

Гидрометеорология и экология. 2023. №73. С. 632—643.  
Hydrometeorology and Ecology. 2023;(73):632—643.

## ***МЕТЕОРОЛОГИЯ***

---

Научная статья  
УДК 631.559.2:551.50  
doi: 10.33933/2713-3001-2023-73-632-643

### **Оценка состояния сельскохозяйственных культур и прогноз их урожайности с использованием наземной и спутниковой информации**

***Александр Дмитриевич Клещенко, Ольга Владимировна Савицкая,  
Олег Владимирович Вирченко***

Всероссийский научно-исследовательский институт сельскохозяйственной  
метеорологии, Обнинск, Россия, cxm-dir@obninsk.ru

*Аннотация.* Представлены результаты исследований по разработке методов и технологий мониторинга состояния и оценки урожайности посевов зерновых культур на основе комплексирования спутниковой (вегетационные индексы) и наземной метеорологической информации, полученной со станций Росгидромета. На основе корреляционно-регрессионного анализа и метода главных компонент были разработаны соответствующие регрессионные модели, проверка которых показала хорошую сходимость между рассчитанными и фактическими данными.

*Ключевые слова:* урожайность, вегетационные индексы, метеорологическая информация, кластеризация, состояние посевов.

*Для цитирования:* Клещенко А. Д., Савицкая О. В., Вирченко О. В. Оценка состояния сельскохозяйственных культур и прогноз их урожайности с использованием наземной и спутниковой информации // Гидрометеорология и экология. 2023. № 73. С. 632—643. doi: 10.33933/2713-3001-2023-73-632-643.

## ***METEOROLOGY***

---

Original article

### **Assessment of the state of agricultural crops and forecast their yields using ground and satellite information**

***Alexander D. Kleshchenko, Olga V. Savitskaya, Oleg V. Virchenko***

National Research Institute of Agricultural Meteorology, Obninsk, Russia, cxm-dir@obninsk.ru

*Summary.* Estimations for grain crops state condition as well as their yield on the base of aggregation for remote sensing (vegetation indices) and ground meteorological information from Roshydromet agro-

meteorological stations are presented. Radiometer VIIRS from Suomi NPP satellite (four spectral channels with 375 m spatial resolution) provides data. Auxiliary information includes administrative regions and districts boundaries and underlying surface results classification according to the MODIS radiometer from Aqua and Terra satellites, and so others. The work of the technology includes the following basic procedures: the cloud free composition of satellite image from a decade period, the selection of pixels corresponding to the arable land, spectral signals normalization to a single interval, NDVI calculation, the use of a clustering procedure that allows evaluating different crops conditions. The results are presented in the form of cartograms, where crops with “bad”, “satisfactory” and “good” conditions are reflected in different colors. The vegetation indices NDVI and VCI are used as satellite information when grain crops yield assessing. Agrometeorological information is presented by the following parameters: average decadal values of temperatures and humidity deficiency, the sum of precipitation over a decade and the Selyaninov hydrometric coefficient. Correlation and regression analysis and the principal component method are used at research methods. Using correlation analysis, the links between meteorological, satellite parameters and the yield of grain crops are revealed. The principal component method allowed solving the problem of the presence of a high correlation interdependence between the variables under consideration. Corresponding regression models were obtained between the grain crops yield grain crops and meteorological and satellite parameters. Regression models were tested. The results of the calculations showed the advantage of regression on the main components in comparison with regression on the initial data.

*Keywords:* yield, vegetation indices, meteorological information, clustering, crop state.

*For citation:* Kleshchenko A. D., Savitskaya O. V., Virchenko O. V. Assessment of the state of agricultural crops and forecast their yields using ground and satellite information. *Gidrometeorologiya i Ekologiya = Journal of Hydrometeorology and Ecology*. 2023;(73):632—643. (In Russ.). doi: 10.33933/2713-3001-2023-73-632-643.

## Введение

Своевременное обнаружение неблагоприятных условий, влияющих на рост и развитие посевов сельскохозяйственных культур, регулярная оценка их состояния и ожидаемой урожайности является одной из важнейших задач сельскохозяйственного мониторинга. В последние десятилетия для этих целей стала широко использоваться спутниковая информация различного пространственного разрешения. Это связано с существенным прогрессом в создании спутниковых систем и достаточно удобным доступом к получению информации. Кроме того, быстрое развитие производительности компьютерных систем позволяет в оперативном режиме обрабатывать большие объёмы информации.

Целью статьи является представление результатов исследования по вопросам оценки состояния и урожайности посевов зерновых культур на основе комплексирования спутниковой и наземной метеорологической информации.

## Методы исследования

В работе представлено описание технологий оценки состояния и урожайности зерновых культур на основе интеграции спутниковых и метеорологических данных. В качестве методов исследований в технологии мониторинга состояния посевов зерновых культур использовался кластерный анализ, для ежедекадной оценки ожидаемой урожайности зерновых культур применялись корреляционный, регрессионный анализ и метод главных компонент.

Из методов кластерного анализа использовалась процедура многомерной неконтролируемой кластеризации, основанная на минимизации суммы сумм

квадратов евклидовых расстояний элементов кластеров от их центров. Эта процедура применялась для идентификации сельскохозяйственных объектов [1].

На основе корреляционного анализа проводилось выявление связей между метеорологическими, спутниковыми параметрами и урожайностью зерновых культур. С помощью метода главных компонент решалась задача сжатия информации и перехода в новую систему безразмерных ортогональных переменных. Регрессионный анализ применялся для построения статистических моделей связи урожайности зерновых культур с метеорологическими и спутниковыми параметрами.

### **Технология мониторинга состояния посевов зерновых культур**

Во ВНИИСХМ Росгидромета работы по созданию технологий мониторинга состояния посевов сельскохозяйственных культур были начаты в конце 80-х годов прошлого века, а с начала текущего века ведутся исследования по разработке методов оценки их урожайности [1, 2].

В первом варианте технологии ежелектродекадной оценки состояния в качестве входной информации использовались результаты спектрометрических измерений с радиометра «AVHRR». И хотя пространственное разрешение этой информации достаточно низкое (1,1 км), но доступность и оперативность получения данных, широта захвата территории, достаточная частота съёмки, надёжность и др. привели к ее широкому распространению в России и многих других странах. В настоящее время в качестве основного информационного источника используются данные с радиометра VIIRS ИСЗ Suomi NPP (четыре спектральных канала с пространственным разрешением 375 м, более высоким, чем у AVHRR). В качестве показателя, характеризующего состояние посевов сельскохозяйственных структур, используется широко известный вегетационный индекс NDVI (Normalized Difference Vegetation Index) [3], представляющий собой частное от деления разности между коэффициентом отражения в красном и ближнем инфракрасном участках спектра к их сумме. В качестве вспомогательной информации используются контуры административных образований и результаты классификации подстилающей поверхности по данным радиометра MODIS ИСЗ Aqua и Terra, называемые масками [4].

Задачи технологии мониторинга состояния посевов зерновых культур состоят из следующих этапов:

- получение композитов (среднее спутниковое изображение за декаду, составленное из фрагментов снимков без облачности, представляется ФГБУ «НИЦ «Планета»);
- выделение на изображении пикселей, соответствующих пашне, по результатам классификации подстилающей поверхности [4];
- определение минимальных и максимальных спектральных значений выделенных пикселей;
- нормализация (приведение к интервалу 0,0 – 1,0) и расчет NDVI;
- применение к этим пикселям процедуры кластеризации на 19 кластеров по критерию минимизации внутри кластерной дисперсии, что позволяет достаточно надёжно выделить почву без посева и сами посевы;

— выделение посевов с «хорошим», «удовлетворительным» и «плохим» состоянием посевов с учетом данных кластеризации и результатов наблюдений на сети агрометеорологических станций Росгидромета.

Ранее нами были проведены многочисленные исследования по оценке зависимости отражательных характеристик посевов сельскохозяйственных культур от их параметров состояния (густота стояния, растительная масса, площадь листовой поверхности) и урожайности в различные периоды вегетации. Это позволило установить критерии значений вегетационного индекса (кластеры), соответствующие посевам с плохим состоянием (с ожидаемой урожайностью менее 80 % от средней многолетней), с удовлетворительным (с урожайностью 80—115 % от средней многолетней) и с хорошим (с урожайностью более 115 % от средней многолетней). Таким образом, на выходе системы формируются картосхемы распределения зерновых культур с различным состоянием. Кроме того, на картосхеме отражаются территории, занятые водой, лесом и прочими землями. Полученные карты ежедневно оценивают состояние зерновых культур в разрезе субъектов, федеральных округов и России в целом регулярно передаются оперативным подразделениям УГМС и ГМЦ РФ для агрометеорологического обеспечения сельскохозяйственных организаций.

В качестве примера на рис. 1 приведена оценка состояния посевов по Ростовской области на конец мая 2022 года.

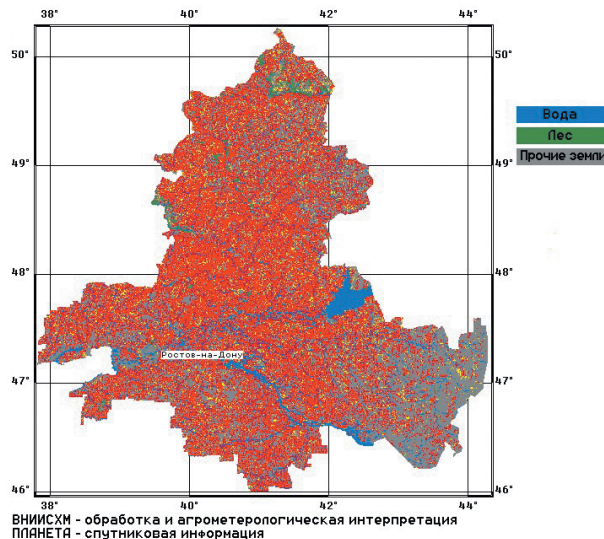


Рис. 1. Оценка состояния сельскохозяйственных культур за третью декаду мая 2022 года по Ростовской области (90 % — хорошее состояние, выделено красным цветом, 10 % — удовлетворительное состояние, желтый цвет).

Fig. 1. The agricultural crops state assessment for the 3rd decade of May 2022 in the Rostov region (90% — good condition — red, 10% — satisfactory condition — yellow).

### Технология еженедельной оценки ожидаемой урожайности зерновых культур

Кроме технологии оценки состояния во ВНИИСХМ разработаны технологии еженедельной оценки ожидаемой урожайности зерновых культур на основе интеграции наземной метеорологической и спутниковой информации [2].

На начальном этапе в качестве основного подхода использовался корреляционно-регрессионный анализ. С его помощью строились статистические модели в виде уравнений регрессии, характеризующих зависимость урожайности от метеорологических и спутниковых параметров. Следует отметить, что регрессионные уравнения разрабатывались для агроклиматических групп районов. Районы объединялись в группы на основе карты агроклиматического районирования, разработанной Д. И. Шашко [5]. Все параметры были центрированы на среднее значение и нормированы на среднеквадратическое отклонение. В качестве примера в таблице 1 представлены многомерные регрессионные уравнения для групп районов Волгоградской области, полученных за период с 2012 г. по 2021 г.

Таблица 1

Регрессионные уравнения для групп районов Волгоградской области, полученных за период с 2012 г. по 2021 г.

Regression equations for groups of districts of the Volgograd region obtained for the period from 2012 to 2021.

Группа по Д. И. Шашко	Декада	Уравнение	R	Длина ряда
1	1 декада мая	$y = f(NDVI, T_3)$	0,79	133
2		$y = f(NDVI, D_3)$	0,77	159
3		$y = f(VCI)$	0,58	26
1	2 декада мая	$y = f(NDVI, D, ГТК)$	0,81	133
2		$y = f(NDVI, D_3, ГТК)$	0,82	159
3		$y = f(O_3, VCI)$	0,73	26
1	3 декада мая	$y = f(D_3, NDVI, T)$	0,81	133
2		$y = f(NDVI, D_3, D)$	0,81	159
3		$y = f(O_3, VCI)$	0,71	26
1	1 декада июня	$y = f(T_3, NDVI)$	0,70	133
2		$y = f(D_3, VCI)$	0,75	159
3		$y = f(ГТК, VCI)$	0,75	26

*Примечание.*  $y$  — урожайность озимой пшеницы (ц/га), NDVI — вегетационный индекс, VCI — индекс вегетационных условий, D — среднедекадный дефицит влажности воздуха (гПа),  $D_3$  — средний дефицит влажности воздуха за 3 декады (гПа), T — средняя декадная температура воздуха (°C),  $T_3$  — средняя температура воздуха за 3 декады (°C),  $O_3$  — сумма осадков за декаду (мм), ГТК — гидротермический коэффициент Селянинова, R — коэффициент множественной корреляции.

Как видно из таблицы 1, для всех исследуемых декад и групп наблюдаются высокие коэффициенты множественной корреляции, что свидетельствует о высокой связи урожайности со спутниковыми и метеорологическими параметрами. Отметим, что в большинстве случаев в уравнения регрессии включен метеорологический и один спутниковый параметр. Включение в модель нескольких

спутниковых индексов и нескольких метеорологических параметров не представляется целесообразным, поскольку между ними присутствует высокая корреляционная зависимость, и оценки регрессии могут быть неустойчивы. Для решения этой проблемы и расширения списка входных параметров, оказывающих влияние на урожайность, использовался метод главных компонент, о котором будет рассказано ниже.

Разработанные регрессионные уравнения значимы на 5 % уровне по критерию Фишера, а коэффициенты уравнений значимы на 5 % уровне по критерию Стьюдента. Качество работы моделей оценивалось по относительной ошибке между фактическими и рассчитанными значениями урожайности. Относительная ошибка не превышала 15 % [2].

По указанным регрессионным моделям осуществлялся расчет ожидаемой урожайности на 2022 г. и строились картосхемы. Пример картосхемы рассчитанной урожайности озимой пшеницы (ц/га) для районов Волгоградской области для первой декады мая 2022 г. приведен на рис. 2. Нетрудно увидеть, что наиболее высокая урожайность ожидалась в северо-западной части области.

Однако, как упоминалось выше, из-за высокой степени взаимозависимости входных предикторов не все предикторы, оказывающие влияние на урожайность, включались в модель, что могло сказаться на результатах расчетов. При включении сильно коррелированных между собой параметров в регрессионную модель возникает проблема мультиколлинеарности, которая заключается в том, что детерминант системы нормальных линейных уравнений стремится к нулю, вследствие чего коэффициенты регрессии становятся неустойчивыми, ошибки их определения могут превышать значения самих коэффициентов. Кардинальным способом устранения этой проблемы является использование метода главных компонент (МГК). Кроме того, для расширения списка входных параметров, оказывающих влияние на ожидаемую урожайность, дополнительно применялся метод проекции на латентные структуры (ПЛС) [2, 6, 7]. МГК хорошо известен, поэтому не нуждается в объяснениях. При построении проекционного пространства, в отличие от МГК, при ПЛС моделировании учитывается связь между  $X$  (исходными параметрами) и  $Y$  (урожайностью). В методе ПЛС при проецировании данных получают новые переменные, которые наилучшим образом объясняют зависимую переменную. Эти новые переменные называются латентными переменными и являются линейной комбинацией исходных переменных. Вес в ПЛС-модели получают те исходные переменные, которые наиболее коррелированы с изменением урожайности.

В работе реализация методов МГК и ПЛС выполнена с помощью пакета Matlab.

В ходе исследования была сформирована база данных метеорологической, спутниковой и статистической информации за период с 2012 г. по 2021 г. В состав метеорологической информации включены следующие параметры: осредненные за одну и три декады температура воздуха, дефицит влажности воздуха, сумма осадков; рассчитанный по данным трех декад гидротермический коэффициент Селянинова (ГТК). В качестве данных дистанционного зондирования использовались наиболее распространенные спутниковые индексы NDVI (Normalized

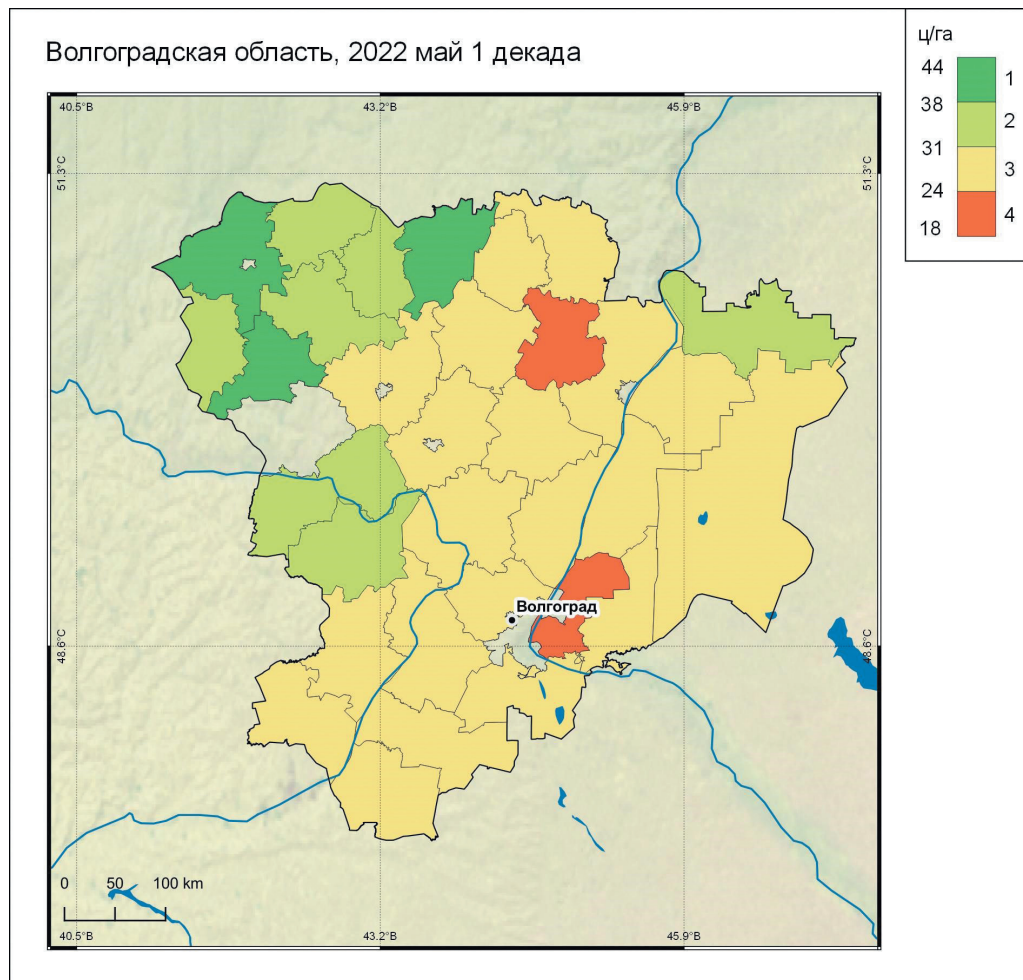


Рис. 2. Рассчитанная урожайность озимой пшеницы (ц/га) для районов Волгоградской области для первой декады мая 2022 г.

Fig. 2. Winter wheat calculated yield (c/ha) for Volgograd region districts at the first decade of May 2022.

difference vegetation index), VCI (Vegetation Condition Index). О NDVI сказано выше, а VCI является производным от индекса NDVI и представляет собой процентное отношение значений NDVI за определенное время к максимальной амплитуде изменений значений NDVI за рассматриваемый период времени [8, 9, 10]. Эти индексы рассчитаны на основе данных, полученных со спектрорадиометра Modis, и доступны на сайте ВЕГА-ПРО ИКИ РАН (<http://pro-vega.ru>). Статистическая информация представляет собой значения средней районной урожайности озимой пшеницы, доступные на сайте Федеральной службы государственной

статистики [11]. Исследования проводились в период с мая по первую декаду июня. Этот период очень важен для роста и развития озимой пшеницы. Хорошие гидротермические условия этого периода оказывают существенное влияние на урожайность зерна.

На первом этапе для выявления связей между переменными и урожайностью для каждой декады были рассчитаны корреляционные матрицы. По результатам расчетов выявлены высокие коэффициенты корреляции между урожайностью и практически всеми исследуемыми параметрами. Следует отметить, что параметры так же коррелируются между собой. Для устранения мультиколлинеарности с помощью метода главных компонент и метода проекции на латентные структуры коррелируемые переменные заменялись совокупностью новых, между которыми корреляция отсутствует. Новые переменные являются линейными комбинациями исходных параметров. Для дальнейшего анализа отбирались те компоненты, чьи собственные значения превышают единицу. Последним этапом анализа является построение уравнений регрессии с помощью МГК и ПЛС методов. В данном исследовании в качестве предикторов в уравнении регрессии в основном использовались первая и вторая главные компоненты. Эти компоненты объясняют более 90 % общей дисперсии исходных данных. Для примера в таблице 2 показано, какой процент дисперсии исходных данных объясняют первая и вторая компоненты для групп районов Волгоградской области с 1 декады мая по 1 декаду июня.

Таблица 2

Дисперсии (%) исходных данных, объясняемые первой и второй компонентами для групп районов Волгоградской области с 1 декады мая по 1 декаду июня за период 2012—2021 гг.

Variance (%) of the initial data, explained by the first and second components for groups of districts of the Volgograd region from the 1st decade of May to the 1st decade of June for the period 2012–2021

Группа по Д. И. Шашко	Декада	Дисперсия, (%)		Сумма компонент
		Номер главной компоненты		
		1	2	
1	1 декада мая	61,1	30,7	91,9
2		58,3	38,1	96,3
3		99,5	–	99,5
1	2 декада мая	85,1	11,7	96,9
2		82,0	12,4	94,4
3		76,1	23,8	99,8
1	3 декада мая	77,0	14,0	90,9
2		73,0	20,8	93,8
3		77,3	22,3	99,6
1	1 декада июня	77,8	20,3	98,1
2		77,0	18,8	95,8
3		82,2	17,5	99,7

В предыдущих наших исследованиях первая компонента определялась в основном спутниковыми индексами, вторая компонента характеризовалась



метеорологическими параметрами [2]. Однако для Волгоградской области первая компонента связана с метеорологическими параметрами, а вторая компонента — со спутниковыми. В таблице 3 в качестве примера показаны коэффициенты корреляции между исходными параметрами и главными компонентами для первой группы районов Волгоградской области в 1 декаде мая.

Таблица 3

Теснота связи между исходными параметрами и главными компонентами для первой группы районов Волгоградской области

The closeness of the relationship between the initial parameters and the main components for the first group of districts of the Volgograd region

Переменная	Номер компоненты	
	Компонента 1	Компонента 2
NDVI	-0,05	0,99
VCI	-0,09	0,99
T <sub>3</sub>	-0,88	-0,02
O <sub>3</sub>	0,97	0,04
ГТК	0,97	0,03

В таблице 4 показаны коэффициенты уравнений, полученные по МГК и ПЛС методам, для групп районов Волгоградской области за период с 2012 г. по 2021 г. Чтобы полученные уравнения было легче интерпретировать относительно исходных данных, осуществлено преобразование коэффициентов регрессии на главные компоненты в коэффициенты с исходными параметрами.

Таблица 4

Уравнения, полученные по МГК и ПЛС методам, для групп районов Волгоградской области за период с 2012 г. по 2021 г.

Equations obtained using the PCA and PLS methods for groups of districts of the Volgograd region for the period from 2012 to 2021.

Метод	Группа по Д. И. Шашко	Декада	Уравнение	R	Длина ряда
МГК	1	1 декада мая	$y = f(\text{ГТК}, O_3, T_3, \text{NDVI}, \text{VCI})$	0,83	133
ПЛС			$y = f(\text{ГТК}, O_3, \text{NDVI}, \text{VCI}, T_3)$	0,84	133
МГК	2		$y = f(\text{NDVI}, \text{VCI}, T_3, D_3)$	0,85	159
ПЛС			$y = f(\text{NDVI}, \text{VCI}, D_3, T_3)$	0,86	159
МГК	3		$y = f(\text{VCI}, \text{NDVI})$	0,76	26
ПЛС			$y = f(\text{VCI}, \text{NDVI})$	0,76	26
МГК	1	2 декада мая	$y = f(\text{ГТК}, D, T_3, \text{NDVI}, \text{VCI})$	0,88	133
ПЛС			$y = f(T_3, \text{VCI}, D, \text{ГТК}, \text{NDVI})$	0,88	133
МГК	2		$y = f(\text{VCI}, \text{NDVI}, T_3, D_3, \text{ГТК})$	0,85	159
ПЛС			$y = f(\text{NDVI}, \text{VCI}, \text{ГТК}, D_3, T_3)$	0,86	159
МГК	3		$y = f(\text{ГТК}, O_3, \text{NDVI}, \text{VCI})$	0,81	26
ПЛС			$y = f(O_3, \text{ГТК}, \text{VCI}, \text{NDVI})$	0,82	26

Окончание табл. 4

Метод	Группа по Д. И. Шашко	Декада	Уравнение	R	Длина ряда
МГК	1	3 декада мая	$y = f(T_3, D_3, NDVI, VCI, T)$	0,91	133
ПЛС			$y = f(T, NDVI, VCI, T_3, D_3)$	0,92	133
МГК	2		$y = f(D_3, T_3, D, NDVI, VCI)$	0,83	159
ПЛС			$y = f(D, NDVI, VCI, D_3, T_3)$	0,85	159
МГК	3		$y = f(ГТК, O_3, NDVI, VCI)$	0,76	26
ПЛС			$y = f(ГТК, O_3, VCI, NDVI)$	0,76	26
МГК	1	1 декада июня	$y = f(VCI, NDVI, D_3, T_3)$	0,83	133
ПЛС			$y = f(VCI, NDVI, T_3, D_3)$	0,83	133
МГК	2		$y = f(VCI, NDVI, D_3, ГТК)$	0,76	159
ПЛС			$y = f(VCI, NDVI, D_3, ГТК)$	0,76	159
МГК	3		$y = f(ГТК, O_3, NDVI, VCI)$	0,78	26
ПЛС			$y = f(ГТК, O_3, VCI, NDVI)$	0,79	26

*Примечание.* Y — урожайность озимой пшеницы (ц/га), NDVI — вегетационный индекс, VCI — индекс вегетационных условий, D — среднедекадный дефицит влажности воздуха (гПа), D<sub>3</sub> — средний дефицит влажности воздуха за 3 декады (гПа), T — средняя декадная температура воздуха (°C), T<sub>3</sub> — средняя температура воздуха за 3 декады (°C), O<sub>3</sub> — сумма осадков за декаду (мм), ГТК — гидротермический коэффициент Селянинова, R — коэффициент множественной корреляции.

При сравнении уравнений из таблиц 1 и 4 можно наблюдать, что уравнения из таблицы 4 включают большее количество предикторов, а коэффициент множественной корреляции во всех случаях превышает коэффициент множественной корреляции для уравнений из таблицы 1.

В таблице 5 в качестве примера представлена относительная ошибка рассчитанных и фактических значений урожайности озимой пшеницы с 2012 г. по 2021 г. для районов Центрально-Черноземного УГМС.

Таблица 5

Относительная ошибка (%) рассчитанных и фактических значений урожайности озимой пшеницы с 2012 г. по 2021 г. для районов Центрально-Черноземного УГМС

Relative error (%) of calculated and actual values of winter wheat yield from 2012 to 2021 for the areas of the Central Chernozem UGMS

Субъект	Группа по Д. И. Шашко	Метод							
		1 декада мая		2 декада мая		3 декада мая		1 декада июня	
		МГК	ПЛС	МГК	ПЛС	МГК	ПЛС	МГК	ПЛС
Белгородская	1	7,5	7	7,6	7,4	8,6	8,1	9,2	9,1
Липецкая	1	12,6	11,6	13,3	11,8	12,6	10,4	15,8	14,9
Курская	1	14,7	13,7	12,6	12,6	10,2	10,0	11,6	11,6
Воронежская	1	8,0	8,0	10,0	9,7	11,8	11,1	14,3	11,5
Воронежская	2	11,5	10,5	12,0	11,7	11,5	11,5	14,0	14,0

Как видно из таблицы 5, в большинстве случаев относительная ошибка расчета ожидаемой урожайности ниже при использовании метода проекции

на латентные структуры. Это связано с тем, что декомпозиция матрицы  $X$  (исходных параметров) происходит с учетом корреляции с  $Y$  (урожаем), что позволяет получить более точную модель.

### Заключение

Исследования показали, что спутниковая информация является очень важной составляющей при мониторинге состояния посевов и оценке ожидаемой урожайности зерновых культур. Разработанная технология мониторинга состояния зерновых культур позволяет ежедекадно получать карты распределения количественной оценки их состояния для территорий субъектов, федеральных округов и России в целом. Использование этой информации позволило повысить точность оценок и получить более детальную характеристику состояния посевов зерновых культур.

Разработанные технологии ежедекадной оценки ожидаемой урожайности зерновых культур позволили впервые получать информацию условий формирования урожайности на районном уровне. Подобная информация помимо повышения качества агрометеорологического обеспечения сельскохозяйственных организаций может быть использована при оценке страховых случаев, но для этого необходимы дополнительные исследования.

### Список литературы

1. Клещенко А. Д., Вирченко О. В., Савицкая О. В. Спутниковый мониторинг состояния и продуктивности посевов зерновых культур // Труды ВНИИСХМ. 2013. Вып. 38. С. 54—70.
2. Клещенко А. Д., Савицкая О. В. Оценка урожайности озимой пшеницы с использованием метода главных компонент на основе комплексирования спутниковой и наземной информации // Метеорология и Гидрология. 2021. № 12. С. 127—136. doi: 10.52002/0130-2906-2021-12-127-136.
3. Rouse J.W., Haas R.H., Schell J.A., Deering D.W. Monitoring Vegetation Systems in the Great Plains with ERTS (Earth Resources Technology Satellite) / In Proceedings of the Third Earth Resources Technology Satellite Symposium. Greenbelt. ON. Canada. 10—14 December. 1973. P. 309—317.
4. Global Map data archives: [Электронный ресурс]. Режим доступа: <https://globalmaps.github.io> (дата обращения 05.04.2023).
5. Шашко Д. И. Агроклиматическое районирование СССР. М.: Колос, 1967. 336 с.
6. Peng-Peng Zhang, Xin-Xing Zhou, Zhi-Xiang Wang et al. Using HJ-CCD image and PLS algorithm to estimate the yield of field-grown winter wheat // Scientific Reports. 2020. Vol. 10. № 5173. P. 1—10.
7. Мещерская А. В., Руховец Л. В., Юдин М. И., Яковлева Н. И. Естественные составляющие метеорологических полей. Л.: Гидрометеиздат, 1970. 199 с.
8. Kogan F. N. NOAA/AVHRR satellite data-based indices for monitoring agricultural droughts / In: Monitoring and Predicting Agricultural Drought. Oxford, University Press. 2005. P. 79—89.
9. Kogan F.N. Remote sensing of weather impact on vegetation in non-homogeneous areas // International Journal of Remote Sensing. 1990. 11. No 8. P. 1405—1419. doi:10.1080/01431169008955102.
10. Щербенко Е. В. Дистанционные методы выявления сельскохозяйственной засухи // Современные проблемы дистанционного зондирования Земли из космоса. 2007. Т.2. С. 409—419.
11. База данных показателей муниципальных образований. Федеральная служба государственной статистики: [Электронный ресурс]. Режим доступа: <https://www.gks.ru/dbscripts/munst> (дата обращения 05.04.2023).

### References

1. Kleshchenko A. D., Virchenko O. V., Savitskaya O. V. Satellite monitoring of the state and productivity of grain crops. *Trudy VNIISKhM = Proceedings of the All-Russian Research Institute of Agricultural Meteorology*. 2013; (38): (54—70). (In Russ.).

2. Kleshchenko A. D., Savitskaya O. V. Assessment of winter wheat yield using the principal component method based on the integration of satellite and ground information. *Meteorologiya i Gidrologiya = Meteorology and Hydrology*. 2021; (12): (127—136). doi: 10.52002/0130-2906-2021-12-127-136. (In Russ.).
3. Rouse J.W., Haas R.H., Schell J.A., Deering D.W. Monitoring Vegetation Systems in the Great Plains with ERTS (Earth Resources Technology Satellite) *In Proceedings of the Third Earth Resources Technology Satellite Symposium*. Greenbelt. ON. Canada. 10—14 December. 1973: 309—317.
4. Global Map data archives. Available at: <https://globalmaps.github.io> (accessed on: 05.04.2023).
5. Shashko D. I. *Agroklimaticheskoe raionirovanie SSSR = Agro-climatic zoning of the USSR*. М.: Kolos, 1967: 336 p. (In Russ.).
6. Peng-Peng Zhang, Xin-Xing Zhou, Zhi-Xiang Wang et al. Using HJ-CCD image and PLS algorithm to estimate the yield of field-grown winter wheat. *Scientific Reports*. 2020; 10(5173): 1—10.
7. Meshcherskaya A. V., Rukhovets L. V., Yudin M. I., Yakovleva N. I. *Estesvennyye sostavlyayushchie meteorologicheskikh polei = Natural components of meteorological fields*. L.: Gidrometeoizdat, 1970. 199 p. (In Russ.).
8. Kogan F. N. NOAA/AVHRR satellite data-based indices for monitoring agricultural droughts. *In: Monitoring and Predicting Agricultural Drought*. Oxford. University Press. 2005: 79—89.
9. Kogan F. N. Remote sensing of weather impact on vegetation in non-homogeneous areas. *International Journal of Remote Sensing*. 1990; 11(8):1405—1419. doi: 10.1080/01431169008955102.
10. Shcherbenko E. V. Remote methods for detecting agricultural drought. *Sovremennye problemy dstantionnogo zondirovaniya Zemli iz kosmosa = Contemporary problems of remote sensing of the Earth from space*. 2007; (2): (409—419). (In Russ.).
11. Baza dannykh pokazatelei munitsipal'nykh obrazovaniy. Federal'naya sluzhba gosudarstvennoy statistiki. Available at: <https://www.gks.ru/dbscripts/munst> (accessed on: 05.04.2023).

### Информация об авторах

*Александр Дмитриевич Клещенко*, доктор географических наук, профессор, Всероссийский научно-исследовательский институт сельскохозяйственной метеорологии, главный научный сотрудник, [sxm-dir@obninsk.ru](mailto:sxm-dir@obninsk.ru).

*Ольга Владимировна Савицкая*, кандидат географических наук, Всероссийский научно-исследовательский институт сельскохозяйственной метеорологии, научный сотрудник, [mov1985@mail.ru](mailto:mov1985@mail.ru).

*Олег Владимирович Вирченко*, кандидат физико-математических наук, Всероссийский научно-исследовательский институт сельскохозяйственной метеорологии, ведущий научный сотрудник, [v--oleg@yandex.ru](mailto:v--oleg@yandex.ru).

### Information about authors

*Alexander Dmitrievich Kleshchenko*, Dr. of Sci. (Geogr.), professor, National Research Institute of Agricultural Meteorology, chief scientific.

*Olga Vladimirovna Savitskaya*, PhD (Geogr. Sci.), National Research Institute of Agricultural Meteorology, researcher.

*Oleg Vladimirovich Virchenko*, PhD (Phys. and Math. Sci.), National Research Institute of Agricultural Meteorology, leading researcher.

**Конфликт интересов:** конфликт интересов отсутствует.

*Статья поступила 23.04.2023*

*Принята к печати после доработки 07.11.2023*

*The article was received on 23.04.2023*

*The article was accepted after revision on 07.11.2023*