

Модели управления в точном земледелии

УДК 631.153:551.582.2

doi: 10.15389/agrobiology.2022.3.591rus

**МОДЕЛИРОВАНИЕ УСЛОВИЙ ВЕГЕТАЦИИ
С ИСПОЛЬЗОВАНИЕМ ОТКЛОНЕНИЙ ТЕКУЩИХ ЗНАЧЕНИЙ NDVI
ОТ СРЕДНЕМНОГОЛЕТНИХ ПОКАЗАТЕЛЕЙ***С.А. РОДИМЦЕВ¹ ✉, Н.Е. ПАВЛОВСКАЯ², С.В. ВЕРШИНIN²,
В.И. ЗЕЛЮКИН², И.В. ГОРЬКОВА²

В настоящее время одним из важных инструментов увеличения производства растениеводческой продукции становится внедрение систем точного земледелия. Как обязательный элемент таких систем в последние годы с успехом применяется управление продукционным процессом на основе моделирования отзывчивости вегетативной массы на изменение действующих условий. В отечественной и зарубежной литературе приведено немало примеров разработки математически моделей роста и развития растений с учетом влияния внешних факторов. Показано, что использование прогностических моделей позволяет своевременно реагировать на изменение условий вегетации и оперативно принимать оптимальные решения по проведению агрономических мероприятий. В настоящей работе впервые установлена зависимость между разностью (аномалией) среднегодовых и текущих сезонных показателей нормализованного вегетационного индекса NDVI и процессом роста и развития растений при влиянии действующих условий. Показано, что использование среднего значения наибольших показателей NDVI (normalized difference vegetation index) вегетационного периода культуры в качестве математического ожидания функции Гаусса-Лапласа для выравнивания зашумленных временных рядов вполне удовлетворяет условиям адекватности их аппроксимации. Получены математические модели влияния фотосинтетических, метеорологических и почвенно-климатических факторов на аномалии NDVI в конкретную фазу развития растений. Наша цель заключалась в получении прогностических моделей состояния процесса вегетации зерновых культур при влиянии действующих условий на основе сравнения среднемноголетних показателей вегетационного индекса NDVI с его текущими сезонными значениями. Исследования проводили на полях научно-образовательного производственного центра «Интеграция» ФГБОУ ВО Орловский ГАУ (Орловская обл.). Посевы озимой пшеницы (*Triticum aestivum* L.) сорта Московская 39 занимали площадь 48,1 га, ярового ячменя (*Hordeum vulgare* L. sensu lato) сорта Раушан — 17,4 га. Данные по значениям NDVI получали на геопортале «КосмосАгро», а также с применением беспилотного летательного аппарата Агрофлай Квадро 4/17 («Agrofly International», Россия). Компенсация зашумленности данных выполнялась посредством аппроксимации временных рядов функцией Гаусса-Лапласа. Адекватность регрессионных моделей аппроксимации временных рядов NDVI оценивали с помощью *F*-критерия Фишера и средней ошибки коэффициента аппроксимации; точность прогностических моделей подтверждалась показателем средней абсолютной ошибки Mean Absolute Percentage Error. В результате были получены временные ряды среднего индекса NDVI для изучаемых культур по данным многолетних наблюдений и рассчитаны текущие значения NDVI вегетационного сезона 2021 года. Установлен близкий к нормальному характер распределения временных рядов вегетационного индекса. Определены максимальные (пиковые) значения NDVI, составляющие 0,71 для озимой пшеницы и 0,54 — для ярового ячменя и приходящиеся на июнь, независимо от культуры. Цели выравнивания зашумленных временных рядов NDVI сельскохозяйственных культур в период вегетации наиболее полно удовлетворяет асимметричная функция Гаусса-Лапласа, где в качестве математического ожидания применено среднее значение наибольших показателей NDVI вегетационного периода культуры. На основе показателя аномалий NDVI получены математические модели, описывающие влияние фотосинтетических, метеорологических и почвенно-климатических факторов на состояние культур в период конкретной фенофазы. Средняя абсолютная ошибка предложенных моделей составляла 9,23 для ярового ячменя, 5,68 — для озимой пшеницы. Таким образом, предлагаемая характеристика Δ NDVI может быть использована в качестве независимой переменной (критерия оптимизации) в факторных моделях прогнозирования динамики вегетационного процесса.

Ключевые слова: прогноз урожайности, вегетационный индекс, NDVI, функция Гаусса, факторный анализ, аппроксимация временных рядов.

* Работа выполнена в рамках тематического плана-задания на выполнение ФГБОУ ВО Орловским ГАУ НИР по заказу Минсельхоза России за счет средств федерального бюджета в 2021 году (регистрационный номер НИОКТР № 121091400023-3 от 14.09.2021 года).

Сельское хозяйство находится на пороге цифровой революции, которая становится основой для точного земледелия и способствует реализации инновационной стратегии развития Российской Федерации. Управление растениеводством с учетом конкретных условий на местности (site-specific crop management, SSCM) — важный элемент прецизионного земледелия, который активно реализуется для увеличения урожайности сельскохозяйственных культур (1-4). Регулирование биопродукционного процесса возможно за счет своевременного и оперативного реагирования на отклонения, вызванные внешними воздействиями (5-8). К последним относятся почвенно-климатический фактор, различного рода заболевания растений, вредители, сорняки.

В качестве инструментов оценки воздействия условий внешней среды на сельскохозяйственные культуры с успехом используется анализ метеоданных и значений вегетационного индекса. Учет внешних воздействий позволяет не только оперативно реагировать на возникающие отклонения (9, 11), но и повышать эффективность мониторинга фитосанитарного состояния посевов (12), создавать новые программные продукты для анализа поступающей информации (13, 14), разрабатывать и внедрять автоматизированные системы принятия решений по защите растений (15), способствуя увеличению продуктивности агроценозов. Осуществлять прогнозирование для управления вегетационным процессом позволяют методы математической статистики (16), в частности многофакторного анализа (17).

Ранее было показано (18), что учет влияния на сроки развития растений температуры воздуха, влажности почвы и мощности ультрафиолетового излучения позволяет прогнозировать процесс вегетации и разрабатывать рекомендации по проведению агрономических мероприятий. Следует отметить, что работоспособность предлагаемой методики факторного анализа определяется выбором характерного показателя решения задачи, по значению которого и оценивается оптимальность найденного алгоритма. Реализация факторного комплекса, в котором критерием оптимизации послужил срок отставания/опережения развития растений от усредненных значений, рассчитанных по многолетним данным, позволила охарактеризовать течение изучаемого процесса, что вполне удовлетворяет задаче получения адекватной математической модели, при этом прогнозируемый срок уборки урожая позволил снизить сезонные нагрузки комбайнов. Тем не менее это не позволяет выполнить оценку в дистанционном формате, что могло бы использоваться при ведении хозяйства на основе цифровых платформенных решений.

Благодаря методам дистанционного зондирования Земли (ДЗЗ) расширяются объем получаемой информации и возможности ее обработки (19-21). Одним из показателей, отражающих оценку состояния и динамику развития растений, служит нормализованный разностный вегетационный индекс (normalized difference vegetation index, NDVI). Для прогнозирования влияния действующих условий на состояние растений целесообразно использовать метод сравнений текущих значений со среднесезонными. При этом для исключения особенностей конкретного вегетационного периода (опережение либо отставание в развитии) усредненные временные ряды NDVI должны быть подвергнуты выравниванию (22-25). Это позволит с меньшей ошибкой анализировать информацию об отклонениях текущих значений от среднесезонных на сопоставимых стадиях развития растений (26).

В настоящей работе впервые установлена зависимость между разностью (аномалией) среднегодовых и текущих сезонных показателей норма-

лизованного вегетационного индекса NDVI и процессом роста и развития растений при влиянии действующих условий. Показано, что использование среднего значения наибольших показателей NDVI вегетационного периода культуры в качестве математического ожидания функции Гаусса-Лапласа для выравнивания зашумленных временных рядов вполне удовлетворяет условиям адекватности их аппроксимации. Получены математические модели влияния фотосинтетических, метеорологических и почвенно-климатических факторов на аномалии NDVI в период конкретной фазы развития растений.

Наша цель заключалась в создании прогностических моделей состояния процесса вегетации зерновых культур при влиянии действующих условий на основе сравнения среднесезонных показателей вегетационного индекса NDVI с его текущими сезонными значениями.

Методика. Исследования проводили на полях научно-образовательного производственного центра «Интеграция» ФГБОУ ВО Орловский ГАУ (Орловская обл.). В 2016-2020 годах среднесезонные значения индекса NDVI вычисляли для озимой пшеницы на участках № 28 (2016 год), №№ 23, 26, 31 (2017 год), № 36 (2018 год), №№ 22, 33 (2019 год), №№ 23, 24, 26 (2020 год), для ярового ячменя — на участках №№ 27, 30 (2016 год), № 54 (2017 год), №№ 37-39 (2018 год), №№ 27, 34 (2019 год), № 13 (2020 год). В вегетационный сезон 2021 года опытные посеы озимой пшеницы (*Triticum aestivum* L.) сорта Московская 39 занимали площадь 48,1 га, ярового ячменя (*Hordeum vulgare* L. sensu lato) сорта Раушан — 17,4 га.

Нормализованный разностный вегетационный индекс рассчитывали по формуле (27):

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

где *NIR*, *red* — отражение растительного покрова соответственно в ближней инфракрасной (0,85-0,88 мкм) и красной (0,64-0,67 мкм) областях электромагнитного спектра.

Спутниковые данные за 2016-2020 годы получали на геопортале «КосмосАгро», разработанном Инженерно-технологическим центром «СканЭкс» (Россия) (28). Использовали свободные от облачности (не более 10 %), дымки и других неблагоприятных факторов разновременные архивные данные ДЗЗ со съемочной системы Sentinel-2 (сканер MSI, многоканальный), с пространственным разрешением 10,2 м/пиксел и периодичностью получения информации один раз в 5 сут. Для аналитической обработки применяли утилиту ScanEx GeoMixer (29).

Для получения данных по NDVI в течение вегетационного сезона 2021 года был задействован беспилотный летательный аппарат Агрофлай Квадро 4/17 («Agrofly International», Россия). Компенсацию зашумленности данных, вызванных облачностью, дымкой, испаряемостью, осадками и другими природно-климатическими и температурными воздействиями, проводили методом аппроксимации. Использовали асимметричную функцию Гаусса-Лапласа, которая наиболее полно отвечает задачам выравнивания временных рядов NDVI в период вегетации культуры (30-32):

$$f(x) = \frac{1}{\sigma\sqrt{2\pi}} e^{-\frac{1}{2}\left(\frac{x-\mu}{\sigma}\right)^2},$$

где σ^2 — дисперсия распределения; μ — математическое ожидание (среднее значение).

Многолетние статистические данные по динамике изменения вегетационного индекса NDVI получали из архивных материалов по посевам с аналогичными культурами, расположенным вблизи от участков полевого эксперимента.

Справедливость использования средних значений NDVI по отдельным полям для описания среднегодового показателя культуры подтверждалась критерием сравнения. При этом ввиду невыполнимости классических условий применения t -критерия Стьюдента в большинстве статистических задач оценка однородности временных рядов по данным индекса NDVI была выполнена с использованием критерия Крамера-Уэлча равенства математических ожиданий, основанного на статистике (33):

$$T = \frac{\sqrt{mn}(\bar{x}-\bar{y})}{\sqrt{n\sigma_x^2+m\sigma_y^2}},$$

где m, n — объемы выборок; \bar{x}, \bar{y} — средние значения выборок; σ_x^2, σ_y^2 — дисперсии распределений выборок.

Сравнением T -критерия с граничным значением $\Phi\left(1 - \frac{\alpha}{2}\right)$, где α — уровень значимости, равный 0,05, принималось решение о принятии гипотезы об однородности сравниваемых выборок на уровне значимости α в соответствии с равенством:

$$T \leq \Phi\left(1 - \frac{\alpha}{2}\right).$$

Обработку результатов биометрических расчетов проводили в программной среде Microsoft Excel. Вычисляли среднеарифметические значения (\bar{X}), среднеквадратические отклонения (σ), коэффициенты вариации (k_v) и дисперсии (σ^2) по выборкам, выполнялся поиск и исключение артефактов, изучались параметры распределения вариационных рядов. Погрешность расчетных значений не превышала 5 %.

Адекватность регрессионных моделей аппроксимации временных рядов NDVI оценивали с помощью F -критерия Фишера и средней ошибки коэффициента аппроксимации (\bar{A}) по следующим формулам.

$$F = \frac{\sigma_x^2}{\sigma_y^2},$$

где σ_x^2, σ_y^2 — дисперсии сравниваемых рядов регрессии.

$$\bar{A} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \left| \frac{y_i - \hat{y}_i}{y_i} \right| \times 100 \%,$$

где y_i, \hat{y}_i — соответственно фактические и теоретические (рассчитанные по уравнению регрессии) значения результативного признака.

Точность прогностических моделей оценивали с использованием показателя средней абсолютной ошибки модели MAPE (Mean Absolute Percentage Error) (6) по данным для каждой фазы развития растений в вегетационном сезоне 2021 года. При этом ошибка прогнозирования определялась сравнением фактического показателя аномалии NDVI (ΔNDVI) с ее теоретическими значениями, найденными для каждого характерного отрезка вегетационного сезона (34):

$$\text{MAPE} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \frac{|y_{i\text{теор}} - y_{i\text{факт}}|}{y_{i\text{факт}}} \times 100,$$

где n — число сравниваемых пар значений; $y_{i\text{теор}}, y_{i\text{факт}}$ — соответственно значения показателей критерия оптимизации математической модели и фактические показатели признака, полученные в ходе эксперимента.

Результаты. Несмотря на некоторые отклонения в конце вегетационного периода, очевидно, вызванные разными сроками уборки, расчет критерия Крамера-Уэлча не выявил существенных различий по сравниваемым вариационным рядам индекса NDVI для отдельных участков, расположенных вблизи полей с опытными посевами в 2021 году: расчетные значения T не превышали граничного значения $\Phi\left(1 - \frac{\alpha}{2}\right)$ при уровне значимости $\alpha = 0,05$ (табл. 1). Это подтверждает справедливость применения зна-

чений вегетационного индекса выбранных участков для расчета среднегодовых значений NDVI.

1. Оценка однородности временных рядов по данным индекса NDVI в разные годы (Орловская обл.)

| Участки, выбранные для расчета среднегодовых значений NDVI | Статистические параметры индекса NDVI | | | |
|--|---------------------------------------|-----------------------|-----------------------------|---|
| | среднеарифметическое, \bar{X} | дисперсия, σ^2 | критерий Крамера-Уэлча, T | граничное значение T -критерия, $\Phi\left(1 - \frac{\alpha}{2}\right)$, $\alpha = 0,05$ |
| 2016 год | | | | |
| <i>Яровой ячмень</i> | | | | |
| № 27 | 0,47 | 0,220 | 0,4527, 30 | 1,96 |
| № 30 | 0,45 | 0,210 | | |
| 2017 год | | | | |
| <i>Озимая пшеница</i> | | | | |
| № 23 | 0,48 | 0,085 | 0,2331, 26 | 1,96 |
| № 26 | 0,39 | 0,082 | 1,2226, 23 | |
| № 31 | 0,40 | 0,052 | 1,6823, 31 | |
| 2018 год | | | | |
| <i>Яровой ячмень</i> | | | | |
| № 37 | 0,34 | 0,012 | 0,1137, 39 | 1,96 |
| № 38 | 0,32 | 0,011 | 1,6737, 38 | |
| № 39 | 0,35 | 0,016 | 1,6438, 39 | |
| 2019 год | | | | |
| <i>Озимая пшеница</i> | | | | |
| № 22 | 0,37 | 0,160 | 0,1022, 33 | 1,96 |
| № 33 | 0,37 | 0,220 | | |
| <i>Яровой ячмень</i> | | | | |
| № 27 | 0,31 | 0,024 | 1,0927, 34 | 1,96 |
| № 34 | 0,29 | 0,026 | | |
| 2020 год | | | | |
| <i>Озимая пшеница</i> | | | | |
| № 23 | 0,44 | 0,201 | 0,1923, 24 | 1,96 |
| № 24 | 0,46 | 0,223 | 1,7424, 26 | |
| № 26 | 0,42 | 0,231 | 0,5123, 26 | |

Сезонная динамика изменения индекса NDVI по многолетним данным представлена в таблице 2. Как видно, характер изменения значений временных рядов был аналогичен для изучаемых культур и более, чем другие функции распределения, соответствовал нормальному закону. Независимо от культуры, наименьшие значения вегетационного индекса соответствовали зимним месяцам. В период с мая по июнь наблюдались наиболее высокие значения NDVI. Максимальные среднемноголетние значения вегетационного индекса приходились на июнь и составили для озимой пшеницы 0,71, и для ярового ячменя — 0,54.

2. Ежемесячные значения нормализованного разностного вегетационного индекса (NDVI) по данным многолетних исследований (Орловская обл.)

| Год | Месяц | | | | | | | | | | | |
|---|-------|-------|------|------|------|------|------|------|------|------|------|------|
| | I | II | III | IV | V | VI | VII | VIII | IX | X | XI | XII |
| <i>Озимая пшеница (Triticum aestivum L.) сорта Московская 39</i> | | | | | | | | | | | | |
| 2016 | нд | -0,02 | 0,30 | 0,26 | 0,55 | 0,71 | 0,44 | 0,39 | 0,36 | 0,28 | 0,26 | нд |
| 2017 | -0,03 | -0,03 | 0,19 | 0,32 | 0,43 | 0,74 | 0,73 | 0,54 | 0,55 | 0,46 | 0,48 | 0,20 |
| 2018 | нд | -0,03 | 0,35 | 0,16 | 0,53 | 0,70 | 0,36 | 0,40 | 0,39 | 0,29 | 0,17 | нд |
| 2019 | -0,04 | нд | 0,26 | 0,29 | 0,58 | 0,65 | 0,39 | 0,26 | 0,23 | 0,20 | 0,34 | нд |
| 2020 | нд | нд | 0,42 | 0,42 | 0,76 | 0,79 | 0,39 | 0,32 | 0,38 | 0,35 | 0,19 | 0,21 |
| Среднее | -0,04 | -0,03 | 0,33 | 0,27 | 0,54 | 0,71 | 0,46 | 0,38 | 0,38 | 0,27 | 0,28 | 0,21 |
| <i>Яровой ячмень (Hordeum vulgare L. sensu lato) сорта Раушан</i> | | | | | | | | | | | | |
| 2016 | -0,04 | нд | 0,18 | 0,19 | 0,36 | 0,55 | 0,53 | 0,42 | 0,32 | 0,22 | 0,2 | нд |
| 2017 | -0,04 | -0,03 | 0,30 | 0,33 | 0,50 | 0,56 | 0,80 | 0,54 | 0,49 | 0,48 | 0,23 | 0,03 |
| 2018 | нд | -0,04 | нд | 0,20 | 0,27 | 0,48 | 0,47 | 0,39 | 0,33 | 0,26 | 0,19 | нд |
| 2019 | -0,03 | нд | 0,14 | 0,14 | 0,37 | 0,56 | 0,52 | 0,32 | 0,19 | 0,19 | 0,30 | нд |
| 2020 | -0,01 | нд | 0,17 | 0,19 | 0,27 | 0,54 | 0,41 | 0,37 | 0,33 | 0,21 | 0,13 | 0,13 |
| Среднее | -0,04 | -0,03 | 0,19 | 0,19 | 0,35 | 0,54 | 0,53 | 0,41 | 0,33 | 0,24 | 0,22 | 0,11 |

Примечание. нд — нет данных.

Нами была выполнена сравнительная оценка среднегодовых показателей вегетационного индекса изучаемых культур за 2016-2019 годы; 2020 год не рассматривался ввиду явного отклонения значений NDVI по сравниваемым культурам, вызванного отсутствием дождей. Эта аномалия, особенно в весенний и раннелетний периоды, предопределила резкое снижение вегетативной массы ярового ячменя. Последний, как известно (35, 36), более подвержен отсутствию влаги по сравнению с озимыми, лучше использующими весенние запасы влаги и питательных веществ.

Было обнаружено устойчивое отношение значений NDVI для озимой пшеницы к таковым для ярового ячменя, составившее 1,16 (16 %) в среднем по годам за указанный период. При этом коэффициент корреляции (r) между сравниваемыми временными рядами оказался равен 0,96.

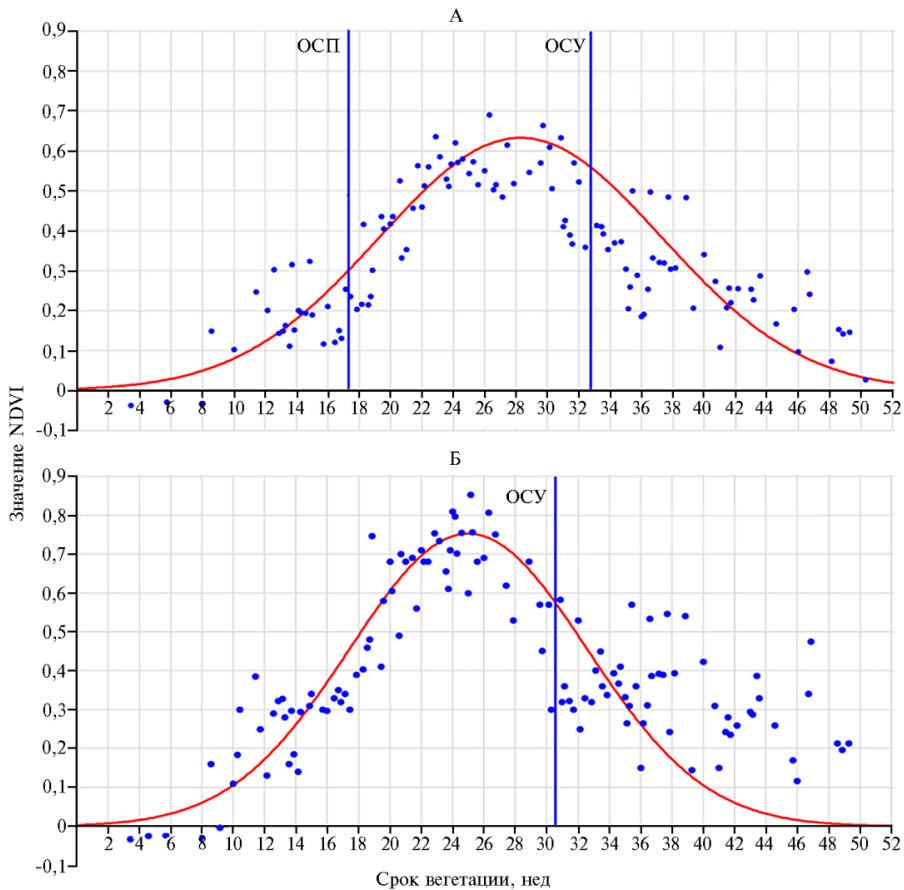


Рис. 1. Результаты выравнивания среднееголетних временных рядов нормализованного разностного вегетационного индекса (NDVI) с помощью функции Гаусса-Лапласа для ярового ячменя (*Hordeum vulgare* L. sensu lato) сорта Раушан (А) и озимой пшеницы (*Triticum aestivum* L.) сорта Московская 39 (Б): синие точки — фактические значения, график — теоретические значения, ОСП — ориентировочный срок посева, ОСУ — ориентировочный срок уборки (Орловская обл.).

На основе использования функции Гаусса-Лапласа была выполнена аппроксимация фактических временных рядов NDVI по среднееголетним данным и построены графики регрессионных моделей с переменной структурой (рис. 1). Известно (26), что одно из главных условий аппроксимации эмпирических рядов — минимизация суммы квадратов отклонений теоретических точек \bar{y}_x' линии регрессии от точек y_i эмпирических (опытных) наблюдений: $Q = \sum (y_i - \bar{y}_x')^2 \Rightarrow \min$. При использовании функции Гаус-

са-Лапласа это требование обеспечивалось значениями параметров σ и μ . Так, математическое ожидание μ принималось равным среднему значению по пяти наибольшим показателям NDVI вегетационного периода для культуры. Для выравнивания временных рядов вегетационного индекса по озимой пшенице и яровому ячменю μ составляло соответственно 181 и 198. В обоих случаях смещение положения математического ожидания относительно центров позволяет классифицировать полученные аппроксимации как функции асимметричного левостороннего распределения.

Как видно, описание временных рядов NDVI с помощью функции Гаусса-Лапласа позволило избавиться от зашумленности, вызванной различием условий получения исходных данных.

Проверка адекватности принятых математических моделей с использованием F -критерия Фишера и средней ошибки коэффициента аппроксимации \bar{A} на участках, характеризующих сроки процесса вегетации культур, показала удовлетворительную сходимость фактического и теоретического рядов:

озимая пшеница — $F_{0,05}^{\text{расч}} = 1,20 < F_{0,05}^{\text{кр}}(76) = 1,47$; $\bar{A} = 23,4\%$;

яровой ячмень — $F_{0,05}^{\text{расч}} = 1,22 < F_{0,05}^{\text{кр}}(50) = 1,6$; $\bar{A} = 19,9\%$.

Достаточно высокое значение \bar{A} было обусловлено большой вариацией фактических среднееголетних показателей NDVI (коэффициенты вариации $k_v = 0,50$ по озимой пшенице, $k_v = 0,51$ по яровому ячменю). Тем не менее, основываясь на сравнительной оценке F -критерия, мы считаем, что полученный результат дает право рекомендовать эти математические модели для сравнительного анализа отклонений текущих значений индекса NDVI культуры от среднееголетних данных.

Среднееголетние значения индекса NDVI для изучаемых культур несколько отличались от динамики в вегетационном сезоне 2021 года (рис. 2, А, Б). В июне 2021 года значения NDVI оказались выше, в июле — ниже показателей среднееголетних наблюдений. Для обеих культур значения NDVI были выше среднееголетних в фазу колошения. Так, при максимальных среднееголетних NDVI для озимой пшеницы и ярового ячменя соответственно 0,75 и 0,63 наибольшие значения этого показателя в 2021 году для указанных культур составили 0,80 и 0,74.

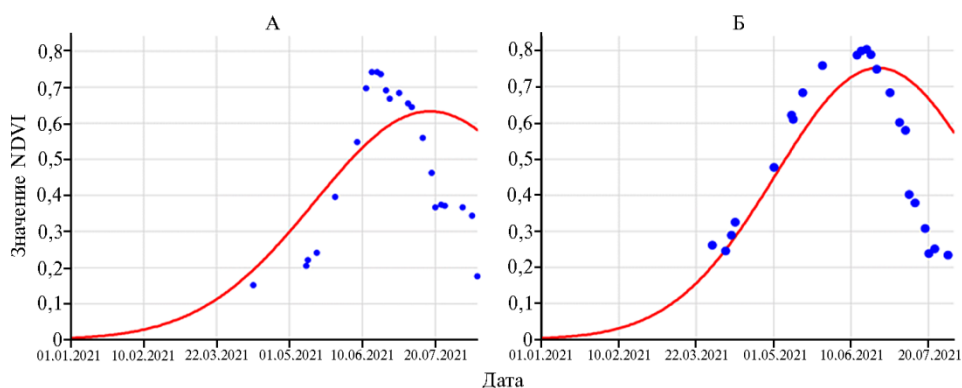


Рис. 2. Характер отклонений индекса NDVI вегетивного сезона 2021 года от среднееголетних показателей для ярового ячменя (*Hordeum vulgare* L. sensu lato) сорта Раушан (А) и озимой пшеницы (*Triticum aestivum* L.) сорта Московская 39 (Б): синие точки — значения 2021 года, график — среднееголетние значения (Орловская обл.).

При этом пик нарастания NDVI в 2021 году пришелся на 15-20 июня, что на 7-9 сут раньше среднееголетнего срока. Соответственно, наблюдалось и более раннее снижение связанного с завершением ростовых процессов вегетационного индекса по сравнению со среднееголетней нор-

мой. Установлено, что оптимальное значение NDVI, равное 0,30-0,35 и характеризующее готовность поля к уборке, было достигнуто для ярового ячменя 11 августа, для озимой пшеницы — 15 июля. Это на 2-2,5 нед раньше среднелетних сроков окончания вегетационного процесса. То есть для вегетационного сезона 2021 года следует констатировать опережение относительно среднелетних нормальных значений.

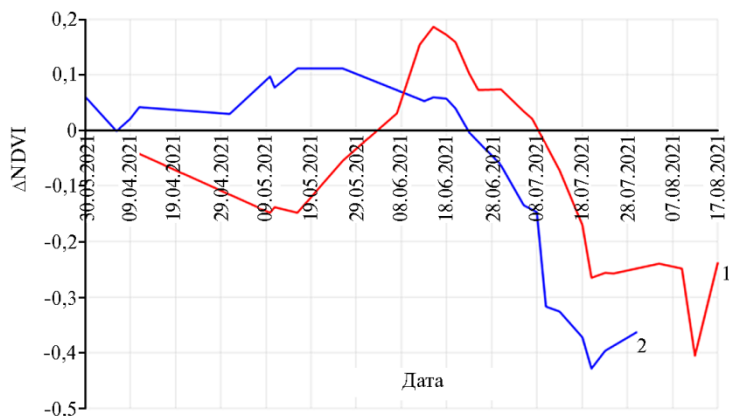


Рис. 3. Отклонение индекса NDVI (Δ NDVI) в сезон вегетации 2021 года от среднелетних показателей для ярового ячменя (*Hordeum vulgare* L. sensu lato) сорта Раушан (1) и озимой пшеницы (*Triticum aestivum* L.) сорта Московская 39 (2) (Орловская обл.).

Диаграмма, отражающая аномалии NDVI в 2021 году (отклонение значений NDVI от средненормальных) (рис. 3), может быть положена в основу при оценке влияния тех или иных внешних факторов на изменение индекса вегетации. Это позволит своевременно скорректировать агрономические мероприятия, создавая условия для благоприятного развития культуры.

Оценка возможности использования отклонений (аномалий) текущих значений вегетационного индекса NDVI от среднелетних позволила применить полученные ранее математические модели, описывающие влияние фотосинтетических, метеорологических и почвенно-климатических факторов на аномалии NDVI, в период конкретной фазы развития растений:

$$\Delta u_{\text{яр}} = -0,022 + 0,136x_2 - 0,184x_3 - 0,006x_5 - 0,002x_6 + 0,002x_8,$$

$$\Delta u_{\text{оз}} = -0,296 + 0,144x_1 + 0,004x_4 + 0,021x_7 - 0,005x_8,$$

где x_1 — содержание хлорофилла a ($\text{мг} \cdot \text{г}^{-1}$), x_2 — содержание хлорофилла a + b ($\text{мг} \cdot \text{г}^{-1}$), x_3 — содержание каротиноидов ($\text{мг} \cdot \text{г}^{-1}$), x_4 — температура почвы (T, °C), x_5 — влажность почвы (W, %), x_6 — температура окружающего воздуха (t, °C), x_7 — накопленное количество осадков (ΣRN , мм), x_8 — уровень ультрафиолетового излучения (UV, $\text{Вт} \cdot \text{м}^{-2}$).

На рисунке 4 приведены фактические и построенные по смоделированным значениям регрессионные кривые влияния действующих факторов на аномалии NDVI сезона вегетации 2021 года.

Оценка точности показателем MAPE выявила удовлетворительную среднюю абсолютную ошибку моделей: для ярового ячменя — 9,23, для озимой пшеницы — 5,68. Некоторое снижение оценки точности прогнозной модели для ярового ячменя, вероятно, было обусловлено большей вариабельностью сезонных значений NDVI. Так, если дисперсия ряда вегетационного индекса по ячменю составила 0,026, то для озимой пшеницы — 0,016. Однако в целом точность предложенных моделей позволяет рекомендовать их для практического использования в условиях производства. Регулярная оценка текущих аномалий (например, перед наступлением

очередной фенофазы культуры и особенно в период колошения) предоставляет реальную возможность оперативного управления ходом вегетационного процесса для формирования максимальной урожайности в конкретных условиях.

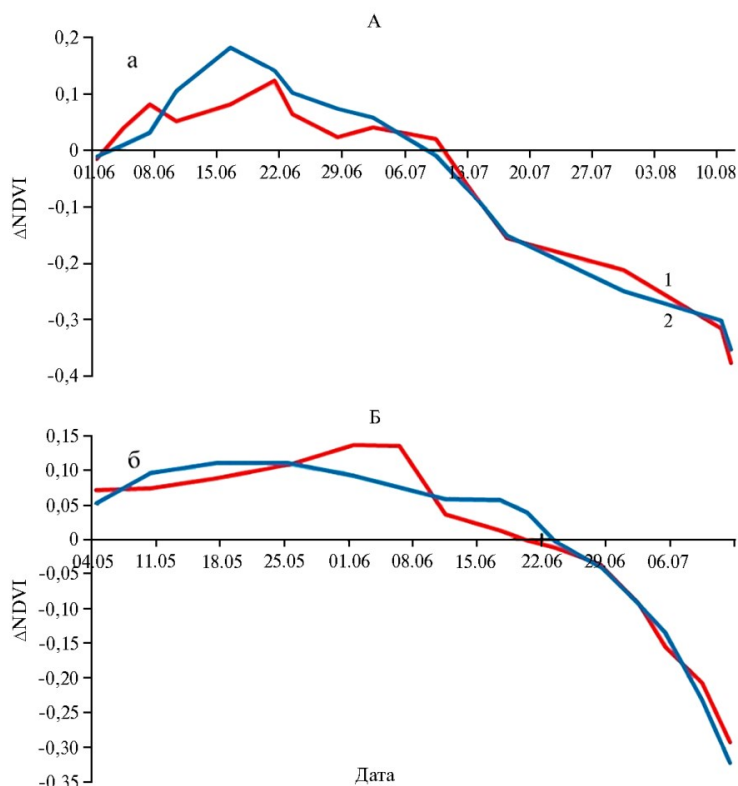


Рис. 4. Фактические и смоделированные отклонения показателя NDVI от среднееголетних значений в течение вегетационного сезона 2021 года для ярового ячменя (*Hordeum vulgare* L. sensu lato) сорта Раушан (А) и озимой пшеницы (*Triticum aestivum* L.) сорта Московская 39 (Б): 1 — расчетная аномалия Δ NDVI, 2 — фактическая аномалия Δ NDVI (Орловская обл.).

Результаты многочисленных исследований (37-39) демонстрируют практическую применимость показателей нормализованного разностного вегетационного индекса для прогноза урожайности зерновых и других культур. При этом отмечается более высокая корреляционная зависимость между фактической продуктивностью культур и максимальными (пиковыми) значениями NDVI в период начала фазы колошения (40, 41). В некоторых сообщениях (42-44) подробно рассматриваются возможности использования прогностических моделей для оценки состояния вегетативной массы, в качестве инструмента управления продукционным процессом. Особое внимание уделяется процессам формирования урожайности, роста корневой системы, изменению состава сухого вещества в растениях и т.д. При этом учитывается фотосинтез, дыхание, транспирация и гидравлика почвы, автотрофные процессы и устьичный контроль. Приводятся результаты исследований для ряда культур — кукурузы (41), хлопчатника (43), сои (37), сахарной свеклы и картофеля (38), кормовых трав (40). Однако характеристики взаимосвязи вегетационного процесса и динамики NDVI в период отдельных фенофаз не изучаются, не акцентируется внимание на влиянии погодно-климатических воздействий.

Предлагаемый в настоящей работе подход к построению прогности-

ческой модели условий вегетации зерновых культур разделяет цели, формулируемые в указанных выше работах, но добавляет к ним новые аспекты. Качественным показателем процесса роста и развития растений выступает сравнительная оценка вегетационного индекса, рассчитываемая по результатам среднегодовых и текущих сезонных значений NDVI. Краткосрочный прогноз состояния растений строится на основании оперативной информации о внешних воздействиях. Такой подход весьма важен для своевременной и достоверной оценки действующих условий и принятия адекватного решения по агротехническим мероприятиям. Кроме того, в отличие от известных моделей с суточным шагом, новая модель основана на применении комплексного показателя, который учитывает входные параметры, наблюдаемые в режиме реального времени. Помимо показателей NDVI, это атмосферные и почвенно-климатические характеристики. В практике использование предлагаемого алгоритма прогноза и соответствующего набора средств мониторинга позволит быстро реагировать на изменяющиеся внешние воздействия и принимать правильные агрономические решения.

Таким образом, задача управления вегетационным процессом сельскохозяйственных культур может быть реализована на основе прогностических моделей, полученных посредством факторного анализа влияющих внешних условий. Мы рассмотрели возможность использования отклонений (аномалий) текущих сезонных значений вегетационного индекса NDVI от среднесезонных в качестве зависимой переменной для многофакторной регрессионной модели. Цели выравнивания зашумленных временных рядов NDVI сельскохозяйственных культур в период вегетации наиболее полно удовлетворяет асимметричная функция Гаусса-Лапласа, где в качестве математического ожидания применено среднее значение наибольших показателей NDVI вегетационного периода культуры. В результате сравнительного анализа среднесезонного и текущего (вегетационный сезон 2021 года) индексов NDVI для изучаемых культур была получена диаграмма аномалий NDVI (Δ NDVI) текущего вегетационного сезона, которая рекомендована для оценки влияния внешних факторов на процесс вегетации. Характеристика Δ NDVI может быть использована в качестве независимой переменной (критерия оптимизации) в факторных моделях прогнозирования динамики вегетационного процесса.

ЛИТЕРАТУРА

1. Tran D.V., Nguyen N.V. The concept and implementation of precision farming and rice integrated crop management systems for sustainable production in the twenty-first century. *Int. Rice Commis. Newslett (FAO)*, 2006, 55: 91-102 (<https://www.fao.org/3/a0869t/a0869t04.pdf>).
2. Lowenberg-DeBoer J. Comment on "Site-specific crop management: adoption patterns and incentives". *Review of Agricultural Economics*, 2000, 22(1): 245-247 (doi: 10.1111/1058-7195.t01-1-00018).
3. Якушев В.П., Буре В.М., Митрофанова О.А., Митрофанов Е.П. Теоретические основы вероятностно-статистического прогнозирования неблагоприятных агрометеоусловий. *Вестник Санкт-Петербургского университета. Прикладная математика. Информатика. Процессы управления*, 2021, 17(2): 174-182 (doi: 10.21638/11701/spbu10.2021.207).
4. Yang C., Anderson G.L., King J.H., Jr., Chandler E.K. Comparison of uniform and variable rate fertilization strategies using grid soil sampling, variable rate technology, and yield monitoring. In: *Proceedings of the Fourth International Conference on Precision Agriculture* /P. Robert, R. Rust, W. Larson (eds.). ASA, CSSA, SSSA, 1999: 675-686 (doi: 10.2134/1999.precisionagproc4.c65).
5. Huang Sh., Tang L., Hupy J., Wang Ya., Shao G. A commentary review on the use of normalized difference vegetation index (NDVI) in the era of popular remote sensing. *Journal of Forestry Research*, 2020, 32(5): 1-6 (doi: 10.1007/s11676-020-01155-1).
6. Rathore A., Mishra S., Nikita S., Priyanka P. Bioprocess control: current progress and future perspectives. *Life*, 2021, 11(6): 557 (doi: 10.3390/life11060557).

7. Lu F.M. Automated crop production for the 21st century. *Agricultural and Biosystems Engineering*, 2000, 1(1): 59-62.
8. González-Betancourt M., Mayorga-Ruiz L. Normalized difference vegetation index for rice management in El Espinal, Colombia. *DYNA*, 2018, 85(205): 47-56 (doi: 10.15446/dyna.v85n205.69516).
9. Shpak N., Muzychenko-Kozlovska O., Gvozdz M., Sroka W. Simulation of the influence of external factors on the level of use of the regional tourism potential: a practical aspect. *Administrative Sciences*, 2021, 11(3): 85 (doi: 10.3390/admsci11030085).
10. Филиппов Е.Г., Донцова А.А., Донцов Д.П. Селекция ярового ячменя на толерантность к засухе. *Зерновое хозяйство России*, 2013, 6: 9-12.
11. Hubbard K.G., Rossenberg N.J., Neilsen D.C. Automated weather station network for agriculture. *Journal of Water Resources Planning and Management*, 1983, 109(3): 213-222 (doi: 10.1061/(ASCE)0733-9496(1983)109:3(213)).
12. Санин С.С., Ибрагимов Т.З. Цифровые технологии в защите растений. *Защита и карантин растений*, 2019, 9: 3-7.
13. Блохин Ю.И., Белов А.В., Блохина С.Ю. Комплексная система контроля влажности почвы и локальных метеословий для интерпретации данных дистанционного зондирования. *Современные проблемы дистанционного зондирования Земли из космоса*, 2019, 16(3): 87-95 (doi: 10.21046/2070-7401-2019-16-3-87-95).
14. Якушев В.П., Якушев В.В., Блохина С.Ю., Блохин Ю.И., Матвеев Д.А. Информационное обеспечение современных систем земледелия в России. *Вестник Российской академии наук*, 2021, 91(8): 755-768 (doi: 10.31857/S0869587321080090).
15. Боровский К.В., Санин С.С. Новый подход к развитию системы поддержки принятия решений по борьбе с эпидемиологическими болезнями растений. *Мат. Межд. науч.-практ. конф. «Эпидемия болезней растений: мониторинг, прогноз, контроль»*. Большие Вязьмы, 2017: 359-368.
16. Митрофанова О.А., Якушев В.П., Буре В.М. Оценка внутривидовой изменчивости с помощью вариограммного анализа данных дистанционного зондирования. *Мат. III Всерос. науч. конф. с международным участием «Применение средств дистанционного зондирования Земли в сельском хозяйстве»*. СПб, 2021: 174-177.
17. Kosaki T., Wasano K., Juo A.S.R. Multivariate statistical analysis of yield-determining factors. *Soil Science and Plant Nutrition*, 1989, 35(4): 597-607 (doi: 10.1080/00380768.1989.10434795).
18. Родимцев С.А., Еремин Л.П., Гуляева Т.И. Прогнозирование вегетационных процессов растений с использованием автоматической метеостанции «Сокол-М». *Вестник БГАУ*, 2021, 3(59): 21-30 (doi: 10.31563/1684-7628-2021-59-3-21-30).
19. Якушев В.П., Буре В.М., Митрофанова О.А., Митрофанов Е.П., Блохина С.Ю. Особенности обработки аэрокосмических снимков для оптимизации геостатистических исследований внутривидовой изменчивости в задачах точного земледелия. *Современные проблемы дистанционного зондирования Земли из космоса*, 2021, 18(4): 128-139 (doi: 10.21046/2070-7401-2021-18-4-128-139).
20. Houborg R., McCabe M.F. High-resolution NDVI from planet's constellation of earth observing nano-satellites: a new data source for precision agriculture. *Remote Sens.*, 2016, 8: 768 (doi: 10.3390/rs8090768).
21. Meera Gandhi G., Parthiban S., Thummalu N., Christy A. NDVI: Vegetation change detection using remote sensing and GIS — a case study of Vellore District. *Procedia Computer Science*, 2015, 57: 1199-1210 (doi: 10.1016/j.procs.2015.07.415).
22. Бочкарева Е.А., Христовуло Е.А., Биглова А.Д., Грехова Ю.С. Интерполирование временных рядов NDVI сезонного развития растительности сельскохозяйственных земель. *Международный научно-исследовательский журнал*, 2017, 1(67): 34-38 (doi: 10.23670/IRJ.2018.67.107).
23. Forkel M., Carvalhais N., Verbesselt J., Mahecha M., Neigh C., Reichstein M. Trend change detection in NDVI time series: effects of inter-annual variability and methodology. *Remote Sens.*, 2013, 5(5): 2113-2144 (doi: 10.3390/rs5052113).
24. Horion S., Tychon B., Cornet Y. Climatological characteristics of NDVI time series: challenges and constraints. *BISGLg*, 54, 2010: 137-144.
25. Катаев М.Ю., Бекеров А.А., Лукьянов А.К. Методика выравнивания временных рядов вегетационного индекса NDVI, полученных по данным спектрорадиометра MODIS. *Доклады ТУСУРа*, 2016, 19(1): 35-39 (doi: 10.21293/1818-0442-2016-19-1-35-39).
26. Harter H.L. The method of least squares and some alternatives: part II. *International Statistical Review. Revue Internationale de Statistique*, 1974, 42(3): 235-282 (doi: 10.2307/1402983).
27. Gitelson A.A., Stark R., Grits U., Rundquist D., Kaufman Y., Derry D. Vegetation and soil lines in visible spectral space: a concept and technique for remote estimation of vegetation fraction. *International Journal of Remote Sensing*, 2002, 23(13): 2537-2562 (doi: 10.1080/01431160110107806).
28. *Геопортал ГК «СканЭкс»*. Официальный сайт. [Электронный ресурс]. Режим доступа: <https://www.scanex.ru/cloud/kosmosagro>. Без даты.
29. *ScanEx GeoMixer*. Режим доступа: <http://geomixer.ru/>. Без даты.
30. Jonsson P., Eklundh L. Seasonality extraction and noise removal by function fitting to time-series of satellite sensor data. *IEEE Transactions of Geoscience and Remote Sensing*, 2002, 40(8): 1824-

- 1832 (doi: 10.1109/TGRS.2002.802519).
31. Chu D., Shen H., Guan X., Chen J.M., Li X., Li J., Zhang L. Long time-series NDVI reconstruction in cloud-prone regions via spatio-temporal tensor completion. *Remote Sensing of Environment*, 2021, 264: 112632 (doi: 10.1016/j.rse.2021.112632).
 32. Geng L., Ma M., Wang X., Yu W., Jia S., Wang H. Comparison of eight techniques for reconstructing multi-satellite sensor time-series NDVI data sets in the Heihe river basin, China. *Remote Sens.*, 2014, 6(3): 2024–2049 (doi: 10.3390/rs6032024).
 33. Ясногородский Р.М. *Теория вероятностей и математическая статистика: уч. пос.* СПб, 2019.
 34. Khair U., Fahmi H., Al Hakim S., Rahim R. Forecasting error calculation with mean absolute deviation and mean absolute percentage error. *Journal of Physics: Conference Series*, 2017, 930: 012002 (doi: 10.1088/1742-6596/930/1/012002).
 35. Heil K., Lehner A., Schmidhalter U. Influence of climate conditions on the temporal development of wheat yields in a long-term experiment in an area with pleistocene loess. *Climate*, 2020, 8(9): 100 (doi: 10.3390/cli809100).
 36. Чекалин С.Г., Оськина А.А., Сейфулина Ш., Кравченко А.С. Оценка влияния различных типов засух на продуктивность возделываемых культур. *Известия Оренбургского государственного аграрного университета*, 2020, 1(81): 19–24 (doi: 10.37670/2073-0853-2020-81-1-13-19).
 37. Johnson D.M., Rosales A., Mueller R., Reynolds C., Frantz R., Anyamba A., Pak E., Tucker C. USA crop yield estimation with MODIS NDVI: are remotely sensed models better than simple trend analyses? *Remote Sens.*, 2021, 13(21): 4227 (doi: 10.3390/rs13214227).
 38. Vannoppen A., Gobin A. Estimating yield from NDVI, weather data, and soil water depletion for sugar beet and potato in Northern Belgium. *Water*, 2022, 14(8): 1188 (doi: 10.3390/w14081188).
 39. Zhanga H., Chena H., Zhou G. The model of wheat yield forecast based on modis-NDVI -a case study of Xinxiang. *ISPRS Annals of Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences*, I-7: 25–28 (doi: 10.5194/isprsannals-I-7-25-2012).
 40. Turvey G., McLaurin M. Applicability of the normalized difference vegetation index (NDVI) in index-based crop insurance design. *Weather, Climate, and Society*, 2012, 4(4): 217–284 (doi: 10.1175/WCAS-D-11-00059.1).
 41. Wilton M. *Crop yield estimation using NDVI: a comparison of various NDVI metrics. MSc Thesis.* Winnipeg, Manitoba, 2021 (<https://mspace.lib.umanitoba.ca/>).
 42. Huck M., Hillel D. A model of root growth and water uptake accounting for photosynthesis, respiration, transpiration and soil hydraulics. *Advances in Irrigation*, 1983, 2: 273–333 (doi: 10.1016/B978-0-12-024302-0.50015-1).
 43. De Wit C.T. et al. *Simulation of assimilation, respiration and transpiration of crops. Simulation Monographs.* Wageningen, The Netherlands, 1978.
 44. Lopez-Jimenez J., Vande Wouwer A., Quijano N. Dynamic modeling of crop-soil systems to design monitoring and automatic irrigation processes: a review with worked examples. *Water*, 2022, 14(6): 889 (doi: 10.3390/w14060889).

¹ФГБОУ ВО Орловский государственный университет
им. И.С. Тургенева,

302030 Россия, г. Орел, ул. Московская, 77,
e-mail: rodimcew@yandex.ru ✉;

²ФГБОУ ВО Орловский ГАУ им. Н.В. Парахина,

302019 Россия, г. Орел, ул. Генерала Родина, 69,
e-mail: ninel.pavlovskaya@yandex.ru, styvver@yandex.ru,
zevi@rambler.ru, irigorkova-orel@yandex.ru

Поступила в редакцию
15 февраля 2022 года

Sel'skokhozyaistvennaya biologiya [Agricultural Biology], 2022, V. 57, № 3, pp. 591–603

SIMULATION OF VEGETATION CONDITIONS USING DIFFERENCES OF CURRENT NDVI VALUES FROM AVERAGE LONG-TERM INDICATORS

S.A. Rodimtsev¹ ✉, N.E. Pavlovskaya², S.V. Vershinin², V.I. Zelyukin², I.V. Gorkova²

¹*Turgenev Orel State University*, 95, ul. Komsomolskaya, Orel, Orel Province, 302026 Russia, e-mail rodimcew@yandex.ru (✉ corresponding author);

²*Parakhin Orel State Agrarian University*, 69, ul. Generala Rodina, Orel, 302019 Russia, e-mail ninel.pavlovskaya@yandex.ru, styvver@yandex.ru, zevi@rambler.ru, irigorkova-orel@yandex.ru

ORCID:

Rodimtsev S.A. orcid.org/0000-0003-1849-4224

Pavlovskaya N.E. orcid.org/0000-0001-7246-5059

Vershinin S.V. orcid.org/0000-0001-5479-5409

Zelyukin V.I. orcid.org/0000-0003-0583-5333

Gorkova I.V. orcid.org/0000-0001-7063-7718

The authors declare no conflict of interests

Acknowledgements:

The work was carried out within the framework of the thematic task plan for the implementation of the Oryol GAU R&D by order of the Ministry of Agriculture of Russia at the expense of the federal budget in 2021 (registration number R&D No. 121091400023-3 dated September 14, 2021).

Received February 15, 2022

doi: 10.15389/agrobiology.2022.3.591eng

Abstract

Currently, one of the important tools for increasing crop production is the introduction of precision farming systems. As an obligatory element of such systems, production process control has been successfully used in recent years. Such control is implemented by modeling the responsiveness of the vegetative mass to changes in actual environmental conditions. In domestic and foreign literature, there are many examples of the development of mathematical models of plant growth and development that take into account external influences. It is shown that the predictive models allow us to respond in a timely manner to changing growing conditions. In turn, this helps to quickly make optimal agroeconomic decisions. In this work, for the first time, the relationship between the difference (anomaly) of the average annual and current seasonal indicators of NDVI (normalized difference vegetation index) and the process of plant growth and development, taking into account the influence of existing conditions, was established for the first time. It is shown that the conditions for the adequacy of approximation, when leveling noisy time series, are completely satisfied by the Gauss-Laplace function. As a mathematical expectation, the average values of the highest NDVI values of the vegetative period of the crop should be used. Mathematical models of the influence of photosynthetic, meteorological, and soil-climatic factors on NDVI anomalies in a particular phase of plant development have been obtained. Our goal was to develop predictive models of the vegetation process of grain crops, based on a comparison of the average long-term indicators of NDVI with its current seasonal values. The influence of actual conditions was taken into account. The research was carried out on the fields of the «Integration» center of the Oryol State Agrarian University (Oryol Province). In 2021, winter wheat (*Triticum aestivum* L.) cultivar Moskovskaya 39 occupied an area of 48.1 ha, spring barley (*Hordeum vulgare* L. sensu lato) cultivar Raushan — 17.4 ha. Data for calculation of NDVI values were obtained from the CosmosAgro geoportal, as well as using an Agrofly Quadro 4/17 unmanned aerial vehicle (Agrofly International, Russia). Data noise compensation was performed by approximating time series with the Gauss-Laplace function. The adequacy of the regression models for the approximation of NDVI time series was assessed using the Fisher F -test and the average error of the approximation coefficient; the accuracy of the predictive models was confirmed by the Mean Absolute Percentage Error (MAPE) indicator. As a result, time series of the average NDVI value for the studied crops were obtained based on long-term observations, and the current NDVI values in the growing season 2021 were calculated. The distribution of time series of the vegetation index has been established. It was close to normal. The maximum (peak) values of NDVI are determined. They amounted to 0.71 for winter wheat and 0.54 for spring barley and fell in June, regardless of the crop. The purpose of leveling the noisy NDVI time series of crops during the growing season is most fully satisfied by the asymmetric Gauss-Laplace function. As a mathematical expectation, the average value of the highest NDVIs for the crop vegetation period was used. Mathematical models were obtained based on the NDVI anomaly index. These models describe the influence of photosynthetic, meteorological, soil, and climatic factors on the crop state during a particular phenophase. The mean absolute error of the proposed models was 9.23 for spring barley and 5.68 for winter wheat. Thus, the proposed characteristic Δ NDVI can be used as an independent variable (optimization criterion) in factorial models for predicting the dynamics of the vegetation process.

Keywords: yield forecast, vegetation index, NDVI, Gaussian function, factor analysis, time series approximation.