

АНАЛИЗ КАРТ ПОЗИЦИОННЫХ ИНДЕКСОВ ПРИ ПОМОЩИ ГЛУБОКИХ НЕЙРОННЫХ СЕТЕЙ

Харковчук Н.А.¹

Научный руководитель – кандидат педагогических наук, доцент

Авксентьева Е.Ю.¹

Университет ИТМО

nakharkovchuk@itmo.ru

Введение

Мультиспектральная съемка является ключевым источником данных для дистанционного зондирования Земли, мониторинга территорий. Однако эффективная обработка таких данных требует методов, способных совместно учитывать пространственные и спектральные характеристики. Современные подходы на основе сверточных нейронных сетей (CNN) демонстрируют высокую эффективность, но их потенциал может быть существенно увеличен за счет интеграции спектральных вегетационных индексов, которые предоставляют интерпретируемые физические признаки о состоянии объектов. В данной работе представлен сравнительный анализ эффективности различных архитектур глубоких нейронных сетей при использовании комбинированных данных (RGB + спектральные индексы) и предложен оптимизированный двухэтапный подход для оперативного мониторинга.

Основная часть

- 1) Сравнительный анализ архитектур нейронных сетей с использованием спектральных индексов.

Исследование проведено на открытом наборе данных сельскохозяйственных полей (Mixed-use Agricultural Fields, Kaggle). Сравнивались два режима входных данных: только RGB-каналы и расширенный набор RGB + 6 вегетационных индексов (NDVI, GNDVI, DVI, RVI, SAVI, RDVI). Были протестированы несколько семейств моделей: сверточные (CNN), сверточно-рекуррентные (CRNN), контекстные энкодеры (CAE) и сложные автоэнкодеры (SAE).

Результаты показали, что добавление спектральных индексов стабильно повышает качество моделей. Наибольший абсолютный прирост метрики R^2_{micro} продемонстрировала архитектура REFEREE (+0.152), что указывает на высокую чувствительность рекуррентных компонентов к обогащенным спектральным признакам. Наивысшую итоговую точность на тестовой выборке показал сверточный автоэнкодер (CAE), достигнув $R^2_{\text{micro}} = 0.930$.

- 2) Двухэтапный подход для оперативного мониторинга на основе NDVI

Для задач, требующих высокой скорости и интерпретируемости, предложен упрощенный метод, основанный на анализе единственного индекса NDVI. Сцена преобразуется в NDVI-карту с последующей автоматической четырехклассовой сегментацией по порогам, отражающим состояние растительности: *Healthy* (NDVI 0.66–1), *Weakened* (0.33–0.66), *Sick* (0–0.33), *Dead* (<0). Для классификации сегментов наилучший баланс точности (~95%) и эффективности показала компактная архитектура ResNet-18.

Данный подход формирует основу для двухэтапного конвейера: быстрая локализация и стратификация зон интереса по NDVI с последующим детальным анализом в этих зонах с использованием комбинированных данных (RGB+индексы) и более сложных моделей.

Выводы

Систематизированы методы классификации мультиспектральных изображений с применением глубокого обучения. Экспериментально подтверждено, что обогащение входных данных расчетными спектральными индексами повышает точность моделей, причем степень улучшения зависит от архитектуры сети. Предложенный NDVI-ориентированный конвейер демонстрирует высокую практическую ценность для оперативного мониторинга, сочетая скорость, интерпретируемость и достаточную точность. Перспективным направлением является развитие предложенного двухэтапного подхода и переход к обработке гиперспектральных данных.

Литература

1. Chen, Y., Lin, Z., Zhao, X., Wang, G., Gu, Y. Deep learning-based classification of hyperspectral data. *IEEE J. Sel. Top. Appl. Earth Obs. Remote Sens.* 2014.
2. Hu, W., Huang, Y., Wei, L., Zhang, F., Li, H. Deep convolutional neural networks for hyperspectral image classification. *J. Sens.* 2015.
3. Yue, J., Zhao, W., Mao, S., Liu, H. Spectral-Spatial classification of hyperspectral images using deep convolutional neural networks. *Remote Sens. Lett.* 2015.
4. Zhao, W., Du, S. Spectral-Spatial feature extraction for hyperspectral image classification: A dimension reduction and deep learning approach. *IEEE Trans. Geosci. Remote Sens.* 2016.
5. Liang, H., Li, Q. Hyperspectral imagery classification using sparse representations of convolutional neural network features. *Remote Sens.* 2016.