



Научная статья

УДК 631.452

doi: 10.55186/25876740_2025_68_4_433

РАЗРАБОТКА МЕТОДИКИ ОЦЕНКИ СОСТОЯНИЯ ПЛОДОРОДИЯ ЗЕМЕЛЬ НА ОСНОВЕ МОДЕЛИРОВАНИЯ УРОЖАЙНОСТИ СЕЛЬСКОХОЗЯЙСТВЕННЫХ КУЛЬТУР ПО ПРИРОДНЫМ ЗОНАМ АЛТАЙСКОГО КРАЯ

Н.М. Почёмин¹, Г.Г. Морковкин¹, Д.А. Шаповалов¹, Н.Б. Максимова²¹Государственный университет по землеустройству, Москва, Россия²Алтайский государственный университет, Барнаул, Россия

Аннотация. В работе представлены результаты исследований по разработке метода расчёта совокупного почвенного балла (СПБ) на основе моделирования урожайности сельскохозяйственных культур для оценки уровня плодородия земель сельскохозяйственного назначения по сравнению с эталонными участками с учётом их выбора для внутризональной и межзональной дифференциации с использованием геометрического среднего относительных значений ключевых почвенных, гидротермических, климатических и вегетационных показателей, адаптированный под условия Алтайского края. Исследования основываются на совмещении и совершенствовании методик разработанных Государственным научно-исследовательским институтом земельных ресурсов и методов моделирования урожайности по Л.М. Бурлаковой с использованием моделей машинного обучения. В расчетах использованы многолетние статистические данные Росстата (2007-2024 гг.), агрохимические показатели, климатические реанализы ERA5-Land (январь-май 2007-2024 гг.), спутниковые индексы NDVI/MODIS (2013-2014 гг.) и цифровые почвенные карты OpenLandMap/SoilGrids. Применён зональный подход с отдельной калибровкой модели Random Forest для семи природных зон. Проведен анализ важности признаков, оценены метрические характеристики различных моделей. Показано, что ключевыми детерминантами урожайности являются гидротермические и гидрологические показатели, обеспеченность элементами минерального питания и факторы энергетического баланса. Разрабатываемая методика позволит повысить точность прогноза урожайности по природным зонам, а также оценивать пригодность земельных участков с помощью расчета совокупного почвенного балла для принятия решений по приоритетному введению земель в сельскохозяйственный оборот, в том числе неиспользуемой пашни, в соответствии с Государственной программой эффективного вовлечения в оборот земель сельскохозяйственного назначения и развития мелиоративного комплекса Российской Федерации (2021 г.). Полученные результаты могут служить научным основанием для аграрного планирования, ведения агромониторинга и адаптивного управления почвенными ресурсами.

Ключевые слова: показатели плодородия почв, урожайность, природные зоны, моделирование, Random Forest, ERA5-Land, NDVI, SoilGrids, Алтайский край

Original article

DEVELOPMENT OF A METHOD FOR ASSESSING THE STATE OF LAND FERTILITY BASED ON MODELING THE PRODUCTIVITY OF AGRICULTURAL CROPS IN NATURAL ZONES OF THE ALTAI REGION

N.M. Pochyomin¹, G.G. Morkovkin¹, D.A. Shapovalov¹, N.B. Maximova²¹State University of Land Use Planning, Moscow, Russia²Altai state University, Barnaul, Russia

Abstract. The paper presents the results of research on the development of a method for calculating the total soil score (TSS) based on modeling the yield of agricultural crops to assess the fertility level of agricultural lands compared to reference sites, taking into account their selection for intrazonal and interzonal differentiation using the geometric mean of the relative values of key soil, hydrothermal, climatic and vegetation indicators, adapted to the conditions of the Altai Territory. The research is based on the combination and improvement of methods developed by the State Research Institute of Land Resources and methods of crop yield modeling according to L.M. Burlakova using machine learning models. The calculations used long-term statistical data from Rosstat (2007-2024), agrochemical indicators, ERA5-Land climate reanalyses (January-May 2007-2024), NDVI/MODIS satellite indices (2013-2014) and OpenLandMap/SoilGrids digital soil maps. A zonal approach with separate calibration of the Random Forest model for seven natural zones was applied. The importance of features was analyzed, and the metric characteristics of various models were assessed. It was shown that the key determinants of crop yields are hydrothermal and hydrological indicators, availability of mineral nutrition elements, and energy balance factors. The developed methodology will improve the accuracy of crop yield forecasts for natural zones, as well as assess the suitability of land plots by calculating the total soil score for making decisions on the priority introduction of land into agricultural circulation, including unused arable land, in accordance with the State Program for the Effective Involvement of Agricultural Land into Circulation and Development of the Land Reclamation Complex of the Russian Federation (2021). The results obtained can serve as a scientific basis for agricultural planning, agromonitoring, and adaptive management of soil resources.

Keywords: soil fertility indicators, crop yield, natural zones, modeling, Random Forest, ERA5-Land, NDVI, SoilGrids, Altai Region

Введение. Алтайский край — регион с ярко выраженной природно-ландшафтной зональностью, где от южных ландшафтов сухой степи до предгорий Алтайских гор меняются климатические, почвенные и агроэкологические условия. Актуальность исследования обусловлена необходимостью учета локальных особенностей природно-почвенных условий при прогнозировании урожайности сельскохозяйственных культур, оптимизации агротехнологий и ресурсов водоснабжения. Современные методы машинного обучения позволяют обрабатывать многочисленные данные дистанционного зондирования,

метеорологии и почвенной химии, выявлять нелинейные зависимости и создавать точные прогностические модели.

В последние десятилетия задачи моделирования и прогнозирования урожайности сельскохозяйственных культур привлекают всё большее внимание учёных и практиков. В работе Шмидта, В.Е. Куликова [1] показано, что статистико-математические методы позволяют учитывать широкий спектр агроэкологических факторов для оценки потенциальной продуктивности полей. Современные подходы активно объединяют дистанционное зондирование, кли-

матические и агрометеорологические показатели, способствует повышению точности моделей в разных климатических и топографических условиях [2, 3]. В то же время региональные исследования, например по Белгородской области, демонстрируют эффективность пространственно-обусловленных предиктивных моделей для мониторинга трансформации сельскохозяйственных земель, опирающихся на разнообразные источники данных — от спутниковых индексов до кадастровой информации [4, 5].

Одним из ключевых компонентов подобных исследований являются вегетационные

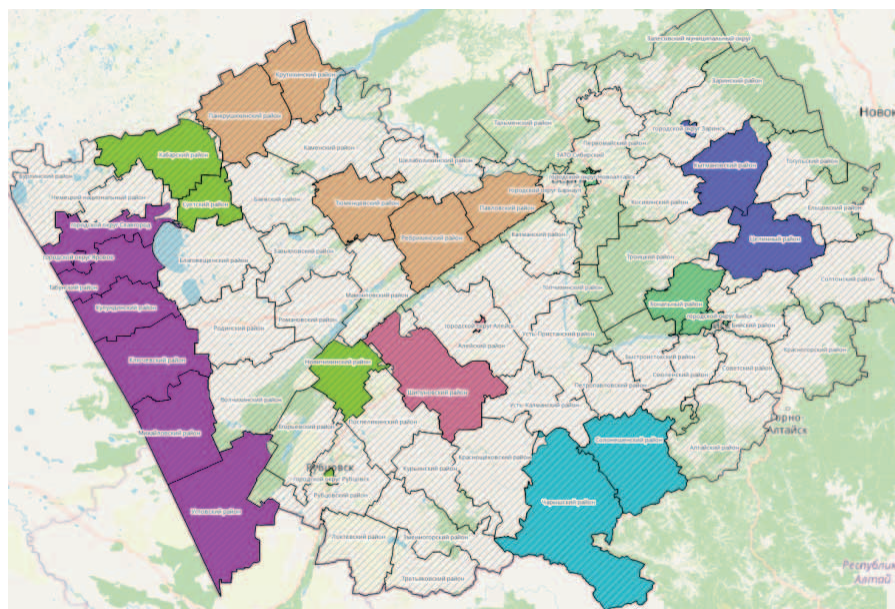


Рисунок 1. Природные ландшафты Алтайского края, включенные в исследования
Figure 1. Natural landscapes of the Altai Region included in the research

индексы (NDVI, EVI, SAVI), объединяемые в комплексные показатели для анализа состояния растительности за вегетационный сезон [6]. В комбинации с гидротермическими коэффициентами (ГТК1 и ГТК2), суммой активных температур и климатическими переменными ERA5-Land, это позволяет формировать интегральные оценки плодородия и водного баланса почв [2, 4]. При этом качество глобальных продуктов, таких как SoilGrids 2.0 и OpenLandMap, подтверждается растущим количеством публикаций, демонстрирующих их способность давать надёжные пространственно-временные картины распределения ключевых почвенных параметров с учётом неопределённости [7, 8].

В основе современных машинно-обученных моделей прогнозирования урожайности часто лежат алгоритмы случайного леса и другие ансамблевые методы, предложенные L. Breiman [9], которые хорошо справляются с мультиколлинеарностью и позволяют оценивать вклад каждого фактора в конечный результат. Однако при использовании разнородных датасетов и неоднородных по разрешению источников (метеорологические сети, спутниковые переанализы, косвенное картографирование почв) встаёт задача стандартизации и нормализации данных, а также разработки алгоритмов агрегирования показателей до сопоставимого уровня [4, 6].

Цель данной работы — предложить усовершенствованный метод расчёта совокупного почвенного балла (СПБ) на основе моделирования урожайности сельскохозяйственных культур для оценки уровня плодородия земель сельскохозяйственного назначения с использованием геометрического среднего относительных значений ключевых почвенных, гидротермических, климатических и вегетационных показателей, адаптированный под условия Алтайского края. Для этого используются локальные метео-данные Управления Росстата [6], многолетние переанализы ERA5-Land [5], глобальные картографические продукты SoilGrids и OpenLandMap [7, 8], а также современные алгоритмы машинного обучения на базе Random Forest [9]. Такая интеграция разнообразных источников позволит получить более точную и воспроизводимую модель оценки агроэкологического потенциала исследуемых участков.

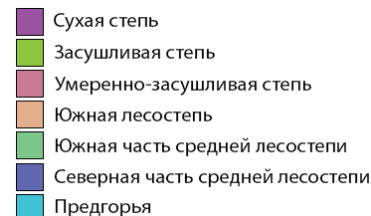
Объекты и методы исследований. Для дифференцированного подхода к моделированию урожайности нами были сгруппированы территории по природным ландшафтным особенностям, в частности, сухая степь, засушливая степь, умеренно-засушливая степь, южная лесостепь, южная часть средней лесостепи, северная часть средней лесостепи, предгорья Алтайских гор (рис. 1).

В качестве целевой переменной взята урожайность (ц/га) зерновых и зернобобовых культур (2007–2024) по данным Управления Федеральной службы государственной статистики по Алтайскому краю и Республике Алтай (<http://rosstat.gov.ru/dbscripts/munst/munst01/DBInet.cgi>) по разделу урожайность сельскохозяйственных культур (в расчёте на убранную площадь) по хозяйствам всех категорий на зерновые и зернобобовые культуры [5].

К сведениям об урожайности по муниципальным районам подкреплены данные из бюллетеня «Мониторинг плодородия почв земель сельскохозяйственных угодий Алтайского края (1965–2010 годы)» Федерального государственного учреждения Центр агрохимической службы «Алтайский», а именно таблица средневзвешенное содержание элементов питания в пахотных почвах Алтайского края по состоянию на 1.01.2011 г. по ключевым показателям агрохимического мониторинга: pH, гумус %, P₂O₅ мг/кг, K₂O мг/кг, N-NO₃ мг/кг.

Климатические данные ERA 5 были взяты за январь–май моделируемых лет. В качестве ключевого источника данных выступала БД Google Earth Engine — ERA5-Land Daily Aggregated — ECMWF Climate Reanalysis, ключевым источником выступает CDS Climate Data Store Copernicus. Климат: ERA5-Land Daily Aggregated (январь–май 2007–2024) — платформа GEE, CDS (150 переменных, разрешение 0.1°).

Вегетационные индексы: MODIS MCD43A4 006 NDVI (2013–2014), Sentinel-2 MSI (NDVI, EVI, SAVI). MODIS был апробирован в качестве материала для отработки методов получения информации о вегетационных индексах с позиционированием на точки отбора проб в сухостепной зоне. По итогам апробирования был составлен программный код на Python с использованием библиотеки GEEmap, но для итоговой модели выбран Sentinel-2 MSI из-за более высокого разрешения снимков.



Почвенные данные: SoilGrids (ISRIC) и OpenLandMap (Clay, Sand, SOC, Bulk Density, pH). OpenLandMap был апробирован на сравнении показателей с результатами агрохимического анализа на точках в сухой степи. Статистическая обработка показала низкие результаты сходности показателей агрофизического и агрохимического анализа с модельными данными OpenLandMap. Имеющихся данных лабораторных обследований на сухую и луговую степь количественно не хватало для формирования выводов об учете агрофизических и агрохимических факторов в модели урожайности на природные зоны края (рис. 2). По этой причине в дальнейшем работа строилась на данных SoilGrids (ISRIC).

Результаты исследований и их обсуждение. При моделировании явлений с помощью сложных моделей машинного обучения следует проводить предварительный анализ имеющихся данных на линейные связи явлений. Такие исследования были проведены, основываясь на общих представлениях о связях факторов плодородия [10, 11].

В результате расчета корреляционных отношений были выявлены статистически значимые парные связи между такими показателями как гумус и влажность, NDVI (апрель–сентябрь года) и гумус (рис. 3, 4). Линейно среднезначимыми выделились ГТК (ГТК1 и ГТК2) к влажности и гумусу, а также содержание подвижных форм K₂O к NDVI.

Прямая регрессия: Влажность = 2.660 * Гумус + 3.871. Обратная регрессия: Гумус = 0.376 * Влажность + 1.455. Средняя абсолютная ошибка (MAE) модели линейной связи гумуса по влажности: 4.022% гумуса.

Нами были проанализированы данные космических наблюдений, а именно показания NDVI за апрель–сентябрь (нормализованного дифференцированного индекса растительности) как основного инструмента спутникового мониторинга посевов. Использовались данные MODIS/MCD43A4_006_NDVI. Количество проанализированных изображений на два вегетационных периода — 2013 и 2014 гг.: 367 шт.

Прямая регрессия: NDVI = 0.026 * Гумус + 0.351. Обратная регрессия: Гумус = 38.467 * NDVI + -13.485. Средняя абсолютная ошибка (MAE) модели линейной связи гумуса по NDVI: 4.443% гумуса.

Приведем несколько примеров корреляционных связей факторов к содержанию гумуса как ключевому элементу плодородия. За значимые считаем факторы с корреляционным коэффициентом выше 0,7 по модулю. Такими факторами стали: precipitation, lake_bottom_temperature_max, lake_mix_layer_temperature, lake_total_layer_temperature_max, leaf_area_index_high_vegetation_max, runoff_max, skin_reservoir_content_max, snow_cover_max, soil_temperature_level_1_max, sub_surface_runoff_max, volumetric_soil_water_layer_4_max. К урожайности же ни одного показателя с высокой прямой корреляционной связью нет (связь с гумусом с r = 0,43, самая значимая связь с показателем испаряемость = -0,63).



Вышеизложенное обосновывает использование нелинейных методов моделирования.

Временное окно, доступное для моделирования 2016-2024 гг. выбрано с учетом временных рамок функционирования миссии Sentinel-2. Агрегация климатических данных (расчет сумм и средних за январь-май каждого года) проведена для каждого района с целью прогноза урожайности на конец вегетационного сезона каждого отдельного года.

Введены два гидротермических коэффициента: ГТК1: соотношение суммарных осадков к сумме температур выше 10°C за май-июнь, ГТК2: аналогичный расчет за май-август, а также сумма температур выше 10°C (активные температуры). Эти показатели рассчитывались на основе многолетних метеоданных ERA5-Land (2018-2024).

С использованием данных Sentinel-2 за период май-август каждого года рассчитывались значения NDVI, EVI и SAVI. После устранения

облачных артефактов медианные значения за вегетационный период усреднялись по годам и интегрировались в композитный индекс продуктивности.

Расчет совокупного почвенного балла проводился по методу ГИЗРа (Государственный научно-исследовательский институт земельных ресурсов) [12]. В основу расчета положены материалы ГИЗР, которые предусматривают определение совокупного почвенного балла

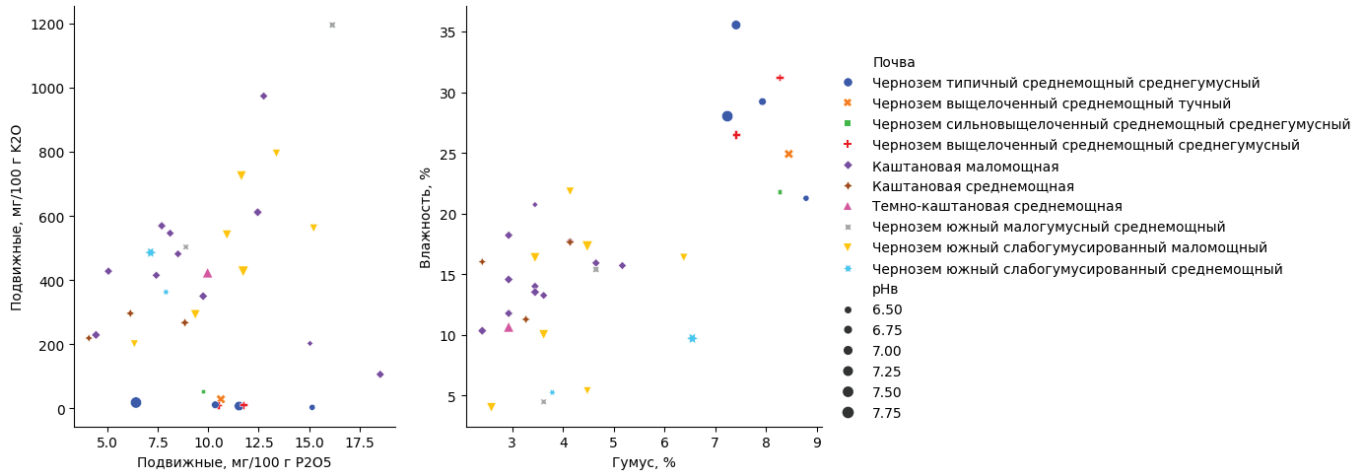


Рисунок 2. Распределение ключевых факторов в почвах исследуемых природных зон
Figure 2. Distribution of key factors in soils of the studied natural zones

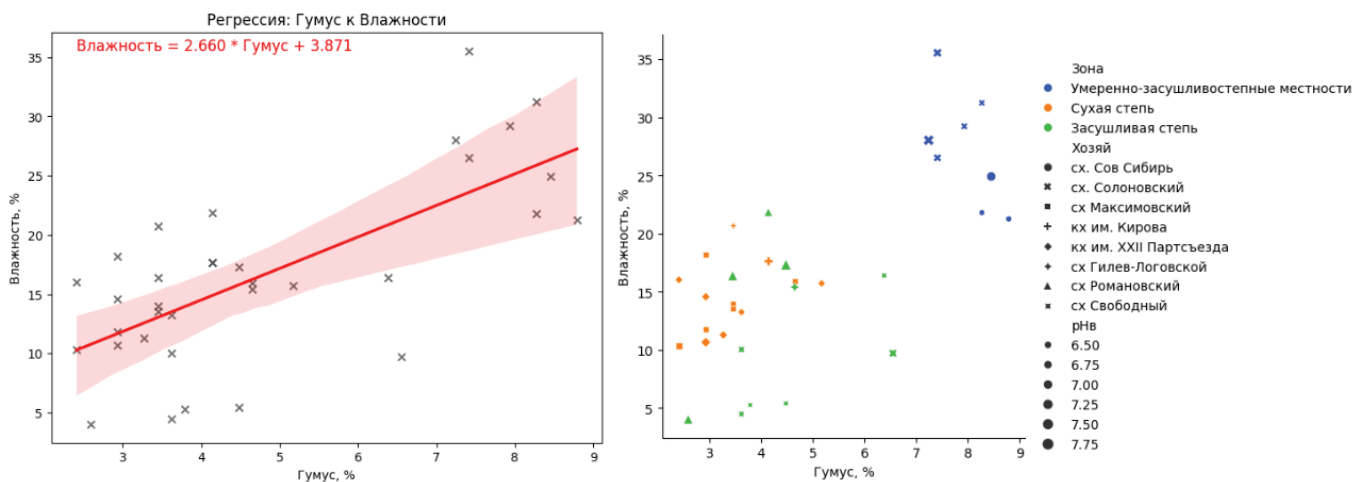


Рисунок 3. Связь и распределение гумуса и влажности
Figure 3. Relationship and distribution of humus and moisture

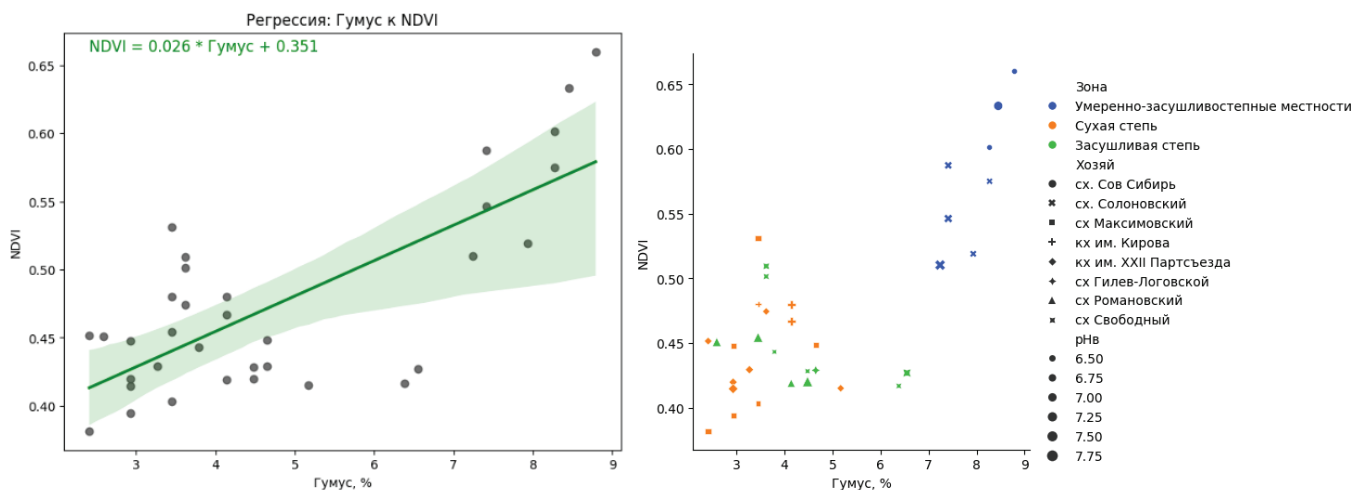


Рисунок 4. Сравнение гумуса и NDVI по точкам проб
Figure 4. Comparison of humus and NDVI by sample points





относительно возделываемых сельскохозяйственных культур и балла нормативной урожайности. При этом оценивают следующие показатели качества почв: содержание гумуса в пахотном слое почвы, %; мощность гумусового горизонта, см; запасы гумуса в гумусовом горизонте, т/га; сумма поглощенных оснований, мг/экв на 100 г почвы; содержание физической глины в пахотном слое, %; кислотность почвы (значение pH). В модифицированной нами версии данный перечень был расширен и приведен ниже в примере расчета суммарного почвенного балла конкретной территории.

По каждому показателю рассчитывают относительные баллы по формуле (1):

$$B = \frac{X}{A} * 100, \quad (1)$$

где B — балл по 100-бальной шкале, X — фактическое значение свойства (признака) почв, A — оптимальное значение свойства (признака) почв.

На основе относительных баллов определяются совокупный почвенный балл (2):

$$СПБ = \sqrt[m]{B_1 * B_2 * \dots * B_m}, \quad (2)$$

где СПБ — совокупный почвенный балл, m — число показателей, используемых в расчете.

Алгоритм: RandomForestRegressor (Scikit-learn). Разделение выборки: 70% тренировка, 30% тест. Параметры модели: n_estimators=1000, max_depth=None, random_state=17. Оценка: R², MAE, MSE; важность признаков — feature_importances. Зональный подход: отдельная модель для каждой зоны, затем общая модель на основе совокупности всех данных.

Метрики качества моделей по зонам: засушливая степь: R²=0.627, MAE=1.56, MSE=3.56; сухая степь: R²=0.294, MAE=2.05, MSE=6.13; умеренно засушливая степь: R²=1.062, MAE=2.17, MSE=7.00; предгорная: R²=0.186, MAE=1.73, MSE=3.98; северная часть средней лесостепи: R²=-0.146, MAE=2.86, MSE=11.24; южная часть средней лесостепи: R²=-1.300, MAE=7.52, MSE=67.30; южная лесостепь: R²=0.483, MAE=2.20, MSE=5.83.

В пределах природных зон выявлены доминирующие факторы влияющие на формирование продуктивности растений различны (в засушливой степи — осадки и солнечная радиация; в предгорной — минимальная солнечная радиация).

Модификация метода расчета СПБ. Для включения влияния разницы в шкалах различных признаков применяется MinMax-нормализация. Для интегральной оценки агроэкологического потенциала земельного участка используется Совокупный почвенный балл (СПБ), основанный на сравнительном анализе почвенных, климатических, гидротермических и вегетационных параметров между расчётной и эталонной точками. Расчёт СПБ реализован по следующей формуле (3):

$$СПБ = \left(\prod_{i=1}^n R_i \right)^{\frac{1}{n}}, \quad (3)$$

где R_i (4) — относительный балл по i-му агроэкологическому показателю, рассчитываемый как:

$$R_i = \frac{V_i^{calc}}{V_i^{etalon}} * 100\%, \quad (4)$$

где V_i^{calc} — значение i-го показателя в расчётной точке, V_i^{etalon} — значение i-го показателя в эталонной точке;

n — общее количество показателей, включенных в расчет;

ΠR_i — произведение всех относительных баллов.

Таким образом, СПБ представляет собой геометрическое среднее относительных значений агроэкологических показателей, выраженное в процентах по отношению к эталонному участку, обладающему наилучшими характеристиками. Почвенные параметры: bdod, soc, cec, clay, phh2o, soc_bd_ratio. Вегетационный индекс: Composite — среднее NDVI — Normalized Difference Vegetation Index, EVI — Enhanced Vegetation Index, SAVI — Soil-Adjusted Vegetation Index. Гидротермические показатели: ГТК1, ГТК2, сумма активных температур более 10 °С. Климатические показатели ERA5 (16 параметров) surface_solar_radiation_downwards_min — минимальное количество поступающей солнечной радиации на поверхность, surface_sensible_heat_flux_sum — суммарный поток явной теплоты с поверхности, total_precipitation_sum — суммарное количество осадков, surface_sensible_heat_flux_min — минимальный поток явной теплоты с поверхности, evaporation_from_the_top_of_canopy_min — минимальное испарение с вершины полого растительности, evaporation_from_the_top_of_canopy_max — максимальное

испарение с вершины полого растительности, evaporation_from_bare_soil_max — максимальное испарение с открытого грунта, surface_runoff_min — минимальный поверхностный сток, total_precipitation_max — максимальное количество осадков, leaf_area_index_high_vegetation_min — минимальный индекс площади листьев высокой растительности, leaf_area_index_high_vegetation_max — максимальный индекс площади листьев высокой растительности, surface_solar_radiation_downwards_sum — суммарная поступающая солнечная радиация на поверхность, potential_evaporation_min — минимальное потенциальное испарение, soil_temperature_level_1_max — максимальная температура почвы на уровне 1 (0-7 см), sub_surface_runoff_max — максимальный подпочвенный сток, sub_surface_runoff_sum — суммарный подпочвенный сток.

В результате опытной проверки модифицированный СПБ для расчётной точки составил 63.60%. Эталонная и расчётная точки находятся на разных участках в одной природной зоне (северная часть средней лесостепи Алтайского края).

Относительные баллы для расчета СПБ следующие: bdod: 96.30%, soc: 94.33%, cec: 92.99%, clay: 81.96%, phh2o: 98.51%, soc_bd_ratio: 97.95%, vegetation: 11.47%, gtk1: 76.82%, gtk2: 76.81%, sum_temp_above10: 85.99%, surface_solar_radiation_downwards_min: 50.00%, surface_sensible_heat_flux_sum: 59.50%, total_precipitation_sum: 89.02%, surface_sensible_heat_flux_min: 78.23%, evaporation_from_the_top_of_canopy_min: 97.44%, evaporation_from_the_top_of_canopy_max: 14.30%, evaporation_from_bare_soil_max: 86.49%, surface_runoff_min: 26.68%, total_precipitation_max: 86.35%, leaf_area_index_high_vegetation_min: 84.12%, leaf_area_index_high_vegetation_max: 84.14%, surface_solar_radiation_downwards_sum: 99.04%, potential_evaporation_min: 75.12%, soil_temperature_level_1_max: 99.57%, sub_surface_runoff_max: 25.75%, sub_surface_runoff_sum: 25.66%

Итоговый СПБ: 63.60%.

На основе разности оценок отдельных факторов возможно формирование рекомендаций и выводов о пригодности территорий к эффективному сельскохозяйственному использованию. Итоговый совокупный почвенный

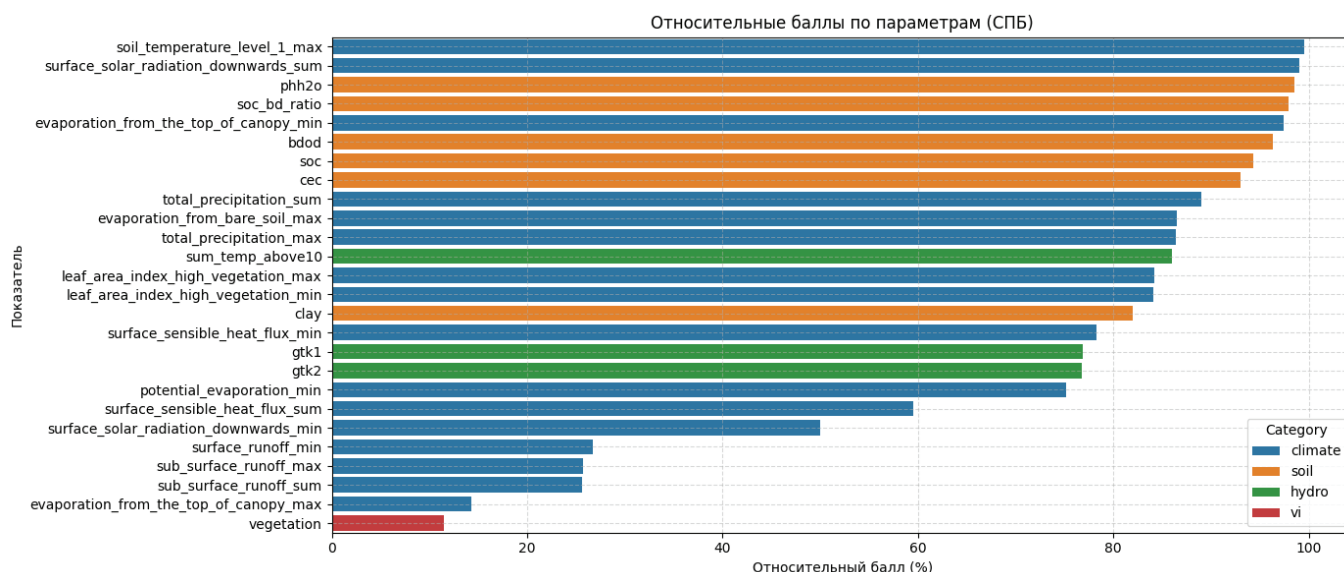


Рисунок 5. Относительные баллы плодородия в сравнении точек
Figure 5. Relative fertility scores in comparison of points



балл, вероятно, можно интерпретировать следующим образом, если его значение менее 50%, то участок не рекомендуется к ведению тех агротехнологий, которые применяются на эталонном участке. Однако данное положение требует дополнительных исследований.

В результате исследований нами было проведено распределение изучаемых признаков по значимости их влияния на урожайность сельскохозяйственных культур. Вместе с тем, ограничение числа показателей, используемых для включения в формулу расчета СБП требует дополнительных исследований. Помимо этого, требует исследований вопрос определения эталонных участков для сравнительной оценки плодородия земель в плане внутризональной и межзональной дифференциации.

Настоящие исследования подтверждают значимость гидротермических, гидрологических и агрохимических факторов в формировании урожайности. Зональный подход показал большую оправданность при моделировании для более однородных условий (сухая степь), тогда как в лесостепных зонах модели требуют корректировок из-за высокой гетерогенности показателей, используемых при моделировании. Однако данные выводы являются предварительными и требуется проведение исследований с широким временным рядом, включающим данные многоспектральных радарных систем и тестирования иных алгоритмов (XGBoost, LightGBM).

Совмещение методик ГИЗРа и моделирования урожайности по Л.М. Бурлаковой [10] позволяет учесть не только почвенный потенциал, но и погодные ограничения и вегетационную реакцию. Подобный подход применим для оценки пригодности земель в регионах с высокой природной неоднородностью.

Предложенная методика позволяет повысить точность прогноза урожайности до MAE < 2 ц/га в ключевых природных зонах, а также оценивать пригодность земельных участков с помощью расчета совокупного почвенного балла (СПБ) для принятия решений по введению земель в сельскохозяйственный оборот, в том числе неиспользуемой пашни, в соответствии с Государственной программой эффективного вовлечения в оборот земель сельскохозяйственного назначения и развития мелиоративного комплекса Российской Федерации (2021).

Таким образом, в результате исследований разработана и апробирована зональная модель урожайности с использованием ML-методов

и мультисенсорных данных. Интегрирован анализ ERA5-Land с точечными агрохимическими данными и спутниковыми вегетационными индексами при обучении моделей Random Forest для разных зональных природных территорий Алтайского края. Выявлены ключевые детерминанты и проведен расчет совокупного почвенного балла для оценки рационального сельскохозяйственного использования почвенного покрова. Полученные результаты могут служить научным основанием для аграрного планирования, ведения агромониторинга и адаптивного управления почвенными ресурсами.

Список источников

1. Шмидт Ю.Д., Куликов В.Е. Моделирование урожайности сельскохозяйственных культур // Вестник ТГЭУ. 2006. № 1. С. 73-84.
2. Vanella D., Longo-Minnolo G., Belfiore O.R., Ramirez-Cuesta J.M., Pappalardo S., Consoli S., D'Urso G., Chirico G.B., Coppola A., Comegna A., Toscano A., Quarta R., Provenzano G., Ippolito M., Castagna A., Gandolfi C. Comparing the use of ERA5 reanalysis dataset and ground-based agrometeorological data under different climates and topography in Italy // *Journal of Hydrology: Regional Studies*. 2022. Vol. 42. Article 101182. DOI: 10.1016/j.jehrs.2022.101182.
3. Muñoz Sabater, J. Ежемесячные данные ERA5-Land, усредненные с 1981 года до настоящего времени. Служба климата Copernicus Climate (C3S) С запаса климатических данных (CDS). 2019. DOI: 10.24381/cds.68d2bb30
4. Buryak Zh., Grigoreva O., Gusarov A. A Predictive Model for Cropland Transformation at the Regional Level: A Case Study of the Belgorod Oblast, European Russia // *Resources*. 2023. Vol. 12, No. 11. P. 127. — DOI: 10.3390/resources12110127.
5. База данных показателей муниципальных образований Алтайского края [Электронный ресурс]. Управление Федеральной службы государственной статистики по Алтайскому краю и Республике Алтай. URL: <http://22.rosstat.gov.ru>.
6. Matyunin G., Ogorodnikova S., Murmantseva E., Rozanov V., Palyga R. Assessment of soil fertility indicators based on remote sensing data // *BIO Web of Conferences*. 2024. Vol. 113. Article 04013. DOI: 10.1051/bioconf/202411304013.
7. Poggio L., de Sousa L.M., Batjes N.H., Heuvelink G.B.M., Kempen B., Ribeiro E., and Rossiter D.: SoilGrids 2.0: producing soil information for the globe with quantified spatial uncertainty, *SOIL*, 7, 217–240. DOI: 10.5194/soil-7-217-2021, 2021.
8. Hengl T., Parente L., Ho Y.-F., Simoes R. и др. OpenLandMap Open Land Data services. Wageningen: OpenGeoHub foundation, 2023. Версия v 0.2. DOI: 10.5281/zenodo.10522799.
9. Breiman L. Random Forests // *Machine Learning*, 2001. V. 45. P. 5-32.
10. Бурлакова Л.М. Плодородие алтайских черноземов в системе агроценоза. Новосибирск: Наука, 1984. 198 с.

11. Максимова Н.Б. Почвенно-климатические ареалы продуктивности зерновых культур Алтайского края: Автореф. дис. ... канд. с.-х. наук. — Барнаул, 1995. 19 с.

12. Иванов В.Д., Кузнецова Е.В. Оценка почв: Учебное пособие / Воронеж: ФГУ ВПО ВГАУ, 2004. 331 с.

References

1. Shmidt Y.U.D., Kulikov V.E. (2006). *Modelirovanie urozhainosti sel'skokhozyaistvennykh kul'tur* [Modeling crop yields]. *Vestnik TGEHU* [Bulletin of TSUE], no. 1, pp. 73-84.
2. Vanella, D., Longo-Minnolo, G., Belfiore, O.R., Ramirez-Cuesta, J. M., Pappalardo, S., Consoli, S., ... Gandolfi, C. (2022). Comparing the use of ERA5 reanalysis dataset and ground-based agrometeorological data under different climates and topography in Italy. *Journal of Hydrology: Regional Studies*, vol. 42, article 101182, DOI: 10.1016/j.jehrs.2022.101182.
3. Muñoz Sabater, J., (2019). Ezhemesyachnye dannye ERA5-Land, usrednennyye s 1981 goda do nastoyashchego vremeni. Sluzhba klimata Copernicus Climate (C3S) S zapasa klimaticheskikh dannykh (CDS) [ERA5-Land periodic data, averaged from 1981 to present time. Copernicus Climate Service (C3S) Climate Data Storage (CDS)], DOI: 10.24381/cds.68d2bb30
4. Buryak Zh., Grigoreva O., Gusarov A.A. (2023). Predictive Model for Cropland Transformation at the Regional Level: A Case Study of the Belgorod Oblast, European Russia. *Resources*, vol. 12, no. 11, p. 127. DOI: 10.3390/resources12110127.
5. Baza dannykh pokazatelei munitsipal'nykh obrazovaniy Altaiskogo kraia [Database of indicators of municipalities of Altai Krai]. *Upravlenie Federal'noi sluzhby gosudarstvennoi statistiki po Altaiskomu kraiu i Respublike Altai* [Office of the Federal State Statistics Service for Altai Krai and the Altai Republic]. URL: <http://22.rosstat.gov.ru>.
6. Matyunin G., Ogorodnikova S. and Murmantseva E. et al. (2024). Assessment of soil fertility indicators based on remote sensing data. *BIO Web of Conferences*, vol. 113:04013. DOI: 10.1051/bioconf/202411304013.
7. Poggio L., de Sousa L.M., Batjes N.H., Heuvelink G.B.M., Kempen B., Ribeiro E. and Rossiter D. (2021). SoilGrids 2.0: producing soil information for the globe with quantified spatial uncertainty. *Soil*, 7, 217-240. DOI: 10.5194/soil-7-217-2021, 2021.
8. Hengl T., Parente L., Ho Y.-F., Simoes R. et al. (2023). OpenLandMap Open Land Data services. Wageningen: OpenGeoHub foundation, version v0.2, DOI: 10.5281/zenodo.10522799.
9. Breiman L. (2001). Random Forests. *Machine Learning*, v. 45, p. 5-32.
10. Burlakova L.M. (1984). *Plodородие altaiskikh chernozemov v sisteme agrotsenoza* [Fertility of Altai chernozems in the agrocenosis system], Novosibirsk, Nauka, 198 p.
11. Maksimova N.B. (1995). *Pochvenno-klimaticheskie arealy produktivnosti zernovykh kul'tur Altaiskogo kraia* [Soil and climatic areas of productivity of grain crops in the Altai kra]: Abstract of the thesis of the candidate of agricultural sciences, Barnaul, 19 p.
12. Ivanov V.D., Kuznetsova E.V. (2004). *Otsenka pochv: Uchebnoe posobie* [Soil Assessment: A Tutorial], Voronezh, FGU VPO VGAI, 331 p.

Информация об авторах:

Почёмин Никита Михайлович, аспирант кафедры геоэкологии и природопользования, Государственный университет по землеустройству, ORCID: <http://orcid.org/0000-0002-5899-5464>, pochyomin@list.ru

Морковкин Геннадий Геннадьевич, доктор сельскохозяйственных наук, профессор, профессор кафедры геоэкологии и природопользования, Государственный университет по землеустройству, ORCID: <http://orcid.org/0000-0001-8830-7135>, ggmork@mail.ru

Шаповалов Дмитрий Анатольевич, доктор технических наук, профессор, профессор кафедры высшей математики, физики и информатики, Государственный университет по землеустройству, ORCID: <http://orcid.org/0000-0001-8268-911X>, shapoval_ecology@mail.ru

Максимова Нина Борисовна, кандидат сельскохозяйственных наук, доцент, доцент кафедры природопользования и геоэкологии, Алтайский государственный университет, ORCID: <http://orcid.org/0000-0002-8319-5733>, maksimova@mc.asu.ru

Information about the authors:

Nikita M. Pochyomin, postgraduate student of department of geoeology and nature management, State University of Land Use Planning, ORCID: <http://orcid.org/0000-0002-5899-5464>, pochyomin@list.ru

Gennady G Morkovkin, doctor of agricultural sciences, professor, professor of the department of geoeology and nature management, State University of Land Use Planning, ORCID: <https://orcid.org/0000-0001-8830-7135>, ggmork@mail.ru

Dmitry A. Shapovalov, doctor of technical sciences, professor, professor of the department of higher mathematics, physics and computer science, State University of Land Use Planning, ORCID: <http://orcid.org/0000-0001-8268-911X>, shapoval_ecology@mail.ru

Nina B. Maximova, candidate of agricultural sciences, associate professor of department of nature management and geoeology, Altai State University, ORCID: <http://orcid.org/0000-0002-8319-5733>, maksimova@mc.asu.ru

