

Инфокоммуникационные технологии и системы

УДК 004.94, 004.85, 630:551.5, 528.88

DOI: 10.14529/ctcr210203

РЕГРЕССИОННЫЕ ПРОГНОЗЫ УРОЖАЙНОСТИ ОРОШАЕМЫХ ОЗИМЫХ КУЛЬТУР С ИСПОЛЬЗОВАНИЕМ СПУТНИКОВЫХ ВЕГЕТАЦИОННЫХ ИНДЕКСОВ: МОДЕЛИ, ПРЕДИКТОРЫ И ЭКСПЕРИМЕНТЫ

З.Х. Халил, С.М. Абдуллаев

Южно-Уральский государственный университет, г. Челябинск, Россия

Технологии агрометеорологических прогнозов урожайности (АПУ) зерновых культур, включая регрессионные АПУ, основанные на данных о нормализованном вегетационном индексе (NDVI), являются важным элементом современной аграрной индустрии. **Цель исследования:** обосновать эвристическую модель урожайности и подходы к разработке моделей регрессионных методов АПУ, включая процедуру выбора предикторов АПУ по данным NDVI спутниковой системы наблюдений Moderate Resolution Imaging Spectroradiometer (MODIS) и провести экспериментальное прогнозирование. **Материалы и методы.** Используются данные официальной статистики урожайности орошаемых озимых пшеницы и ячменя иракской провинции Дивания и наблюдения NDVI MODIS за 2001–2019 годы. За основу принята двухкомпонентная эвристическая модель урожайности, содержащая тренд урожайности, обусловленный сравнительно медленным изменением технологии возделывания культур, и климатическую компоненту, связанную с колебаниями биологической продуктивности из-за погодных условий вегетации. **Результаты.** С помощью эвристической модели развит объектно-ориентированный подход к выбору предикторов регрессионной модели АПУ. Используя зависимость NDVI от проективного покрытия и листового индекса посевов, качественно и количественно определили эволюцию NDVI в отдельных стадиях развития пшеницы и ячменя. Показано, что в АПУ на уровне провинции в качестве исходных предикторов следует выбрать временные ряды NDVI-MODIS за первую и вторую половину февраля в трех зерносеющих районах провинции. Эксперименты показали, что удовлетворительное качество регрессионных АПУ ячменя и пшеницы достигается при различных наборах 2–3 исходных неколлинеарных предикторов и их комбинацией с величиной урожайности прошлого года либо включением линейных или квадратичных зависимостей. **Выводы.** АПУ пшеницы с относительной ошибкой около 10 % получаются только при подборе интервала обучения моделей и контроле параметров авторегрессионного предиктора. Высокое качество прогнозов регрессионных моделей АПУ ячменя обусловлено тем, что в изменчивости его урожайности преобладает климатическая компонента. Разработанный объектно-ориентированный подход может быть адаптирован к условиям богарного земледелия и прогнозу урожайности других культур.

Ключевые слова: прогнозы урожайности озимых пшеницы и ячменя, поливное земледелие в Ираке, NDVI MODIS, климатические аномалии урожайности, регрессионные модели.

Введение

Данные дистанционного зондирования Земли (ДЗЗ) из космоса широко применяются во всех сферах современного сельского хозяйства [1], включая агрометеорологические прогнозы урожайности (АПУ) озимых и яровых культур с заблаговременностью от 1 до 3 месяцев. Помимо разработки АПУ орошаемых озимых зерновых культур [2] в этой работе кратко рассмотрены методы прогноза урожайности на основе спутниковых индексов вегетации (раздел 1) и предложена двухкомпонентная эвристическая модель урожайности (раздел 2); на её основе в разделе 3.1 обоснован объектно-ориентированный подход к разработке регрессионных моделей и в разделе 3.2 обсуждаются результаты прогнозирования урожайности озимых пшеницы (*Triticum aestivum* L.)

и ячменя (*Hordéum vulgáre*) в иракской провинции Дивания. Делается вывод о возможной адаптации разработанного метода к прогнозу урожайности зерновых в других регионах.

1. Методы прогнозирования урожайности по данным ДЗЗ

В зависимости от используемой эвристической и математической модели [3–5], выделяются статистические, динамико-статистические и синоптико-статистические АПУ. При использовании спутниковых ДЗЗ среднего разрешения [6] эта общая классификация подходов к АПУ сужается:

1) до методов года-аналога, основанных на предположении, что если по данным ДЗЗ посевы текущего сезона развивались подобно одному из прошлых сезонов, то и урожайность будет близка к этому году-аналогу;

2) методов построения различных типов регрессий с использованием метеоданных и мультиспектральных спутниковых индексов вегетации, качественно отражающих биологическую продуктивность аграрных ландшафтов;

3) методов имитационного моделирования, где рассчитывается реакция продуктивности ландшафта на изменение световых и гидротермических условий вегетации, включая физико-химическое состояние почв, распространение болезней и вредителей растений и многие другие факторы.

Табл. 1 обобщает опыт [3, 6, 7] применения методов АПУ с использованием пространственно-временных распределений индекса вегетации Normalized Difference Vegetation Index (NDVI) и других продуктов генерируемых ДДЗ Moderate Resolution Imaging Spectroradiometer (MODIS).

Преимущество метода аналогов – простота алгоритмов классификации, оценивающих степень близости конкретного распределения NDVI к средним распределениям NDVI урожайных и неурожайных лет. Не соглашаясь с [6], мы относим метод аналогов к количественным методам, поскольку вместо бинарной классификации можно использовать несколько градаций урожайности.

Преимущества и недостатки АПУ по спутниковым данным MODIS
(по [6] с дополнениями)

Таблица 1

The advantages/disadvantages of forecast types using MODIS satellite data
(according to [6] with additions)

Table 1

Подходы	Преимущества	Недостатки
Методы прогноза по году-аналогу (статистические методы)	Простота использования в автоматическом режиме, без предварительной калибровки	Отсутствие больших выборок для классификации; необходимость учета изменений площадей сева и зависимость от специфики конкретного региона
Регрессионные методы (статистические методы)	Количественный прогноз; нет необходимости в полевых данных	Отсутствие больших выборок для построения регрессии; неизвестное качество официальной статистики (ОС) и позднее появление ОС за прошлый сезон
Продукционное моделирование (динамико-статистические методы)	Независимость от ОС; возможность учета вида и сорта растительной культуры	Сложность алгоритма усвоения данных и необходимость калибровки по полевым данным и маскам полей с конкретной культурой

Регрессионные методы АПУ дают количественные оценки урожайности. Согласно [3] ошибка прогноза урожайности озимых крупных сельскохозяйственных регионов России регрессионными методами не превышает 15 %. В то же время результаты [7] говорят о значительном отличии качества прогнозирования урожайности овощей, зерновых и картофеля, в том числе сложности настройки локальных моделей регрессии из-за недостаточной информации о статистике урожайности на уровне административных районов.

Динамические модели продуктивности сельскохозяйственных культур, опирающиеся на ежелекандную агрометеорологическую информацию, внедрены в отечественную оперативную практику в 80-х годах [8]. В эти модели входят параметры, характеризующие интенсивность процессов фотосинтеза и дыхания, распределения продуктов ассимиляции и параметры, описываю-

щие изменения требований сельскохозяйственных культур к теплу и влаге в различных фазах вегетации. Еженедельные данные MODIS могут значительно улучшить пространственное разрешение наблюдений, например, усвоенной фракции фотосинтетически активной радиации (ФАР), зависящей в свою очередь от индекса листового покрытия в различные фазы жизненного цикла растений [9, 10]. Так, в [6], интегрируя фракцию ФАР в продукционную модель урожайности риса, к моменту максимума NDVI получили величину биомассы, близкую к измеренной урожайности. В настоящее время оперативные продукционные модели прогнозируют урожайность кукурузы и яровых пшеницы и ячменя с ошибкой 10–12 % [3].

Заметим, что в условиях Украины [11] регрессионные и динамические АПУ озимой пшеницы с использованием данных NDVI показали схожие результаты прогноза. Обнадеживающие предпосылки [3, 6, 11], как и отсутствие данных для динамических прогнозов (ежедекадная метеорологическая информация, полевые наблюдения развития растений и др. данные), определили, что в следующих разделах мы исследовали регрессионные АПУ.

2. Эвристическая модель урожайности

Временные ряды урожайности пшеницы и ячменя в провинции Дивания были получены по данным официальной статистики путем деления валового сбора зерна на площадь посевов. Поскольку пространственно-временные серии вегетационных индексов MODIS доступны с конца 2000 года [12], то для построения регрессий мы используем ряды урожайности с 2001 по 2019 год (рис. 1).

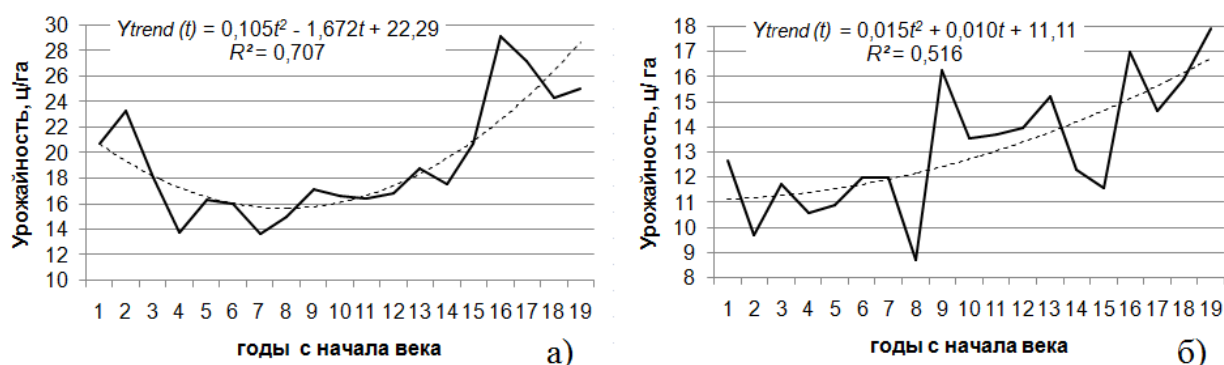


Рис. 1. Динамика урожайности пшеницы (а) и ячменя (б) в провинции Дивания. Пунктир – тренды 2-го порядка $Y_{trend}(t)$ – аппроксимирующие ряды урожайности. Приведены формулы и коэффициент детерминации R^2

Fig. 1. Dynamics of wheat (a) and barley (b) yields in Diwaniya province. Dotted lines represent second order approximations of yield series $Y_{trend}(t)$. The formulas of $Y_{trend}(t)$ and determination coefficients R^2 are also presented

В качестве основы для разработки эвристической модели АПУ мы использовали идеализированную [4] двухкомпонентную модель измеренной урожайности данного года $Y(t)$:

$$Y(t) = Y_{trend}(t) + Y_{weather}(t). \quad (1)$$

В формуле (1) первая компонента $Y_{trend}(t)$ – это линейный или параболический тренд, обусловленный многолетними изменениями технологии выращивания культур. Как видим из рис. 1, полиномиальный тренд второго порядка по времени объясняет более 50 (70) % вариации рядов урожайности ячменя (пшеницы).

Вторая компонента формулы $Y_{weather}(t)$ – это так называемая климатически обусловленная аномалия урожайности [4]. Это понятие обусловлено тем, что в идеальном случае отклонение урожайности от урожайности на тренде обусловлено погодными условиями сева, вегетации и уборки культуры. Гидротермический и световой режим, растительные ландшафты в зонах зимних поливных пшеницы и ячменя существенно отличаются от условий средних широт, для которых формула 1 применялась. В том числе не очевидно, что отклонения от трендов урожайности на рис. 1 вызваны межгодовой изменчивостью регионального климата. Поэтому, используя ранговые корреляции Спирмена, мы доказали чувствительность $Y_{weather}(t)$ орошаемых пшеницы и ячменя к изменчивости метеорологических характеристик в течение периода вегетации [13]. В том числе по данным за 30-летний период построена регрессионная модель урожайности. Позже

нами показано, что в любой месяц вегетации с ноября по март можно найти пару предикторов, совместно описывающих от 25 до 50 % вариаций рядов урожайности.

Отметим, что прогнозирование положительных и отрицательных климатических аномалий на уровне провинций экономически обосновано. Например, средняя за пять малоурожайных лет потеря урожайности пшеницы и ячменя относительно тренда составляет 2,5 и 2,2 центнера с гектара; средняя прибавка за пять самых урожайных лет составляет 3,1 (2,0) ц/га. Такие колебания урожайности на площадях посевов около 150 тысяч гектар при ценах на зерно порядка 200 долларов за тонну эквивалентны колебаниям доходов от 4 до 6 млн долларов.

3. Региональный прогноз урожайности

В метеорологических прогнозах обычно используется один из двух подходов к выбору предикторов [14]: 1) использовать весь возможный набор предикторов, постепенно исключать менее значимые предикторы; 2) начиная со значимых признаков постепенно добавлять новые предикторы. Очевидно, что исследования компонент эвристическая модель урожайности и эмпирические связи между вегетационным индексом NDVI и биологической продуктивностью посевов позволяют обосновать широкую гамму АПУ отличающихся набором предикторов. Ниже после обзора результатов первого подхода выбора предикторов мы обоснуем объектно-ориентированный АПУ (раздел 3.1) и обсудим результаты регрессионных моделей.

3.1. Предпосылки объектно-ориентированного прогноза

В работе [2] реализован первый подход к АПУ, где кроме агрегированных характеристик NDVI в начальный набор предикторов были включены линейные и квадратичные зависимости, необходимые для конструкции трендов урожайности, и значения урожайности за прошлый год. Процесс исключения предикторов осложнялся тем, что при размере обучающей выборки в 14 лет для предотвращения переобучения регрессии число одновременно оцениваемых предикторов ограничивалось 5–7. В результате тестирования на выборке из 5 лет мы получили квазилинейные (линейные) регрессионные модели урожайности пшеницы (ячменя) с 3–4 предикторами.

Поскольку при подгонке моделей [2] использовался численный и визуальный контроль итераций, осталось сомнение, что эти модели, выбранные без прямого учета эволюции объекта, смогут в дальнейшем поддерживать достигнутое качество прогноза.

Поэтому ниже, основываясь на эвристической модели урожайности, мы будем последовательно осуществлять поиск предикторов эволюции региональных ландшафтов, сопоставляя фазы развития зерновых культур с динамикой NDVI. В этом объектно-ориентированном поиске предикторов мы также будем опираться на одно из положений концепции жизненного цикла [15], что на стадии максимума интенсивности природно-антропогенной системы можно определить основные свойства её доминирующих элементов (пространственно-временных компонент). Так, используя снимки Landsat-8, в [16] показано, что в феврале – марте трех различных по урожайности лет (2014, 2015 и 2016) отражательные свойства орошаемых посевов значительно отличались от окружающих природных ландшафтов провинции. При этом порог NDVI, отделяющий площади здоровых развитых зерновых, составлял всего 0,3. Согласно исследованию [17], вплоть до порога насыщения $\approx 0,7 \dots 0,8$ значение вегетационного индекса NDVI пропорционально проективному покрытию зеленой фитомассой. Поэтому критическое значение индекса, равное 0,3 на фазе максимального развития посевов, предполагает, что проективное покрытие в среднем составляет менее 20 % (табл. 2). Поскольку в высокоурожайном 2016 году с положительной климатической аномалией урожайности ячменя и пшеницы (рис. 1а) большинство площадей посевов имело NDVI в диапазоне 0,35–0,5 [16], то это означает, что современное проективное покрытие площадей посевов не превышает 50 % (см. табл. 2).

Таблица 2

Соответствие NDVI классам проективного покрытия [17]

Table 2

Matching NDVI and crop coverage classes [17]

Проективное покрытие, %	0–20	20–40	40–60	60–80	80–100
Среднее	0,387	0,512	0,578	0,660	0,768
Стандартное отклонение	0,069	0,054	0,041	0,048	0,045
Вариация, %	17,8	10,5	7,1	7,3	5,9

Описанные выше свойства объекта можно использовать для установления годового хода NDVI и его ориентировочного соответствия фазам развития растений. Момент наступления максимума NDVI по данным MODIS определяется с точностью в 8–16 дней и для разреженных посевов приблизительно совпадает с моментом максимума листового индекса. В свою очередь, изменения листового индекса соответствует определенным стадиям и фазам развития культур [8, 9], обычно выражаемых в десятичной шкале Задокса [18, 19]. Поздние стадии развития культур (колошение, цветение, молочной и восковой спелости) обычно длятся 10–15 дней, поэтому, сопоставляя типичный ход листового индекса по данным полевых измерений и ход NDVI вблизи их максимума, можно ориентировочно определить стадии развития злаков. Например, в жизненном цикле пшеницы [9] максимальный листовый индекс (а значит, и NDVI!) наблюдается в стадии выхода в трубку, примерно на фазах 45–49 развития по шкале Задокса. Затем в стадию колошения в течение фаз 50–59 листовый индекс начинает медленно снижаться. Стадия цветения пшеницы с фазами 60–69 короткая и длится в масштабах одного крупного поля всего одну неделю [20], в эту стадию листовый индекс быстро падает из-за гибели не опыленных побегов [9]. Напротив, в жизненном цикле ячменя согласно [10] максимум листового индекса достигается в конце стадии цветения на фазе 69 и заметно начинает снижаться на стадии молочной спелости, начиная с фазы 71.

Очевидно, что урожайность и проективное покрытие посевов определяется численностью продуктивных побегов на единицу площади. Очевидно также, что увеличение численности побегов разреженных посевов сопровождается увеличением максимального проективного покрытия, листового индекса и ростом NDVI. Это означает, что тенденции урожайности и её аномалии (см. рис. 1) должны отражаться в значении годового максимума NDVI и его межгодовых вариациях.

В свою очередь, опираясь на концепцию жизненного цикла [15], мы использовали ход NDVI (рис. 2) для выделения в провинции юго-западной R1, северной R2 и восточной R3 территориальных подсистем природопользования. Опуская экономико-географические аргументы в пользу этой классификации, отметим, что существенное превышение максимумов NDVI региона R1 в сравнении с R2 и R3 (рис. 2а) свидетельствуют о значительной густоте посевов в этом регионе с проективным покрытием до 40 % (см. табл. 2) и многолетнем доминировании этого региона в производстве зерна.

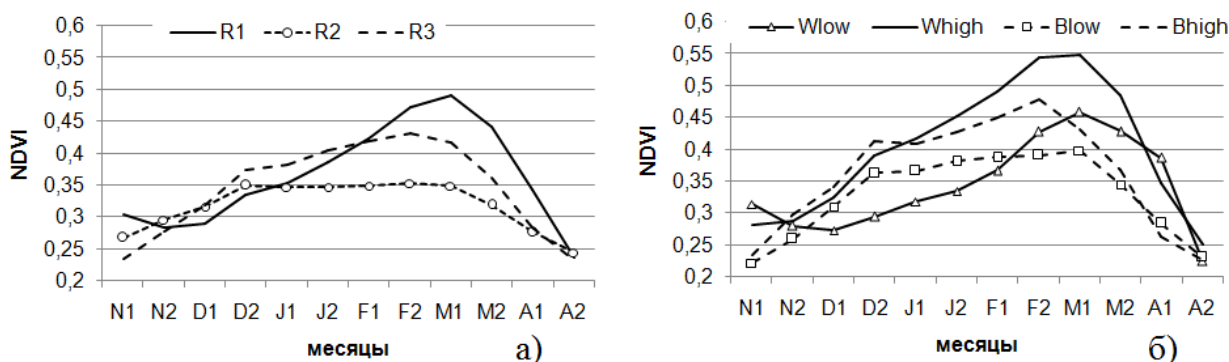


Рис. 2. Динамика NDVI трех зерносеющих регионов R1, R2 и R3: а – осредненный ход NDVI с первой половины ноября (N1) по вторую половину апреля (A2); б – ход NDVI в регионе R1 (R3) в малоурожайное и высокоурожайное пятилетие пшеницы (ячменя)

Fig. 2. Dynamics of NDVI in cropping regions R1, R2 and R3: а – multi-year bi-weekly mean NDVI, First and second half of November...April months are indicated by N1 and A2; б – bi-weekly NDVI in region R1 (R3) averaging for five low and high yields of wheat (barley)

Добавим еще один аргумент в пользу высказанных рассуждений. Поскольку скачкообразный рост листового индекса при переходе от стадии кущения посевов в стадию удлинения стебля [9, 10] должен сопровождаться «скачком NDVI», то, определяя по рис. 2а скачок NDVI, можно видеть, что переход между этими ранними стадиями развития во всех регионах происходит одновременно в конце декабря (D2) или начале января (J1). Учитывая, что стадия максимума NDVI в регионе R1 наступает в марте (M1), т. е. в среднем позже, чем в других регионах (F1, F2), то в регионе R1 скорее всего возделываются поздние сорта пшеницы, более продуктивные, чем раннеспелые сорта.

Инфокоммуникационные технологии и системы

Различия трех зерносеющих регионов провинции особенно заметны при сравнении годовой динамики вегетационного индекса в малоурожайные и высокоурожайные годы (рис. 2б). При этом кривые индекса NDVI, характерные для пятилетий различной урожайности, демонстрируют, что наибольшая разность индекса достигается в феврале, т. е. за 1–2 месяца до уборки урожая. При прочих равных условиях разность хода индекса в малоурожайные Wlow и высокоурожайные Whigh для пшеницы наиболее заметна для первого региона, где значительные отклонения в 0,1, наблюдаются уже в январе (J1, J2).

Проведенное выше сопоставление динамики NDVI и фаз развития растений показывает перспективность региональных прогнозов урожайности по данным вегетационного индекса с заблаговременностью 1 месяц и более.

3.2. Экспериментальные прогнозы

Количественные оценки качества обучения и прогноза регрессионных моделей урожайности пшеницы и ячменя, отличающихся набором предикторов (способом обучения), приведены в табл. 3, 4. Табл. 3 и 4 дополняют рис. 3 и 4, иллюстрирующие качество прогноза тенденций и климатических аномалий урожайности.

В табл. 3 приведены уравнения регрессии урожайности пшеницы (1w, 2w) и ячменя (1b, 2b), рассчитанные по рядам средних значений NDVI за первую и вторую половину февраля в первом (1F1 и 1F2) и третьем регионе (3F1 и 3F2). Данный начальный набор предикторов обоснован исключением из набора коллинеарных рядов. Как показывает наш опыт [2] и опыт других исследований [21], для устранения эффектов мультиколлинеарности достаточно удаления рядов данных с коэффициентами корреляции $r > 0,5$. В нашем случае между рядами средних NDVI второго региона (2F1 и 1F2) и двух других регионов наблюдались $r = 0,73 \dots 0,78$, а ряды NDVI первого и третьего региона имели слабую корреляцию между собой с $r = 0,43 \dots 0,54$. Длина тестируемой выборки с 2011 по 2019 год выбрана примерно равной длине обучающей за период с 2001 по 2010 год с целью сравнимости результатов качества прогноза и обучения. Качество прогноза оценивалось по значениям: коэффициента корреляции между фактической и прогнозируемой урожайностью r ; средней абсолютной ошибки AE и относительной ошибки RE.

Прогноз урожайности пшеницы и ячменя по NDVI регионов

Таблица 3

Table 3

Wheat and barley yield forecast by the regional NDVI index

Уравнение регрессии	Качество обучения		Качество прогноза		
	R ²	SD, ц/га	r	AE, ц/га	RE, %
Урожайность пшеницы, YW					
1w = 47,53 × 1F1 – 6,13 × 3F1	0,85	2,82	0,60	4,05	17,7
2w = 46,84 × 1F2 – 10,62 × 3F2	0,85	2,80	0,68	3,88	16,5
3w = 29,79 × 1F1 – 10,20 × 3F1 + 0,51 × YW(t – 1)	0,83	2,70	0,83	2,80	12,3
4w = 30,24 × 1F2 – 14,98 × 3F2 + 0,54 × YW(t – 1)	0,84	2,49	0,83	2,86	12,4
5w = 20,10 × 1F2 + 0,46 × YW(t – 1)	0,85	2,65	0,87	2,43	10,0
6w = 18,13 × 1J1 + 0,62 × YW(t – 1)	0,85	2,75	0,82	2,21	9,3
7w = 8,76 × 2F1 + 0,815 × YW(t – 1)	0,85	2,96	0,77	2,05	8,6
8w = 14,78 × 2F2 + 0,70 × YW(t – 1)	0,85	2,88	0,79	2,13	8,9
Урожайность ячменя, YB					
1b = 4,81 × 1F1 + 24,80 × 3F1	0,84	2,27	0,35	2,33	15,9
2b = 11,91 × 1F2 + 15,85 × 3F2	0,84	2,40	0,76	1,80	12,1
3b = 5,22 × 1F1 + 25,13 × 3F1 – 0,03 × YB(t – 1)	0,82	2,42	0,35	2,36	16,2
4b = 19,99 × 1F2 + 16,20 × 3F2 – 0,34 × YB(t – 1)	0,82	2,46	0,72	2,28	15,5
5b = 27,17 × 3F2 + 0,07 × YB(t – 1)	0,83	2,59	0,58	1,90	13,2
6b = 33,64 × 1F2 – 0,32 × YB(t – 1)	0,83	2,59	0,73	2,59	17,7
7b = 37,91 × 2F1 – 0,03 × YB(t – 1)	0,84	2,23	0,82	3,62	25,1
8b = 44,72 × 2F2 – 0,24 × YB(t – 1)	0,84	2,37	0,69	1,80	12,4
9b = 23,45 × 1J1 + 0,31 × YB(t – 1)	0,81	3,30	0,70	1,79	11,8
10b = 9,34 × 1F1 + 14,92 × 3F1 + 0,385 × t	0,83	2,05	0,58	2,06	15,1
11b = 10,50 × 1F2 + 13,31 × 3F2 + 0,30 × t	0,82	2,34	0,75	1,49	10,9

Как видим, регрессии пшеницы 1w, 2w и ячменя 1b, 2b получены с нормированным коэффициентом детерминации $R^2 = 0,84...0,85$ и примерно равными стандартными отклонениями $STD = 2...3$ ц/га, однако качество прогнозов урожайности значительно отличается. Как видим из табл. 3, при использовании только характеристик NDVI качество прогнозов в целом слабее результатов прогнозов [3, 6, 21], где характерная средняя $RE \approx 10\%$. Лишь прогноз урожайности ячменя по регрессии 2b с коэффициентом корреляции $r = 0,76$ и относительной оценкой $RE = 12\%$ в какой-то мере можно считать удовлетворительным.

Визуальное сопоставление фактической Y_W и Y_B и прогнозной урожайности (см. рис. 3) показывает, что регрессии 1w, 2w и 1b, 2b реагируют на «климатические колебания урожайности» пшеницы и ячменя, но явно занижают значения Y_W и Y_B . С позиции эвристической модели (раздел 2) это интерпретируется тем, что в десятилетие обучающей выборки наблюдались нисходящие тенденции урожайности (см. рис. 1), а в период тестовой выборки фиксировался рост урожайности. Для компенсации этих эффектов в набор предикторов остальных регрессий мы вводили либо значения урожайности прошлого года $Y_W(t-1)$ и $Y_B(t-1)$, либо линейный ряд времени (регрессии 10b и 11b для ячменя).

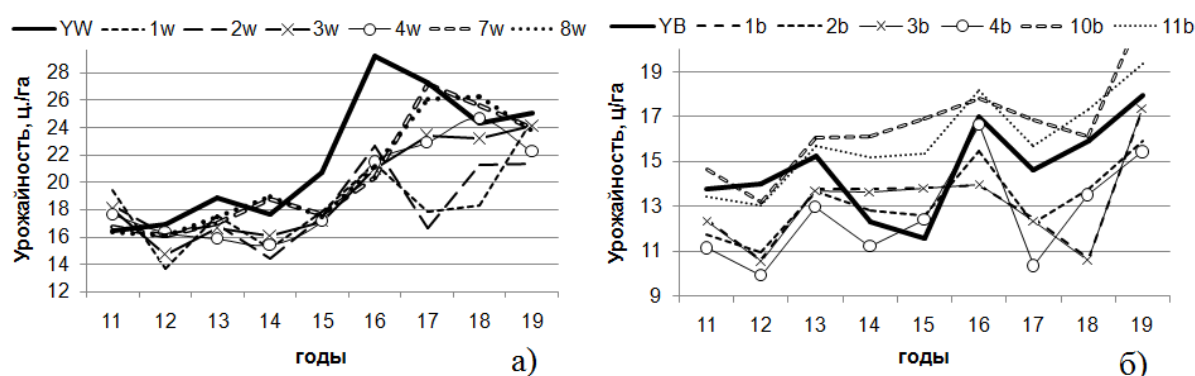


Рис. 3. Примеры регрессионных прогнозов урожайности пшеницы (а) и ячменя (б) на 2011–2019 гг. Регрессии построены по данным NDVI регионов R1 и R3 за 2001–2010 гг.

Fig. 3. Examples of regression forecasts of wheat (a) and barley (b) yields for 2011–2019. The regressions are based on the NDVI data of the regions R1 and R3 for 2001–2010

Рассмотрим модели 3w, 4w...8w урожайности пшеницы. Как указано в табл. 3 (рис. 3а), все количественные (качественные) показатели прогноза новых моделей урожайности пшеницы улучшились. При этом относительная и абсолютная ошибки регрессий с двумя предикторами 5w, 6w, 7w и 8w не превышают 10% и 2,4 ц/га, т. е. достигли уровня оперативных прогнозов [3]. Отметим две основные особенности прогнозов урожайности пшеницы. Во-первых, в регрессии 6w было использовано значение NDVI за январь первого региона 1J1, т. е. заблаговременность прогноза может быть увеличена до 2 месяцев. Во-вторых, в «успешных» регрессиях 7w, 8w, использующих значения NDVI второго региона 2F1 и 2F2, вклад прошлогодней урожайности составил 70–80%, т. е. мы де-факто пришли к моделям, близким к авторегрессии. Поведение этих моделей, отраженное на рис. 3а, явно отличается от предыдущих регрессий 5w и 6w, где сравнительно низкий вклад прошлогодней урожайности – 60% и ниже – позволяет удерживать высокие коэффициенты корреляции с фактическими климатическими колебаниями урожайности. Согласованность моделей 5w и 6w с эвристической моделью урожайности позволяет считать эти регрессии оптимальными для АПУ пшеницы.

Модели АПУ ячменя 3b, 4b...11b демонстрируют зависимость качества прогноза от типа прогнозируемой культуры и выбора предикторов. Так, в отличие от АПУ пшеницы введение авторегрессионной компоненты $Y_B(t-1)$ не улучшило показатели прогноза ячменя в сравнении с регрессией 2b. Лишь в регрессии 9b с предикторами, подобными модели 6w, повышенная заблаговременность прогноза сочетается с небольшой средней абсолютной и относительной ошибкой. Замена авторегрессионного предиктора $Y_B(t-1)$, текущим временем в регрессии 11b позволила достичь относительной ошибки в 11%, подтверждая пользу развиваемого нами объектно-ориентированного прогноза. При этом, как видим из рис. 3б, графики регрессий 10b и 11b находятся выше графика фактической урожайности, что позволяет рассматривать эти модели как верхнюю оценку урожайности совместно с нижней оценкой по моделям 1b и 2b.

Зависимость качества АПУ от интервала обучения

Table 4

The dependence of yield forecasts quality on the training interval

Уравнение регрессии	Обучение			Прогноз			
	Годы	R ²	SD	Годы	r	AE	RE
$X1 = (1F1 + 2F1 + 3F1)/3, X2 = YW(t - 1)$							
$9w = 1,20X2t - 14,92X1$	01; 10	0,85	3,10	11; 19	0,74	3,13	13,3
$10w = 14,59X1 + 0,71X2$	01; 16	0,90	3,20	17; 19	0,99	0,50	2,0
$11w = 1,45X2t - 114,97X1$	10; 16	0,77	3,88	17; 19	0,51	6,88	26,9
$12w = 18,23X1 + 0,62X2$	09; 15	0,79	1,66	17; 19	0,88	0,71	2,7
$X1 = (2F1 + 2F2)/2, X2 = YB(t - 1)$							
$12b = 41,95X1t - 10,15X2$	01; 10	0,84	2,20	11; 19	0,67	1,55	11,0
$13b = 38,87X1t - 10,05X2$	01; 16	0,90	2,10	17; 19	0,95	0,61	3,8
$14b = 33,96X1 + 0,11X2$	10; 16	0,99	3,88	17; 19	0,97	0,31	1,8
$15b = 32,95X1 + 0,14X2$	11; 18	0,78	1,93	19		0,70	3,9

Проведенный анализ зависимости результатов моделирования от набора предикторов (см. табл. 3 и рис. 3) был бы неполным без обсуждения того, что параметры и качество регрессионных моделей АПУ при одних и тех же предикторах сильно зависят от интервала обучения. Так, в табл. 4 приведены формулы регрессий, построенных с использованием авторегрессионных компонент X2 и достаточно консервативных предикторов X1 с осреднением значений NDVI по пространству для пшеницы (9w...12w) и по времени для ячменя (12b...15b). Регрессии 9w и 10b обучались на интервале с 2001 по 2010 год (как и регрессии в табл. 3) и имели сравнительно хорошие показатели прогноза. Когда интервал обучения был увеличен до 2016 года, качество прогноза 10w (13b) существенно улучшилось, достигнув $r = 0,99$ (0,95) и $RE = 2(4) \%$ на трехлетней тестовой выборке. Однако при сокращенном интервале обучения с 2010 по 2016 год показатели АПУ пшеницы регрессией 11w резко упали, тогда как показатели модели 14b для ячменя приблизились к «идеальным».

Очевидно, что модель 11w в сравнении с моделью 10w имеет в два раза больший коэффициент авторегрессионного предиктора X2, что как и в регрессии 9w приводит к большим ошибкам вслед за сильной аномалией урожайности 2016 года (рис. 4а). Изменив интервалы обучения сдвигом всего на год, можно улучшить показатели АПУ пшеницы (регрессия 12w). Поскольку изменения интервала обучения путем добавления новых временных данных и исключения предыдущих является популярной процедурой в прогнозах урожайности [22], очевидно следует с предельной осторожностью относиться к подобным процедурам. Аналогично следует отказаться от популярной в машинном обучении рандомизации обучающей и тестируемой выборки урожайности, используемой например в [23].

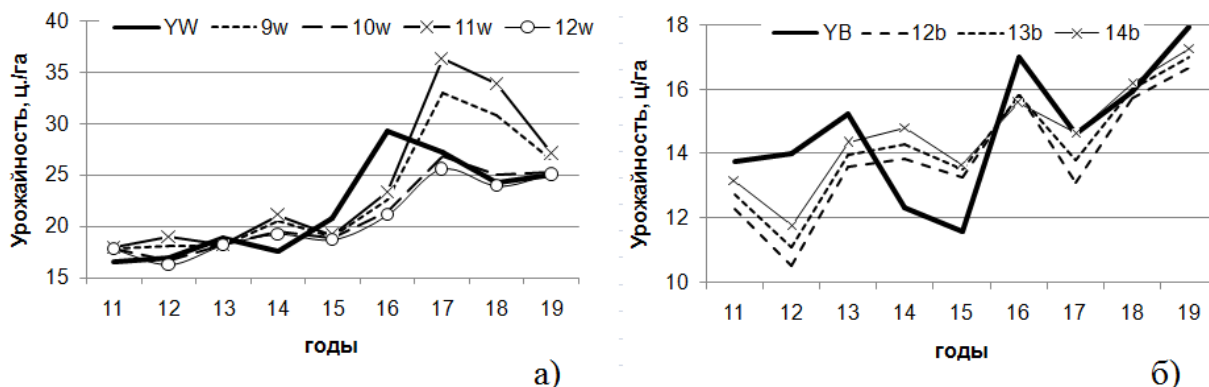


Рис. 4. Регрессионные прогнозы урожайности пшеницы (а) и ячменя (б) с различными периодами обучения и прогноза. Предикторы для прогнозов были одни и те же

Fig. 4. Regression forecasts of wheat (a) and barley (b) yields with different training and forecast periods. Same predictors were used for the predictions

В то же время из рис. 4б мы видим, что графики модели регрессий ячменя с изменением интервала обучения постепенно приближаются к фактической урожайности, но в целом ведут себя подобно модели 12b, для которой весь этот период лет был периодом прогнозирования! Замечая, что вклад авторегрессионного предиктора X2 урожайности ячменя сравнительно мал (см. табл. 4), это означает, что межгодовые изменения урожайности ячменя главным образом определяются климатическими аномалиями, индикатором которых являются NDVI.

Следует сказать, что обсуждаемые нами особенности регрессионных прогнозов пшеницы и ячменя с отдельными нюансами проявились и в других экспериментах, проведенных с различными наборами предикторов и интервалами обучения. Таким образом, поведение урожайности двух близких родов злаковых культур, выращиваемых в сходных условиях может существенно отличаться. Поэтому не удивительно столь большое количество и география работ по разработке статистических методов прогнозов, применения различных алгоритмов машинного обучения, использование новых вегетационных индексов [24].

Выводы

Основные задачи проведенного выше исследования – это разработка модели и алгоритмов агрометеорологических прогнозов урожайности (АПУ) орошаемых пшеницы и ячменя в климатических условиях, характерных для субтропиков южного и центрального Ирака. Нами показано, что в условиях недостаточного информационного обеспечения для продукционных моделей необходимо развивать регрессионные АПУ, используя в качестве предиктора индексы вегетации NDVI системы спутниковых наблюдений MODIS. Для усвоения этих данных и создания математической модели прогноза нами предложено использовать двухкомпонентную эвристическую модель урожайности, предполагающую, что текущая урожайность содержит многолетний технологический тренд урожайности и межгодовые климатически обусловленные аномалии урожайности. Продуктивность этого подхода уже была формально доказана в [2], когда эта модель использовалась для определения набора предикторов регрессионных моделей. В этой работе, используя концепцию жизненного цикла и реально наблюдаемые фазы развития растений, мы показали перспективы объектно-ориентированного подхода к разработке математической модели АПУ и её предикторов. В том числе обосновано, что в условиях разреженных посевов максимум NDVI, наблюдаемый в феврале–марте, далек от насыщения и может использоваться как гроху биологической продуктивности на стадии цветения растений. В свою очередь изучение хода NDVI за вегетационный период с ноября по апрель позволяет выделить отдельные территориальные подсистемы и увеличить разнообразие предикторов прогноза, в том числе решить проблему выбора предикторов для отдельных культур. Экспериментальные прогнозы показали, что в качестве неколлинеарных предикторов, отражающих климатические аномалии урожайности, можно выбрать средние NDVI за февраль или январь отдельных регионов либо произвести их пространственное или временное осреднение NDVI. Оценка качества прогнозов показала необходимость учета в АПУ тренда урожайности пшеницы и в меньшей степени тренда урожайности ячменя. В качестве предиктора отражающей тренд урожайности введена урожайность прошлого года, что привело к смешанной модели прогноза, содержащей сильную (слабую) авторегрессионную компоненту для АПУ пшеницы (ячменя). Эта компонента может быть заменена на линейный или квадратичный тренд времени. Исследование зависимости качества прогнозов от выбранного интервала обучения показало, что урожайность ячменя хорошо прогнозируется из-за явной связи между межгодовыми колебаниями максимума NDVI и климатическими аномалиями его урожайности. Прогнозы урожайности пшеницы также отражают климатические аномалии, но изменчивость тренда урожайности обуславливает сильную зависимость качества прогноза от выбранного интервала обучения регрессии и требует контроля коэффициентов регрессии.

В целом достигнутое нами качество прогнозов урожаев орошаемых озимых превосходит показатели АПУ озимых культур средних широт, где важным условием урожая является оптимальное увлажнение почв. В ближайшее время мы дадим ответ на вопрос: «Может ли предложенный нами объектно-ориентированный подход быть распространен на АПУ озимой пшеницы в регионах богарного земледелия?».

Литература

1. Якушев, В.П. Опыт применения и перспективы развития технологий дистанционного зондирования Земли для сельского хозяйства / В.П. Якушев, Н.Н. Дубенок, Е.А. Лупян // *Современные проблемы дистанционного зондирования Земли из космоса*. – 2019. – Т. 16, № 3. – С. 11–23. DOI: 10.21046/2070-7401-2019-16-3-11-23
2. Халил, З.Х. Прогноз урожайности озимых пшеницы и ячменя в орошаемых субтропиках с использованием множественной регрессии и искусственных нейронных сетей / З.Х. Халил, С.М. Абдуллаев // *Труды 63-й Всероссийской научной конференции МФТИ, 23–29 ноября 2020 года. Нано-, био-, информационные, когнитивные и социогуманитарные науки и технологии*. – М.: МФТИ, 2020. – С. 12–14.
3. Использование спутниковой информации MODIS в оперативной агрометеорологии / А.Д. Клещенко, В.М. Лебедева, Т.А. Найдина, О.В. Савицкая // *Современные проблемы дистанционного зондирования Земли из космоса*. – 2015. – Т. 12, № 2. – С. 143–154.
4. Лебедева, В.М. Основы сельскохозяйственной метеорологии. Т. II: Методы расчетов и прогнозов в агрометеорологии. Кн. 2: Оперативное агрометеорологическое прогнозирование / В.М. Лебедева, А.И. Страшная. – Обнинск: ФГБУ «ВНИИГМИ-МЦД», 2012. – 216 с.
5. Сиротенко, О.Д. Основы сельскохозяйственной метеорологии. Т. II: Методы расчетов и прогнозов в агрометеорологии. Кн. 1: Математические модели в агрометеорологии / О.Д. Сиротенко. – Обнинск: ФГБУ «ВНИИГМИ-МЦД», 2012. – 136 с.
6. Прогнозирование урожайности сельскохозяйственных культур на основе спутниковых данных: возможности и перспективы / И.Ю. Савин, С.А. Барталев, Е.А. Лупян и др. // *Современные проблемы дистанционного зондирования Земли из космоса*. – 2010. – Т. 7, № 3. – С. 275–285.
7. Метод прогнозирования урожайности по космическим наблюдениям за динамикой развития вегетации / В.Г. Бондур, К.Ю. Гороховский, В.Ю. Игнатъев и др. // *Известия высших учебных заведений. Геодезия и аэрофотосъемка*. – 2013. – № 6. – С. 61–68.
8. Методические указания по составлению прогнозов урожайности и валового сбора всех зерновых и зернобобовых культур, а также основных сельскохозяйственных культур в Прибалтике, Белоруссии и европейской части РСФСР / под ред. докт. геогр. наук А.Н. Полевого. – Обнинск: Всесоюзный научно-исследовательский институт сельскохозяйственной метеорологии, 1987. – 109 с.
9. *Wheat growth guide* // Agriculture and Horticulture Development Board. Cereals & Oilseeds. – 2018. – 44 p. – <https://ahdb.org.uk/wheatgg>.
10. *Barley growth guide* // Agriculture and Horticulture Development Board. Cereals & Oilseeds. – 2018. – 40 p. – <https://ahdb.org.uk/barleygg>.
11. *Winter wheat yield forecasting in Ukraine based on Earth observation, meteorological data and biophysical models* / F. Kogan, N. Kussul, T. Adamenko et al. // *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*. – 2013. – Vol. 23. – P. 192–203. DOI: 10.1016/j.jag.2013.01.002
12. Didan, K. MOD13Q1 MODIS/Terra Vegetation Indices 16-Day L3 Global 250m SIN Grid V006/ K. Didan // *NASA EOSDIS Land Processes DAAC. Distributed by NASA EOSDIS Land Processes DAAC*, 2015. DOI: 10.5067/MODIS/MOD13Q1.006
13. Khalil, Z.H. Sensitivity of Winter Crops to climate variability in the irrigated subtropics of Iraq (Al-Diwaniyah) / Z.H. Khalil, S.M. Abdullaev // *Procedia Computer Science*. – 2020 – Vol. 167. – P. 1066–1079. DOI: 10.1016/j.procs.2020.03.405
14. Дегтярев, А.С. Статистические методы обработки метеорологической информации: учеб. / А.С. Дегтярев, В.А. Драбенко, В.А. Драбенко. – СПб.: ООО «Андреевский издательский дом», 2015. – 225 с.
15. Абдуллаев, С.М. Жизненный цикл природно-антропогенных систем: концепция и методы исследования / С.М. Абдуллаев, О.Ю. Ленская, Ю.А. Сапельцева // *Вестник Воронежского государственного университета. Серия: География. Геоэкология*. – 2013. – № 2. – С. 99–106.
16. Халил, З.Х. Диагностика ландшафтов провинции Эль-Дивания (Ирак) по мультиспектральным снимкам Landsat-8 / З.Х. Халил, С.М. Абдуллаев // *Вестник ЮУрГУ. Серия «Вычислительная математика и информатика»*. – 2018. – Т. 7, № 3. – С. 5–18. DOI: 10.14529/cmse180301

17. Терехин, Э.А. Влияние проективного покрытия растительности посевных площадей на ее отражательные свойства / Э.А. Терехин // *Современные проблемы дистанционного зондирования Земли из космоса*. – 2016. – Т. 13, № 3. – С. 61–71. DOI: 10.21046/2070-7401-2016-13-3-61-71
18. Zadoks, J.C. A decimal code for the growth stages of cereals / J.C. Zadoks, T.T. Chang, C.F. Konzak // *Weed Research*. – 1974. – Vol. 14, no. 6. – P. 415–421. DOI: 10.1111/j.1365-3180.1974.tb01084.x
19. *Growth stages of mono- and dicotyledonous plants. BBCH Monograph* / U. Meier (Ed.). – 2nd edition. – 2001. – 158 p. DOI: 10.5073/bbch0515
20. Пшеница: история, морфология, биология, селекция: моногр. / В.В. Шелепов, Н.Н. Чебаков, В.А. Вергунов, В.С. Кочмарский. – Мироновка, 2009. – 575 с.
21. *Potato Yield Prediction Using Machine Learning Techniques and Sentinel 2 Data* / D. Gómez, P. Salvador, J. Sanz, J.L. Casanova // *Remote Sens.* – 2019. – Vol. 11. – 1745. – P. 1–17. DOI: 10.3390/rs11151745
22. *Assessing the Performance of MODIS NDVI and EVI for Seasonal Crop Yield Forecasting at the Ecodistrict Scale* / L. Kouadio, N.K. Newlands, A. Davidson et al. // *Remote Sensing*. – 2014. – Vol. 6. – P. 10193–10214. DOI: 10.3390/rs61010193
23. *Agricultural Recommendation System for Crops Using Different Machine Learning Regression Methods* / M. Garanayak, G.S. Sachi, N. Mohanty, A.K. Jagadev // *International Journal of Agricultural and Environmental Information Systems*. – January–March 2021. – Vol. 12, no. 1. – P. 1–20. DOI: 10.4018/IJAEIS.20210101.oa1
24. *Bassoa, B. Seasonal crop yield forecast: Methods, applications, and accuracies* / B. Bassoa, L. Liua // *Chapter 4 in Advances in Agronomy*. – January 2018. – P. 201–255. DOI: 10.1016/bs.agron.2018.11.002

Халил Зена Хуссейн, аспирант, кафедра системного программирования, Южно-Уральский государственный университет, г. Челябинск; zenahussaink@gmail.com.

Абдуллаев Санжар Муталович, д-р геогр. наук, профессор, кафедра системного программирования, Южно-Уральский государственный университет, г. Челябинск; abdullaevsm@susu.ru.

Поступила в редакцию 29 марта 2021 г.

DOI: 10.14529/ctcr210203

REGRESSION FORECASTS OF IRRIGATED WINTER CROP YIELDS USING SATELLITE VEGETATION INDEXES: MODELS, PREDICTORS AND EXPERIMENTS

Z.H. Khalil, zenahussaink@gmail.com,

S.M. Abdullaev, abdullaevsm@susu.ru

South Ural State University, Chelyabinsk, Russian Federation

The technologies of agrometeorological crop forecasts (ACF), based on data on the normalized vegetation index (NDVI) are an important element of the modern agricultural industry. **Aim.** To establish the heuristic yield model and approaches to the development of models of regression forecasts, including the ACF predictors selection procedure by exploring satellite Moderate Imaging Spectroradiometer (MODIS) NDVI data and conduct experimental forecasting. **Materials and methods.** The official yield statistics of irrigated winter wheat and barley in Diwanayah province of Iraq and the NDVI MODIS observation for 2001–2019 are used. It is proposed to choose a two-component heuristic yield model containing a yield trend, due to a relatively slow change in crop cultivation technology and a climatic component associated with fluctuations in biological produc-

tivity due to the effects of weather conditions. **Results.** Using of heuristic model as background, an object-oriented approach to the choice of ACF regression model and predictor selection is developed. Firstly, we use NDVI semi-quantitative connection with crop coverage and crop leaf indexes to determine NDVI evolution according with the wheat and barley growing stages. Then, it is shown that in the province level ACF, as the original predictors should choose the NDVI time-series derived on the first and second half of February for three distinct grain-producing regions of the province. Experiments have shown that the satisfactory quality of the regressive ACF of both cultures can be achieved with 2–3 different original non-collinear predictors by their combination with the last year's yield or by inclusion of linear or quadratic dependencies. **Conclusion.** Wheat forecast with a relative error of 10% is obtained only by special selecting of time interval to train model and by control the parameters of the auto-regressive predictor. The high quality of the barley forecasting models is due to the fact that the variability of barley yields is dominated by the climatic component. The developed object-oriented approach can be adapted to the conditions of rainfed agriculture and to forecast of yield of other crops.

Keywords: winter wheat and barley yield forecasts, irrigation farming in Iraq, NDVI MODIS, climatic crop anomalies, regression models.

References

1. 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, vol. 16, no. 3, pp. 11–23. DOI: 10.21046/2070-7401-2019-16-3-11-23
2. Khalil Z.H., Abdullaev S.M. [Forecast of winter wheat and barley yields in irrigated subtropics using multiple regression and artificial neural network]. *Proc. of 63 MFTI All-Russian conference, November 23–29, 2020. Nano-, bio-, information, cognitive and social science and technology*. Moscow, MFTI, 2020, pp. 12–14. (in Russ.)
3. Kleshchenko A.D., Lebedeva V.M., Naidina T.A., Savitskaya O.V. [MODIS satellite data usage in operational agrometeorology]. *Current problems in remote sensing of the Earth from space*, 2015, vol. 12, no. 2, pp. 143–154. (in Russ.)
4. Lebedeva V.M., Strashnaya A.I. *Osnovy sel'skokhozyaystvennoy meteorologii. T. II: Metody raschetov i prognozov v agrometeorologii. Kn. 2: Operativnoye agrometeorologicheskoye prognozirovaniye* [The basics of agricultural meteorology. Volume II. Methods of calculations and forecasts in agrometeorology. Book 2. Operational agro-meteorological forecasting]. Obninsk, FGBU "VNIIGMI-MCD", 2012. 216 p.
5. Sirotenko O.D. *Osnovy sel'skokhozyaystvennoy meteorologii. T. II: Metody raschetov i prognozov v agrometeorologii. Kn. 1: Matematicheskiye modeli v agrometeorologii* [The basics of agricultural meteorology. Volume II. Methods of calculations and forecasts in agrometeorology. Book 1. Mathematical models in agrometeorology]. Obninsk, FGBU "VNIIGMI-MCD", 2012. 136 p.
6. Savin I., Bartalev S., Loupian E., Tolpin V., Khvostikov S. [Crop yield forecasting based on satellite data: opportunities and perspectives]. *Current problems in remote sensing of the Earth from space*, 2010, vol. 7, no. 3, pp. 275–285. (in Russ.)
7. Bondur V.G., Gorohovskij K.Yu., Ignat'ev V.Yu., Murynin A.B., Gaponova E.V. The method of predicting yields by satellite observations of the vegetation dynamics). *Izvestiya vysshih uchebnykh zavedenij. Geodeziya i aerofotos"emka*, 2013, no. 6, pp. 61–68. (in Russ.)
8. Polevoi A.N. (Ed.). *Metodicheskiye ukazaniya po sostavleniyu prognozov urozhaynosti i valovogo sbora vseh zernovykh i zernobobovykh kul'tur, a takzhe osnovnykh sel'skokhozyaystvennykh kul'tur v Pribaltike, Belorussii i evropeyskoy chasti RSFSR* [Guidelines for forecasting the yield and gross harvest of all grains and legumes, as well as major crops in the Baltics, Belarus and the European part of the Russia]. Obninsk, All-Union Research Institute of agro meteorology, 1987. 109 p.
9. Wheat growth guide. *Agriculture and Horticulture Development Board. Cereals & Oilseeds*, 2018, 44 p. Available at: <https://ahdb.org.uk/wheatgg>.
10. Barley growth guide. *Agriculture and Horticulture Development Board. Cereals & Oilseeds*, 2018, 40 p. Available at: <https://ahdb.org.uk/barleygg>.
11. Kogan F., Kussul N., Adamenko T., Skakun S., Kravchenko O., Kryvobok O., Shelestov A., Kolotii A., Kussul O., Lavrenyuk A. Winter wheat yield forecasting in Ukraine based on Earth observa-

tion, meteorological data and biophysical models. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 2013, vol. 23, pp. 192–203. DOI: 10.1016/j.jag.2013.01.002

12. Didan K. MOD13Q1 MODIS/Terra Vegetation Indices 16-Day L3 Global 250m SIN Grid V006. NASA EOSDIS Land Processes DAAC. Distributed by NASA EOSDIS Land Processes DAAC, 2015. DOI: 10.5067/MODIS/MOD13Q1.006

13. Khalil Z.H., Abdullaev S.M. Sensitivity of Winter Crops to climate variability in the irrigated subtropics of Iraq (Al-Diwaniyah). *Procedia Computer Science*, 2020, vol. 167, pp. 1066–1079. DOI: 10.1016/j.procs.2020.03.405

14. Degtyarev A.S., Drabenko V.A., Drabenko V.A. *Statisticheskiye metody obrabotki meteorologicheskoy informatsii: ucheb.* [Statistical methods of meteorological information processing. Textbook]. St. Petersburg, OOO “Andreevskij izdatel'skij dom”, 2015. 225 p. (in Russ.)

15. Abdullaev S.M., Lenskaya O.Y., Sapeltseva Y.A. The Life Cycle of Natural and Anthropogenic Systems: the Concept and Methods. *Bulletin of Voronezh State University. Series: Geography*, 2013, no. 2, pp. 99–106. (in Russ.)

16. Khalil Z.H., Abdullaev S.M. Diagnosis of Landscapes of the Province of Al-Diwaniyah (Iraq) by Using of Landsat-8 Multispectral Images. *Bulletin of the South Ural State University. Ser. Computational Mathematics and Software Engineering*, 2018, vol. 7, no. 3, pp. 5–18. (in Russ.) DOI: 10.14529/cmse180301

17. Terekhin E.A. [Influence of crop areas vegetation cover fraction on their spectral reflectivity properties]. *Current problems in remote sensing of the Earth from space*, 2016, vol. 13, no. 3, pp. 61–71. (in Russ.) DOI: 10.21046/2070-7401-2016-13-3-61-71

18. Zadoks J.C., Chang T.T., Konzak C.F. A decimal code for the growth stages of cereals. *Weed Research*, 1974, vol. 14, no. 6, pp. 415–421. DOI: 10.1111/j.1365-3180.1974.tb01084.x

19. Meier U. (Ed.). *Growth stages of mono- and dicotyledonous plants*. BBCH Monograph, 2nd edition, 2001. 158 p. DOI: 10.5073/bbch0515

20. Shelepov V.V., Chebakov N.N., Vergunov V.A., Kochmarskiy B.C. *Pshenitsa: istoriya, morfologiya, biologiya, selektsiya: monogr.* [Wheat: history, morphology, biology, selection]. Mironovka, 2009, 575 p.

21. Gómez D., Salvador P., Sanz J., Casanova J.L. Potato Yield Prediction Using Machine Learning Techniques and Sentinel 2 Data. *Remote Sens.*, 2019, vol. 11, 1745, pp. 1–17. DOI: 10.3390/rs11151745

22. Kouadio L., Newlands N.K., Davidson A., Zhang Y., Chipanshi A. Assessing the Performance of MODIS NDVI and EVI for Seasonal Crop Yield Forecasting at the Ecodistrict Scale. *Remote Sensing*, 2014, vol. 6, pp. 10193–10214. DOI:10.3390/rs61010193

23. Garanayak M., Sachi G.S., Mohanty N., Jagadev A.K. Agricultural Recommendation System for Crops Using Different Machine Learning Regression Methods. *International Journal of Agricultural and Environmental Information Systems*, January-March 2021, vol. 12, no. 1, pp. 1–20. DOI: 10.4018/IJAEIS.20210101.oa1

24. Basso B., Liua L. Seasonal crop yield forecast: Methods, applications, and accuracies. *Chapter 4 in Advances in Agronomy*, January 2018, pp. 201–255. DOI: 10.1016/bs.agron.2018.11.002

Received 29 March 2021

ОБРАЗЕЦ ЦИТИРОВАНИЯ

Халил, З.Х. Регрессионные прогнозы урожайности орошаемых озимых культур с использованием спутниковых вегетационных индексов: модели, предикторы и эксперименты / З.Х. Халил, С.М. Абдуллаев // Вестник ЮУрГУ. Серия «Компьютерные технологии, управление, радиоэлектроника». – 2021. – Т. 21, № 2. – С. 23–35. DOI: 10.14529/ctcr210203

FOR CITATION

Khalil Z.H., Abdullaev S.M. Regression Forecasts of Irrigated Winter Crop Yields Using Satellite Vegetation Indexes: Models, Predictors and Experiments. *Bulletin of the South Ural State University. Ser. Computer Technologies, Automatic Control, Radio Electronics*, 2021, vol. 21, no. 2, pp. 23–35. (in Russ.) DOI: 10.14529/ctcr210203