

УДК 681.327

КОМБИНИРОВАНИЕ ИНФОРМАЦИОННЫХ ПРИЗНАКОВ ДЛЯ РАСПОЗНАВАНИЯ ОБЪЕКТОВ НА ИЗОБРАЖЕНИЯХ РАЗЛИЧНОГО СПЕКТРАЛЬНОГО ДИАПАЗОНА

В.В. ГАНЧЕНКО, Е.Е. МАРУШКО

*Объединенный институт проблем информатики НАН Беларуси,
Сурганова, 6, Минск, 220012, Беларусь*

Статья посвящена разработке алгоритмов обработки аэроснимков сельскохозяйственных полей картофеля для задачи мониторинга состояния посевов. Предлагаемые алгоритмы основаны на комбинировании цветовых, текстурных и фрактальных характеристик исходных изображений и предназначены для формирования карт заболеваемости растительности. Данные карты являются исходными данными для систем внесения средств защиты растений.

Ключевые слова: точное земледелие, детектирование заболеваний, классификация.

Введение

Развитие точного земледелия предполагает наличие точной и оперативно обновляемой информации о состоянии растительности и почвы. Получение подобной информации возможно только при использовании дистанционного зондирования. Дистанционные методы мониторинга сельскохозяйственных полей дают возможность оперативно выявить пораженные болезнью участки растительности. Выявление заболевания на ранних стадиях развития позволяет оперативно и с минимальными затратами локализовать и вылечить заболевание. Выделяют два основных подхода к решению задачи выявления пораженных участков: спектрометрический и оптический [1–7]. Спектрометрический подход позволяет определять многие заболевания на ранних стадиях развития. Однако этот подход требует наличия многоспектрального съемочного оборудования, что не всегда возможно.

Цель работы состоит в создании алгоритмов обработки цветных изображений растительных покровов, полученных с помощью цифровой съемки различного пространственного разрешения. Суть метода заключается в комбинированном применении цветовых характеристик растительности, а также текстурных характеристик Харалика и фрактальной размерности для построения пространства признаков и выделения объектов на цветных изображениях сельскохозяйственных полей.

Исходные данные

Объектом исследования являются цветные изображения сельскохозяйственных полей (см. рис. 1). Для получения данных был выделен небольшой участок поля при помощи четырех квадратных меток. Длина стороны квадрата равна одному 1 м, также на метку нанесены две черных линии шириной 20 см, образующие перекрестие. Наличие этих меток позволяет не только определять участок для исследований, но и вычислять пространственное разрешение снимков. Часть участка заражена заболеванием, симптомами которого является изменение цвета в связи с изменением уровня хлорофилла и увяданием листьев растений. Съемка выполнялась с использованием БПЛА с высоты 5, 15, 50 и 100 м.

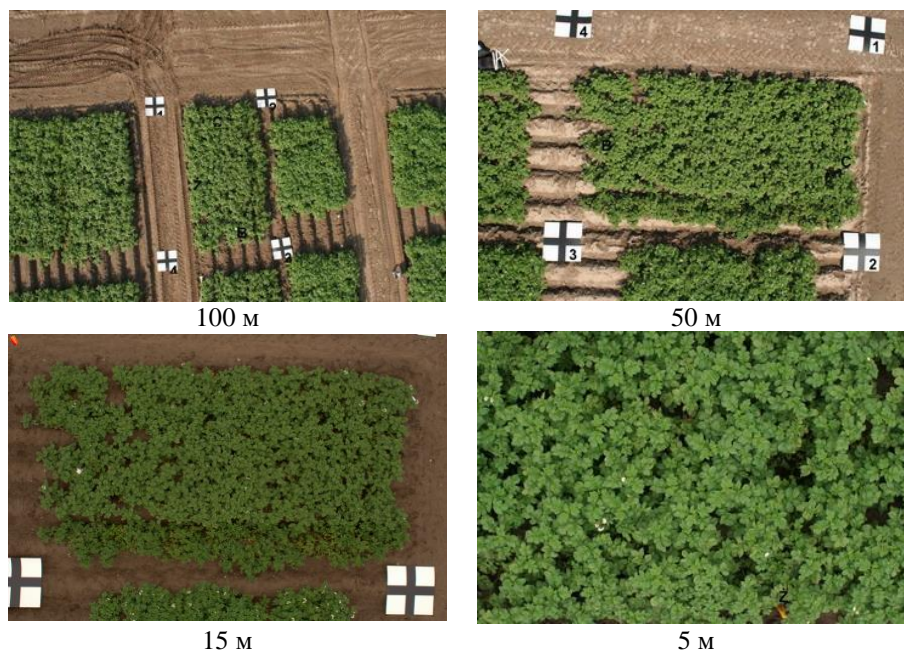


Рис. 1. Примеры исходных аэрофотоснимков

Текстурные характеристики

Текстурные характеристики выражают разность значений интенсивности соседних пикселей, составляющих изображения, при этом значения оценок этой разности отличаются для различных типов подстилающих поверхностей. Это позволяет осуществлять кластеризацию данных на основании этих оценок, что обеспечивает возможность разделять площадные объекты с различными текстурами [8]. Для выбора текстурных характеристик, которые используются для сегментации снимков сельскохозяйственных полей, выполняется оценка возможности использования различных текстурных характеристик Харалика для выделения площадных объектов на снимках растительных покровов.

Вычисление текстурных характеристик снимка выполняется в так называемом «скользящем окне». Его размер выбран экспериментально и составляет 4×4 пикселя. То есть выбранные текстурные характеристики вычисляются для небольших участков изображения. Значения текстурных характеристик собираются в матрицы, которые преобразовываются к целочисленным значениям в диапазоне $[0; 255]$. Полученная матрица представляет собой полутоновое изображение, которое позволяет сравнить значения оценок текстурных характеристик для различных участков изображений (рис. 2). Суть вычисления фрактальной сигнатуры состоит в том, что квантованные значения интенсивности двумерного сигнала должны располагаться между двумя функциями, называемыми верхней и нижней поверхностями. Верхняя поверхность U содержит множество точек, значения которых всегда, по крайней мере, на один квант интенсивности превышают интенсивность входного сигнала. Нижняя поверхность L имеет значения, которые всегда ниже, по крайней мере, на один квант интенсивности входного изображения [9] (рис. 3).

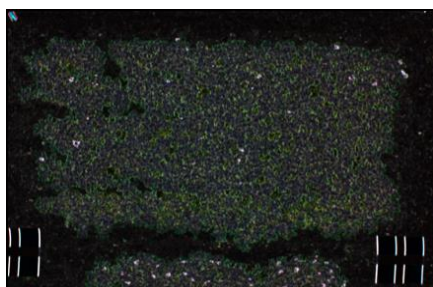


Рис. 2. Текстурная характеристика Contrast для снимка поля с высоты 15 м

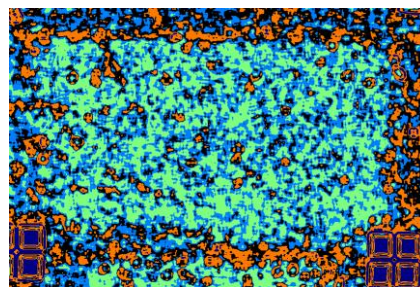


Рис. 3. Фрактальная размерность снимка поля

Совместная сегментация

Для выделения однородных областей на исходных изображениях используется алгоритм совместной сегментации. Его суть состоит в совместной обработке исходных изображений и их фрактальных и текстурных характеристик (т.е. имеющийся исходный снимок, мультиспектральный, в общем случае, дополняется изображениями текстурных и фрактальных характеристик). Схема работы алгоритма приведена на рис. 4.

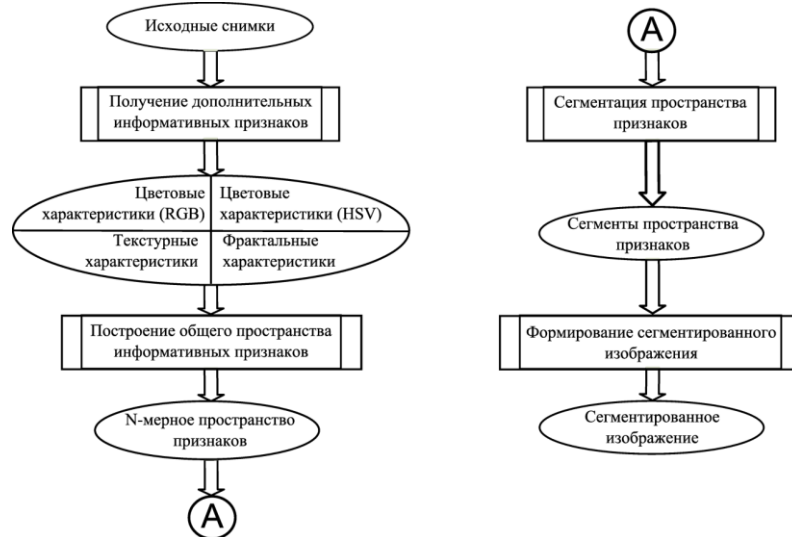


Рис. 4. Схема алгоритма сегментации с использованием дополнительных признаков

Пространство признаков, на основании которых принимается решение, формируется из данных матриц цветовых характеристик исходного изображения, а также текстурных и фрактальных характеристик, вычисленных для каждого цветового канала исходного снимка.

Результаты, получаемые при сегментации, зависят от использованных каналов и алгоритма кластеризации. Так, применение только цветовых каналов позволяет выделять области, которые могут соответствовать пораженным растениям, однако в эти же кластеры зачастую попадают граничные области (области на изображениях, где находятся рядом пиксели, соответствующие растительности и почве), что осложняет дальнейшее использование результатов. При этом выбором того или иного алгоритма кластеризации можно получать большее либо меньшее количество кластеров малой площади (1–3 пикселя). Так, использование алгоритма Fuzzy C-Means [10] (рис. 5, *а*) дает большое количество мелких областей, состоящих порой всего из нескольких пикселей, что в значительной степени осложняет визуальную интерпретацию результатов. Однако этот алгоритм имеет наибольшую скорость работы. Наименьшее количество таких областей дает алгоритм Gath-Geva (рис. 5, *в*) [11], т.к. для его функционирования необходимо наибольшее количество машинных ресурсов по сравнению с другими алгоритмами. Алгоритм Gustafson-Kessel [12] дает средние результаты при средних затратах машинных ресурсов (рис. 5, *б*).

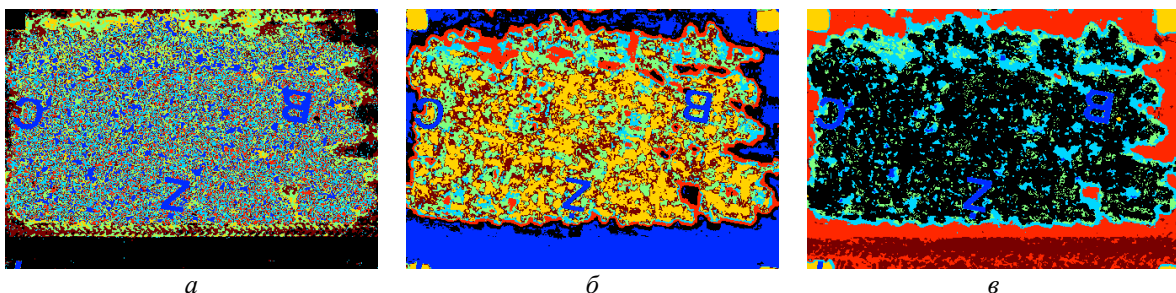


Рис. 5. Пример результатов кластеризации с помощью различных алгоритмов:
а – Fuzzy C-Means; *б* – Gustafson-Kessel; *в* – Gath-Geva

Цветовые характеристики

Использование нормализованных редуцированных гистограмм позволяет описывать в виде массива из 192 элементов цветные характеристики некоторой окрестности пикселя распознаваемого площадного объекта, причем цветные характеристики могут рассматриваться как в цветовом пространстве RGB (рис. 6), так и в пространстве HSV (рис. 7).

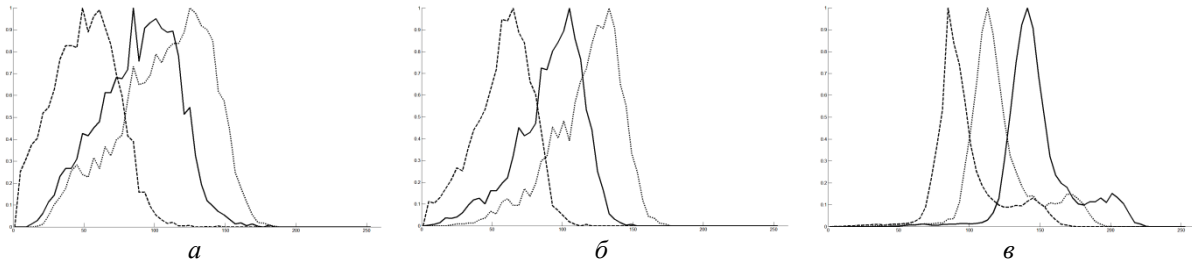


Рис. 6. Нормализованные редуцированные гистограммы, построенные для RGB-представления: *а* – «пораженные заболеванием растения»; *б* – «здоровые растения»; *в* – «почва»

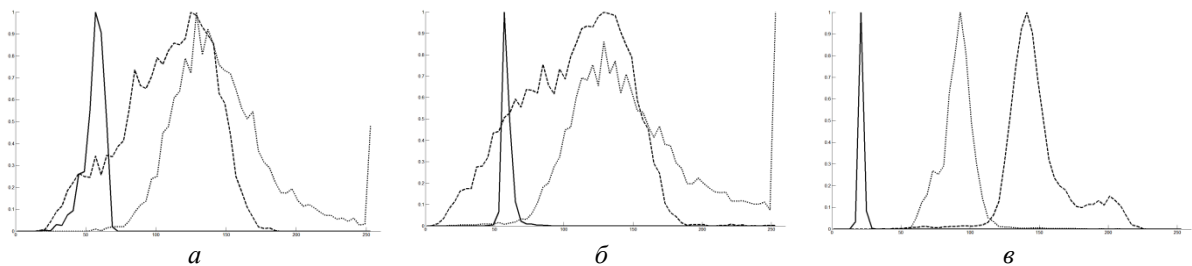


Рис. 7. Нормализованные редуцированные гистограммы, построенные для HSV-представления: *а* – «пораженные заболеванием растения»; *б* – «здоровые растения»; *в* – «почва»

В основе алгоритмов распознавания лежит предлагаемый нейросетевой классификатор, построенный на основе многослойного персептрона с 192 входами, использующего в качестве входных данных нормализованные редуцированные гистограммы с тремя выходами, соответствующими распознаваемым классам объектов: «пораженная растительность», «здоровая растительность» и «почва». Применение искусственных нейронных сетей для классификации позволяет осуществлять распознавание площадных объектов на аэроснимках сельскохозяйственных полей, полученных при различных условиях освещения, с помощью единого алгоритма. Для настройки весов персептрона использован алгоритм обратного распространения ошибки. При этом на вход персептрона подаются нормализованные гистограммы, полученные из выделенных оператором изображений объектов.

Выборка данных для распознавания осуществляется «скользящим окном» размером 21×21 пиксель, полученным экспериментально. Пример результатов распознавания приведен на рис. 8. Белым цветом выделены пораженные заболеванием растения, светло-серым – здоровые, темно-серым – почва.

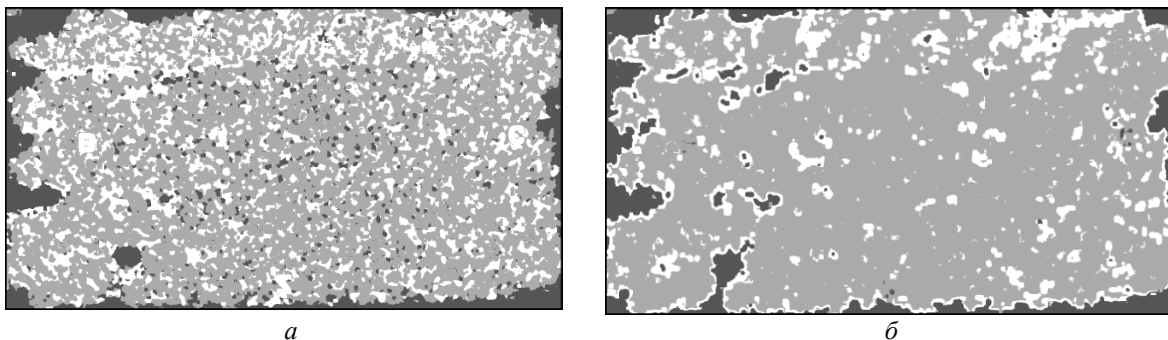


Рис. 8. Пример результатов распознавания: *а* – с использованием RGB; *б* – с использованием HSV

Заклучение

Описаны разработанные алгоритмы, предназначенные для решения задачи мониторинга состояния сельскохозяйственной растительности на примере аэроснимков полей картофеля для задач точного земледелия. Предложенные алгоритмы основаны на совместном анализе цветовых характеристик, а также текстурных характеристик (текстуры Харалика и фрактальная размерность). Указанные характеристики используются как для нечеткой сегментации аэрофотоснимков сельскохозяйственной растительности, так и для дальнейшей нейросетевой классификации выделенных сегментов на базе цветовых характеристик, представленных в виде нормализованных редуцированных гистограмм.

Предложенные алгоритмы могут быть использованы при разработке специализированных программных приложений, в том числе и в виде модулей геоинформационных систем.

COMBINATION OF INFORMATION CHARACTERISTICS FOR OBJECT RECOGNITION ON IMAGES OF DIFFERENT SPECTRAL RANGE

V.V. GANCHENKO, E.E. MARUSHKO

Abstract

The article is devoted to development of algorithms for processing of aerial photographs of potato agricultural fields for the task of crops state monitoring. The proposed algorithms are based on combining of color, texture and fractal characteristics of the original images. These algorithms are designed to generate maps of crops diseases. These maps are the initial data for plant protection systems.

Keywords: precision agriculture, disease detection, classification.

Список литературы

1. *Беляев Б.И., Катковский Л.В.* Оптическое дистанционное зондирование. Минск: БГУ, 2006.
2. *Шовенгердт Р.А.* Дистанционное зондирование. Модели и методы обработки изображений. М.: Техносфера. 2013.
3. *Chao K., Chen Y.R., Kim M.S.* Machine vision technology for agricultural applications // Elsevier science transactions on computers and electronics in agriculture. 2002. Vol. 36. P. 173–191.
4. Do leaf surface' characteristics affect agrobacterium infection in tea / N. Kumar [et al.] // J. Biosci. 2004. Vol. 29, № 3. P. 309–317.
5. Identification of weed, corn using BP network based on wavelet features and fractal dimension / L. Wu [et al.] // Scientific Research and Essay. 2009. Vol. 4 (11). P. 1194–1400.
6. *Qin Zh., Zhang M.* Detection of rice sheath blight for in-season disease management using multispectral remote sensing // Int. J. of Applied Earth Observation and Geoinformation. 2005. Vol. 7. P. 115–148.
7. *Aksoy S., Akcay H.G., Wassenaar T.* Automatic mapping of linear woody vegetation features in agricultural landscapes using very high-resolution imagery // IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing. 2010. № 48 (1, 2). P. 511–522.
8. *Haralick R.M., Shanmugam K., Dinstein I.* Textural Features for Image Classification // IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics. 1973. No.6. P. 610–621.
9. *Федер Е.* Фракталы. Москва: Мир, 1991.
10. Fuzzy C-Means Clustering [Электронный ресурс]. URL: https://home.deib.polimi.it/matteucc/Clustering/tutorial_html/cmeans.html (дата обращения: 01.04.2018).
11. *Gath I., Geva A.B.* Unsupervised optimal fuzzy clustering // IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence. 1989. Vol. 11, № 7. P. 773–781.
12. *Babuka R., van derVeen P.J., Kaymak U.* Improved covariance estimation for Gustafson-Kessel clustering // Proc. of the 2002 IEEE International Conference on Fuzzy Systems (FUZZ-IEEE'02). USA, 12–17 May 2002. Vol. 2. P. 1081–1085.
13. *Хайкин С.* Нейронные сети: полный курс. М.: Издательский дом Вильямс, 2006.