

КЛАССИФИКАЦИЯ КУЛЬТУР НА ОСНОВЕ СНИМКОВ SENTINEL-2 С ИСПОЛЬЗОВАНИЕМ SVM

Б. Чжао

Кафедра почвоведения и геоинформационных систем факультета географии и геоинформатики БГУ, г. Минск, ул. Ленинградская 16

В этой статье используются данные изображений Sentinel-2 в сочетании с данными наземной съемки для изучения использования модели SVM для классификации сельскохозяйственных культур в Ждановичском районе Беларуси. Сначала мы выполнили предварительную обработку изображения, включая такие этапы, как геометрическая коррекция, атмосферная коррекция и повторная выборка пикселей, а затем извлекли признаки изображения для классификации. И анализировать характеристики сельскохозяйственных культур на основе временного ряда NDVI. В классификации модели SVM мы выбираем ядро радиальной базисной функции (RBF) в качестве функции ядра и выполняем настройку параметров посредством перекрестной проверки. Результаты показывают, что модель SVM может эффективно классифицировать сельхозугодья Ждановича, а точность распознавания достигает 95 %.

Ключевые слова: Sentinel-2; классификация культур; Временные ряды; НДВИ; Модель SVM.

RESEARCH ON CROP CLASSIFICATION BASED ON SENTINEL-2 IMAGE USING SVM

B. Zhao

Department of Soil Science and Geoinformation Systems, Faculty of Geography and Geoinformatics, BSU, Minsk, ul. Leningradskaya 16

This paper uses Sentinel-2 image data, combined with ground survey data, to study the use of SVM model to classify crops in the Zhdanovich region of Belarus. First, we performed image preprocessing, including steps such as geometric correction, atmospheric correction, and pixel resampling, and then extracted image features for classification. And analyze the characteristics of crops based on the time series NDVI. In the SVM model classification, we choose the radial basis function kernel (RBF) as the kernel function, and perform parameter tuning through cross-validation. The results show that the SVM model can effectively classify Zhdanovich farmland, and the recognition accuracy is as high as 95 %.

Keywords: Sentinel-2 image; crop classification; time series; NDVI; SVM model.

В последние годы, с непрерывным развитием технологий дистанционного зондирования, изображения дистанционной съемки широко ис-

пользуются в области сельского хозяйства. Классификация культур является одним из важных сценариев применения. В данной работе изучается метод классификации посевов по снимкам Sentinel-2, а в качестве объекта исследования берется посевная площадь агрокомбината Ждановичи в Дзержинском районе Беларуси.

Мы собирали изображения Sentinel-2 Ждановичского района Беларуси в течение 2017 года и использовали программное обеспечение ENVI для предварительной обработки изображений, включая геометрическую коррекцию, атмосферную коррекцию и передискретизацию пикселей. Затем была определена область исследования, и участки получения урожая сельскохозяйственных культур. Результаты предварительной обработки, следующие (рис. 1).



Рис. 1. Область исследования

Нормализованный разностный индекс растительности (NDVI) дает количественную оценку растительности путем измерения разницы между ближним инфракрасным светом (который сильно отражается растительностью) и красным светом (который поглощается растительностью). NDVI всегда находится в диапазоне от -1 до +1. Но четких границ для каждого типа наземного покрова нет. Когда значение отрицательное, это, скорее всего, водный объект. С другой стороны, если значение NDVI ближе к +1, это, скорее всего, густая зеленая листва растительности. Однако, когда NDVI близок к нулю, зеленых листьев нет и, возможно, даже урбанизированных территорий 20.

Нормализованный разностный индекс растительности (NDVI) использует в своей формуле как ближний инфракрасный, так и красный канал. Посредством последовательного анализа NDVI можно лучше выделить классификационные характеристики различных культур, кривая NDVI показана на рисунке ниже:

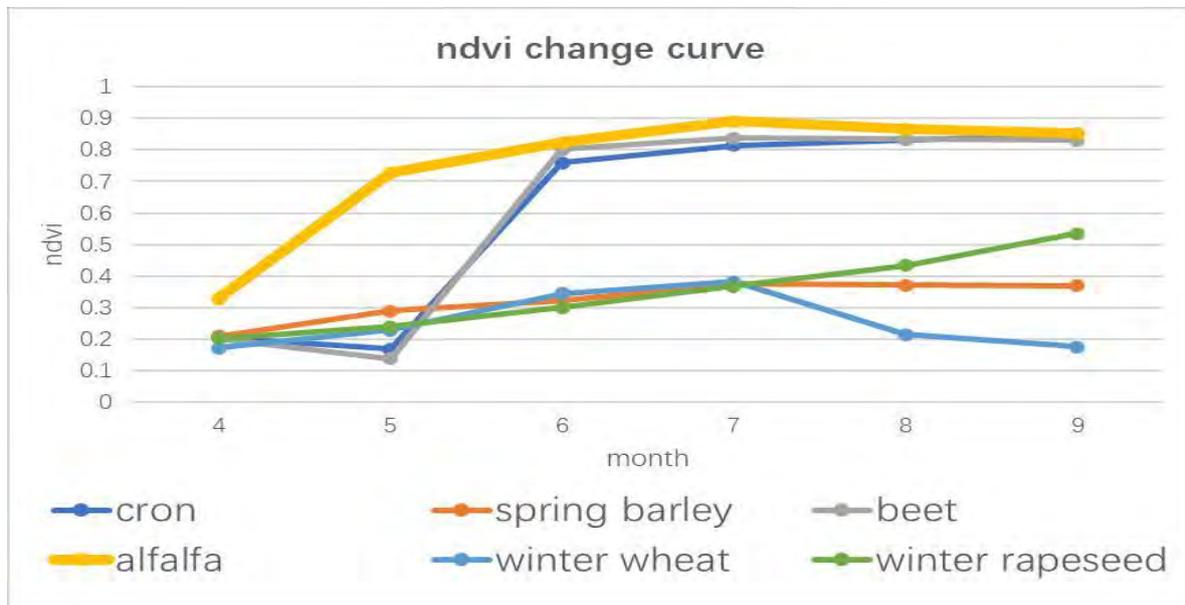


Рис. 2. График изменения NDVI

Поскольку основным исследовательским содержанием этой статьи являются сельскохозяйственные культуры, контролируемая классификация сельскохозяйственных культур в экспериментальной зоне устранил влияние других факторов на результаты классификации, что может значительно повысить точность классификации. В сочетании с характеристиками испытательного участка и на основе анализа кривых временных рядов NDVI для типичных культур и, наконец, с использованием метода

классификации SVM точность классификации культур может быть значительно улучшена.

SVM – это дискриминативный классификатор, определяемый гиперплоскостью классификации. То есть, учитывая набор размеченных обучающих выборок, алгоритм выведет оптимальную гиперплоскость для классификации новых выборок (тестовых выборок). Как показано на рисунке ниже, видно, что существует несколько прямых линий, разделяющих два типа координат. Мы можем интуитивно определить следующее правило: если сегментированная линия находится слишком близко к координатным точкам, она не оптимальна. Потому что она будет чувствительна к шуму и не сможет правильно обобщить результаты классификации. Поэтому наша цель – найти разделительную линию, максимально удаленную от всех точек выборки. Алгоритм SVM заключается в поиске гиперплоскости, причем расстояние от нее до ближайшей обучающей выборки должно быть наибольшим. То есть оптимальная гиперплоскость сегментации максимизирует границы обучающей выборки.

Алгоритм SVM обладает хорошей вычислительной эффективностью, надежностью и статистической стабильностью. Классификатор SVM отличается простотой, стабильностью и высокой точностью классификации и может решать такие проблемы классификации, как многомерность, небольшой размер выборки и неопределенность.

В программном обеспечении ENVI функция ядра радиального базиса SVM используется в качестве функции ядра классификации, и эффект классификации является лучшим при условии штрафного коэффициента $c = 100$ и $\gamma = 0,25$.

Через NDVI на основе временных рядов алгоритм SVM используется для классификации изображения, и окончательный результат вывода выглядит следующим образом (рис. 3).

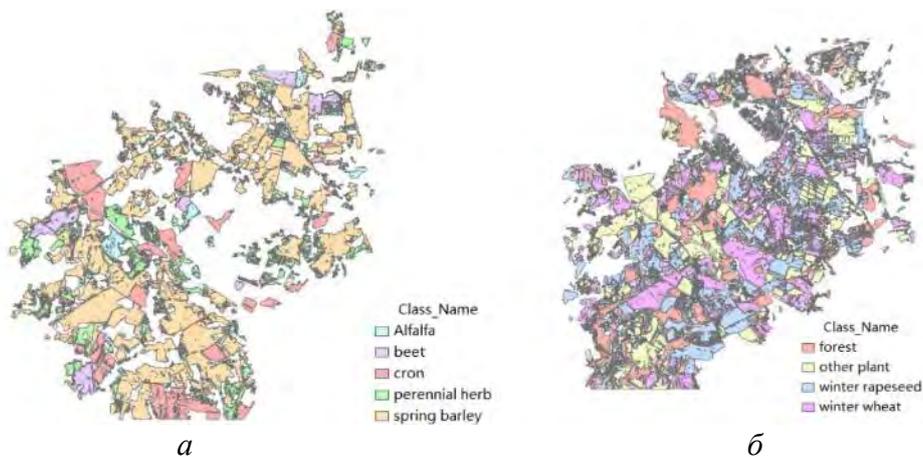


Рис. 3. Карта распределения урожая в 2017 г.: а – весной; б – осенью

Сравнительная таблица до и после окончательной классификации и обработки выглядит следующим образом (рис. 4-5).

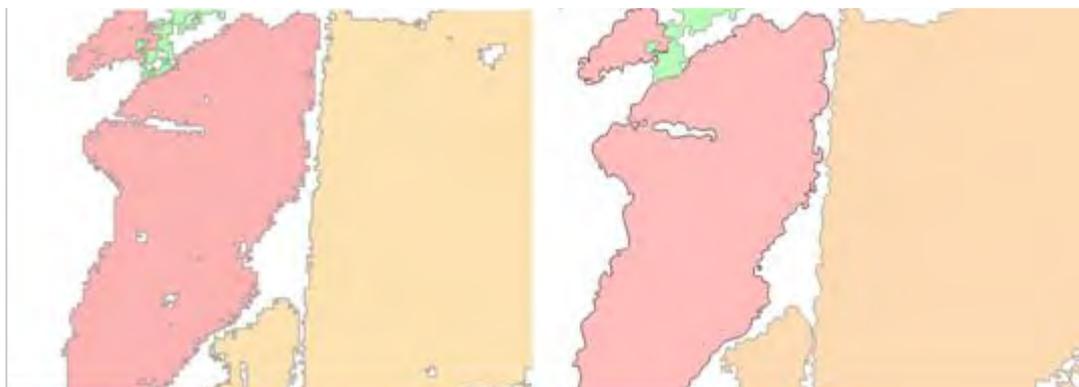
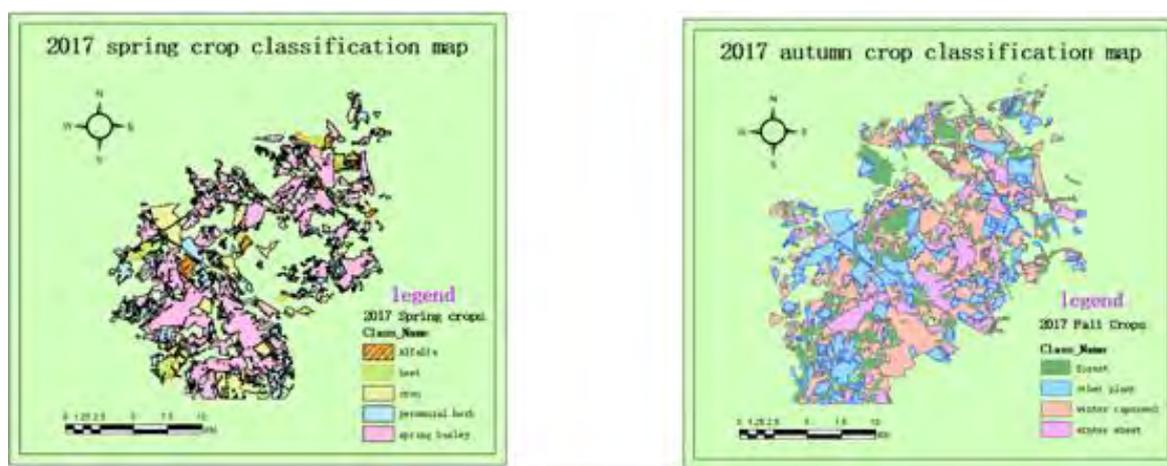


Рис. 4. До обработки

Рис. 5. После обработки

После классификации и постобработки устраняются небольшие пятна и дыры изображения, а также значительно оптимизируются сбои по контурам объектов. Окончательная сгенерированная тематическая карта выглядит следующим образом (рис. 6).



а

б

Рис. 6. Карта классификации культур 2017 г.:
а – весной; б – осенью

Результаты таблицы точности показывают, что общая точность классификации на основе пикселей составляет более 97 % с использованием данных временного ряда NDVI и алгоритма контролируемой классификации SVM, этого достаточно, чтобы доказать, что экспериментальная модель является более точной, чем традиционная контролируемая классификация сельскохозяйственных культур.

Анализ точности классификации

Сорт	Автоклассификация, %	Пользовательская классификация, %	Автоклассификация, %, пиксели	Пользовательская классификация, пиксели
Кукуруза	98.68	100.00	1274/1291	1274/1274
Свекла	99.69	100.00	13682/13725	13682/13682
Люцерна	96.57	96.02	15188/15727	15188/15818
Сады	97.38	97.39	9435/9689	9435/9688
Многолетние травы	95.11	95.85	17934/18857	17934/18710
Яровой ячмень	99.67	99.52	26813/26902	26813/26941
Лесные земли	99.7	100	25335/25412	25335/25335
Земли под застройкой	99.62	96.61	4960/4979	4960/5134
Озимая пшеница	95.46	99	40214/42125	40214/40622
Озимый рапс	96.51	92.2	30000/31084	30000/32537

Общая точность = (114621/116582) 98,3179%

Коэффициент Каппа = 0,9798

Как указано выше, традиционная контролируемая классификация имеет общую точность классификации около 80 %. Благодаря анализу NDVI на основе временных рядов в сочетании с характеристиками алгоритма SVM точность классификации сельскохозяйственных культур значительно улучшена. Влияние неблагоприятных факторов на границе контуров объектов классификации в основном устраняется за счет постобработки. Результаты показали, что данные результатов классификации на основе изображений дистанционного зондирования имеют очень высокую согласованность с данными полевых испытаний в агрокомбинате «Ждановичи», что полностью соответствует требованиям точности. Результаты показывают, что модель SVM может эффективно классифицировать различные типы культур, повышать уровень точного управления в растениеводстве сельского хозяйства, и ожидается, что она будет популяризирована и применена в реальном производстве.

Библиографические ссылки

1. Liu Y., Lu D. Основные тенденции и региональные эффекты реструктуризации сельского хозяйства в Китае // Географический журнал. 2003. № 3. С. 381-389.
2. Wang W., Guo L. Сельскохозяйственные большие данные и их перспективы применения // Журнал сельскохозяйственных наук Цзянсу. 2015. Т. 43, № 9. С. 1-5.

3. *Chen Y., Li X.* Пространственные и временные паттерны и факторы изменения урожайности зерна в Китае // Журнал сельскохозяйственной инженерии. 2013. Т. 29, № 20. С. 1-10.
4. *Song X., Hu Q.* Исследование направления развития картографирования пространственного распределения сельскохозяйственных культур на основе дистанционного зондирования // Ресурсы и зонирование сельского хозяйства в Китае. 2020. Т. 41, № 6. С. 57-65.
5. *Son N. T., Chen C. F., Chen C. R.* Классификация многоцветных данных Sentinel-2 для мониторинга методов выращивания риса на полевоом уровне в Тайване // Прогрессивные исследования космического пространства. 2019. Т. 65, № 8. С. 1910-1921.
6. *Yu W., Xu K., Zhao P.* Влияние спектральных сегментов красного края изображений Sentinel-2 на определение доминирующих видов деревьев в регионах с разными периодами роста [J]. География и геоинформационная наука. 2021. Т. 37, № 3, С. 42-49.
7. *Guo Y., Liu Y., Xu M.* Моделирование и анализ индекса красного края для оценки индекса площади листьев растительности // Измерение и картография. 2021. Т. 46, № 1. С. 93-98.
8. *Xu Q., Yang G., Long H.* Выявление сельскохозяйственных культур в провинции Шаньдун на основе анализа фенологических данных многолетних временных рядов // Интеллектуальная автоматика и мягкие вычисления. 2013. Т. 19, № 4. С. 513-523.
9. *Gu X., Han L., Wang J.* Оценка площади посева кукурузы с использованием низкого и среднего разрешений метода вейвлет-слияния дистанционного зондирования // Журнал сельскохозяйственной инженерии. 2012. Т. 28, № 3. С. 203-209.
10. *Mark E. J., David R. L., Jude H. K.* Идентификация культур с использованием гармонического анализа временных рядов данных NDVI AVHRR // Компьютеры и электроника в сельском хозяйстве. 2002. Т. 37. С. 127-139.