

CLASSIFICATION OF AGRICULTURAL CROPS OF EARTH REMOTE SENSING DATA USING GAUSSIAN BASED METHODS

Anastasia N. Safonova

Siberian Federal University, Krasnoyarsk, Russia

Abstract

An algorithm for classifying crops using Gauss processes was developed to analyze the time series of the vegetative index NDVI from Landsat 8 data. The algorithm uses a regression with zero mean and square exponential core. A classification procedure is described and an example of the recognition of species of cultures is given. The estimation of the accuracy of the determination of cultures by the developed classifier is given.

Keywords: Gaussian processes, regression, classification, Landsat, remote sensing of the Earth

КЛАССИФИКАЦИЯ СЕЛЬСКОХОЗЯЙСТВЕННЫХ КУЛЬТУР ПО ДАННЫМ ДИСТАНЦИОННОГО ЗОНДИРОВАНИЯ ЗЕМЛИ С ИСПОЛЬЗОВАНИЕМ МЕТОДА ГАУССА

Сафонова А.Н.

Институт космических и информационных технологий Сибирского федерального университета, Красноярск

Разработан алгоритм классификации сельскохозяйственных культур с применением процессов Гаусса для анализа временных рядов вегетационного индекса NDVI по данным спутника Landsat 8. В алгоритме используется регрессия с нулевым средним значением и квадратом экспоненциального ядра. Описана методика классификации и приведен пример распознавания видов культур. Дана оценка точности определения культур разработанным классификатором.

Ключевые слова: процессы Гаусса, регрессия, классификация, Landsat, дистанционное зондирование Земли.

Введение. Огромное разнообразие доступных инструментов позволяет проводить эффективные и недорогие наблюдения за состоянием сельскохозяйственных земель. Использование данных дистанционного зондирования Земли (ДЗЗ) для мониторинга агрокультурного сектора позволяет контролировать площади пахотных земель и различных культур, произрастающих на нем. В частности, с использованием спутниковой информации, собранной в разные периоды времени можно отслеживать изменения состояния растительности и оценивать темпы роста и тип культуры [1]. Существует несколько методов классификации изображений для анализа сельскохозяйственных земель. Наиболее широко применяемые методы классификации объектов на снимках – метод максимального правдоподобия (MLS) и метод опорных векторов (SVM). Оба метода демонстрируют неплохие результаты с использованием спутниковой информации Landsat, например, в работе [2] с использованием первого метода точность классификации нескольких классов составляет 93%, и 78% вторым методом. Также существуют и иные результаты, так, например, в работе [3] с использованием метода MLS точность классификации общего класса агрокультур составила около 45% и 77% методом SVM. Согласно [4], общая точность классификации нескольких классов (пахотные культуры, зерновые, рапс, корнеплоды, сад, лес, город) составила 62% методом MLS и 64% – по методу SVM. Однако точность этих методов не всегда удовлетворительна для конкретных приложений и снимков, что приводит к поиску новых методов классификации.

Целью данной работы является реализация классического Гауссовского процесса с использованием временных рядов пахотных земель по данным спутника Landsat для проведения классификации видов сельскохозяйственных культур, выращенных на исследуемых участках.

Исследуемая область. Исходной информацией являются данные американской спутниковой съемки Landsat 8, снимающего до 400 сцен ежедневно [5]. В качестве обучающего набора использовались безоблачные снимки в периоды активной вегетации за 2015-2016 гг., с уровнем обработки 1T (коррекция рельефа) и разрешением 8071×8161 пикселей. Изображения использовались в формате GEOTIFF с проекцией UTM в системе координат WGS.

Исследуемыми участками являются территории Сухобузимского района, расположенного в центральной части Красноярского края России с общей площадью в 5,612 тыс. км². Обучаемая территория составляет 219×196 пикселей или примерно 16 км² площади на земной поверхности (16 полей). Объектом исследования являются сельскохозяйственные культуры ОАО Учхоз «Миндерлинское»: ячмень, пшеница, однолетние травы, многолетние травы.

В качестве тестовых участков использовалась территория ЗАО Племзавод «Гаежный», составляющие 546×627 пикселей, что соответствует площади на земной поверхности размером 135 км² (54 поля). В тестовые поля входят следующие культуры: ячмень, пшеница, однолетние травы, многолетние травы (рис. 1).

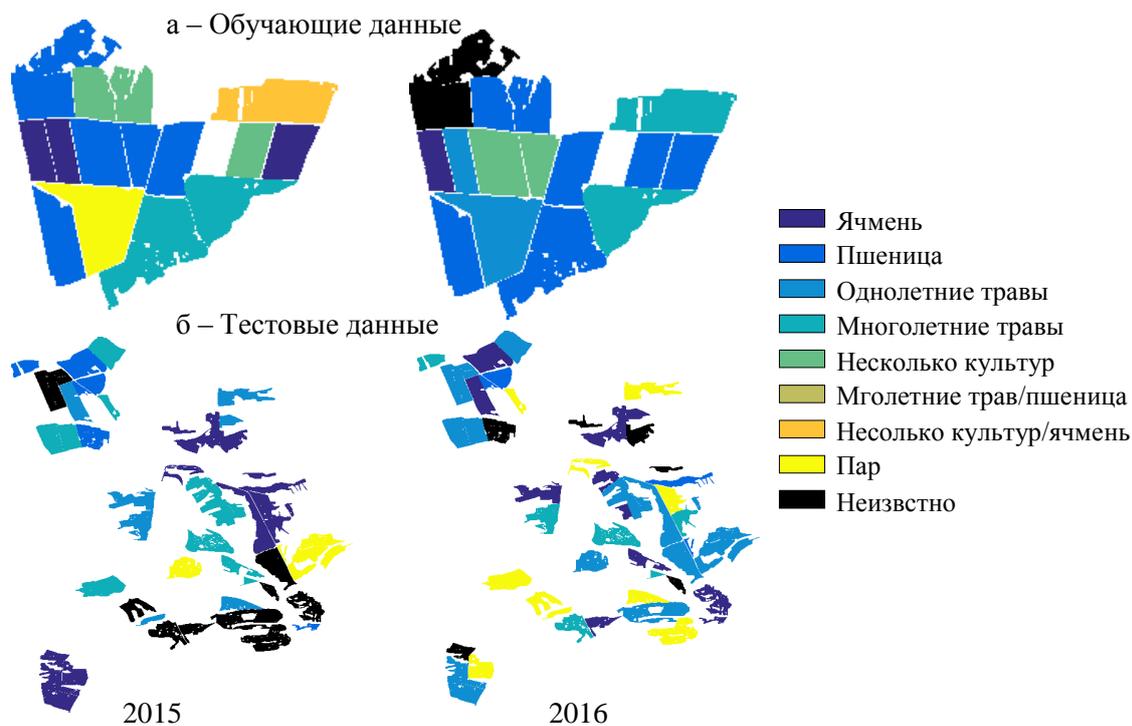


Рис. 1. Карты полей за 2015-2016 гг.
а – ОАО Учхоз «Миндерлинское», б – ЗАО Племзавод «Таежный».

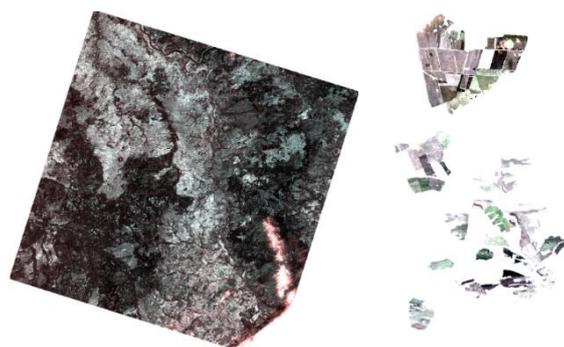


Рис. 2. Космический снимок Landsat с захватом полей Сухобузимского района за 16.05.2016.
а – исходное изображение; б – обучающий участок полей ОАО Учхоз «Миндерлинское»;
в – тестовый участок полей ЗАО Племзавод «Таежный».

Верификация производилась на основе полевых данных, представленных на геоинформационном портале Института космических и информационных технологий Сибирского федерального университета [6]. Предварительная обработка спутниковой и наземной информации была выполнена с помощью программного продукта ENVI 5.2, а также географической информационной системы QGIS 2.8.2. Предобработка состояла из нескольких этапов: объединение спектральных каналов; создание маски для всех участков на вегетационной карте полей; обрезка космических снимков по созданным маскам. В качестве примера на рисунке 2 представлен снимок за 16.05.2016.

На этапе предварительной обработки было подготовлено 12 разновременных космические снимков для обучения, и 9 в качестве тестовых данных.

Алгоритм классификации базируется на использовании нормализованного относительного индекса растительности (NDVI). В качестве примера показатели NDVI для обучающего набора представлены на рисунке 3 с вычислением среднего значения индекса для всех пикселей изображения соответствующего класса.

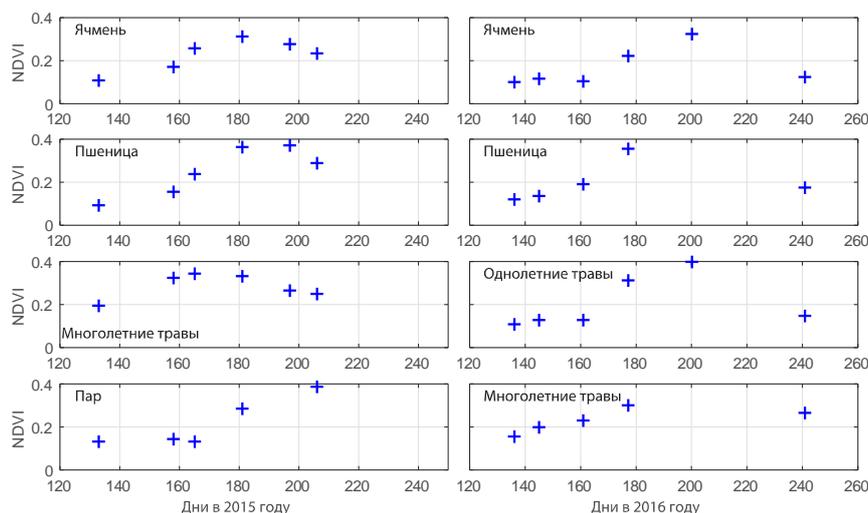


Рис. 3. График усреднённого хода NDVI для обучающего набора данных.

Таким образом на рис. 3 синие крестики представляют собой усредненные значения NDVI для каждой культуры за 2015 и 2016 гг. Временной ход каждой культуры будет различен, значение NDVI близкое к 0,6 для снимков Landsat соответствует области снимка с густым растительным покровом, а значения до 0,3 – областям со смешанным покровом, с незрелой растительностью или окончанием жизненного цикла культур.

Регрессия ГП. Далее мы использовали регрессию Гауссовских случайных процессов (ГП) для моделирования временной зависимости данных, так как ГП являются непараметрическими вероятностными моделями, которые хорошо подходят для моделирования временных рядов [7, 8]. Для этого построили временные ряды вида $f(t) \sim \text{GP}(0, k(t, t'))$, которые взяты из ГП с нулевым средним значением и квадратом экспоненциального ядра (k). Очевидно, что отклонения NDVI от одного дня к другому должны быть небольшими, следовательно, среднее значение и параметры ядра выбираются вручную. ГП содержат параметр шума, что позволяет определить насколько жесткой должна быть подгонка заданной функции к точкам данных. Серые области показывают неопределённость регрессии (Рис. 4). Видно, что области с меньшей плотностью данных имеют большую неопределенность.

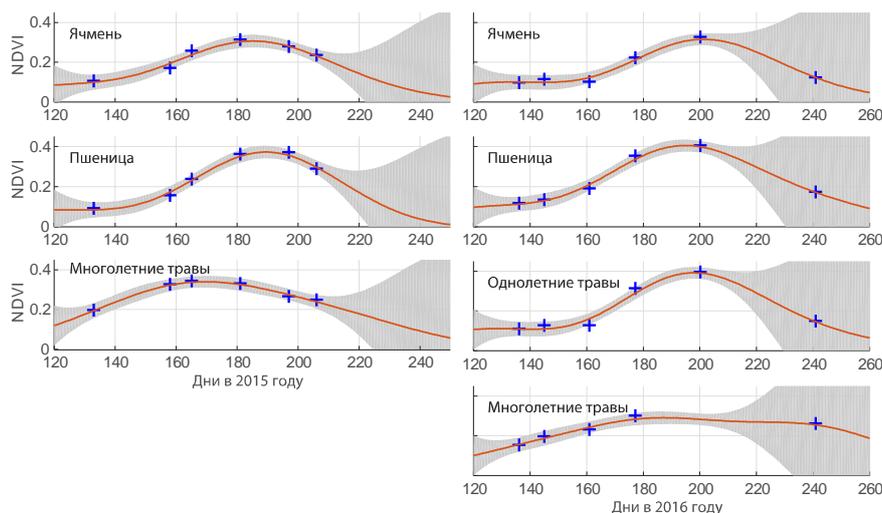


Рис. 4. Обученная модель регрессии ГП по спутниковым данным за 2015-2016 гг.

Таким образом, функция оценки, связанная с точками во времени (t) извлекает из распределения Гаусса мульти-случайную величину (1):

$$p(y(t)) = N(\mu(x), K(t, t')), \quad (1)$$

где $y = \{y_1, y_2, \dots, y_n\}$ – значения зависимых функций, вычисляемых в точках t_1, t_2, \dots, t_n , μ – средняя функция. Данная модель ГП близка к линейной регрессионной модели и выглядит следующим образом (2):

$$K(t, t) = \begin{pmatrix} k(t_1, t_1) & k(t_1, t_2) & \dots & k(t_1, t_n) \\ k(t_2, t_1) & k(t_2, t_2) & \dots & k(t_2, t_n) \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ k(t_m, t_1) & k(t_m, t_2) & \dots & k(t_m, t_n) \end{pmatrix}. \quad (2)$$

При оценке распределения мы определяем среднюю функцию и дисперсию для многомерных ГП обучающих наблюдений, используя стандартные результаты ГП (3, 4) [3].

$$m' = \mu(x') + K(x', x)K(x, x)^{-1}(y(x) - \mu(x)), \quad (3)$$

$$C' = K(x', x') - K(x', x)K(x, x)^{-1}K(x, x'). \quad (4)$$

Функциональной формой функции ядра является квадратичная экспоненциальная функция, включающая набор гиперпараметров, и имеющая следующий вид (5) [7]:

$$k(t_i, t_j) = h^2 \exp\left[-\left(\frac{t_i - t_j}{\lambda}\right)^2\right], \quad (5)$$

где h – амплитуда выходных данных, λ – входной гиперпараметр времени, который контролирует гладкость функции.

Классификация. Далее мы построили простой классификатор, производительность которого прямо пропорциональна точности полученных данных. Временные данные из каждой области в новом изображении сравниваются с полученной регрессионной моделью. Классификатор присваивает класс, который дает самую низкую среднеквадратичную ошибку между контрольными точками и значениями регрессии в этих временных точках для каждой культуры. Следовательно, мы имеем (6, 7):

$$class = \arg \min \Delta_k, \quad (6)$$

$$\Delta_k = \sum_i d_{ik}^2, \quad (7)$$

где d – расстояние от обучающей модели для времени (i) до того же временного значения в тестовой модели. На рисунке 5 представлена классификация ГП за 2015-2016 гг.

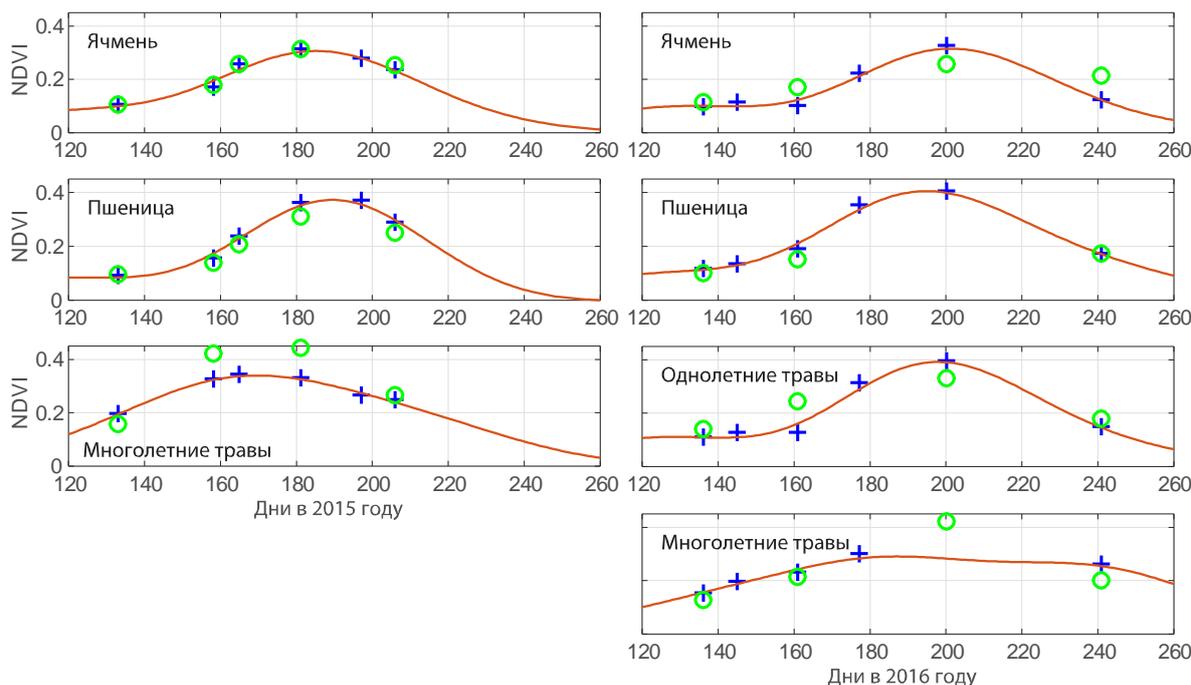


Рис. 5. Классификация ГП по усредненным данным NDVI для разных культур за 2015-2016 гг.

Таблица 1. Матрица неопределенности и общей точности за 2015 год.

Класс		Тестовые данные			
		Ячмень	Пшеница	Многолетние травы	Всего
Обучающие данные	Ячмень	12	4	0	16
	Пшеница	4	4	0	8
	Многолетние травы	0	0	12	12
	Всего	16	8	12	36
Общая точность = 77.78%					

Таблица 2. Матрица неопределенности и общей точности за 2016 год.

Класс		Тестовые данные				
		Ячмень	Пшеница	Однолетние травы	Многолетние травы	Всего
Обучающие данные	Ячмень	12	4	0	0	16
	Пшеница	4	4	0	0	8
	Однолетние травы	0	6	0	1	7
	Многолетние травы	0	0	0	12	12
	Всего	16	14	0	13	43
Общая точность = 65.12%						

Следует отметить, что значения тестового изображения (зеленые кружки) аналогичны значениям, полученным для обучающего набора, что приводит к высокой точности классификации. Тем не менее, для 2015 года наблюдается более высокие значения NDVI для многолетних трав в отличие от 2016 года, по причине включения нескольких типов культур, которые могут иметь разные профили NDVI. Кроме того, необходимо отметить отсутствующие данные в 2016 году этого же класса, которые расходятся с кривой обучения.

Результаты исследования. В работе была проведена классификация сельскохозяйственных культур на основе вегетационного индекса NDVI, временной ход которого был получен из спутниковых снимков Landsat, что является наиболее важным признаком, влияющим на общую точность классификации культур методом Гаусса. Полученные результаты реализации метода представлены в таблицах 1 и 2, для 2015 и 2016 гг., соответственно.

Следует заметить, что в 2015 году у нас не было данных для обучения по однолетним травам, поэтому в данном случае мы рассматривали только 3 класса. Созданный алгоритм всегда отличал многолетние травы от ячменя и пшеницы, хотя последние два в свою очередь часто путаются по причине аналогичного профиля NDVI, что говорит о необходимости использования дополнительной информации, такой как: погода, почва и др. Таким образом за 2015 год выявлена общая точность равная 77,78%.

По результатам 2 таблицы общая точность равна 65,12%. В целом только первый класс имеет удовлетворительную точность. Отметим, что пшеница часто относится к кладовому ячменю, поэтому, как и в предыдущем случае, здесь возникает необходимость в использовании дополнительных данных. Кроме того, средние профили NDVI для 2016 года, по-видимому, заметно отличаются от результирующей регрессии, как показано на рисунке 5. Значения NDVI следует проверять индивидуально для обнаружения ошибок сбора данных или наличия облачности, что может ухудшить производительность алгоритма.

Заключение. Проведены исследования с использованием процессов Гаусса в задачах классификации сельскохозяйственных культур по данным спутника Landsat. Результаты исследования показывают, что ГП позволяет с точностью в 77% распознать такие культуры как, ячмень и многолетние травы. Однако существуют также и проблемы в классификации, а именно сложность в распознавании отдельных видов растительности в связи с идентичным временным ходом NDVI, а также огромным наличием разновидностей, принадлежащих одному классу. Следует также отметить, что отдельный анализ, проведенный путем объединения

нескольких классов, а именно ячменя и пшеницы в класс – яровые культуры, показал, что общая точность классификации методом Гаусса составляет 97% в 2015 году и 76% в 2016 году. Таким образом, следует добавить, что ГП имеет большие перспективы в его дальнейшем использовании в задачах классификации объектов по данным ДЗЗ.

Работа выполнена при финансовой поддержке Российского Научного Фонда (проект № 16-11-00007).

ЛИТЕРАТУРА

- [1] C. Bishop. Pattern Recognition and Machine Learning / Springer, 2006.
- [2] R. Devadas, R. J. Denham, M. Pringle. Support vector machine classification of object-based data for crop mapping, using multi-temporal Landsat imagery // XXII Congress of ISPRS, 25 August -01 September 2012, Melbourne, Australia.
- [3] R. H. Topaloglu, E. Sertel, N. Musaoglu. Assessment of classification accuracies of sentinel-2 and landsat-8 data for land cover / use mapping // XXIII ISPRS Congress, 12-19 July 2016, Prague.
- [4] B. Waske, J. A. Benediktsson. Fusion of Support Vector Machines for Classification of Multisensor Data // IEEE Transactions on geoscience and remote sensing, Vvol. 45, No. 12, December, 2007.
- [5] Геологическая служба США. <https://www.usgs.gov>.
- [6] Система сельскохозяйственного мониторинга ИКИТ СФУ. <http://activemap.ikit.sfu-kras.ru>.
- [7] C. E. Rasmussen, C. K. I. Williams. Gaussian Processes for Machine Learning / London, 2006.
- [8] S. Roberts, M. Osborne, M. Ebden, S. Reece, N. Gibson and S. Aigrain. Gaussian processes for time-series modelling // Home | Philosophical Transactions of the Royal Society of London A 371, January 4, 2013.