

ЗЕМЛЯРОБСТВА І РАСЛІНАВОДСТВА
AGRICULTURE AND PLANT CULTIVATION

УДК 528.88:581.9
<https://doi.org/10.29235/1817-7204-2020-58-2-176-184>

Поступила в редакцию 05.02.2020
Received 05.02.2020

Т. Н. Мыслыва, В. И. Бушуева, В. А. Волынцева

Белорусская государственная сельскохозяйственная академия, Горки, Могилевская область, Беларусь

**ОЦЕНКА ВОЗМОЖНОСТИ ИСПОЛЬЗОВАНИЯ ДАННЫХ
ДИСТАНЦИОННОГО ЗОНДИРОВАНИЯ И ЦЕПЕЙ МАРКОВА
ДЛЯ ПРОГНОЗА РАЗВИТИЯ РАСТИТЕЛЬНОГО ПОКРОВА**

Аннотация: В условиях глобальных климатических изменений актуальной является разработка надежных моделей, позволяющих получать достоверные прогнозы развития растений на основе комбинирования данных дистанционного зондирования Земли и статистического моделирования. Моделирование посредством цепей Маркова – эффективный и одновременно простой способ прогнозирования случайных событий, к которым относятся и прогнозирование продуктивности фитомассы сельскохозяйственных культур. Данные дистанционного зондирования Земли, полученные со спутника Sentinel-2, с пространственным разрешением 10 м были использованы для вычисления величины вегетационного индекса NDVI и получения разновременных растров (2017–2019 гг.) с различной степенью развития растительного покрова. Для построения матрицы вероятности перехода из одного состояния в другое для различных уровней развития растительности использовались функциональные возможности геоинформационных систем, посредством которых выполнялась классификация растровых изображений, их преобразование в векторные слои и установление областей пересечения. Матрица вероятностей в дальнейшем использовалась для прогнозирования развития растительности с использованием в качестве предиктора марковской модели. Разработанная прогнозная модель была проверена на выполнимость теста χ^2 . Полученные результаты показали, что как смоделированные значения, так и фактическая площадь распределения растительности с различной степенью развития, определенная по имеющемуся растровому изображению за 2019 г., хорошо соотносятся между собой. Результаты исследования могут быть полезны при разработке методики прогнозирования и при непосредственном прогнозировании урожайности, прежде всего плотнотканых сельскохозяйственных культур, а также для оценки продуктивности пастбищ и создания эффективных пастбищеоборотов.

Ключевые слова: геоинформационные системы, прогнозирование, моделирование, продуктивность, фитомасса, дистанционное зондирование, растр, вегетационный индекс, матрица вероятности, цепи Маркова

Для цитирования: Мыслыва, Т. Н. Оценка возможности использования данных дистанционного зондирования и цепей Маркова для прогноза развития растительного покрова / Т. Н. Мыслыва, В. И. Бушуева, В. А. Волынцева // Вес. Нац. акад. навук Беларусі. Сер. аграр. навук. – 2020. – Т. 58, №2. – С. 176–184. <https://doi.org/10.29235/1817-7204-2020-58-2-176-184>

Tamara N. Myslyva, Vera I. Bushueva, Viktoria A. Valyntsava

Belarusian State Agricultural Academy, Gorki, Mogilev Region, Belarus

**ASSESSMENT OF POSSIBILITY FOR USING REMOTE SENSING DATA AND MARKOV CHAINS
FOR PREDICTION OF VEGETATION COVER DEVELOPMENT**

Abstract: In conditions of global climate change, it is important to develop reliable models allowing to reliably predict plant development based on combination of the Earth remote sensing data and statistical modeling. Modeling by means of Markov chains is an efficient and at the same time simple way to predict random events, which include prediction of performance of phytomass of agricultural crops. The Earth remote sensing data obtained from the Sentinel-2 satellite with spatial

resolution of 10 m were used to calculate the value of vegetation index NDVI and obtain different time rasters (2017-2019) with different degrees of vegetation cover development. To construct the matrix of probability of transition from one state to another for different levels of vegetation cover development, functionality of geoinformation systems (GIS) were used allowing to classify raster images, transform them into vector layers, and establish intersection areas. The probability matrix was later used to predict vegetation cover development using the Markov model as a predictor. The developed prediction model was tested for feasibility of the χ^2 test. The results obtained showed that both the modeled values and the actual area of vegetation distribution with different degrees of development, determined from the available raster image of 2019, correlated well with each other. The research results can be useful both in developing forecasting methods and in directly predicting the crop yield of primarily dense-cover agricultural crops, as well as for estimating performance of pastures and creating efficient pasture rotations.

Keywords: geoinformation systems, prediction, simulation, performance, phytomass, remote sensing, raster, vegetation index, probability matrix, Markov chains

For citation: Myslyva T. N., Bushueva V. I., Volynitseva V. A. Assessment of possibility for using remote sensing data and Markov chains for prediction of vegetation cover development. *Vestsi Natsyyanal'nay akademii navuk Belarusi. Seryya agrarnykh navuk = Proceedings of the National Academy of Sciences of Belarus. Agrarian series*, 2020, vol. 58, no 2, pp. 176–184 (in Russian). <https://doi.org/10.29235/1817-7204-2020-58-2-176-184>

Введение. Успешное социально-экономическое развитие страны предопределяет комплексное взаимодействие трех составляющих – экономической, экологической и социальной, образующих триумвират, обеспечивающий устойчивое развитие территорий [1, 2]. Одним из основных стратегических национальных интересов, задекларированных в Концепции национальной безопасности Республики Беларусь, является устойчивое экономическое развитие и высокая конкурентоспособность белорусской экономики, а также достижение высокого уровня и качества жизни граждан¹. Действенным инструментом обеспечения экономического благополучия и продовольственной безопасности страны является мощный и современный агропромышленный комплекс, стратегическая цель развития которого – формирование конкурентоспособного на мировом рынке и экологически безопасного производства сельскохозяйственных продуктов, необходимых для поддержания достигнутого уровня продовольственной безопасности, обеспечения полноценного питания и здорового образа жизни населения при сохранении плодородия почв².

Важнейшим показателем эффективности аграрного производства является объем производства растениеводческой продукции и урожайность сельскохозяйственных культур. Получение достоверного прогноза урожая позволит корректно решать вопросы формирования резервных фондов продовольствия и наличия необходимых мощностей для хранения и переработки сельскохозяйственной продукции, а также даст возможность реализовывать эффективную политику внешней торговли [3, 4].

В условиях богарного земледелия на фоне глобальных климатических изменений достоверное прогнозирование продуктивности сельскохозяйственных культур является довольно сложным процессом, поскольку в формировании урожая принимает участие целый ряд факторов: производственных, климатических, биологических, эдафических. Существующая в Беларуси и других странах ближнего зарубежья система получения данных об урожайности основных сельскохозяйственных культур недостаточно оперативна и основана на использовании различной субъективной информации. В практической деятельности используются различные подходы к прогнозированию урожайности [4]:

- 1) анализ тренда и цикличности в динамике развития сельскохозяйственных культур;
- 2) выявление года-аналога;
- 3) построение регрессионных зависимостей между продуктивностью растений и факторами, влияющими на нее;
- 4) моделирование продукционного процесса;
- 5) анализ синоптических процессов.

¹ Об утверждении Концепции национальной безопасности Республики Беларусь [Электронный ресурс] : Указ Президента Республики Беларусь, 9 нояб. 2010 г., № 575 // Национальный центр правовой информации Республики Беларусь. Режим доступа: <http://www.pravo.by>.

² Transforming our world: the 2030 Agenda for Sustainable Development : A/RES/70/1 [Electronic resource] / UN. United Nations, 2015. Mode of access: <https://sustainabledevelopment.un.org/post2015/transformingourworld/publication>.

Наиболее широко используемыми являются регрессионный метод и различные виды моделирования, в качестве входных параметров для которых используются преимущественно метеорологические данные, являющиеся косвенными и не относящиеся к данным о фактическом состоянии посевов.

Улучшить качество прогнозных моделей возможно посредством комбинированного использования различных типов данных и методик прогнозирования. В частности, для прогнозирования урожайности довольно широко используются возможности нейронных сетей [5–10] и данные дистанционного зондирования Земли (ДЗЗ) [11–15], позволяющие оперативно анализировать состояние посевов и посадок сельскохозяйственных культур на значительных территориях. Данные ДЗЗ высокого и сверхвысокого разрешения, полученные с беспилотных летательных аппаратов (БПЛА), совместно с имитационными моделями развития культур используются для оценки пространственной и временной изменчивости роста пастбищных трав [16, 17]. Регрессионные прогнозны модели качественной урожайности озимой пшеницы с использованием в качестве предикторов величины вегетационного индекса NDVI разработаны и апробированы на практике в России [18–20].

Эффективным и одновременно простым способом моделирования случайных событий, к которым относится и прогнозирование продуктивности фитомассы, является моделирование посредством цепей Маркова. Подходы к использованию данного метода при прогнозировании урожайности довольно подробно описаны в работе [21]. В настоящее время он широко используется для прогнозирования продуктивности различных сельскохозяйственных культур: пшеницы [22], кукурузы [23], сахарного тростника [24] и др. Однако в Беларуси подобные исследования ранее не выполнялись, в связи с чем актуальной становится разработка надежных моделей, позволяющих получать достоверные оценки продуктивности культур на основе данных ДЗЗ и статистического моделирования.

Цель исследования – оценить возможности использования данных дистанционного зондирования Земли среднего разрешения и простых цепей Маркова для прогнозирования степени развития растительного покрова в пределах локальной территории.

Объекты и методы исследований. Исследования выполняли на базе кафедр геодезии и фотограмметрии и селекции и генетики Белорусской государственной сельскохозяйственной академии в 2017–2019 гг. Объекты исследований – поля, расположенные на территории Горецкого района Республики Беларусь, площадью 84,78 га, имели следующие координаты поворотных точек: широта – 54°16'29"; 54°16'21"; 54°16'12"; 54°16'02"; 54°16'09"; 54°16'06"; долгота – 31°09'39"; 31°10'57"; 31°10'58"; 31°10'50"; 31°10'26"; 31°09'37" (рис. 1).

Для прогнозирования использовалась простая цепь Маркова, учитывающая корреляцию между смежными членами ряда. В основе прогноза, построенного на основе простой цепи Маркова, лежит вычисление матрицы перехода, элементами которой являются вероятности перехода прогнозируемых параметров из одного состояния в другое, от одного значения к другому. В данном исследовании были использованы методические подходы, изложенные в работах китайских ученых [25, 26], по отношению к прогнозированию типов землепользований. Также были использованы три сцены, полученные со спутников Sentinel – 2A (октябрь 2017 г.) и Sentinel – 2B (октябрь 2018, 2019 гг.) с пространственным разрешением 10 Мпикс (датум – WGS-84, картографическая проекция UTM-36N) и уровнем обработки 1–С.

Степень развития растительного покрова оценивали по величине вегетационного индекса NDVI, которую рассчитывали по формуле (1) [27]:

$$NDVI = \left\{ \frac{\rho_{NIR} - \rho_{RED}}{\rho_{NIR} + \rho_{RED}} \right\}, \quad (1)$$

где ρ_{NIR} и ρ_{RED} – сцены спектральных каналов, выполненные в инфракрасном (центральная длина волны 0,842 мкм) и красном (центральная длина волны 0,665 мкм) диапазонах соответственно.

Данные дистанционного зондирования обрабатывали с применением функциональных возможностей ArcGIS версии 10.5. Классификацию растров с вегетационным индексом NDVI выполняли с применением метода главных компонент.

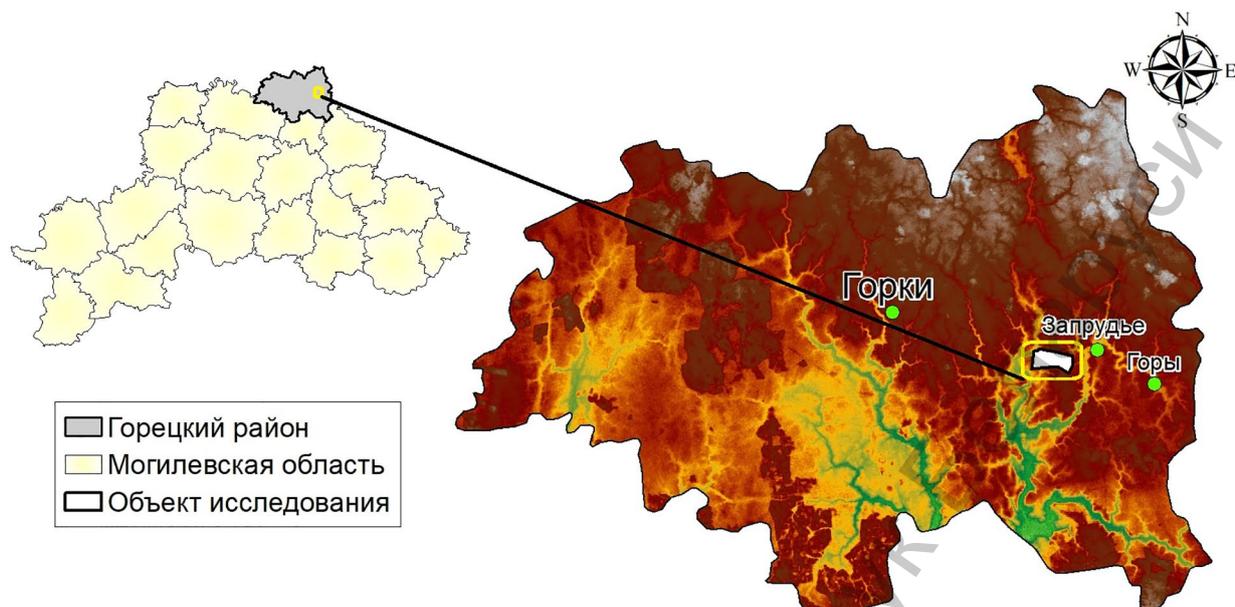


Рис. 1. Расположение объектов исследований (полей) на территории Горецкого района Республики Беларусь
 Fig 1. Location of research facilities (fields) in the territory of Gorky district of the Republic of Belarus

Результаты и их обсуждение. Прогноз развития растительного покрова и оценка его эффективности производили в несколько последовательных этапов. На первом этапе был выполнен расчет величины нормализованного разностного вегетационного индекса (Normalized Difference Vegetation Index, NDVI) – простого показателя количества фотосинтетически активной биомассы и одного из самых распространенных и используемых индексов для решения задач, связанных с количественными оценками растительности. Для расчета величины вегетационного индекса использовали функциональные возможности калькулятора растров, результатом чего стало получение растровых изображений растительного покрова объекта исследований в различные временные периоды (рис. 2).

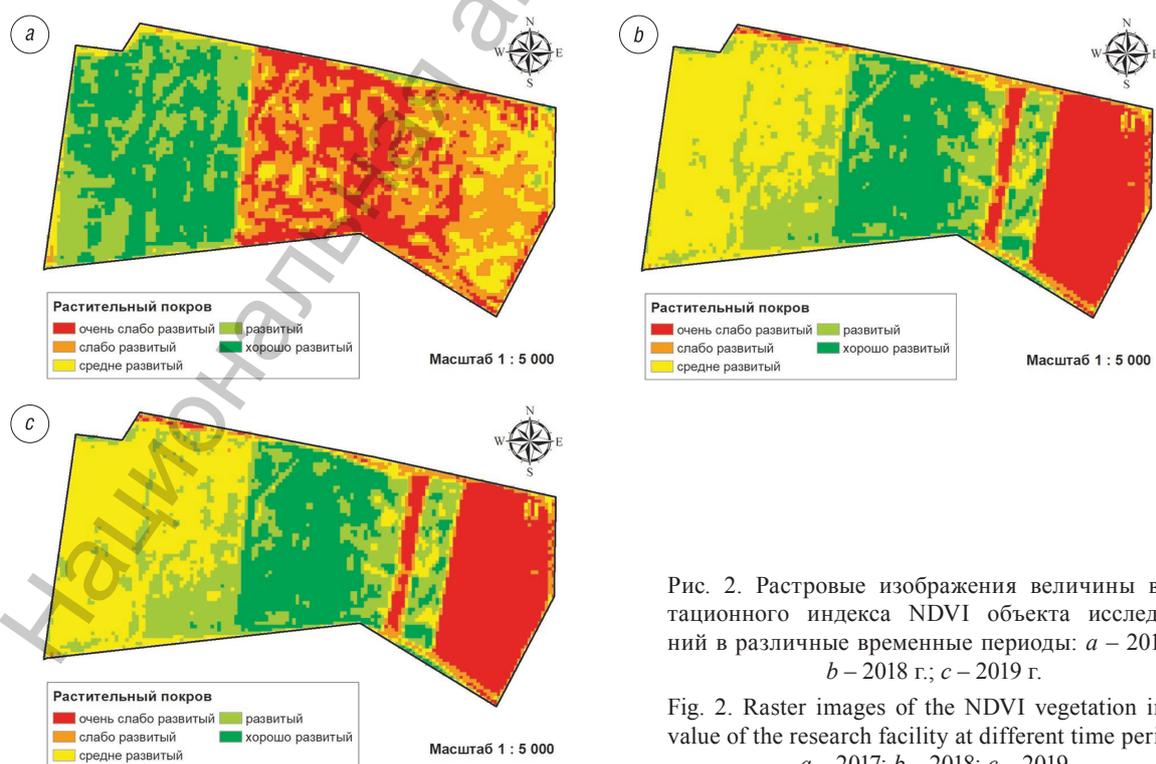


Рис. 2. Растровые изображения величины вегетационного индекса NDVI объекта исследований в различные временные периоды: *a* – 2017 г.; *b* – 2018 г.; *c* – 2019 г.

Fig. 2. Raster images of the NDVI vegetation index value of the research facility at different time periods: *a* – 2017; *b* – 2018; *c* – 2019

Таблица 1. Интервалы значений вегетационного индекса, соответствующие степени развития растительного покрова объекта исследований

Table 1. Intervals of vegetation index values corresponding to the degree of vegetation cover development of the research facility

Степень развития растительного покрова	Интервал значений NDVI
Очень слабо развитый	0,15–0,30
Слабо развитый	0,31–0,36
Средне развитый	0,37–0,50
Развитый	0,51–0,60
Хорошо развитый	0,61–0,77

Из общей площади поля 32,58 га было занято многолетними бобовыми травами – галегой восточной, а 52,2 га – однолетними культурами. Полученные растры классифицировались по методу главных компонент. Результатом применения данного метода является получение многоканального растра, где количество каналов равняется заданному числу компонент (в нашем случае 3). Далее выполнялась классификация полученных растров по величине NDVI посредством вычисления классов методом естественных границ. В табл. 1 представлены интервалы значений вегетационного индекса, соответствующие той либо иной степени развития растительного покрова на изучаемой территории.

Преобразование полученных растровых изображений в векторные слои позволило определить площади в пределах растра, соответствующие тому либо иному уровню развития растений (табл. 2). Для прогнозирования использовали растры 2017 и 2018 гг., а растр 2019 г. выполнял функцию контрольного (для оценки точности прогнозирования).

Таблица 2. Распределение площадей с различной степенью развития растительного покрова (по результатам определения величины вегетационного индекса NDVI), 2017–2019 гг.

Table 2. Distribution of areas with different degree of vegetation cover development (based on the results of determining the value of NDVI vegetation index), 2017–2019

Год	Степень развития растительного покрова									
	очень слабо развитый		слабо развитый		средне развитый		развитый		хорошо развитый	
	га	%	га	%	га	%	га	%	га	%
2017	17,67	20,84	22,95	27,07	10,65	12,56	14,09	16,62	19,42	22,91
2018	16,44	19,39	4,93	5,81	26,48	31,23	15,88	18,73	21,05	24,82
2019	21,61	25,48	19,89	23,46	34,83	41,08	4,31	5,083	4,14	4,88

Существуют значительные различия в площади классов со слабо и средне развитой растительностью в пределах растров 2017 и 2018 гг., тогда как классы с очень слабо развитой растительностью, а также развитой и хорошо развитой растительностью имеют незначительные различия – 1,45, 2,11 и 1,91 % соответственно.

Следует отметить и тот факт, что нами предпринята попытка осуществить моделирование для локальной территории, тогда как в большинстве известных исследований прогноз выполнялся для значительных площадей либо отдельных административно-территориальных единиц. Также отметим, что попытка выполнить прогноз только для участка, занятого многолетней бобовой культурой, не увенчалась успехом, что свидетельствует о том, что существуют определенные ограничения в отношении площади распространения прогноза.

Цепь Маркова – это последовательность случайных событий с конечным или счетным числом исходов, характеризующаяся тем, что при фиксированном настоящем будущее независимо от прошлого. Процесс в каждый момент времени находится в одном из n состояний, при этом если он находится в состоянии с номером i , то он перейдет в состояние j с вероятностью p_{ij} . Матрицу $P = \|p_{ij}\|$ называют матрицей переходов [28].

На основании данных табл. 1, 2 была построена матрица начального состояния $S(0)$, которая имеет такой вид (2):

$$S(0) = \begin{bmatrix} 17,67 \\ 22,95 \\ 10,65 \\ 14,09 \\ 19,42 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} NDVI\ 0.15 - 0.30 \\ NDVI\ 0.31 - 0.36 \\ NDVI\ -0.37 - 0.50 \\ NDVI\ -0.51 - 0.60 \\ NDVI\ -0.61 - 0.77 \end{bmatrix}. \quad (2)$$

Следующим этапом исследований являлось построение матрицы вероятности перехода из одного состояния растительности в другое. Для этого посредством использования функциональных возможностей ArcGIS версии 10.5 было выполнено наложение растров 2017 и 2018 гг. и определение областей их взаимного пересечения. Полученные значения были извлечены из атрибутивных таблиц растров и экспортированы в таблицу Excel. Далее они преобразовывались в матрицу перехода площадей с различной степенью развития растительности (табл. 3).

Т а б л и ц а 3. Матрица переходов площадей с различной степенью развития растительного покрова, га/год
T a b l e 3. Matrix of transitions of areas with different degree of vegetation cover development, ha/year

Степень развития растительного покрова	Степень развития растительного покрова					Общая площадь
	очень слабо развитый	слабо развитый	средне развитый	развитый	хорошо развитый	
2017 г.	2018 г.					
Очень слабо развитый	2,3715	0,8759	1,4494	3,5299	9,3446	17,5713
Слабо развитый	8,7126	1,7573	0,9223	2,3073	9,4707	23,1702
Средне развитый	5,3155	1,5312	0,8267	0,7772	1,8356	10,2863
Развитый	0,0833	0,5346	10,9768	2,2667	0,0682	13,9296
Хорошо развитый	–	0,0387	12,4512	6,6845	0,3597	19,5341
Общая площадь	16,4828	4,7378	26,6265	15,5656	21,0788	84,4914

Полученная матрица пересчитывалась в матрицу вероятности переходов площадей с различной степенью развития растительного покрова в тот или иной класс (табл. 4).

Исходя из значений полученной матрицы можно предположить, что существует более высокая вероятность перехода очень слабо развитой растительности в слабо развитую, а средне развитой и развитой – в хорошо развитую. Существует также риск перехода хорошо развитой растительности в слабо развитую и отсутствует возможность перехода очень слабо развитой растительности в хорошо развитую.

Т а б л и ц а 4. Матрица вероятности переходов площадей с различной степенью развития растительного покрова ($n = 0$)

T a b l e 4. Matrix of probability of transitions of areas with different degree of vegetation cover development ($n = 0$)

Степень развития растительного покрова	Степень развития растительного покрова				
	очень слабо развитый	слабо развитый	средне развитый	развитый	хорошо развитый
2017 г.	2018 г.				
Очень слабо развитый	0,143875	0,528585	0,322489	0,005051	0
Слабо развитый	0,184886	0,370909	0,323199	0,112836	0,008169
Средне развитый	0,054433	0,034638	0,031049	0,412253	0,467626
Развитый	0,226778	0,148231	0,049930	0,145621	0,429439
Хорошо развитый	0,443318	0,449301	0,087082	0,003237	0,017062

На завершающем этапе выполняли прогноз развития растительности в 2019 г., для чего применялись матрицы начального состояния и вероятности перехода из одного состояния в другое. При оценке точности выполненного прогноза были использованы фактические и предсказанные значения площадей с той или иной степенью развития растительности, а для тестирования прогнозной модели использовали критерий χ^2 (табл. 5).

Максимальная абсолютная ошибка была характерна для прогнозирования площадей со средне развитой, развитой и хорошо развитой растительностью. Объяснением этому факту может служить то, что в процессе распознавания растров с вегетационным индексом NDVI методом главных компонент довольно трудно идентифицировать эти классы, поскольку спектральные яркости для них находятся в довольно близком диапазоне. Улучшить качество распознавания возможно посредством выполнения предварительной сегментации растра и последующего применения машинного обучения при его классификации.

Т а б л и ц а 5. Результаты оценки точности прогнозной модели развития растительного покрова, га

T a b l e 5. Results of estimation of accuracy of prediction model for vegetation cover development, ha

Степень развития растительного покрова	Предсказанное значение (Y')	Фактическое значение (Y)	Абсолютная ошибка (Y' - Y)	(Y' - Y) ²
Очень слабо развитый	21,61	19,26	-2,35	5,54
Слабо развитый	19,89	20,35	0,46	0,21
Средне развитый	34,83	32,22	-2,61	6,83
Развитый	4,31	9,07	4,76	22,62
Хорошо развитый	4,14	6,78	2,64	6,98

$\chi^2_{\text{эмпирич}} = 0,401$; $\chi^2_{\text{критич}} = 9,488$

Выводы

1. Использование данных дистанционного зондирования среднего разрешения и функциональных возможностей ГИС-технологий позволяет создавать адекватные прогнозные модели развития растений на локальных территориях с использованием цепей Маркова.

2. Пространственное разрешение данных ДЗЗ и метод их классификации непосредственно влияют на прогнозную точность моделей, в частности, при прогнозировании площадей, близких по уровню развития классов растительности.

3. Процесс прогнозирования продуктивности растений должен включать следующие этапы: получение растрового изображения; классификация растра и преобразование его в векторный слой; построение матриц начального состояния и вероятности перехода.

4. Дальнейшие исследования следует сосредоточить в направлении проверки пригодности для целей моделирования на основе цепей Маркова данных ДЗЗ высокого и сверхвысокого разрешения, полученных с беспилотных летательных аппаратов с целью оценки валибельности полученных моделей продуктивности культур в производственных условиях.

Результаты выполненного исследования могут быть использованы при разработке методики прогнозирования, при непосредственном прогнозировании урожайности прежде всего плотно-покровных сельскохозяйственных культур, а также для оценки продуктивности пастбищ и создания эффективных пастбищеоборотов.

Список использованных источников

1. Мыслыва, Т.Н. Производственный потенциал сельскохозяйственных земель сельскохозяйственных организаций Могилевской области и его рациональное использование / Т.Н. Мыслыва, А.В. Колмыков, П.В. Другаков // Вестн. Белорус. гос. с.-х. акад. – 2016. – №4. – С. 81–88.
2. Ильина, З.М. Национальная продовольственная безопасность и безопасность человека / З.М. Ильина // Вестн. Нац. акад. наук Беларуси. Сер. аграр. наук. – 2004. – №4. – С. 15–20.
3. Прогнозирование урожайности сельскохозяйственных культур: перспективы использования искусственных нейронных сетей / А.И. Шакирин [и др.] // Переработка и управление качеством сельскохозяйственной продукции : сб. ст. III Междунар. науч.-практ. конф., Минск, 23–24 марта 2017 г. / Белорус. гос. аграр. техн. ун-т ; под общ. ред. В.Я. Груданова. – Минск, 2017. – С. 248–250.
4. Прогнозирование урожайности сельскохозяйственных культур на основе спутниковых данных: возможности и перспективы / И.Ю. Савин [и др.] // Современ. проблемы дистанц. зондирования Земли из космоса. – 2010. – Т. 7, №3. – С. 275–285.
5. Trenz, O. Agricultural data prediction by means of neural network / O. Trenz, J. Šťastný, V. Konečný // Agr. Economics. – 2011. – Vol. 57, N 7. – P. 356–361. <https://doi.org/10.17221/108/2011-agricecon>
6. Manjula, E. A model for prediction of crop yield / E. Manjula, S. Djodiltachoumy // Intern. J. of Computational Intelligence a. Informatics. – 2017. – Vol. 6, N 4. – P. 298–305.
7. Ghosh, S. Machine learning for soil fertility and plant nutrient management / S. Ghosh, S. Koley // Intern. J. on Recent a. Innovation Trends in Computing. – 2014. – Vol. 2, N 2. – P. 292–297.
8. Crane-Droesch, A. Machine learning methods for crop yield prediction and climate change impact assessment in agriculture / A. Crane-Droesch // Environmental Research Letters. – 2018. – Vol. 13, N 11. – Art. 114003. <https://doi.org/10.1088/1748-9326/aae159>
9. Khaki, S. Crop yield prediction using deep neural networks / S. Khaki, L. Wang // Frontiers in Plant Science. – 2019. – Vol. 10. – Art. 621. <https://doi.org/10.3389/fpls.2019.00621>
10. Machine learning in agriculture: a review / K.G. Liakos [et al.] // Sensors. – 2018. – Vol. 18, N 8. – Art. 2674. <https://doi.org/10.3390/s18082674>
11. Petersen, L. K. Real-time prediction of crop yields from MODISr relative vegetation health: a continent-wide analysis of Africa / L. K. Petersen // Remote Sensing. – 2018. – Vol. 10, N 11. – Art. 1726. <https://doi.org/10.3390/rs10111726>

12. Crop yield assessment from remote sensing / P.C. Doraiswamy [et al.] // Photogrammetric Engineering and Remote Sensing. – 2003. – Vol. 69, N 6. – P. 665–674. <https://doi.org/10.14358/pers.69.6.665>
13. Ennouri, K. Remote sensing: an advanced technique for crop condition assessment / K. Ennouri, A. Kallel // Math. Problems in Engineering. – 2019. – Vol. 2019. – P. 1–8. <https://doi.org/10.1155/2019/9404565>
14. Crop monitoring using vegetation and thermal indices for yield estimates: case study of a rainfed cereal in semi-arid West Africa / L. Leroux [et al.] // IEEE J. of Selected Topics in Appl. Earth Observations and Remote Sensing. – 2016. – Vol. 9, N 1. – P. 347–362. <https://doi.org/10.1109/jstars.2015.2501343>
15. Remote sensing of agriculture – South/Southeast Asia research initiative special issue / K.P. Vadrevu [et al.] // Intern. J. of Remote Sensing. – 2019. – Vol. 40, N 21. – P. 8071–8075. <https://doi.org/10.1080/01431161.2019.1617507>
16. Insua, J.R. Estimation of spatial and temporal variability of pasture growth and digestibility in grazing rotations coupling unmanned aerial vehicle (UAV) with crop simulation models / J.R. Insua, S.A. Utsumi, B. Basso // PLoS One. – 2019. – Vol. 14, N 3. – P. e0212773. <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0212773>
17. Wachendorf, M. Remote sensing as a tool to assess botanical composition, structure, quantity and quality of temperate grasslands / M. Wachendorf, T. Fricke, T. Möckel // Grass Forage Science. – 2018. – Vol. 73, N 1. – P. 1–14. <https://doi.org/10.1111/gfs.12312>
18. A new SPOT4-vegetation derived land cover map of Northern Eurasia / S.A. Bartalev [et al.] // Intern. J. of Remote Sensing. – 2003. – Vol. 24, N 9. – P. 1977–1982. <https://doi.org/10.1080/0143116031000066297>
19. Степанов, А. С. Прогнозирование урожайности сельскохозяйственных культур на основе данных дистанционного зондирования Земли (на примере сои) / А. С. Степанов // Вычисл. технологии. – 2019. – Т. 24, N 6. – С. 125–133. <https://doi.org/10.25743/ICT.2019.24.6.015>
20. Брыксин, В. М. Прогнозирование урожайности зерновых культур на основе данных дистанционного зондирования и моделирования биопродуктивности / В. М. Брыксин, А. В. Евтюшкин, Н. В. Рычкова // Изв. Алт. гос. ун-та. – 2010. – N 1–2 (65). – С. 89–93.
21. A Markov chain approach to crop yield forecasting / J.H. Matis [et al.] // Agr. Systems. – 1985. – Vol. 18, N 3. – P. 171–187. [https://doi.org/10.1016/0308-521x\(85\)90030-7](https://doi.org/10.1016/0308-521x(85)90030-7)
22. An integrated, probabilistic model for improved seasonal forecasting of agricultural crop yield under environmental uncertainty / N.K. Newlands [et al.] // Frontiers in Environmental Science. – 2014. – Vol. 2. – Art. 17. <https://doi.org/10.3389/fenvs.2014.00017>
23. Li, B. Forecast of maize production in Henan province / B. Li, X. Zhu // Amer. J. of Plant Sciences. – 2018. – Vol. 9, N 11. – P. 2276–2286. <https://doi.org/10.4236/ajps.2018.911164>
24. Markov chain based crop forecast modeling software / R.M. Patel, R.C. Goyal, V. Ramasubramanian, S. Marwaha // J. of the Ind. Soc. of Agr. Statistics. – 2013. – Vol. 67, N 3. – P. 371–379.
25. Using Markov chains to analyze changes in wetland trends in arid Yinchuan Plain, China / R. Zhang [et al.] // Math. A. Computer Modelling. – 2011. – Vol. 54, N 3–4. – P. 924–930. <https://doi.org/10.1016/j.mcm.2010.11.017>
26. Land use and cover change simulation and prediction in Hangzhou city based on CA-Markov model / Y. Tian [et al.] // Intern. Proc. of Chem., Biol. and Environmental Engineering. – 2015. – Vol. 90. – P. 108–113. <https://doi.org/10.7763/IPCBE.2015.V90.17>
27. Черепанов, А. С. Вегетационные индексы / А. С. Черепанов // Геомадика. – 2011. – № 2. – С. 98–102.
28. Марков, А. А. Распространение закона больших чисел на величины, зависящие друг от друга / А. А. Марков // Изв. физ.-мат. о-ва при Казан. ун-те. Сер. 2. – 1906. – Т. 15. – С. 135–156.

References

1. Myslyva T. N., Kolmykov A. V., Drugakov P.V. The production potential of agricultural lands of agricultural organizations of Mogilev region and its rational use. *Vestnik Belorusskoi gosudarstvennoi sel'skokhozyaistvennoi akademii = Bulletin of the Belarussian State Agricultural Academy*, 2016, no. 4, pp. 81–88 (in Russian).
2. Il'ina Z.M. National food safety and person safety. *Vestsi Natsyyanal'nai akademii navuk Belarusi. Seryya agrarnykh navuk = Proceedings of the National Academy of Sciences of Belarus. Agrarian series*, 2004, no. 4, pp. 15–20 (in Russian).
3. Shakirin A. I., L'vova O. M., Bogdanovich A. I., Gorokhovik Ya.V. Yield forecasting of agricultural crops: prospects for use of artificial neural networks. *Pererabotka i upravlenie kachestvom sel'skokhozyaistvennoi produktsii: sbornik statei III Mezhdunarodnoi nauchno-prakticheskoi konferentsii, Minsk, 23-24 marta 2017 g.* [Processing and quality management of agricultural products: a collection of articles of the III international scientific and practical conference, Minsk, March 23–24, 2017]. Minsk, 2017, pp. 248–250 (in Russian).
4. Savin I. Yu., Bartalev S. A., Lupyay E. A., Tolpin V. A., Khvostikov S.A. Crop yield forecasting based on satellite data: opportunities and perspectives. *Sovremennyye problemy distantsionnogo zondirovaniya Zemli iz kosmosa = Current Problems in Remote Sensing of the Earth from Space*, 2010, vol. 7, no. 3, pp. 275–285 (in Russian).
5. Trenz O., Štastný J., Konečný V. Agricultural data prediction by means of neural network. *Agricultural Economics*, 2011, vol. 57, no. 7, pp. 356–361. <https://doi.org/10.17221/108/2011-agricecon>
6. Manjula E., Djodiltachoumy S. A model for prediction of crop yield. *International Journal of Computational Intelligence and Informatics*, 2017, vol. 6, no. 4, pp. 298–305.
7. Ghosh S., Koley S. Machine learning for soil fertility and plant nutrient management. *International Journal on Recent and Innovation Trends in Computing*, 2014, vol. 2, no. 2, pp. 292–297.
8. Crane-Droesch A. Machine learning methods for crop yield prediction and climate change impact assessment in agriculture. *Environmental Research Letters*, 2018, vol. 13, no. 11, art. 114003. <https://doi.org/10.1088/1748-9326/aae159>
9. Khaki S., Wang L. Crop yield prediction using deep neural networks. *Frontiers in Plant Science*, 2019, vol. 10, art. 621. <https://doi.org/10.3389/fpls.2019.00621>
10. Liakos K. G., Busato P., Moshou D., Pearson S., Bochtis D. Machine learning in agriculture: a review. *Sensors*, 2018, vol. 18, no. 8, art. 2674. <https://doi.org/10.3390/s18082674>

11. Petersen L.K. Real-time prediction of crop yields from MODIS relative vegetation health: a continent-wide analysis of Africa. *Remote Sensing*, 2018, vol. 10, no. 11, art. 1726. <https://doi.org/10.3390/rs10111726>
12. Doraiswamy P. C., Moulin S., Cook P. W., Stern A. Crop yield assessment from remote sensing. *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, 2003, vol. 69, no. 6, pp. 665-674. <https://doi.org/10.14358/pers.69.6.665>
13. Ennouri K., Kallel A. Remote sensing: an advanced technique for crop condition assessment. *Mathematical Problems in Engineering*, 2019, vol. 2019, pp. 1-8. <https://doi.org/10.1155/2019/9404565>
14. Leroux L., Baron C., Zoungrana B., Traore S. B., Lo Seen D., Begue A. Crop monitoring using vegetation and thermal indices for yield estimates: case study of a rainfed cereal in semi-arid West Africa. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 2016, vol. 9, no. 1, pp. 347-362. <https://doi.org/10.1109/jstars.2015.2501343>
15. Vadrevu K. P., Dadhwal V. K., Gutman G., Justice C. Remote sensing of agriculture – South/Southeast Asia research initiative special issue. *International Journal of Remote Sensing*, 2019, vol. 40, no. 21, pp. 8071-8075. <https://doi.org/10.1080/01431161.2019.1617507>
16. Insua J. R., Utsumi S. A., Basso B. Estimation of spatial and temporal variability of pasture growth and digestibility in grazing rotations coupling unmanned aerial vehicle (UAV) with crop simulation models. *PLoS ONE*, 2019, vol. 14, no. 3, p. e0212773. <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0212773>
17. Wachendorf M., Fricke T., Möckel T. Remote sensing as a tool to assess botanical composition, structure, quantity and quality of temperate grasslands. *Grass Forage Science*, 2018, vol. 73, no. 1, pp. 1-14. <https://doi.org/10.1111/gfs.12312>
18. Bartalev S. A., Belward A. S., Erchov D. V., Isaev A. S. A new SPOT4-vegetation derived land cover map of Northern Eurasia. *International Journal of Remote Sensing*, 2003, vol. 24, no. 9, pp. 1977-1982. <https://doi.org/10.1080/0143116031000066297>
19. Stepanov A. S. Forecasting of crop yields based on Earth remote sensing data (using soybeans as an example). *Vychislitel'nye tekhnologii = Computational Technologies*, 2019, vol. 24, no. 6, pp. 125-133. <https://doi.org/10.25743/ICT.2019.24.6.015>
20. Bryksin V. M., Evtyushkin A. V., Rychkova N. V. Forecasting of grain crops productivity on basis of the remote sounding data and bio-productivity modeling. *Izvestiya Altaiskogo gosudarstvennogo universiteta = Izvestiya of Altai State University*, 2010, no. 1-2 (65), pp. 89-93 (in Russian).
21. Matis J. H., Saito T., Grant W. E., Iwig W. C., Ritchie J. T. A Markov chain approach to crop yield forecasting. *Agricultural Systems*, 1985, vol. 18, no. 3, pp. 171-187. [https://doi.org/10.1016/0308-521x\(85\)90030-7](https://doi.org/10.1016/0308-521x(85)90030-7)
22. Newlands N. K., Zamar D. S., Kouadio L. A., Zhang Y., Chipanshi A., Potgieter A., Toure S., Hill H. S. J. An integrated, probabilistic model for improved seasonal forecasting of agricultural crop yield under environmental uncertainty. *Frontiers in Environmental Science*, 2014, vol. 2, art. 17. <https://doi.org/10.3389/fenvs.2014.00017>
23. Li B., Zhu X. Forecast of maize production in Henan province. *American Journal of Plant Sciences*, 2018, vol. 9, no. 11, pp. 2276-2286. <https://doi.org/10.4236/ajps.2018.911164>
24. Patel R. M., Goyal R. C., Ramasubramanian V., Marwaha S. Markov chain based crop forecast modeling software. *Journal of the Indian Society of Agricultural Statistics*, 2013, Vol. 67, no. 3, pp. 371-379.
25. Zhang R., Tang C., Ma S., Yuan H., Gao L., Fan W. Using Markov chains to analyze changes in wetland trends in arid Yinchuan Plain, China. *Mathematical and Computer Modelling*, 2011, vol. 54, no. 3-4, pp. 924-930. <https://doi.org/10.1016/j.mcm.2010.11.017>
26. Tian Y., Xia Y., Zhou L., Li D. Land use and cover change simulation and prediction in Hangzhou city based on CA-Markov model. *International Proceedings of Chemical, Biological and Environmental Engineering*, 2015, vol. 90, pp. 108-113. <https://doi.org/10.7763/IPCBE.2015.V90.17>
27. Cherepanov A. S. Vegetation indices. *Geomatika = Geomatics*, 2011, no. 2, pp. 98-102 (in Russian).
28. Markov A. A. Extending the law of large numbers for variables that are dependent of each other. *Izvestiya fiziko-matematicheskogo obshchestva pri Kazanskom universitete. Seriya 2* [Bulletin of the Physics and Mathematics Society of Kazan University. Series 2], 1906, vol. 15, pp. 135-156 (in Russian).

Информация об авторах

Мыслыва Тамара Николаевна – доктор с.-х. наук, зав. кафедрой геодезии и фотограмметрии, Белорусская государственная сельскохозяйственная академия (ул. Мичурина, 5, 213407, Горки, Могилевская обл., Республика Беларусь). E-mail: byrty41@yahoo.com

Бушуева Вера Ивановна – доктор с.-х. наук, профессор кафедры селекции и генетики, Белорусская государственная сельскохозяйственная академия (ул. Мичурина, 5, 213407, Горки, Могилевская обл., Республика Беларусь). E-mail: vibush@mail.ru

Волынцова Виктория Андреевна – аспирант кафедры селекции и генетики, Белорусская государственная сельскохозяйственная академия (ул. Мичурина, 5, 213407, Горки, Могилевская обл., Республика Беларусь). E-mail: shpurgalova_vikt@mail.ru

Information about author

Tamara N. Myslyva - D. Sc. (Agriculture). Belarusian State Agricultural Academy (5 Michurina Str., Gorki, Mogilev Region 213407, Republic of Belarus). E-mail: byrty41@yahoo.com

Vera I. Bushueva - D. Sc. (Agriculture). Belarusian State Agricultural Academy (5 Michurina Str., Gorki, Mogilev Region 213407, Republic of Belarus). E-mail: vibush@mail.ru

Viktoria A. Valyntsava - Graduate Student (Agriculture). Belarusian State Agricultural Academy (5 Michurina Str., Gorki, Mogilev Region 213407, Republic of Belarus). E-mail: shpurgalova_vikt@mail.ru