитектура вейвлет-нейронной сети базируется на архитектуре глубокой нейронной сети, однако, в отличие от последней, в ней, в качестве

функции активации используются вейвлеты [4,5]. Для классификации использовалось изображение superballs_ms, CAVE Laboratory. Данное изображение было размечено, к данным применено масштабирование, а также исходный набор данных случайным образом был разделен на обучающий и тестовый наборы. В качестве оптимизатора в нейронной сети использовался градиентный спуск, функция ошибок – перекрестная энтропия, а функция активации выходного слоя Softmax. Количество скрытых слоев – 3 (300, 150, 50 нейронов соответственно). Размер батча – 5000, а количество эпох – 20. В качестве оценки модели используется точность - доля правильно классифицированных объектов. Результаты классификации, а также используемые вейвлеты представлены в таблице 1 (первое число – точность на обучающем наборе, второе – точность на тестовом наборе).

Таблица 1

Результаты классификации мультиспектрального изображения

Вейвлет	Формула	Точность
МНАТ вейвлет	$\psi(t) = (1 - t^2) e^{\frac{-t^2}{2}}$	0,9903; 0,9907
Вейвлет Морле	$\psi(t) = \cos(1.75t) e^{\frac{-t^2}{2}}$	0,9902; 0,9896
Вейвлет Гаусса	$\psi(t) = \frac{t}{\sqrt{2\pi}} e^{\frac{-t^2}{2}}$	0,9451; 0,9459
Вейвлет Мейера	$\psi(t) = 35t^4 - 84t^5 + 70t^6 - 20t^7$	0,6991; 0,7017
Вейвлет Шеннона	$\psi(t) = \left(\sin\pi\left(t - \frac{1}{2}\right) - \sin 2\pi\left(t - \frac{1}{2}\right) \right) / \pi\left(t - \frac{1}{2}\right)$	0,6997; 0,6993

Лучшие результаты показывают МНАТ вейвлет и вейвлет Морле, которые существенно лучше вейвлета Гаусса. При использовании вейвлетов Мейера и Шеннона нейронные сети фактически не обучаются: все пиксели классифицируются одинаково, а веса модели не изменяются при обучении.

КЛАССИФИКАЦИЯ ГИПЕРСПЕКТРАЛЬНЫХ ИЗОБРАЖЕНИЙ

При классификации гиперспектральных изображений были использованы изображения Salinas и Pavia University. Применялись только вейвлеты МНАТ и вейвлет Морле. Также для МНАТ вейвлета был применен алгоритм, который позволяет получить и использовать при классификации дополнительные признаки, несущие в себе пространственную информацию об изображении (МНАТ SF). На рисунке 1 изображены все стадии классификации гиперспектрального изображения.

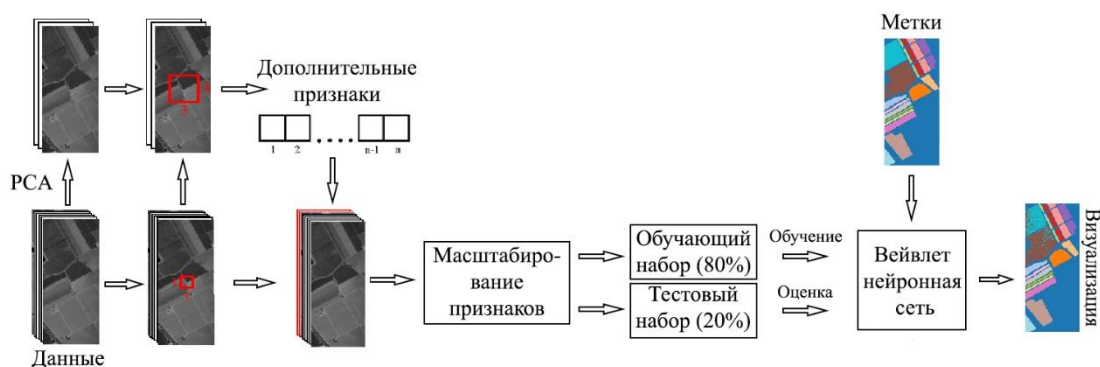


Рис. 1. Стадии классификации гиперспектрального изображения

По сравнению с классификацией мультиспектрального изображения изменилось количество эпох – 35, и размер батча – 50. Остальные параметры остались прежними. В таблице 2 приведены результаты классификации, а на рисунке 2 визуализация результатов.

Таблица 2

Результаты классификации гиперспектральных изображений

Изображение	МНАТ вейвлет	Вейвлет Морле	МНАТ SF
Salinas	0,9575; 0,9456	0,9577; 0,9468	0,9750; 0,9619
Pavia University	0,9729; 0,9623	0,9719; 0,9632	0,9903; 0,9773

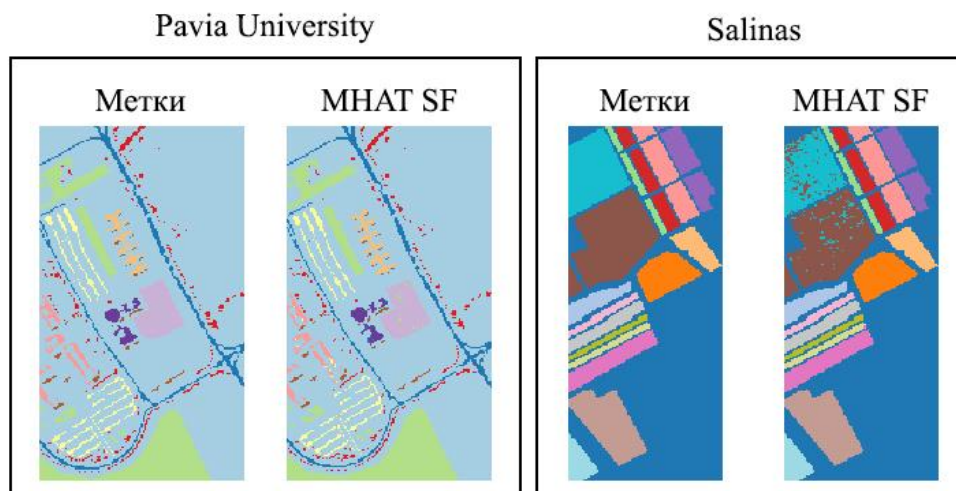


Рис. 2. Визуализация результатов классификации гиперспектральных изображений

Таким образом, использование дополнительных признаков позволяет улучшить точность в среднем на 1,5%. Лучшие результаты получены с использованием вейвлета МНАТ: 99,03% и 99,07% для мультиспектрального изображения, 97,50% и 96,19% для изображения Salinas, 99,03% и 97,73% для изображения Pavia University. Вейвлет-нейронные сети являются перспективным направлением глубокого обучения, которые могут быть использованы для задач классификации данных больших объемов.

Библиографические ссылки

1. Yuliya Tarabalka, Mathieu Fauvel, Jocelyn Chanussot, Jon Atli Benediktsson // SVM and MRF-Based Method for Accurate Classification of Hyperspectral Images [Электронный ресурс]. URL: <https://hal.archives-ouvertes.fr/hal-00578864/document> (дата обращения: 21.05.2021).
2. Wenjing Lv, Xiaofei Wang // Overview of Hyperspectral Image Classification [Электронный ресурс]. URL: <https://www.hindawi.com/journals/js/2020/4817234/> (дата обращения: 21.05.2021).
3. Chunyan Yu, Rui Han, Meiping Song, Caiyu Liu, Chein-I ChangWang // A Simplified 2D-3D CNN Architecture for Hyperspectral Image Classification Based on Spatial–Spectral Fusion [Электронный ресурс]. URL: <https://ieeexplore.ieee.org/document/9078778> (дата обращения: 23.05.2021).
4. Gaige Wang, Lihong Guo, Hong Duan // Wavelet Neural Network Using Multiple Wavelet Functions in Target Threat Assessment [Электронный ресурс]. URL: <https://www.hindawi.com/journals/tswj/2013/632437/> (дата обращения: 21.05.2021).
5. Zulqurnain Sabira, Hafiz Abdul Wahaba, Muhammad Umara, Mehmet Gias Sakarb, Muhammad Asif Zahoor Raja // Novel design of Morlet wavelet neural network for solving second order Lane–Emden equation [Электронный ресурс]. URL: https://www.researchgate.net/publication/338838389_Novel_design_of_Morlet_wavelet_neural_network_for_solving_second_order_Lane-Emden_equation (дата обращения: 25.05.2021).