

ДЕТЕРМИНИРОВАННЫЙ АЛГОРИТМ КЛАССИФИКАЦИИ ПИХТЫ, ПОВРЕЖДЕННОЙ УССУРИЙСКИМ ПОЛИГРАФОМ, ПО СНИМКАМ С БПЛА

К.А. Маслов

Научный руководитель: О.С. Токарева, к.т.н., доцент
Томский политехнический университет
E-mail: orpheus.const@outlook.com

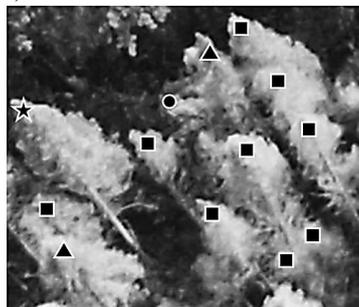
Введение

Одним из негативных факторов, воздействующих на пихтовые леса Сибирского и Дальневосточного округов, является инвазивное насекомое-вредитель уссурийский полиграф [1]. Наличие такого фактора требует проведения непрерывного мониторинга пихтовых насаждений с целью оценки их состояния, планирования мер по обработке лесов от вредителя и прогнозирования возможных изменений. Данные дистанционного зондирования Земли, полученные с использованием беспилотных летательных аппаратов (БПЛА), активно применяются при решении задач экологического мониторинга лесных насаждений, позволяя при этом проводить детальный анализ состояния лесного покрова вплоть до отдельно стоящих деревьев благодаря высокому пространственному разрешению и возможности контролировать траекторию полета БПЛА и направление съемки. Одной из актуальных задач является автоматизация процесса классификации цифровых изображений, полученных с БПЛА, с целью детектирования отдельных пород деревьев и оценки их состояния [2, 3].

Целью данной работы является разработка алгоритма для классификации деревьев пихты, поврежденной уссурийским полиграфом, по снимкам БПЛА.

Исходные данные

В качестве исходных данных использовались снимок поврежденного пихтового древостоя, полученный с БПЛА, и соответствующая разметка отдельных деревьев по классам в виде маркеров (рисунок 1).



- Живые
- ★ Отмирающие
- Сухостой прошлых лет
- ▲ Свежий сухостой

Рис. 1. Исходные данные (фрагмент)

Описание алгоритма

Общая идея предлагаемого детерминированного алгоритма заключается в предварительной сегментации кроны поврежденных деревьев и последующей классификации полученных сегментов.

Для сегментации кроны поврежденных деревьев с исходным изображением (рисунок 2, а) выполняется следующий перечень преобразований:

1. расчет вегетационного индекса VARI [4], размытие фильтром Гаусса (рисунок 2, б);
2. пороговая фильтрация VARI, применение медианного фильтра (рисунок 2, в);
3. преобразование исходного изображения в градации серого (рисунок 2, г);
4. применение маски поврежденной растительности (рисунок 2, д);
5. размытие фильтром Гаусса (рисунок 2, е);
6. кластеризация алгоритмом водоразделов (рисунок 2, ж).

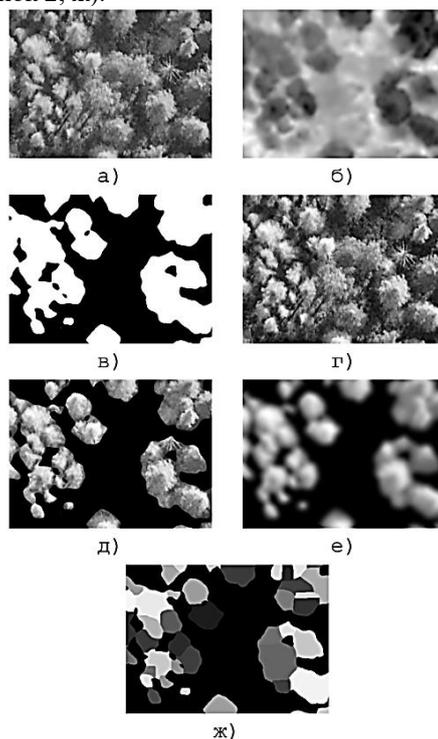


Рис. 2. Этапы алгоритма сегментации кроны (фрагменты): а) исходное изображение, б) VARI, в) маска поврежденной растительности, г) изображение в градациях серого, д) результат применения маски, е) результат размытия фильтром Гаусса, ж) результат кластеризации

Полученные на выходе алгоритма сегментации крон сегменты (рисунок 3) позволили сформировать выборку для классификации.

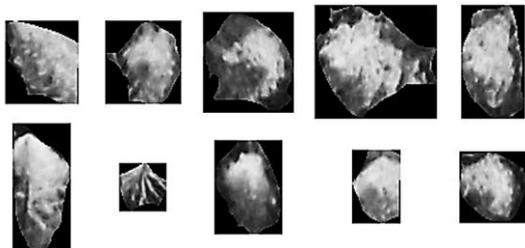


Рис. 3. Сегменты крон поврежденной пихты

Сформированная выборка была разделена на обучающую и тестовую: в обучающей выборке оказались один сегмент класса «Отмирающие», 50 сегментов класса «Свежий сухостой» и 75 сегментов класса «Сухостой прошлых лет» (всего 126 экземпляров); в тестовой – один сегмент класса «Отмирающие», 12 сегмент класса «Свежий сухостой» и 18 – класса «Сухостой прошлых лет» (всего 31 экземпляр).

В качестве признаков для классификации были использованы усредненные по каждому каналу яркости 100 самых ярких пикселей сегмента (количество подбиралось экспериментальным способом для обеспечения лучшей разделимости классов). В связи с особенностями обучающей выборки (всего один экземпляр класса «Отмирающие» и распределение данных, отличное от нормального) в качестве алгоритма классификации был выбран алгоритм k ближайших соседей, $k = 1$.

Для программной реализации описанного алгоритма был использован язык программирования python и библиотека для цифровой обработки изображений scikit-image (skimage).

Тестирование алгоритма классификации

Для оценки качества предложенного классификатора он был использован для классификации сегментов из тестовой выборки, соответствующие значения метрик accuracy, precision и recall приведены в таблице.

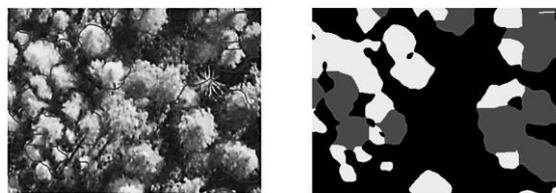
Таблица. Метрики качества классификации

Класс	Accuracy	Precision	Recall
Отмирающие	1,00	1,00	1,00
Свежий сухостой	0,84	0,82	0,75
Сухостой прошлых лет	0,84	0,84	0,89

Для всех представленных классов точность классификации превысила 82%, наибольшая точность (100%) наблюдается для класса «Отмирающие», что можно связать со значительной несбалансированностью выборки, наблюдаются ошибки классификации между классами «Сухостой прошлых лет» и «Свежий

сухостой» из-за спектральной схожести некоторых экземпляров данных классов.

На рисунке 4 представлен фрагмент результата применения разработанного алгоритма к исходному изображению.



- Сухостой прошлых лет
- Свежий сухостой

Рис. 4. Применение разработанного алгоритма: фрагмент исходного изображения (слева) и результат классификации (справа)

Заключение

В данной работе был предложен алгоритм классификации поврежденных уссурийским полиграфом деревьев пихты по снимкам с БПЛА и проведена его оценка. Предложенный алгоритм может быть улучшен путем модификации этапа сегментации крон, использования более сложных моделей классификаторов (например, SVM) и т. д.

Автор выражает особую благодарность старшему научному сотруднику лаборатории мониторинга лесных экосистем Института мониторинга климатических и экологических систем СО РАН к.б.н. И. А. Керчеву за предоставленные исходные данные.

Список использованных источников

1. Кривец С. А., Бисирова Э. М., Волкова Е. С., Дебков Н. М., Керчев И. А., Мельник М. А., Никифоров А. Н., Чернова Н. А. Технология мониторинга пихтовых лесов в зоне инвазии уссурийского полиграфа в Сибири. Методическое пособие. – Томск: Умиум, 2018. – 74 с.
2. A. Chenari, Y. Erfanfard, M. Dehghani, and H. R. Pourghasemi Woodland Mapping at Single-Tree Levels Using Object-Oriented Classification of UAV Images // The International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences, 2017. – Vol. XLII-4/W4. – pp. 43–49
3. R. Gini, G. Sona, G. Ronchetti, D. Passoni, and L. Pinto Improving Tree Species Classification Using UAS Multispectral Images and Texture Measures // International Journal of Geo-Informatics, 2018. – Vol. 7. – no. 8. – 643
4. U. Lussem, A. Bolten, M. L. Gnyp, J. Jasper, and G. Bareth Evaluation of RGB-Based Vegetation Indices from UAV Imagery to Estimate Forage Yield in Grassland // The International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences, 2018. – Vol. XLII-3 – pp. 1215–1219