

УДК: 528.8:631.559

DOI: 10.35595/2414-9179-2020-3-26-159-169

А.С. Степанов¹, Т.А. Асеева², К.Н. Дубровин³

**ПОСТРОЕНИЕ И ОЦЕНКА ТОЧНОСТИ РЕГРЕССИОННЫХ МОДЕЛЕЙ
ДЛЯ ОПРЕДЕЛЕНИЯ УРОЖАЙНОСТИ ЗЕРНОВЫХ
И ЗЕРНОБОБОВЫХ КУЛЬТУР НА ОСНОВЕ ДАННЫХ
ДИСТАНЦИОННОГО ЗОНДИРОВАНИЯ ЗЕМЛИ
И КЛИМАТИЧЕСКИХ ХАРАКТЕРИСТИК**

АННОТАЦИЯ

Урожайность сельскохозяйственных культур находится в строгой зависимости от природно-климатических условий региона выращивания, при этом специфичность погодных условий южной части Дальнего Востока обуславливает необходимость анализа большого числа факторов при построении прогнозной регрессионной модели. В статье на примере Черниговского района Приморского края представлены регрессионные модели для оценки среднерайонной урожайности основных сельскохозяйственных культур территории: сои, пшеницы яровой, ячменя и овса. В период с 2012 по 2018 гг. суммарная посевная площадь этих культур составляла от 78 до 86 % общей площади пахотных земель Черниговского района. В качестве независимых переменных регрессионной модели рассматривалось максимальное значение показателя NDVI 2008–2018 гг. (среди 7-дневных композитов индекса NDVI за календарный год, полученные с использованием данных дистанционного зондирования Земли, вычисленных по маске пахотных земель Черниговского района), а также метеорологические характеристики: гидротермический коэффициент Селянинова, длительность вегетационного периода, температура и влажность верхнего слоя почвы, фотосинтетически активная радиация и радиационный индекс Будыко. Климатические характеристики сельскохозяйственных земель, представляющие данные реанализа и сочетающие наземные и дистанционные наблюдения, были получены с использованием сервиса Vega-Science. Для определения среднерайонной урожайности в исследовании использовались данные о посевных площадях и валовом сборе сельскохозяйственных культур в Черниговском районе в период с 2008 по 2018 гг. Установлено, что наиболее вариабельными являлись среднегодовые значения показателя урожайности ячменя: коэффициент вариации был равен 31,5 %. Соответствующий показатель для остальных культур находился в диапазоне от 16 до 18 %. Проведённый анализ точности полученных моделей показал, что средняя ошибка модели, по данным 2008–2017 гг., составила для ячменя 4,1 %, для овса и пшеницы яровой — 5,1 %, для сои — 5,4 %.

КЛЮЧЕВЫЕ СЛОВА: сельскохозяйственные культуры, урожайность, климатические характеристики, регрессионная модель, дистанционное зондирование

¹ Дальневосточный научно-исследовательский институт сельского хозяйства, ул. Клубная, д.13, 680521, с. Восточное, Хабаровский край, Россия; *e-mail*: stepanxx@mail.ru

² Дальневосточный научно-исследовательский институт сельского хозяйства, ул. Клубная, д.13, 680521, с. Восточное, Хабаровский край, Россия; *e-mail*: aseeva59@mail.ru

³ Вычислительный центр Дальневосточного отделения Российской академии наук, ул. Ким Ю Чена, д.65, 680000, г. Хабаровск, Россия; *e-mail*: nob_keeper_93@mail.ru

Alexey S. Stepanov¹, Tatiana A. Aseeva², Konstantin N. Dubrovin³

**BUILDING AND PRECISION ASSESSMENT OF REGRESSION MODELS
FOR DETERMINING OF CEREALS' AND LEGUMES' CROP YIELD
BASED ON EARTH REMOTE SENSING DATA
AND CLIMATIC CHARACTERISTICS**

ABSTRACT

Crop yields are strictly dependent from natural and climatic conditions of the growing region, in addition specific weather conditions in the southern part of the Far East necessitates the analysis of a large number of factors when building a predictive regression model. The article presents regression models for assessing the average productivity of the main crops in Chernigovskiy district of Primorsky region: soybean, spring wheat, barley and oat. Between 2012 and 2018 the sown area of these crops ranged from 78 to 86 % of the total sown area in the Chernigovskiy district. We used the indicators obtained from Earth remote sensing data (the maximum weekly NDVI per year, calculated from the mask of arable land in the Chernigovskiy district) and meteorological characteristics (from 2008 to 2018): hydrothermal Selyaninov coefficient, the duration of the growing season, temperature and humidity of the upper soil layer, photosynthetically active radiation and the Budyko radiation index. Climatic characteristics of arable land, representing re-analysis data and combining ground based and remote observations, were obtained using the Vega–Science web–service. Also, we used data about sown area and gross crop in the Chernigovskiy region from 2008 to 2018. It was found that average annual oat yield has the biggest coefficient of variation (31.5 %). The corresponding indicator for the remaining crops is in range from 16 to 18 %. The accuracy analysis of the obtained models showed that the average error of the model in period from 2008 to 2017 was 4.1 % for barley, 5.1 % for oat and spring wheat, and 5.4 % for soybean.

KEYWORDS: crops, yield, climatic characteristics, regression model, remote sensing

ВВЕДЕНИЕ

Повышение урожайности зерновых и зернобобовых культур является одним из основных факторов устойчивого развития сельскохозяйственных территорий и основой продовольственной безопасности не только Российской Федерации, но и ряда других стран [Береза и др., 2015, Mkhabela et al., 2011]. Урожайность является основным показателем эффективности агропромышленного комплекса, предварительные оценки урожайности используются при планировании и регулировании как внутреннего рынка, так и экспортных операций. Урожайность сельскохозяйственных культур находится в строгой зависимости от природно-климатических условий территории выращивания, и в долговременном периоде средняя урожайность культур в регионе возрастает за счёт проведения селекционных работ [Асеева и др., 2016]. Для выявления влияния метеорологических факторов на урожайность чаще всего применяются регрессионные модели, при этом в качестве переменных моделей используются в том числе и интегральные характеристики климата [Балабайкин и др., 2014].

¹ Far Eastern Agriculture Research Institute, Klubnaya str., 13, 680521, Vostochnoe, Khabarovsk Region, Russia; e-mail: stepanxx@mail.ru

² Far Eastern Agriculture Research Institute, Klubnaya str., 13, 680521, Vostochnoe, Khabarovsk Region, Russia; e-mail: aseeva59@mail.ru

³ Computer Center of Far East Branch of the Russian Academy of Sciences, Kim U Chena str., 65, 680000, Khabarovsk, Russia; e-mail: nob_keeper_93@mail.ru

В последнее время для прогнозирования урожайности сельскохозяйственных культур всё чаще используются данные, полученные методами дистанционного зондирования Земли из космоса [Якушев и др., 2019, Onojeghuo et al., 2018]. В качестве основного показателя модели обычно применяются максимальные значения вегетационного индекса NDVI для отдельных полей или для территории, рассчитанные по маске конкретной культуры [Спивак и др., 2015, Сторчак и др., 2018, de la Casaa et al., 2018]. Дополнительно в качестве независимых переменных в регрессионную модель обычно включаются климатические характеристики исследуемых территорий [Панеш и др., 2017, Gaso et al., 2019, Iizumi et al., 2018]. Для обеспечения возможности раннего прогнозирования на начальных этапах вегетационного периода анализируются закономерности годового хода NDVI [Буховец и др., 2018; Степанов, 2019; Balaghi et al., 2008]. В тоже время, актуальной с практической точки зрения является задача построения модели и прогнозирования урожайности на уровне отдельного муниципального образования. Специфика решения этой задачи обусловлена в том числе отсутствием для многих территорий структурированных данных по посевным площадям для отдельных видов сельскохозяйственных культур. Особенно актуальна эта проблема для южной части российского Дальнего Востока, являющегося одним из стратегических регионов по производству зернобобовых культур. Таким образом, решение задачи прогнозирования урожайности разных сельхозкультур непосредственно связано с оценкой возможности использования в качестве одного из показателей регрессионной модели индекса NDVI, рассчитанного по маске пахотных земель муниципального образования.

Приморский край, наряду с Амурской областью, является ведущим регионом Дальнего Востока по производству зерновых и зернобобовых культур [Моисеенко и др., 2014]. Вместе с тем специфичность и динамическая вариативность погодных условий сельскохозяйственных районов Приморья обуславливает необходимость анализа большого числа климатических факторов для включения в регрессионную модель. В целом, построение регрессионной модели с достаточным уровнем точности с использованием характеристик, полученных по данным сервиса Vega-Science [Толтин и др., 2014], позволит осуществлять оперативное управление посевной кампанией и вносить коррективы в развитие агропромышленного комплекса на районном и региональном уровне.

МАТЕРИАЛЫ И МЕТОДЫ ИССЛЕДОВАНИЙ

В качестве объектов исследований нами рассматривались основные сельскохозяйственные культуры Черниговского района Приморского края: соя, пшеница яровая, ячмень яровой и овёс. Как видно из табл. 1, в 2012 г. доля посевов сои составляла 47,0 % общей площади пахотных земель района, к 2018 г. этот показатель возрос практически до 70 %. За этот же период незначительно выросла площадь посевов овса — с 9,5 % до 9,9 %. В то же время можно отметить существенное снижение удельных долей пшеницы яровой и ячменя — соответственно с 13,1 % до 4,9 % и с 8,5 % до 2,4 % в течение последних шести лет.

Для расчётов средней урожайности сельскохозяйственных культур в Черниговском районе Приморского края были использованы данные Росстата, в частности, посевных площадей и валового сбора сои, пшеницы, ячменя и овса по муниципальным образованиям в период с 2008 по 2018 гг.¹ Данные дистанционного зондирования Земли, а также некоторые метеорологические характеристики Черниговского района были получены с использованием информационной системы Vega-Science.

¹ Росстат. База данных показателей муниципальных образований. Электронный ресурс: <https://www.gks.ru> (дата обращения 15.11.2019)

Табл. 1. Посевная площадь с/х культур в Черниговском районе Приморского края в 2012 и 2018 гг.

Table 1. Sown area of crops in Chernigovsky district of Primorsky Krai in 2012 and 2018

С/х культура	Посевная площадь с/х культуры, га		Доля культуры в общих посевах, %	
	2012	2018	2012	2018
Соя	11271	18341	47,0	69,6
Пшеница яровая	3137	1301	13,1	4,9
Ячмень яровой	2033	639	8,5	2,4
Овёс	2276	2616	9,5	9,9
Σ по 4-м культурам	18717	22897	78,0	86,9
Общая площадь пахотных земель района, га	23994	26346	100,0	100,0

Основные пахотные земли Черниговского района расположены на севере и западе и относятся к территории Приханкайской равнины (рис. 1). В целом Черниговское муниципальное образование, согласно своему географическому положению и климатическим особенностям, можно назвать «типичным» сельскохозяйственным районом юго-западной части Приморского края.



Рис. 1. Пахотные земли Черниговского района Приморского края (2013–2018 гг.)
Fig. 1. Sown areas of Chernigovsky district of Primorsky Krai (2013–2018)

Климатические характеристики Черниговского района, в т.ч. сумма осадков, температура и влажность почвы, а также ряд других показателей, описанных ниже, представляют собой данные реанализа, сочетающие наземные данные и данные дистанционных наблюдений для узла сетки $0,5^\circ \times 0,5^\circ$ с координатами $44^\circ 30'$ с.ш., $132^\circ 30'$ в.д., расположенного в северной части Черниговского района. Сравнение значений показателей в узле сетки со средними значениями по муниципальному образованию, рассчитанными по интерполированным данным, показало, что относительная разница среднегодовых показателей в период 2008–2018 гг. достигала 10 % (в частности, для численных значений суммы осадков). Преимущественная концентрация сельскохозяйственных земель Черниговского района в Приханкайской равнине (более 80 % от общей площади пахотных земель района) обусловила выбор метеоданных в узле сетки с координатами $44^\circ 30'$ с.ш., $132^\circ 30'$ в.д., для построения регрессионной модели в целом по району.

Для количественной оценки фотосинтетически активной растительной биомассы использовались еженедельные значения 7-дневных композитов вегетационного индекса NDVI (Normalized Difference Vegetation Index), полученных по данным MODIS. Данный индекс вычисляется по формуле:

$$NDVI = \frac{NIR - RED}{NIR + RED},$$

где *NIR* — отражение в ближней инфракрасной области спектра;
RED — отражение в красной области спектра.

При построении уравнения регрессии были рассмотрены следующие показатели:
y — среднегодовая урожайность с/х культуры в Черниговском районе, ц/га;
*x*₁ — максимальное значение среди еженедельных композитов вегетационного индекса NDVI по маске пахотных земель Черниговского района;
*x*₂ — гидротермический коэффициент Селянинова (ГТК), определяемый по формуле:

$$ГТК = \frac{10 \sum P_{T>10^\circ}}{\sum T_{>10^\circ}},$$

где $\sum P_{T>10^\circ}$ — сумма осадков (мм) и $\sum T_{>10^\circ}$ — суммарное значение среднесуточных температур приземного слоя воздуха ($^\circ\text{C}$) за период с $T>10^\circ\text{C}$;
*x*₃ — индекс биологической эффективности климата (БЭК), вычисляемый при помощи формулы:

$$БЭК = \frac{0,01 \sum P \sum T_{>10^\circ}}{\sum_{i=1}^{12} 0,0018(25 + t_i)^2 (100 - f_i)},$$

где $\sum P$ — суммарное кол-во осадков за год (мм), *t*_{*i*} — среднемесячная температура приземного слоя воздуха, $^\circ\text{C}$, *f*_{*i*} — среднемесячная относительная влажность воздуха, %;

*x*₄ — продолжительность вегетационного периода в календарном году;

*x*₅ — индекс сухости Будыко, определяется как:

$$ИС = \frac{0,18 \sum T_{>10^\circ}}{\sum P};$$

*x*₆ — суммарная годовая температура почвы (в верхнем слое, 0–10 см), $^\circ\text{C}$;

*x*₇ — суммарная годовая температура почвы (слой 10–40 см), $^\circ\text{C}$;

x_8 — среднегодовая влажность почвы (в верхнем слое, 0–10 см), %;

x_9 — среднегодовая влажность почвы (слой 10–40 см), %;

x_{10} — радиационный индекс сухости Будыко, находится по формуле:

$$РИСБ = \frac{SF + LF - SR - LR}{L * \Sigma P},$$

где SF — суммарная годовая нисходящая коротковолновая радиация (Дж*м²),

LF — суммарная годовая нисходящая длинноволновая радиация (Дж*м²),

SR — суммарная годовая восходящая коротковолновая радиация (Дж*м²),

LR — суммарная годовая восходящая длинноволновая радиация (Дж*м²),

L — скрытая теплота парообразования воды (2,45 МДж*кг⁻¹;

x_{11} — фотосинтетически активная радиация (ГДж*м²) вычисляется по формуле:

$$\Phi AP = 0,48 \cdot SF \cdot 10^{-9}$$

Многофакторная регрессионная модель может быть представлена в следующем виде:

$$y = b + a_1x_1 + a_2x_2 + a_3x_3 + a_4x_4 + a_5x_5 + a_6x_6 + a_7x_7 + a_8x_8 + a_9x_9 + a_{10}x_{10} + a_{11}x_{11}.$$

В дальнейшем последовательно удалялись взаимно коррелирующие факторы. Для оценки точности модели рассчитывалась MAPE (Mean absolute percentage error), % — средняя абсолютная ошибка модели по данным 2008–2017 гг., выраженная в процентах.

РЕЗУЛЬТАТЫ ИССЛЕДОВАНИЙ И ИХ ОБСУЖДЕНИЕ

Для пахотных земель Черниговского района в период с 2008 по 2018 гг. по значениям еженедельных композитов NDVI были определены максимумы для каждого года. На рис. 2 представлено графическое отображение численных значений еженедельных композитов NDVI в 2014–2018 гг. Как видно из рисунка, выраженный максимум приходился на 31–32 календарные недели, что соответствует началу августа. В 2008–2013 гг. максимум NDVI пахотных земель Черниговского района также приходился на 30–32 календарные недели.

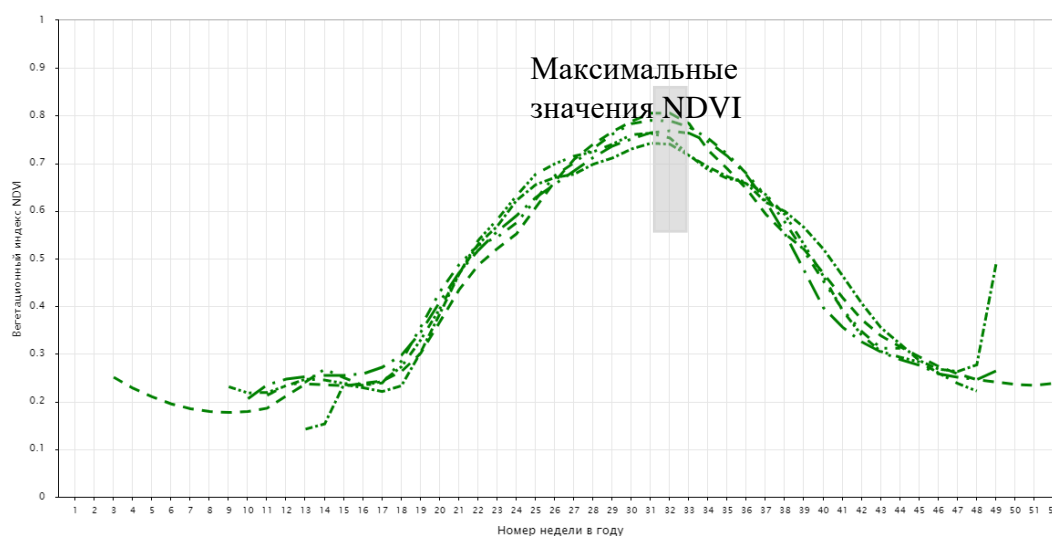


Рис. 2. Динамика NDVI пахотных земель Черниговского района (2014–2018 гг.)
 Fig. 2. Dynamic of NDVI of sown areas of Chernigovsky District (2014–2018)

В табл. 2 представлены численные значения коэффициента ранговой корреляции Спирмена. Как видно из таблицы, некоторые независимые переменные модели находятся в достаточно высокой корреляционной зависимости. Индекс сухости Будыко находится в обратной корреляционной зависимости с ГТК и БЭК, поэтому в качестве интегрального климатического показателя в модели целесообразно оставить только x_2 . Численные значения коэффициентов корреляции между показателями x_7 и x_6 , а также x_8 и x_9 , составляют соответственно 0,82 и 0,85. Таким образом, в регрессионную модель были включены суммарная годовая температура и относительная влажность в верхнем слое почвы и исключены характеристики почвы на глубине 10–40 см.

Как видно из табл. 3, минимальное значение ГТК за период исследования составило 1,31, максимальное — 2,31. ГТК является самым вариабельным показателем, включенным в модель. Средняя продолжительность вегетационного периода в Черниговском районе в 2008–2018 гг. составляла 156 дней, а среднегодовая сумма температур верхнего слоя почвы колебалась в диапазоне от 1381°C до 1960°C. Вариабельность максимума NDVI и ФАР не превышала 6 %.

Табл. 2. Матрица корреляций независимых переменных регрессионной модели
Table 2. Correlation matrix for independent variables of regression model

	X1	X2	X3	X4	X5	X6	X7	X8	X9	X10	X11
X1	1,00	0,02	0,03	0,23	-0,25	-0,19	-0,01	-0,37	-0,49	-0,53	-0,29
X2	0,02	1,00	<u>0,75</u>	-0,20	<u>-0,89</u>	<u>-0,75</u>	<u>-0,79</u>	<u>0,72</u>	<u>0,70</u>	-0,53	-0,15
X3	0,03	<u>0,75</u>	1,00	-0,33	<u>-0,90</u>	<u>-0,93</u>	<u>-0,80</u>	0,65	0,42	<u>-0,78</u>	-0,45
X4	0,23	-0,20	-0,33	1,00	0,25	0,28	0,18	-0,55	-0,46	0,09	<u>0,81</u>
X5	-0,25	<u>-0,89</u>	<u>-0,90</u>	0,25	1,00	<u>0,93</u>	<u>0,83</u>	-0,68	-0,50	<u>0,79</u>	0,39
X6	-0,19	<u>-0,75</u>	<u>-0,93</u>	0,28	<u>0,93</u>	1,00	<u>0,82</u>	-0,67	-0,45	<u>0,85</u>	0,45
X7	-0,01	<u>-0,79</u>	<u>-0,80</u>	0,18	<u>0,83</u>	<u>0,82</u>	1,00	<u>-0,78</u>	-0,54	<u>0,71</u>	0,23
X8	-0,37	<u>0,72</u>	0,65	-0,55	-0,68	-0,67	<u>-0,78</u>	1,00	<u>0,85</u>	-0,33	-0,30
X9	-0,49	<u>0,70</u>	0,42	-0,46	-0,50	-0,45	-0,54	<u>0,85</u>	1,00	0,02	-0,10
X10	-0,53	-0,53	<u>-0,78</u>	0,09	<u>0,79</u>	<u>0,85</u>	<u>0,71</u>	-0,33	0,02	1,00	0,44
X11	-0,29	-0,15	-0,45	<u>0,81</u>	0,39	0,45	0,23	-0,30	-0,10	0,44	1,00

Табл. 3. Статистические характеристики независимых переменных регрессионной модели (по данным 2008–2018 гг.)
Table 3. Statistical characteristics of independent variables of regression model (2008–2018)

Статистические характеристики	X1	X2	X4	X6	X8	X10	X11
Мин.	0,742	1,31	147	1380,9	24,6	0,88	1,37
Макс.	0,805	2,31	172	1959,5	36,1	1,42	1,63
X_{cp}	0,778	1,89	155,8	1559,6	32,3	1,11	1,48
σ	0,021	0,36	7,3	175,5	3,2	0,16	0,08
V, %	2,7	18,8	4,7	11,3	10,0	14,7	5,7

В рассматриваемом периоде коэффициенты вариации урожайности сои, пшеницы и овса составляли соответственно 16,1 %, 17,3 % и 18,0 % (табл. 4). В течение 2008–2018 гг. среднегодовая урожайность ячменя колебалась в пределах 7,0–19,1 %, при этом вариабельность урожайности культуры превышала 30 %.

Табл. 4. Статистические характеристики урожайности сельскохозяйственных культур (по данным 2008–2018 гг.)

Table 4. Statistical characteristics of crops' yield (2008–2018)

Статистические характеристики	Соя	Пшеница яровая	Ячмень яровой	Овёс
Мин.	7,3	8,9	7,0	12,4
Макс.	12,9	17,5	19,1	20,8
$X_{\text{ср}}$	10,4	13,4	13,0	15,6
σ	1,7	2,3	4,1	2,8
V, %	16,1	17,3	31,5	18,0

В качестве примера, уравнение множественной регрессии, характеризующее зависимость урожайности сои в Черниговском районе от включенных в модель переменных, построенное по данным 2008–2017 гг., выглядит следующим образом:

$$y = -101,0 + 94,8x_1 - 0,5x_2 - 0,79x_4 + 0,03x_6 + 0,89x_8 - 22,9x_{10} + 0,75x_{11},$$

коэффициент детерминации равен 0,56.

На рис. 3 представлены фактические значения среднегодовой урожайности сои в Черниговском районе в 2008–2018 гг., модельные значения в период 2007–2017 гг., а также прогнозная урожайность в 2018 г. (11,4 ц/га).

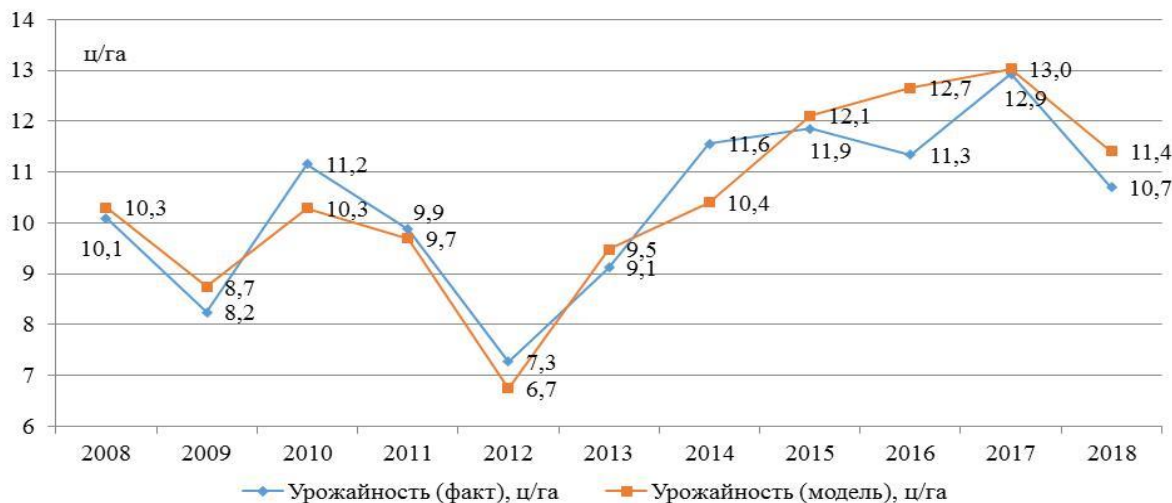


Рис. 3. Фактическая и смоделированная урожайность сои (ц/га) в Черниговском районе в период с 2008 по 2018 гг.

Fig. 3. Fact and model soybean yield (c/ha) in Chernigovskiy district, 2008–2018

Проведённая оценка точности регрессионной модели показала, что средняя абсолютная ошибка находилась на уровне 5,4 %, а ошибка прогнозирования урожайности сои в 2018 г. с использованием регрессионной модели составила 6,6 %.

В табл. 5 представлены коэффициенты регрессионных моделей для основных сельскохозяйственных культур Черниговского района. Коэффициенты детерминации для

пшеницы, ячменя и овса были соответственно равны 0,92, 0,98 и 0,94, а MAPE модели — 5,1 %, 4,1 % и 5,1 %.

Табл. 5. Значения коэффициентов регрессионной модели для разных сельскохозяйственных культур Черниговского района (по данным 2008–2017 гг.)

Table 5. Regression model's coefficients values for different crops in Chernigovsky District (2008–2017)

С/х культура	b	a ₁	a ₂	a ₄	a ₆	a ₈	a ₁₀	a ₁₁	R ²	MAPE, %
Соя	-101,0	94,8	-0,5	-0,79	0,03	0,89	-22,9	0,75	0,86	5,4
Пшеница яровая	-48,1	77,2	3,8	-0,04	-0,03	-0,3	33,7	0,133	0,92	5,1
Ячмень яровой	-168,8	184,8	9,2	0,01	-0,04	-0,28	50,4	0,231	0,98	4,1
Овёс	5,9	89,9	8,4	-0,36	-0,05	-1,5	43,1	0,343	0,94	5,1

Таким образом, рассчитанная точность предложенной регрессионной модели с использованием данных дистанционного зондирования Земли является вполне удовлетворительной для оценки степени влияния NDVI и совокупности климатических факторов на урожайность сельхозкультур на районном уровне. Методика может быть использована для получения предварительных прогнозных значений урожайности.

ВЫВОДЫ

В ходе исследования была предложена и проведена оценка точности регрессионной модели для прогнозирования среднегодовой урожайности сельскохозяйственных культур в период 2008–2018 гг. В качестве независимых переменных в модель были включены максимальные значения еженедельных композитов NDVI по маске пахотных земель территории, ГТК, продолжительность вегетационного периода, среднегодовая сумма температур и влажность почвы, радиационный индекс Будыко, а также фотосинтетически активная радиация. Было установлено, что точность моделей для пшеницы яровой, сои, ячменя ярового и овса находится в диапазоне 4,1–5,4 %. Применение доступных данных веб-сервиса Vega Science для расчета климатических показателей, включённых в модель, обеспечивает возможность тестирования модели для разных регионов и практического её использования. Представленный подход к прогнозированию урожайности зерновых и зернобобовых культур может быть востребован как агропромышленными предприятиями, так и департаментами сельского хозяйства разного уровня.

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. Асеева Т.А., Карачева Г.С., Ломакина И.В., Рубан З.С. Влияние погодных условий на формирование урожая и качество зерна яровой пшеницы в Среднем Приамурье. Вестник Дальневосточного отделения Российской академии наук, 2016. № 2. С. 64–70.
2. Балабайкин В.Ф., Ёлкин К.В. Влияние изменения климата на урожайность зерновых в Костанайской области. Аграрный вестник Урала, 2014. № 11. С. 54–59.
3. Береза О.В., Страшная А.И., Лупян Е.А. О возможности прогнозирования урожайности озимой пшеницы в Среднем Поволжье на основе комплексирования наземных и спутниковых данных. Современные проблемы дистанционного зондирования Земли из космоса, 2015. Т. 12. № 1. С. 18–30.
4. Буховец А.Г., Семин Е.А., Костенко Е.И., Яблоновская С.И. Моделирование динамики вегетационного индекса NDVI озимой пшеницы в условиях ЦФО. Вестник Воронежского

государственного аграрного университета, 2018. Т. 11. № 2. С. 186–199. DOI: 10.17238/issn2071–2243.2018.2.186.

5. Моисеенко Л.М., Клыков А.Г., Богдан П.М., Тимошинова О.В. Пути увеличения производства зерна пшеницы в условиях Приморского края. *Зерновое хозяйство России*, 2014. № 3. С. 41–46.

6. Панеш А.Х., Цалов Г.В. Прогнозирование урожайности озимой пшеницы на основе сервисов геоинформационных систем. *Вестник АГУ*, 2017. № 4. С. 175–180.

7. Спивак Л.Ф., Витковская И.С., Батырбаева М.Ж., Кауазов А.М. Анализ результатов прогнозирования урожайности яровой пшеницы на основе временных рядов статистических данных и интегральных индексов вегетации. *Современные проблемы дистанционного зондирования Земли из космоса*. М.: Институт космических исследований Российской академии наук, 2015. Т. 12. № 2. С. 173–182.

8. Степанов А.С. Прогнозирование урожайности сельскохозяйственных культур на основе данных дистанционного зондирования Земли (на примере сои). *Вычислительные технологии*, 2019. Т. 24. № 6. С. 126–134. DOI: 10.25743/ICT.2019.24.6.015.

9. Сторчак И.Г., Шестакова Е.О., Ерошенко Ф.В. Связь урожайности посевов озимой пшеницы с NDVI для отдельных полей. *Аграрный вестник Урала*, 2018. № 6. С. 64–68. DOI: 10.25930/awm3–sw92.

10. Толпин В.А., Лупян Е.А., Барталев С.А., Плотников Д.Е., Матвеев А.М. Возможности анализа состояния сельскохозяйственной растительности с использованием спутникового сервиса «ВЕГА». *Оптика атмосферы и океана*, 2014. Т. 27. № 7. С. 581–586.

11. Якушев В.П., Дубенок Н.Н., Лупян Е.А. Опыт применения и перспективы развития технологий дистанционного зондирования Земли для сельского хозяйства. *Современные проблемы дистанционного зондирования Земли из космоса*, 2019. Т. 16. № 3. С. 11–23. DOI: 10.21046/2070–7401–2019–16–3–11–23.

12. Balaghi R., Tychon B., Eerens H., Jlibene M. Empirical regression models using NDVI, rainfall and temperature data for the early prediction of wheat grain yields in Morocco. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 2008. V. 10. Iss. 4. P. 438–452.

13. de la Casaa A., Ovandoa G.G., Bressanini L. Soybean crop coverage estimation from NDVI images with different spatial resolution to evaluate yield variability in a plot. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 2018. V. 146. P. 531–547.

14. Gaso D.V., Berger A.B., Ciganda V.S. Predicting wheat grain yield and spatial variability at field scale using a simple regression or a crop model in conjunction with Landsat images. *Computers and Electronics in Agriculture*, 2019. V. 159. P. 75–83. DOI: 10.1016/j.compag.2019.02.026.

15. Iizumi T., Shin Y., Kim W. Global crop yield forecasting using seasonal climate information from a multi-model ensemble. *Climate Services*, 2018. V. 11. P. 13–23. DOI: 10.1016/j.cliser.2018.06.003.

16. Mkhabela M.S., Bullock P., Raj S., Wang S., Yang Y. Crop yield forecasting on the Canadian Prairies using MODIS NDVI data. *Agricultural and Forest Meteorology*, 2011. V. 151. P. 385–393. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.agrformet.2010.11.012>.

17. Onojeghuo A.O., Blackburn G.A., Huang J. Applications of satellite ‘hyper-sensing’ in Chinese agriculture: Challenges and opportunities. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 2018. V. 64. P. 62–86.

REFERENCES

1. Aseeva T.A., Karacheva G.S., Lomakina I.V., Ruban Z.S. The influence of weather conditions on wheat crop and corn quality in the Middle Amur River Region. *Herald of the FEB RAS*, 2016. No 2. P. 64–70 (in Russian).
2. Balabaykin V.F., Elkin K.V. Effects of climate change on grain productivity in Kostanay region. *Agrarian Bulletin of the Urals*, 2014. No 11. P. 54–59 (in Russian).

3. *Balaghi R., Tychon B., Eerens H., Jlibene M.* Empirical regression models using NDVI, rainfall and temperature data for the early prediction of wheat grain yields in Morocco. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 2008. V. 10. Iss. 4. P. 438–452.
4. *Bereza O.V., Strashnaya A.I., Loupian E.A.* On the possibility to predict the yield of winter wheat in the Middle Volga region on the basis of integration of land and satellite data. *Current Problems in Remote Sensing of the Earth from Space*, 2015. V. 12. No 1. P. 18–30 (in Russian).
5. *Bukhovets A.G., Semin E.A., Kostenko E.I., Iablonovskaya S.I.* Simulation of the dynamics of the NDVI of winter wheat in the conditions of the Central Federal district. *Herald of Voronezh State Agrarian University*, 2018. V. 11. No 2. P. 186–199. DOI: 10.17238/issn2071–2243.2018.2.186 (in Russian).
6. *de la Casaa A., Ovandoa G.G., Bressanini L.* Soybean crop coverage estimation from NDVI images with different spatial resolution to evaluate yield variability in a plot. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 2018. V. 146. P. 531–547.
7. *Gaso D.V., Berger A.B., Ciganda V.S.* Predicting wheat grain yield and spatial variability at field scale using a simple regression or a crop model in conjunction with Landsat images. *Computers and Electronics in Agriculture*, 2019. V. 159. P. 75–83. DOI: 10.1016/j.compag.2019.02.026.
8. *Iizumi T., Shin Y., Kim W.* Global crop yield forecasting using seasonal climate information from a multi-model ensemble. *Climate Services*, 2018. V. 11. P. 13–23. DOI: 10.1016/j.cliser.2018.06.003.
9. *Mkhabela M.S., Bullock P., Raj S., Wang S., Yang Y.* Crop yield forecasting on the Canadian Prairies using MODIS NDVI data. *Agricultural and Forest Meteorology*, 2011. V. 151. Iss. 3. P. 385–393. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.agrformet.2010.11.012>.
10. *Moiseenko L.M., Klykov A.G., Bogdan P.M.* The ways of increase of wheat production in the conditions of Primorsky Krai. *Grain Economy of Russia*, 2014. No 3. P. 41–46.
11. *Onojeghuo A.O., Blackburn G.A., Huang J.* Applications of satellite ‘hyper-sensing’ in Chinese agriculture: Challenges and opportunities. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 2018. V. 64. P. 62–86.
12. *Panesh A.K., Tsalov G.V.* Prediction of winter wheat productivity on the basis of geographic information system services. *The Bulletin of the Adyghe State University*, 2017. No 4. P. 175–180 (in Russian).
13. *Spivak L.F., Vitkovskaya I.S., Batyrbaeva M.J., Kauazov A.M.* Analysis of spring wheat yield forecasts based on time series of statistical data and integrated vegetation indices. *Current Problems in Remote Sensing of the Earth from Space*, 2015. V. 12. No 2. P. 173–182 (in Russian).
14. *Stepanov A.S.* Forecasting of crop yields based on Earth remote sensing data (using soybeans as an example). *Computational Technologies*, 2019. V. 24. No 6. P. 126–134. DOI: 10.25743/ICT.2019.24.6.015 (in Russian).
15. *Storchak I.G., Shestakova E.O., Eroshenko F.V.* Influence of elements of technology on crop productivity and NDVI of wheat sowings. *Agrarian Bulletin of the Urals*, 2018. No 6. P. 64–68. DOI: 10.25930/awm3–sw92 (in Russian).
16. *Tolpin V.A., Loupian E.A., Bartalev S.A., Plotnikov D.E., Matveev A.M.* Possibilities of agricultural vegetation condition analysis with the “VEGA” satellite service. *Atmospheric and Oceanic Optics*, 2014. V. 27. No 7. P. 581–586 (in Russian).
17. *Yakushev V.P., Dubenok N.N., Loupian E.A.* Earth remote sensing technologies for agriculture: application experience and development prospects. *Current Problems in Remote Sensing of the Earth from Space*, 2019. V. 16. No 3. P. 11–23. DOI: 10.21046/2070–7401–2019–16–3–11–23 (in Russian).