

**МЕТОДЫ МОДЕЛИРОВАНИЯ УРОЖАЙНОСТИ  
СЕЛЬСКОХОЗЯЙСТВЕННЫХ КУЛЬТУР: ОБЗОР****Шарый Петр Александрович<sup>1</sup>, Шарая Лариса Станиславовна<sup>2</sup>,  
Рухович Ольга Владимировна<sup>3</sup>, Шкуркин Сергей Иванович<sup>4</sup>***Институт физико-химических и биологических проблем почвоведения РАН**142290, Пуцино, ул. Институтская, д. 2**Всероссийский научно-исследовательский институт агрохимии имени Д.Н. Прянишникова**127434, Москва, ул. Прянишникова, д. 31а*<sup>1</sup> – д. б. н., вед. н. с. ИФХиБПП РАН<sup>2</sup> – д. б. н., гл. н. с. ФГБНУ «ВНИИ агрохимии имени Д.Н. Прянишникова»<sup>3</sup> – д. б. н., гл. н. с. ФГБНУ «ВНИИ агрохимии имени Д.Н. Прянишникова»;

e-mail: o\_ruhovich@mail.ru

<sup>4</sup> – к. ю. н., директор ФГБНУ «ВНИИ агрохимии имени Д.Н. Прянишникова»

*В обзоре рассматриваются подходы к моделированию оценки и прогнозирования урожайности сельскохозяйственных культур. Описаны имитационные и статистические модели, а также методы использования спутниковых данных. Отмечены особенности и возможности каждого из подходов, их ограничения, а также некоторые полученные с их помощью результаты. Имитационные модели удобны для прогнозов на будущее, но используют большое количество параметров, часто недоступных, поэтому их заменяют субъективно выбранными, что снижает качество моделирования. Статистические модели напрямую оценивают неопределенность предсказаний с помощью коэффициента детерминации, но при использовании статистически не вполне независимых переменных их интерпретация затрудняется. Использование спутниковых данных совместно с климатическими и рельефом дает возможность изучать большие регионы, но современное состояние дистанционного зондирования не позволяет различать разные виды культур, идентифицируя лишь озимые и яровые. Объединение спутниковых наблюдений с имитационными или статистическими моделями позволяет осуществлять прогнозы урожайности в больших регионах, но лишь в предположении постоянства во времени количества вносимых удобрений и агротехнической обработки.*

Ключевые слова: урожайность, имитационные модели, статистические модели, спутниковые данные.

В то время как в почвоведении для целей картографирования почв модели динамики формирования почв практически не используются [1], при картографировании урожайности сельскохозяйственных культур ситуация несколько иная. Здесь для картографирования урожайности могут привлекаться как модели динамики роста культур в зависимости от погоды [5], такие как CERES (Crop Environment Resource Synthesis) [2, 3] или EPIC (Erosion/Productivity Impact Calculator) [4], так и модели наблюдаемой зависимости урожайности от факторов среды [6, 7], в частности от климата и рельефа. Модели первого рода называют основанными на процессах (process-based) или имитационными моделями, второго – статистическими или инвентаризационными (inventory-based) [8, 9].

Имитационные модели требуют большого набора данных о культурах, управлении и почвенных условиях, часто недоступного. Кроме того, требуется детальное знание погодных условий на протяжении ряда лет, не всегда известное; для их симуляции используют специальную программу –

«генератор погоды», при написании которой обычно субъективно принимается единая система параметров, что приводит к существенной неопределенности в результатах [8]. Тем не менее, имитационные модели могут быть полезны, например, для прогнозной оценки урожайности в связи с изменением климата [9].

Статистические модели разделяются на три типа [8]: первый (временные ряды) основан на данных по времени для одной точки или области; второй (пространственно-временной) использует изменения в пространстве и во времени; третий (пространственный) основан на пространственной изменчивости. Данные для временных рядов часто ограничены. Пространственно-временные модели должны принимать общие параметры для разных мест. Пространственные модели теряют качество при исключении переменных, таких как свойства почв или количество вносимых удобрений. Интерпретацию пространственных моделей также может затруднять взаимозависимость переменных, например, температуры и осадков веге-

тационного периода или солнечной радиации и ночной температуры [10]. Главное достоинство статистических моделей – то, что они ограниченно полагаются на данные калибровки в поле, а также их прозрачная оценка неопределенностей в модели. Например, если в модели плохо представлен отклик урожая на климат, то это будет отражено низким коэффициентом детерминации ( $R^2$ ) между урожайностью и характеристиками климата; для имитационных моделей это делается редко [8].

Целью настоящей работы является обзор методов моделирования урожайности с рассмотрением полезных при моделировании приемов и некоторых важных результатов.

#### Имитационные модели.

Основанные на процессах (имитационные) модели симулируют рост той или иной культуры и могут использоваться как для оценки урожайности данного года, так и для прогнозных оценок по тому или иному сценарию изменения климата. Существенным фактором в имитационных моделях является сумма активных температур, определяемая как

где  $T_a$  есть сумма активных температур (в градусо-

$$T_a = \sum_{i=1}^n (T_a - T_b), \quad (1)$$

днях),  $T_a$  – среднесуточная температура,  $T_b$  – базовая температура,  $n$  – число суток, причем  $T_b$  зависит от культуры и глубины посева, составляя, например, 8,0°C для кукурузы и сорго, 0,0°C для пшеницы и ячменя и 10,0°C для проса. В популярной имитационной модели CERES все фенологические фазы зависят от суммы активных температур (параметры зависят также от сорта), однако ключевым фактором для прорастания семян является содержание влаги в почве [2]. Водный баланс в CERES моделируется одномерной моделью, которая рассчитывает суточный поток в содержание почвенной влаги из-за инфильтрации осадков и ирригации, дренажа, ненасыщенного потока, испарения почвы и потребления воды корнями, причем используется входной файл с характеристиками влагоемкости и проводимости почв; на все процессы преобразования азота в почве влияет температура почвы, которая симулируется в CERES по данным о суточной температуре воздуха, статусе влажности почвы, доступном содержании воды в почве (по модели водного баланса), альбедо, солнечной радиации и дне года. Доступность данных хорошего качества о температуре за каждые сутки является важным ограничением для применения CERES [2]. Рельеф в CERES и других имитационных моделях не учитывается.

Имитационные модели отражают наше сегодняшнее знание о росте культур, но могут не описывать будущее знание. Например, есть указания, что CERES недостаточно учитывает нелинейный характер зависимости урожайности кукурузы

и пшеницы от температуры в жарких условиях, ожидаемых в связи с глобальным потеплением, что приводит к завышенной оценке урожайности кукурузы, сои и хлопка в США [11].

Прогнозы, даваемые имитационными моделями, предсказывают уменьшение продуктивности ряда сельскохозяйственных культур к 2090 г. в восточной части США, Индии, восточном Китае и Африке [12]. Ожидается, что сдвиг на север зон агрокультур увеличит продуктивность на севере Сибири, но уменьшит (на ~25%) производство зерна на юго-западе Сибири из-за аридизации климата. Прогнозируется на 2090-е годы [12], что в России изменится урожайность: пшеницы (-8,3%), картофеля (-9,2%), сои (-10,7%), риса (+11,5%), кукурузы (-11,5%); для сравнения, в Западной Европе: пшеницы (+7,8%), картофеля (+4,1%), сои (-0,03%), риса (-1,1%), кукурузы (-5,2%). Изменение агрохимических методов и доз вносимых удобрений в будущем, которое трудно предсказать сегодня, может заметно изменить эти оценки.

С помощью имитационной модели CERES были построены карты современной и прогнозируемой на 2055 г. урожайности кукурузы в Африке и Латинской Америке [13]. Эти карты показывают уменьшение урожайности в среднем на 10%, то есть потерю 2 млрд долларов США в год из-за глобального потепления. При расчете принималось, что сорта и агротехнологии останутся неизменными.

Основанные на процессах модели позволяют выявлять и анализировать процессы, ответственные за изменения урожайности культур, например, влияние изменения концентрации озона на урожайность кукурузы, сои и пшеницы [14].

#### Статистические модели.

Статистические (или эмпирические) модели сопоставляют урожайность сельскохозяйственной культуры с факторами среды, такими как климат и/или рельеф, давая уравнение множественной регрессии с рассчитанным значением коэффициента детерминации ( $R^2$ ), характеризующим тесноту связи. Полученное уравнение можно использовать для построения карты урожайности и оценки относительной роли наиболее влиятельных факторов среды. Этот подход широко известен в почвоведении [1], экологии [15] и геоморфологии [16] как предсказательное картографирование (predictive mapping). В связи с тем, что формирование почв и геоморфологических объектов продолжается сотни тысяч или миллионы лет, имитационные модели в почвоведении и геоморфологии не используются. Изложение основ статистического анализа (множественной регрессии) дано в работах [1, 17], поэтому здесь мы его опускаем. Отметим лишь важность того, что входящие в финальное уравнение множественной регрессии факторы среды (предикторы) должны быть линейно независимы друг от друга.

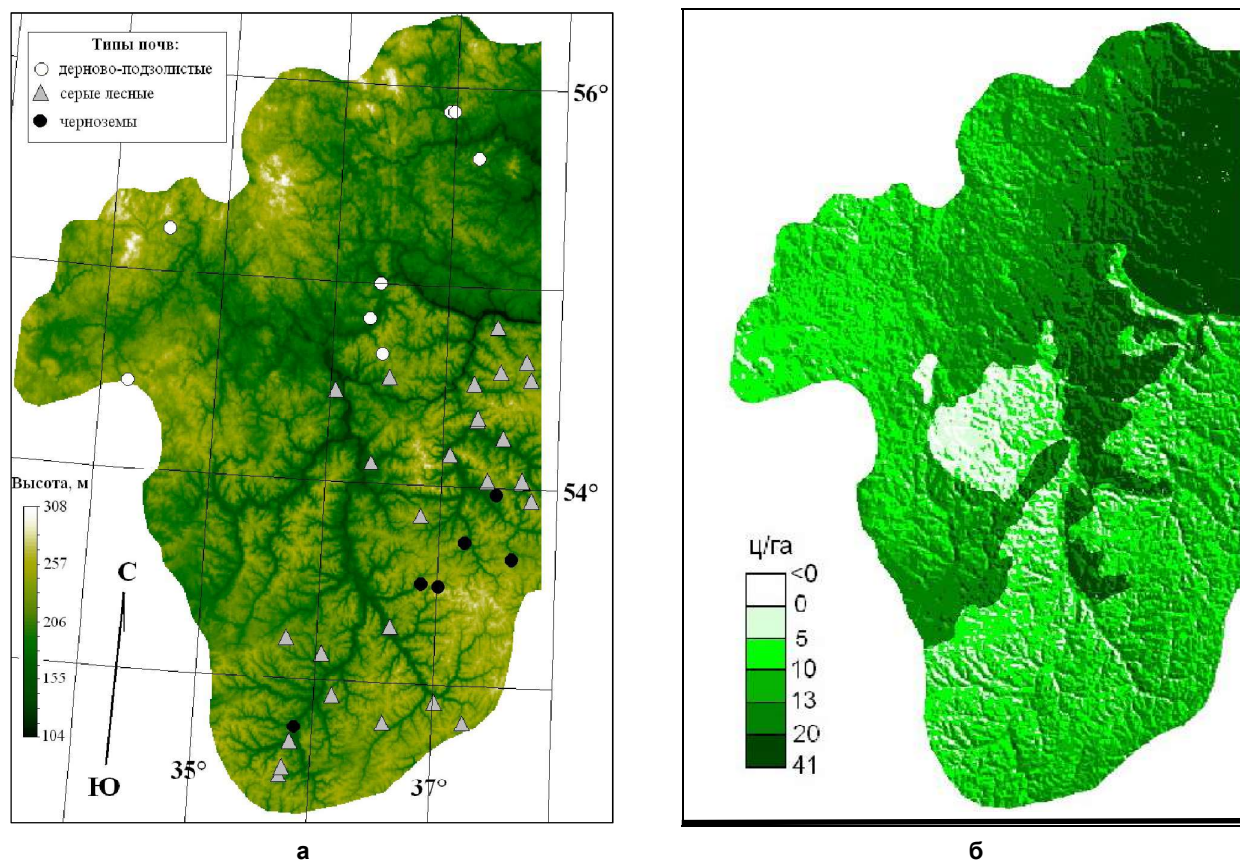


Рис. 1. Рельеф региона с площадками пшеницы на разных типах почв (а), предсказательная карта прибавки пшеницы (б). Подписать (а) и (б).

Последнее обстоятельство как раз и вызывает отмеченную выше трудность интерпретации результатов, вызванную тесной связью некоторых предикторов, таких как осадки и температуры близких месяцев.

В известной базе данных WorldClim [18] доступны температуры и осадки каждого месяца, усредненные за 50 лет (1950–2000 гг.) с высоким разрешением 1 км, причем даны как ночные ( $T_{\text{MIN}}$ ), так и дневные ( $T_{\text{MAX}}$ ) температуры, рассчитанные путем интерполяции данных, полученных от нескольких десятков тысяч метеостанций. Между тем, значения  $T_{\text{MAX}}$  и  $T_{\text{MIN}}$  тесно связаны на большей части суши Земли, причем  $T_{\text{MIN}}$  тесно отрицательно связана с солнечной радиацией. Поэтому, как показывает имитационная модель CERES, связь урожайности яровой пшеницы с  $T_{\text{MIN}}$  характеризует скорее связь этой урожайности с солнечной радиацией, чем с самой ночной температурой  $T_{\text{MIN}}$  [10].

Отклик урожайности пшеницы на изменение температуры может зависеть от относительного возрастания  $T_{\text{MAX}}$  и  $T_{\text{MIN}}$ . Потенциально важной особенностью изменения климата является асимметричное увеличение ночной и дневной температуры. В глобальном среднем  $T_{\text{MIN}}$  растет в два раза быстрее, чем  $T_{\text{MAX}}$ , и большинство моделей прогнозируют дальнейшее уменьшение суточного

диапазона температур  $T_{\text{MAX}} - T_{\text{MIN}}$  [10]. Такие процессы, как фотосинтез и транспирация, сконцентрированы в дневные часы и потому должны быть более чувствительны к  $T_{\text{MAX}}$ , в то время как дыхание происходит днем и ночью.

Для изучения затронутого вопроса следовало выбрать те регионы суши Земли, где связь между  $T_{\text{MAX}}$  и  $T_{\text{MIN}}$  незначима. Для этого в работе [10] были построены глобальные карты коэффициента корреляции между  $T_{\text{MAX}}$  и  $T_{\text{MIN}}$ ; согласно этим картам, незначимые корреляции между ними характерны для Мексики и Австралии, а в России такие области отсутствуют. Поэтому для соответствующего сравнения были выбраны области Мексики и юга США, Калифорнии. Для анализа использованы как имитационная модель CERES, так и регрессионные модели. Модель CERES и регрессионные модели дали близкие значения, хотя средние урожаи по CERES были выше наблюдаемых из-за отсутствия учета приводящих к потере урожая процессов, таких как болезни, повреждение вредителями и несовершенства уборки урожая [10]. В имитационной модели можно варьировать физиологические параметры сортов, оценивая их потенциальное влияние на урожайность, что показывает полезность имитационной модели для интерпретации результатов.

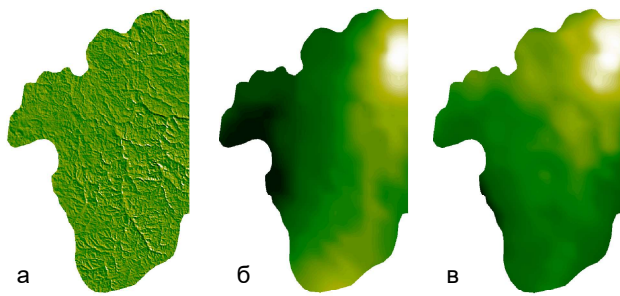


Рис. 2. Факторы пространственной изменчивости прибавки пшеницы: А – освещенность с юго-востока, Б – осадки февраля, В – годовые осадки.

Довольно часто статистические (регрессионные) модели показывают высокую неопределенность в урожайности различных культур, объясненной факторами среды, чему отвечает теснота связи  $R^2 \sim 0,15-0,35$  [19]. Более тесная связь наблюдается при использовании усредненных по времени значений и изучении отклонения урожайности от определенного значения [6, 19]. Поясним это подробнее.

В многолетних опытах на участках с использованием различных доз удобрения использовали три характеристики урожайности: (1) максимальную урожайность  $Ox$ , то есть урожайность, полученную при оптимальной дозе вносимых удобрений; (2) контроль  $K$ , или урожайность, полученную без внесения удобрений; (3) прибавку  $Ox-K$ , то есть разность между максимальной урожайностью и контролем. Данные об этих показателях были собраны на сотнях опытных площадок по странам бывшего СССР за 40 лет [20]; подобные данные собирались также в других странах, например, в Канаде за 26 лет [21].

Наш анализ усредненных по времени данных [20] показал, что наиболее тесная связь с факторами среды выявлена для прибавки  $Ox-K$ , наименее тесная – для контроля [22].  $R^2$  для озимой пшеницы на западе Окского бассейна (объем выборки  $n = 41$  площадка) составлял 0,740. По-видимому, это связано с тем, что на показатели  $Ox$  и  $K$  влияет трудно учитываемая история полей (ротация севооборотов и др.), в то время как для их разности – прибавки  $Ox-K$  эффекты предыстории уменьшаются, из-за чего связь прибавки с факторами среды становится более тесной. Поскольку экономический эффект внесения удобрений определяется в первую очередь прибавкой, ее связь с факторами среды наиболее интересна в экономическом плане.

Проиллюстрируем применение статистических моделей несколькими примерами. Для западной части бассейна р. Оки (рис. 1а) рассчитана предсказательная карта прибавки озимой пшеницы (рис. 1б) на основе уравнения множе-

ственной регрессии. Предсказательная карта, по сути, есть сумма, с учетом регрессионных коэффициентов, матриц влиятельных факторов – предикторов: освещенности склонов с юго-запада (рис. 2а), осадков февраля (рис. 2б) и годовых осадков (рис. 2в). Увеличение значений освещенности склонов и осадков февраля отвечает росту прибавки, что связано с более благоприятными условиями светового и термического режимов (осадки февраля защищают растения от вымерзания в один из самых холодных и ветреных месяцев года). Увеличение суммы годовых осадков приводит к снижению прибавки, по-видимому, из-за эффектов вымокания.

Резкая граница на карте прибавки (рис. 1б) отражает границу между расположенными севернее дерново-подзолистыми и находящимися южнее серыми лесными типами почв. На самом деле почвы образуют почвенные комбинации, где пятнами присутствуют разные типы почв, причем пятна дерново-подзолистых почв лишь *преобладают* на севере. Однако реальная плавность перехода между типами почв, хотя и осознается в почвоведении, но на почвенных картах отображаются резкие границы, которые возникают как *артефакт*, происходящий от несовершенства почвенных карт.

Для базового периода среднее значение прибавки составляет  $11,7 \pm 6,0$  ц/га, на карте-матрице прибавки при более крупном масштабе можно выделить области с заданными значениями прибавки (рис. 3).

Полученное уравнение, описывающее изменение прибавки пшеницы в пространстве, можно использовать для оценок изменения во времени при условии, что климатические параметры не очень сильно отклоняются от базовых значений. На рис. 4 показана карта изменения прибавки к 2050 г. (рис. 4а), полученная как разность между матрицами актуальной и прогнозируемой к 2050 г. прибавками. Матрица вероятностной прибавки в 2050 г. рассчитана по прогнозной климатической модели GISS модель E и использует сохранившиеся закономерности изменения в пространстве. В уравнении множественной регрессии для настоящего времени заменены значения осадков февраля  $P_{фев}$  и годовых осадков  $P_{год}$ , прогнозируемых моделью GISS E. Среднее  $P_{фев}$  в точках наблюдения для базового периода  $30,7 \pm 1,3$  мм (рис. 4б), для 2050 г.  $33,5 \pm 1,7$  мм (рис. 4в); среднее  $P_{год}$  в точках наблюдения  $637 \pm 13$  мм (рис. 4г), для прогнозного периода  $662 \pm 16$  мм (рис. 4д). Таким образом среднее  $P_{фев}$  к 2050 г. возрастает на 8,9%, а среднее  $P_{год}$  возрастает на 3,8%; процентное изменение  $P_{фев}$  больше изменения  $P_{год}$  в 2,3 раза.

Прогнозные оценки с помощью уравнения для настоящего периода и малыми изменениями климатических характеристик показывают, позитивные эффекты защиты от морозов окажутся сильнее



Рис.3. Предсказательная карта прибавки урожая озимой пшеницы. Красные ареалы – участки с ожидаемой прибавкой урожая более 10 ц/га, желтые – менее 5 ц/га. Между выделенными ареалами наиболее вероятная прибавка 5 – 10 ц/га (светло-зеленые ареалы – леса).

негативных эффектов вымокания урожаев озимой пшеницы, поэтому ее вероятностная прибавка увеличится в среднем к 2050 г. на 12,2% и составит  $13,1 \pm 5,6$  ц/га. Для улучшения оценок полезно использовать температуры изучаемого региона, однако, в случае нашей модели их использование снижает статистические характеристики связей. По-видимому, действие осадков более критично для озимой пшеницы в регионе.

Для усредненных по времени характеристик урожайности правомерно использовать не погоду, а климатические нормы, то есть погоду, усредненную по времени, за 30 лет и более. Для этой цели удобны данные WorldClim [18]. Отметим, однако, что при использовании климата (или погоды) в статистических моделях изучаемый регион должен иметь размеры не менее 100 км, так как закономерные изменения климатических факторов превышают ошибки в их изменениях лишь на этих расстояниях.

Испарение АЕТ и испаряемость РЕТ и связанные с ними климатические переменные в некоторых случаях могут оказываться наиболее важными климатическими факторами. Например, если климатический дефицит воды  $WD = RET - AET$  превышает определенное значение, зависящее от культуры, то неполовное земледелие для нее становится невозможным. Методика расчета РЕТ и АЕТ, а также методика оценки критических значений дефицита воды описаны в работе [23].

При размерах региона меньше 100 км климат в статистических моделях уже не поддается учету и на первое место выступают характеристики рельефа. Факторы среды, включая характеристики рельефа, описаны в работах [1, 24]. Напомним, что имитационные модели не учитывают рельеф.

Для уменьшения взаимосвязи квадратов независимых переменных полезно их центрировать, то есть заменять  $X^2$  на  $(X - X_{cp})^2$ , где  $X_{cp}$  есть среднее значение  $X$  по выборке.

Статистические модели применялись для оценки урожайности различных культур во многих работах [5–8, 10, 11, 19, 21, 22, 25–29].

Для регионов малых размеров использовались несколько характеристик рельефа, а климатические данные в модель не входили; однако, знаки связи с высотой и крутизной во влажные и сухие годы различались [29]. Для четырех сухих лет связь с рельефом была более тесной ( $R^2 = 0,78$ ), чем для влажных ( $R^2 = 0,13$ ) или для всех шести лет ( $R^2 = 0,47$ ) [29].

Глобальный анализ проводился для шести наиболее выращиваемых в мире культур ( $R^2$  в скобках), пшеницы (0,41), риса (0,29), кукурузы (0,47), сои (0,52), ячменя (0,65) и сорго (0,29) [27]. Эти культуры занимают свыше 40% площади возделываемых земель, дают 55% мясных калорий и свыше 70% корма для животных. Результаты показывают, что глобальное потепление с 1981 г. по 2002 г. привело к потерям, которые составляют около 40 млн. т или 5 млрд. долларов США ежегодно. Для пшеницы и ячменя это эквивалентно полному производству этих культур в Аргентине. Это немного по сравнению с технологическими затратами за тот же период, но демонстрирует потери, происходящие от глобального изменения климата.

Отмечается недостаточная изученность нелинейных пороговых явлений, возникающих при аномально высоких температурах [11], что может стать существенным для некоторых куль-

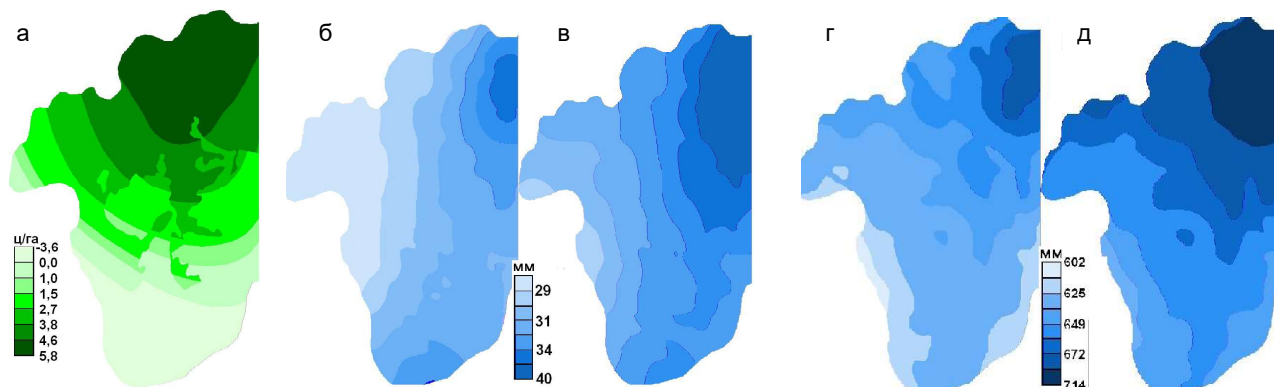


Рис. 4. Факторы пространственной изменчивости прибавки урожая озимой пшеницы. А – изменение прибавки пшеницы к 2050 г., Б – карта осадков февраля для базового периода, В – для 2050 г., Г – карта годовых осадков для базового периода, Д – для 2050 г.

тур (кукуруза, соя, хлопок) из-за глобального потепления.

В связи с глобальным потеплением фермеры пытаются принимать меры по адаптации сельского хозяйства, включая селекцию и использование новых сортов. Потенциальная роль адаптации изучается для стран Европейского союза [28] и США [5]. Найдено, что в Европе изменение температуры к 2040 г. важнее изменения осадков (в 5–10 раз для урожаев). Этот результат связан не с отсутствием чувствительности урожаев к осадкам, а с тем, что прогнозируемые изменения осадков стремятся быть малыми, в то время как изменения температуры велики по сравнению с межгодовой вариабельностью [28]. С другой стороны, отмечена недостаточная точность климатических моделей для прогноза осадков [5, 19, 31], что является одной из ключевых проблем для уменьшения неопределенностей в прогнозе воздействия изменения климата на сельское хозяйство [19]. Статистическая модель показала, что потепление негативно повлияет на урожаи пшеницы и ячменя в Европе, уменьшая их на 0,3–0,5% в год [28]. Относительная важность адаптации в Европе различается между культурами: потенциально влияние климата на урожай кукурузы может быть уменьшено на 87%, однако, на урожай пшеницы и ячменя влияние климата может быть снижено лишь на 7% и 31%, соответственно [28]. В США адаптация уменьшает потери до одной трети [5]. Построены карты профита полей в долларах на акр с адаптацией и без нее для 2100 г. в США [5].

Согласно обзору по восьми странам восточной Африки (Эфиопия, Кения, Малави, Мозамбик, Руанда, Танзания, Уганда и Замбия) [30], влияние глобального потепления здесь в основном негативно, особенно для зерновых культур; к 2100 г. урожайность пшеницы здесь уменьшится на 72% от современного, урожайность кукурузы, риса и сои могут снизиться на 45%.

### Спутниковые методы.

Дистанционные (спутниковые) методы оценки сельскохозяйственных земель и урожайности имеют то преимущество, что покрывают большие площади с высоким разрешением в пространстве и во времени, позволяя осуществлять оперативный сельскохозяйственный мониторинг, надежно разделяя используемые пахотные земли от других [32]. Кроме того, в сервисе «Вега» (вебсайт <http://sci-vega.ru/>) [33] даны инструменты, обеспечивающие возможность работы с различной метеоинформацией, в том числе с данными, прошедшими через модели реанализа [34]. Это позволяет сравнивать данные об урожайности с данными о погоде. Базовое пространственное разрешение в сервисе «Вега» составляет 250 м (еженедельные данные от сенсоров MODIS спутников США Terra и Aqua [32]), но с 1999 г. доступны также данные более высокого разрешения от Landsat (30 м, периодичность 16 сут.), а с 2015 г. – от сенсоров Sentinel-2 Европейского космического агентства (10 м, периодичность 5 сут.) [35]. На сервисе «Вега» спутниковые данные появляются после прохождения обработки на уменьшение влияния границ облаков и т.п. Погрешность прогноза урожайности озимых культур текущего года по данным наблюдения за первую половину вегетационного периода обычно не превышает 2 ц/га [36]. Инструменты сервиса «Вега» позволяют рассчитывать климатические нормы, а также и «нормы» урожайности, поскольку базовые данные с разрешением 250 м доступны в сервисе «Вега» с 2000 г. [32], и сравнивать их с данными текущего года, что облегчает оценку влияния погодных аномалий на урожайность культуры [37].

Казалось бы, эти преимущества должны были обеспечить спутниковым данным бесспорный приоритет над данными наземных измерений. Однако, этому мешает ряд обстоятельств. Прежде всего, идентификация культур ограничена разделением их на озимые и яровые, то есть вид культуры (пшеница или ячмень и т.п.) по спутниковым

данным, за немногими исключениями (например, конопля [38], да и то с помощью гиперспектральных изображений с сотнями частотных каналов), не определяется [32, 37]. Кроме того, в ряде регионов, например, в центральной части Красноярского края, обычное разрешение 250 м недостаточно из-за малого типичного размера сельскохозяйственных полей, поэтому здесь использовались данные Landsat-8 OLI и Sentinel-2 [35].

Для оценки урожайности используется вегетационный индекс NDVI (Normalized Difference Vegetation Index), определенный как

$$\text{NDVI} = (\text{NIR} - \text{Red}) / (\text{NIR} + \text{Red}), \quad (2)$$

где NIR есть отражение (коэффициент спектральной яркости) в ближнем инфракрасном диапазоне длин волн, а Red – в красном диапазоне, где поглощает хлорофилл [32]. NDVI описывает фотосинтетическую активность растительности, зависит от времени и может быть пересчитан в индекс площади листьев [35] для использования в имитационных моделях [39].

Для спутникового мониторинга часто определяют максимальное за вегетационный период значение NDVI,  $\text{NDVI}_{\max}$ ; усредненное по районам или регионам  $\text{NDVI}_{\max}$  тесно связано с урожайностью,  $R^2 \sim 0,7$  [37]. Разработке методов мониторинга агрокультур и получения с помощью спутниковых оперативных оценок урожайности на больших территориях уделяется большое внимание [33, 36, 37, 39–44]. Поскольку в сервисе «Вега» имеются данные за многие годы, то можно определить несколько условные «нормы» (средние многолетние) для различных культур. Сопоставление урожайности данного года с этими «нормами» для каждого административного района позволяет оценить состояние данной культуры в данном районе и составить порайонные карты, где состояние данной культуры в данном районе отображается цветом (очень плохое, плохое, нормальное, хорошее, очень хорошее). Такие карты (и карты  $\text{NDVI}_{\max}$ ) ежегодно формируются и публикуются в бюллетенях для Европейской России, Крыма и других регионов России [36, 43–45] вместе с описанием вызвавших их погодных условий.

Оцененную по спутниковым данным связь урожайности той или иной культуры с погодой можно описать с помощью статистических (регрессионных) [41, 43, 45] или имитационных [35, 39] моделей. Это дает возможность предсказывать урожайность в зависимости от погоды, предполагая постоянными количество вносимых удобрений и используемые агротехнологии.

Прогноз урожайности зерновых культур актуален не только в неблагоприятные годы, когда важны превентивные меры по минимизации ущерба (например, своевременная закупка зерна и страхование посевов), но и в благоприятные годы, для оценки объемов экспорта зерна и рынков сбыта [43].

Недавние примеры безмодельной оценки ситуации с урожайностью по спутниковым и метеорологическим данным описаны в работах [37, 46]

### Заключение.

Имитационные модели удобны для прогноза урожайности в будущем и учета влияния отдельных факторов, таких как озон или углекислый газ в атмосфере, но достаточно сложны и требуют большого количества параметров (например, свойств почв), которые обычно недоступны. Рельеф в имитационных моделях не учитывается, так как его характеристики обычно не относят к прямым факторам среды.

Статистические модели проще, имеют явную характеристику неопределенности – коэффициент детерминации и могут учитывать рельеф во всей его сложности, что особенно важно малых участков, на которых закономерные изменения характеристик климата малы по сравнению с погрешностью их измерения. Однако наличие связанных факторов среды, дублирующих друг друга, может затруднять интерпретацию результатов, и в этих моделях нет показателей роста растительности, что делает трудной интерпретацию результатов в терминах этих показателей.

Спутниковые данные позволяют изучать урожайность культур в больших регионах, но идентификация видов культур в настоящее время невозможна, хотя озимые и яровые культуры различимы по этим данным; комбинирование спутниковых данных с наземными метеорологическими данными позволяет устанавливать связь урожайности с погодой или климатом. Использование дополнительно к спутниковым данным имитационных или статистических моделей позволяет более надежно оценивать урожайность разных культур при различных условиях погоды, климата и почв.

В настоящее время наиболее активно используются «базовые» спутниковые данные разрешения 250 м, накопленные на сервисе «Вега» с 2000 года. В то же время появление новых спутниковых систем более высокого разрешения, таких как Sentinel-2 разрешения 10 м, может оказаться перспективным, особенно в тех случаях, когда размеры полей менее 250 м. Было бы хорошо научиться идентифицировать виды сельскохозяйственных культур по спутниковым данным, но прогресс в этом пока неясен.

Современные глобальные климатические модели сравнительно хорошо прогнозируют температуру будущего, но относительно плохо – осадки. Поэтому прогнозные оценки урожайности тех культур, развитие которых лимитируется преимущественно влагой, будут продолжать оставаться ненадежными до тех пор, пока прогноз осадков в глобальных моделях не улучшится.

**Литература:**

1. Шарый П.А. Факторы среды в предсказательном картографировании (обзор) // Почвоведение. – 2023. – № 3. – С. 1–15.
2. Wilkens P., Singh U. A code-level analysis for temperature effects in the CERES models // White J.W. (Ed.) Modeling temperature response in wheat and maize. Proceedings of a workshop, CIMMYT, El Batán, Mexico, 23-25 April 2001. NRG-GIS Series 03-01. México, D.F.: CIMMYT, 2003. – P. 1–7.
3. Basso B., Liu L., Ritchie J.T. A comprehensive review of the CERES-Wheat, -Maize and -Rice models' performance // Advances in Agronomy. – 2016. – V. 136. – P. 27–132.
4. Wang Z., Ye L., Jiang J., Fan Y., Zhang X. Review of application of EPIC crop growth model // Ecological Modelling. – 2022. – V. 467. – P. 109952.
5. Huang K. The economic impacts of global warming on US agriculture: the role of adaptation. Working Paper No. 2016-03, The University of Adelaide, February 2016.
6. Шарый П.А., Рухович О.В., Шарая Л.С. Методология анализа пространственной изменчивости характеристик урожайности пшеницы в зависимости от условий агроландшафта // Агрохимия. – 2011. – № 2. – С. 57–81.
7. Шарый П.А., Шарая Л.С., Рухович О.В., Шкурин С.И. Прогнозирование урожайности ярового ячменя с учетом природных факторов на западе Окского бассейна // Плодородие. – 2021. – № 4. – С. 66–69.
8. Lobell D.B., Burke M.B. On the use of statistical models to predict crop yield responses to climate change // Agricultural and Forest Meteorology. – 2010. – V. 150. – P. 1443–1452.
9. Pasquel D., Roux S., Richetti J., Cammarano D., Tisseyre B., Taylor J.A. A review of methods to evaluate crop model performance at multiple and changing spatial scales // Precision Agriculture. – 2022. – V. 23. – P. 1489–1513.
10. Lobell D.B., Ortiz-Monasterio J.I. Impacts of day versus night temperatures on spring wheat yields: a comparison of empirical and CERES model predictions in three locations // Agronomy Journal. – 2007. – V. 99. – P. 469–477.
11. Schlenker W., Roberts M.J. Nonlinear temperature effects indicate severe damages to US crop yields under climate change // Proc. Natl. Acad. Sci. USA. – 2009. – V. 106. – P. 15594–15598.
12. Tatsumi K., Yamashiki Y., Valmir da Silva R., Takara K., Matsuoka Y., Takahashi K., Maruyama K., Kawahara N. Estimation of potential changes in cereals production under climate change scenarios // Hydrological Processes. – 2011. – V. 25. – P. 2715–2725.
13. Jones P.G., Thornton P.K. The potential impacts of climate change on maize production in Africa and Latin America in 2055 // Global Environmental Change. – 2003. – V. 13. – P. 51–59.
14. Avnery S., Mauzerall D.L., Fiore A.M. Increasing global agricultural production by reducing ozone damages via methane emission controls and ozone-resistant cultivar selection // Global Change Biology. – 2013. – V. 19. – P. 1285–1299.
15. Guisan A., Zimmermann N.E. Predictive habitat distribution models in ecology // Ecological Modelling. – 2000. – V. 135. – P. 147–186.
16. Bishop M.P., James L.A., Shroder Jr. J.F., Walsh S.J. Geospatial technologies and digital geomorphological mapping: Concepts, issues and research // Geomorphology. – 2012. – V. 137. – P. 5–26.
17. Шарый П.А., Пинский Д.Л. Статистическая оценка связи пространственной изменчивости содержания органического углерода в серой лесной почве с плотностью, концентрацией металлов и рельефом // Почвоведение. – 2013. – № 11. – С. 1344–1356.
18. Hijmans R.J., Cameron S.E., Parra J.L., Jones P.J., Jarvis A. Very high resolution interpolated climate surfaces for global land areas // International Journal of Climatology. – 2005. – V. 25. – P. 1965–1978.
19. Lobell D.B., Burke M.B. Why are agricultural impacts of climate change so uncertain? The importance of temperature relative to precipitation // Environmental Research Letters. – 2008. – V. 3. – P. 034007.
20. Сычев В.Г., Рухович О.В., Романенков В.А., Беличенко М.В., Листова М.П. Опыт создания единой систематизированной базы данных полевых опытов Агрохимслужбы и Геосети «Агрогеос» // Проблемы агрохимии и экологии. – 2008. – № 3. – С. 35–38.
21. Cabas J., Weersink A., Olale E. Crop yield response to economic, site and climatic variables // Climatic Change. – 2009. – V. 101. – P. 599–616.
22. Рухович О.В., Шарый П.А., Шарая Л.С. Оценка урожайности сельскохозяйственных культур в зависимости от условий агроландшафта // Плодородие. – 2013. – № 2. – С. 45–46.
23. Шарый П.А., Шарая Л.С., Сидякина Л.В. Связь NDVI лесов и характеристик климата Волжского бассейна // Современные проблемы дистанционного зондирования Земли из космоса. – 2020. – Т. 17. – № 4. – С. 154–163.
24. Shary P.A., Sharaya L.S., Mitusov A.V. Fundamental quantitative methods of land surface analysis // Geoderma. – 2002. – V. 107. – P. 1–32.
25. Lobell D.B., Asner G.P. Climate and management contributions to recent trends in U.S. agricultural yields // Science. – 2003. – V. 299. – P. 1032.
26. You L., Rosegrant M.W., Fang C., Wood S. Impact of global warming on Chinese wheat productivity // International Food Policy Research Institute, Washington, DC, 2005. 30 p.
27. Lobell D.B., Field C.B. Global scale climate-crop yield relationships and the impacts of recent warming // Environmental Research Letters. – 2007. – V. 2. – P. 014002.
28. Moore F.C., Lobell D.B. The adaptation potential of European agriculture in response to climate change // Nature Climate Change. – 2014. – V. 4. – P. 610–614.
29. Kaspar T.C., Colvin T.S., Jaynes D.B., Karlen D.L., James D.E., Meek D.W. Relationship between six years of corn yields and terrain attributes // Precision Agriculture. – 2003. – V. 4. – P. 87–101.
30. Adhikari U., Nejadhashemi A.P., Woznicki S.A. Climate change and eastern Africa: a review of impact on major crops // Food and Energy Security. – 2015. – V. 4. – P. 110–132.
31. Burke M., Dykema J., Lobell D.B., Miguel E., Satyanath S. Incorporating climate uncertainty into estimates of climate change impacts // The Review of Economics and Statistics. – 2015. – V. 97. – P. 461–471.



32. Барталев С.А., Егоров В.А., Жарко В.О., Лупян Е.А., Плотников Д.Е., Хвостиков С.А., Шабанов Н.В. Спутниковое картографирование растительного покрова России. – М.: ИКИ РАН, 2016. – 208 с.
33. Лупян Е.А., Савин И.Ю., Барталев С.А., Толпин В.А., Балашов И.В., Плотников Д.Е. Спутниковый сервис мониторинга состояния растительности «ВЕГА» // Современные проблемы дистанционного зондирования Земли из космоса. – 2011. – Т. 8. – № 1. – С. 190–198.
34. Уваров И.А., Халикова О.А., Балашов И.В., Бурцев М.А., Лупян Е.А., Матвеев А.А., Платонов А.Е., Прошин А.А., Толпин В.А., Крашенинникова Ю.С. Организация работы с метеорологической информацией в информационных системах дистанционного мониторинга // Современные проблемы дистанционного зондирования Земли из космоса. – 2013. – Т. 10. – № 2. – С. 30–45.
35. Федотова Е.В., Маглинец Ю.А., Брежнев Р.В., Вырвинский А.Г. Получение временных рядов LAI сельскохозяйственных культур для прогнозирования урожайности // Современные проблемы дистанционного зондирования Земли из космоса. – 2020. – Т. 17. – № 4. – С. 195–203.
36. Денисов П.В., Серeda И.И., Трошко К.А., Лупян Е.А., Плотников Д.Е., Толпин В.А. Возможности и опыт оперативного дистанционного мониторинга состояния озимых культур на территории России // Современные проблемы дистанционного зондирования Земли из космоса. – 2021. – Т. 18. – № 2. – С. 171–185.
37. Денисов П.В., Серeda И.И., Трошко К.А., Лупян Е.А., Плотников Д.Е., Толпин В.А. Особенности развития озимых и яровых культур на Европейской территории России в сезоне 2019–2020 гг. // Современные проблемы дистанционного зондирования Земли из космоса. – 2020. – Т. 17. – № 4. – С. 306–311.
38. Саворский В.П., Кашицкий А.В., Панова О.Ю. Информационные инструменты распределённого анализа данных спутникового мониторинга растительных ареалов при проведении специальных экспертиз // Современные проблемы дистанционного зондирования Земли из космоса. – 2019. – Т. 16. – № 5. – С. 99–110.
39. Лысенко С.А. Прогнозирование урожайности сельскохозяйственных культур на основе спутникового мониторинга динамики углерода в наземных экосистемах // Исследование Земли из космоса. – 2019. – № 4. – С. 48–59.
40. Клеценко А.Д., Савицкая О.В. Технология ежегодной оценки урожайности зерновых культур по спутниковой и наземной агрометеорологической информации // Современные проблемы дистанционного зондирования Земли из космоса. – 2011. – Т. 8. – № 1. – С. 178–182.
41. Куссиль Н.Н., Кравченко А.Н., Скакун С.В., Адаменко Т.И., Шелестов А.Ю., Колотий А.В., Грипич Ю.А. Регрессионные модели оценки урожайности сельскохозяйственных культур по данным MODIS // Современные проблемы дистанционного зондирования Земли из космоса. – 2012. – Т. 9. – № 1. – С. 95–107.
42. Толпин В.А., Лупян Е.А., Барталев С.А., Плотников Д.Е., Матвеев А.М. Возможности анализа состояния сельскохозяйственной растительности с использованием спутникового сервиса «Вега» // Оптика атмосферы и океана. – 2014. – Т. 27. – № 7. – С. 581–586.
43. Береза О.В., Страшная А.И., Лупян Е.А. О возможности прогнозирования урожайности озимой пшеницы в Среднем Поволжье на основе комплексирования наземных и спутниковых данных // Современные проблемы дистанционного зондирования Земли из космоса. – 2015. – Т. 12. – № 1. – С. 18–30.
44. Плотников Д.Е., Барталев С.А., Лупян Е.А., Толпин В.А. Оценка точности выявления посевов озимых культур в весенне-летний период вегетации по данным прибора MODIS // Современные проблемы дистанционного зондирования Земли из космоса. – 2017. – Т. 14. – № 4. – С. 132–145.
45. Ерошенко Ф.В., Барталев С.А., Сторчак И.Г., Плотников Д.Е. Возможности дистанционной оценки урожайности озимой пшеницы на основе вегетационного индекса фотосинтетического потенциала // Современные проблемы дистанционного зондирования Земли из космоса. – 2016. – Т. 13. – № 4. – С. 99–112.
46. Лупян Е.А., Серeda И.И., Денисов П.В., Трошко К.А., Плотников Д.Е., Толпин В.А. Дистанционный мониторинг состояния озимых культур зимой 2020/2021 гг. на Европейской территории России // Современные проблемы дистанционного зондирования Земли из космоса. – 2021. – Т. 18. – № 1. – С. 165–172.

Shary P. A., Sharaya L.S., Rukhovich O.V., Shkurkin S.I.

## METHODS OF CROP PRODUCTION MODELING: A REVIEW

*Approaches are considered to model estimates and forecasts crop production. Process-based and statistical models are reviewed as well as methods that use satellite data. Specific features and possibilities of each approach are considered, their restrictions, and some obtained with them results. Process-based models are useful for forecasts, but they use large number of parameters that are often not available, so they are replaced by subjectively chosen ones, which diminishes the model's quality. Statistical models directly evaluate prediction uncertainty, but may use variables that are close to dependent ones, what may make interpretation more complex. The use of satellite data together with climatic data makes it possible to study large regions, but the current state does not permit to distinguish species identifying only winter and spring cultures. Using in addition process-based or statistical models allows carrying out predictions of crop production in large regions, but assumes in forecasts the constant in time fertilizers and agro-technical treatments.*

Keywords: crop production, process-based models, statistical models, satellite data.