

Нейросетевая классификация сортов кофе на гиперспектральных изображениях

А. Р. Макаров

Самарский национальный исследовательский университет им.
академика С.П. Королева
Самара, Россия
andre.makar1999@gmail.com

Н.А. Фирсов

Самарский национальный исследовательский университет им.
академика С.П. Королева
Самара, Россия
firsov.na98@gmail.com

А. В. Никоноров

Самарский национальный исследовательский университет им.
академика С.П. Королева
Самара, Россия
artniko@gmail.com

Д. И. Ульянов

Самарский национальный исследовательский университет им.
академика С.П. Королева
Самара, Россия
dmitryulyanovhome@gmail.com

Аннотация—В представленной работе предложена модификация существующего метода классификации сортов кофе на основе гиперспектральных изображений в высоком разрешении. В качестве классификатора используется спектрально-пространственная сверточная нейронная сеть с нивелированием влияния условий освещённости сцены на результат классификации. Для компенсации эффекта бликов предложен подход со статистической оценкой формирования обучающей выборки. Показана эффективность предложенного подхода в задаче классификации изображений сортов кофе, полученных сканирующей гиперспектральной камерой.

Ключевые слова— гиперспектральные изображения, сверточные нейронные сети, спектрально-пространственная классификация гиперспектральных изображений.

1. ВВЕДЕНИЕ

Сегодня невозможно отрицать повальную популярность кофе по всему миру. Его сорт является одним из ключевых факторов, влияющих на качество и цену кофе. Идентификация кофейных зерен производится традиционными лабораторными химическими методами на основе реагентов, методами спектроскопии и методами цифровой обработки изображений [1].

Химические методы на основе реагентов требуют много времени и сложны в эксплуатации. Методы спектроскопии и визуализации получили широкое распространение как быстрые, неразрушающие и точные методы. Гиперспектральная визуализация, метод, объединяющий как спектроскопию, так и методы визуализации, привлек повышенное внимание исследователей из разных областей [1].

В отличие от классического RGB-представления изображения, гиперспектральные снимки состоят из гораздо большего числа спектральных компонент – от десятков до нескольких сотен. Как следствие, за счёт большего объёма данных, появляется возможность обнаружить новые признаки, не фиксируемые обычными камерами. Для работы с таким представлением изображений за последние годы разработано множество методов. На волне популярности применения методов глубокого обучения для работы с изображениями, появились методы сегментации и классификации

гиперспектральных изображений (ГСИ) с помощью сверточных нейронных сетей [2,3].

В данной работе представлен подход к решению задачи классификации ГСИ высокого разрешения для определения сортов кофе. В качестве основы для классификатора выступает архитектура [2] с модификациями, нацеленными на повышение устойчивости к изменению условий освещённости фотографируемых объектов.

2. ГИПЕРСПЕКТРАЛЬНЫЕ ДАННЫЕ

Гиперспектральные изображения получены при помощи гиперспектрометра с оптической схемой Оффнера [4, 5]. Отражающая дифракционная решетка с блеском [5] позволяет добиться на матричной сенсоре высокой освещённости, достаточной для получения качественных снимков.

Из-за особенностей поверхности зерен кофе свет от источника может отражаться без каких-либо потерь, создавая блики и засветы на гиперспектральных изображениях. Это создает проблему при обучении сверточных нейронных сетей, внося во все классы искажения со схожими или идентичными спектрами принадлежащими засветам. Для ее решения предлагается использовать пороговую обработку как в работе [2], отталкиваясь от предположения, что спектр бликов близок к максимальной интенсивности по всем длинам волн к источнику освещения, тогда блики можно выделить в отдельный класс по следующему отношению:

$$\begin{cases} X_L = \{HSI_{i,j}\}_{\sum_{k=0}^N HSI_{i,j}^k < LT} \\ X_C = \{HSI_{i,j}\}_{\sum_{k=0}^N HSI_{i,j}^k > LT} \end{cases} \quad (1)$$

где X_L и X_C – множество гиперпикселей классов «блики» и «кофе» соответственно, LT – пороговое значение суммарной интенсивности пиксела. По данным наборам гиперпикселей производится вычисление t-статистики и соответствующему ему значению p-value:

$$t = \left(\frac{\bar{x}_L - \bar{x}_C}{\sqrt{\frac{s_L^2}{n_L} + \frac{s_C^2}{n_C}}} \right) \quad (2)$$

где \bar{X}_L и \bar{X}_C – средние значения гиперпикселей представленных классов; s_L^2 и s_C^2 – оценки дисперсии классов; n_L и n_C – объем выборки.

Для выбора порогового значения интенсивности, на котором будет происходить отсечение бликов, используется наименьший уровень значимости нулевой гипотезы (p-value). График зависимости уровня значимости от выбранного порога приведён на рисунке 1.

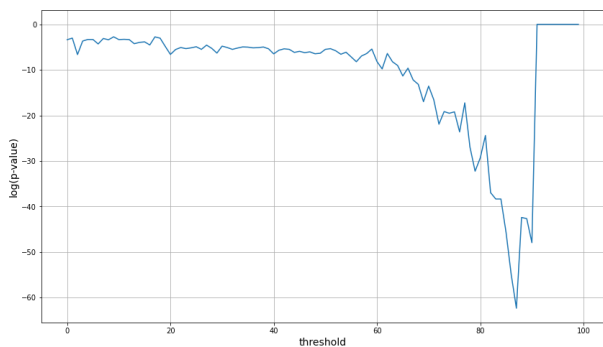


Рис. 1. График уровня значимости нулевой гипотезы

Полученные таким образом гиперпиксели помечались как класс «блики» и накладывались поверх размеченных классов сортов кофе.

3. НЕЙРОСЕТЕВАЯ КЛАССИФИКАЦИЯ

В данной работе используется модификация [2], являющаяся объединением слоёв свёртки для анализа как одномерных, так и двумерных срезов, что делает возможным анализ 3D изображения. Как следствие, архитектура позволяет находить зависимости не только в рамках каждого канала, но и между каналами для каждого гиперпикселя [2].

В качестве модификации архитектуры было предложено не использовать регуляризационный слой dropout. Снижение влияния условий освещённости сцены на снимке достигается за счёт добавления 3d-слоя батч-нормализации [6].

4. РЕЗУЛЬТАТЫ КЛАССИФИКАЦИИ

В данной работе были исследованы два набора гиперспектральных данных – с двумя и тремя сортами кофе на изображении. Показатели accuracy результатов классификации представлены в таблицах 1 и 2 соответственно.

Как видно из представленных данных полученная точность позволяет однозначно определять сорт кофе на гиперспектральном изображении.

Таблица I. РЕЗУЛЬТАТЫ КЛАССИФИКАЦИИ №1 (ACCURACY)

Сорт кофе	Коста-Рика “Тарразу”	Кения “AA Маунт”
Точность классификации	0.829	0.928

Таблица II. РЕЗУЛЬТАТЫ КЛАССИФИКАЦИИ №2 (ACCURACY)

Сорт кофе	Кения “AA Маунт”	Бразилия “Сул-де-Минас”	Коста-Рика “Тарразу”
Точность классификации	0.838	0.772	0.685

5. ЗАКЛЮЧЕНИЕ

В настоящей работе предложена технология классификации сортов кофе на основе гиперспектральной съёмки при различных условиях освещённости объектов на снимках. Технология основана на свёрточном классификаторе M3D-DCNN для ГСИ высокого разрешения. Предложенная модификация снижает влияние условий освещённости на качество классификации.

Предложена процедура со статистической оценкой формирования обучающей выборки, позволяющая провести сегментацию бликов на гиперспектральном изображении. Такой подход позволяет увеличить точность распознавания сортов кофе. Результирующая точность классификации составила более 87,85% и 76,5% для двух и трех сортов кофе соответственно.

ЛИТЕРАТУРА

- [1] Zhang, Ch. Identification of coffee bean varieties using hyperspectral imaging influence of preprocessing methods and pixel-wise spectra analysis / Chu Zhang, Fei Liu, Yong He // Scientific Reports. – 2018. – Vol. 8. – P. 2166.
- [2] Firsov, N.A. Neural network-aided classification of hyperspectral vegetation images with a training sample generated using an adaptive vegetation index / N.A. Firsov, V.V. Podlipnov, N.A. Ivliev, P.P. Nikolaev, S.V. Mashkov, P.A. Ishkin, R.V. Skidanov, A.V. Nikonorov // Computer Optics. – 2021. – Vol. 45(6). – P. 887-896. DOI: 10.18287/2412-6179-CO-1038.
- [3] He, M. Multi-scale 3D deep convolutional neural network for hyperspectral image classification / M. He, B. Li, H. Chen // IEEE International Conference on Image Processing (ICIP). – 2017. – P. 3904-3908.
- [4] Podlipnov, V. Experimental determination of soil moisture on hyperspectral images / V. Podlipnov, V. Shchedrin, A. Babichev, S. Vasilyev, V. Blank // Computer Optics. – 2018. – Vol. 42(5). – P. 877-884. DOI: 10.18287/2412-6179-2017-42-5-877-884.
- [5] Karpeev, S. Alignment and study of prototypes of the Offner Hyperspectrometer / S. Karpeev, S. Khonina, A. Murdagulov, M. Petrov // Vestnik of the Samara State Aerospace University. – 2016. – Vol. 15(1).
- [6] Ioffe, S. Batch Normalization: Accelerating Deep Network Training by Reducing Internal Covariate Shift / S. Ioffe, C. Szegedy. – 2015. – URL: <https://arxiv.org/abs/1502.03167>.