

СЕЛЬСКОЕ ХОЗЯЙСТВО

Научная статья

УДК 631.425.2

doi: 10.55170/19973225_2023_8_3_28

ПРОГНОЗИРОВАНИЕ ПОЧВЕННО-ГИДРОЛОГИЧЕСКИХ ПАРАМЕТРОВ С ПОМОЩЬЮ ИСКУССТВЕННОГО ИНТЕЛЛЕКТА

Анна Владимировна Человечкова^{1✉}, Ирина Валерьевна Комиссарова², Наталья Владимировна Мирошниченко³

¹Курганский государственный университет, Курган, Россия

^{2, 3}Курганская государственная сельскохозяйственная академия имени Т. С. Мальцева – филиал ФГБОУ ВО «Курганский государственный университет», Курган, Россия

¹chelovechkova_2011@mail.ru[✉], <https://orcid.org/0000-0003-0236-9402>

²ir.komissarova@mail.ru, <https://orcid.org/0000-0002-9106-5509>

³natalya.mir79@mail.ru, <https://orcid.org/0000-0002-7064-6929>

Цель проводимых исследований – разработка математической модели влагопереноса в почвах. Исследования проводились на черноземе выщелоченном слабогумусированном среднесиловом легкосуглинистом. Для построения модели были взяты основные физические свойства почвы (гранулометрический состав, плотность, пористость). На первоначальном этапе работы построение основной гидрофизической характеристики было проведено лабораторным и расчетным методами. Поскольку стоимость получения почвенно-гидрофизической информации, особенно с учетом пространственно-временной изменчивости, обычно велика, актуальной задачей является упрощение и удешевление получения почвенно-гидрофизической информации. Поэтому для сокращения затрат времени была разработана программно-аппаратная методика построения изучаемых графиков основной гидрофизической характеристики. Из полученных графиков были определены почвенно-гидрологические константы. Значения основных физических свойств почвы и полученных почвенно-гидрологических констант позволили сделать выборку данных для работы над прогнозной моделью с помощью искусственного интеллекта. В результате прогнозирования с помощью фреймворка TensorFlow при однослойной линеаризации были получены прогнозные значения для максимальной гигроскопичности почвы $W_{мг}$, максимальной молекулярной влагоемкости $W_{ммв}$, наименьшей влагоемкости $W_{нв}$, для значения предела текучести $W_{пт}$ и пористости ϵ . По полученным результатам можно отметить, что для параметра максимальной молекулярной влагоемкости модель предсказывает достаточно хорошо прогнозируемый параметр. Используемая функция потерь позволяет увидеть, что полученные значения параметра $W_{мг}$ близки к тестовым данным. Большинство значений центрируются вокруг значения ноль, становясь больше или меньше примерно с равной вероятностью. В случае с параметром $W_{ммв}$, функция потерь принимает постоянное значение, начиная с 75 эпохи. Наблюдение незначительных выбросов позволяет говорить о достоверности прогнозной модели параметра. В случае с пористостью ϵ , следует отметить большой разброс прогнозируемых значений. Это может быть связано с тем, что была определена общая пористость без учета изменения в профиле активных пор, занятых капиллярной водой и пор аэрации.

Ключевые слова: моделирование, гранулометрический состав, основная гидрофизическая характеристика, влагоперенос, плотность, пористость.

Для цитирования: Человечкова А. В., Комиссарова И. В., Мирошниченко Н. В. Прогнозирование почвенно-гидрологических параметров с помощью искусственного интеллекта // Известия Самарской государственной сельскохозяйственной академии. 2023. №3. С. 28–36. doi: 10.55170/19973225_2023_8_3_28

FORECASTING OF SOIL-HYDROLOGICAL PARAMETERS WITH THE HELP OF ARTIFICIAL INTELLIGENCE

Anna V. Chelovechkova^{1✉}, Irina V. Komissarova², Natalya V. Miroshnichenko³

¹Kurgan State University, Kurgan, Russia

^{2, 3}Kurgan State Agricultural Academy named after T. S. Maltsev – branch of the Kurgan State University, Kurgan, Russia

¹chelovechkova_2011@mail.ru✉, <https://orcid.org/0000-0003-0236-9402>

²ir.komissarova@mail.ru, <https://orcid.org/0000-0002-9106-5509>

³natalya.mir79@mail.ru, <https://orcid.org/0000-0002-7064-6929>

The purpose of the study is the development of a mathematical model of moisture transfer in soils. The studies were carried out on leached, low-humus, medium-thick, light loamy chernozem. To build the model, the main physical properties of the soil (granulometric composition, density, porosity) were taken. At the initial stage of the work, the construction of the basic hydrophysical characteristic was carried out by laboratory and calculation methods. Since the cost of obtaining soil-hydrophysical information, especially taking into account spatiotemporal variability, is usually high, the urgent task is to simplify and reduce the cost of obtaining soil-hydrophysical information. Therefore, in order to reduce the time spent, a hardware-software technique for constructing the studied graphs was developed. Soil-hydrological constants were determined from the obtained graphs. The values of the main physical properties of the soil and the obtained soil-hydrological constants made it possible to select data for working on a predictive model using artificial intelligence. As a result of forecasting using the TensorFlow framework with single-layer linearization, predictive values were obtained for the maximum soil hygroscopicity W_{mg} , the maximum molecular water capacity W_{mw} , the lowest water capacity W_{nv} , for the value of the yield strength W_{pt} and porosity ϵ . Based on the results obtained, it can be noted that for the parameter of maximum molecular water capacity, the model predicts a fairly well predictable parameter. The loss function used makes it possible to see that the obtained values of the W_{mg} parameter are close to the test data. Most of the values center around the value zero, getting bigger or smaller with about equal probability. In the case of the W_{mv} parameter, the loss function takes on a constant value starting from epoch 75. Observation of minor outliers allows us to speak about the reliability of the predictive model of the parameter. In the case of porosity ϵ , a large spread of predicted values should be noted. This may be due to the fact that the total porosity was determined without taking into account the change in the profile of active pores occupied by capillary water and aeration pores.

Keywords: modeling, granulometric composition, basic hydrophysical characteristics, moisture transfer, density, porosity.

For citation: Chelovechkova, A. V., Komissarova, I. V. & Miroshnichenko, N. V. (2023). Forecasting of soil-hydrological parameters with the help of artificial intelligence. *Izvestiia Samarskoi gosudarstvennoi sel'skokhoziaistvennoi akademii (Bulletin Samara State Agricultural Academy)*, 3, 28–36 (in Russ.). doi: 10.55170/19973225_2023_8_3_28

В последнее время математическое моделирование превращается в мощный инструмент познания реального мира. Происходит это в связи с развитием компьютерных технологий и программного обеспечения. Необходимость в математических моделях возникает, когда объект недоступен для изучения ввиду его отдаления в пространстве и времени, ввиду его опасности, когда эксперимент может быть подвержен непредвиденным последствиям [1].

Почвенная математика – научное направление, которое возникло как необходимость фундаментального изучения физических, химических и биологических процессов и их взаимодействия в почвенных системах. Если раньше математика использовалась в почвоведении только в статистических методах и вероятностных гипотезах, то в настоящее время для решения различных задач используется как численный анализ, так и математическое моделирование. На сегодняшний день моделирование является неотъемлемым компонентом в почвоведении. Разработка математической

модели важна для изучения процессов глобальной биосферы, неотъемлемой частью которой является почва [2].

Анализ современных разработок на российском рынке и за рубежом показывает, что при использовании информационных технологий очень актуальными становятся геоинформационные системы, а также базы данных, которые хорошо обеспечивают работу со множеством различных показателей свойств почвы [3, 4].

Очень интересной является также работа с системами в режиме реального времени. Как правило, они используются для прогнозирования контроля урожайности, опасности эрозийных процессов, наблюдения за деградацией почв. Мониторинг процессов орошения также требует реального знания о количестве осадков [5].

Основным предметом нашего изучения является процесс влагопереноса в почвах. Но так как в водном растворе почв всегда присутствуют различные катионы и анионы почвенного поглощающего комплекса (ППК), то мы имеем дело не только с влагопереносом, но и солепереносом. Определение параметров процесса солепереноса имеет важное значение. Формирующийся водный режим при длительном орошении, а так же и при естественных условиях с учетом грунтовых вод, может способствовать выносу солей на поверхность почвы и наблюдается засоление почв [6, 7].

Цель исследований – разработка математической модели влагопереноса в почвах с использованием искусственного интеллекта.

Задачи исследований – экспериментальное исследование гидрофизических и физических свойств почв, которые необходимы для количественного описания процесса влагопереноса и расчета педорансферных функций (ПТФ); определение численных значений параметров выбранной функции, при которых задача влагопереноса решается наилучшим образом; построение прогнозной модели для почвенно-гидрологических констант (ПГК).

Полученные значения почвенно-гидрологических констант были использованы для расчетов активного слоя почвы при землевании, разработки методики по определению норм и сроков полива. Также данные по ПГК позволяют моделировать искусственные почвогрунты.

Материал и методы исследований. Основным объектом исследований стал чернозем выщелоченный слабогумусированный среднемощный легкосуглинистый. Отбор почвенных образцов проводился в летний период 2020 г. В полевых условиях закладывались почвенные разрезы, были определены морфологические свойства почвы и плотность, отобраны образцы для определения физических свойств. Гранулометрический состав (табл. 1), плотность твердой фазы определялись в лабораторных условиях.

Таблица 1

Гранулометрический состав чернозема выщелоченного легкосуглинистого Курганского овощного сортоиспытательного участка, 2020 г.

Горизонт	Глубина, см	Содержание фракций (%) при размерах, мм						
		1-0,25	0,25-0,05	0,05-0,01	0,01-0,005	0,005-0,001	<0,001	<0,01
А	0-10	6,38	65,22	3,99	1,62	7,98	14,81	24,41
	10-20	6,26	65,10	4,10	1,76	8,13	14,65	24,54
	20-30	5,86	64,50	4,30	1,86	8,92	14,56	25,34
АВ	30-40	8,71	59,68	8,67	2,04	8,66	12,24	22,94

Исследования проводились на территории Курганской области, расположенной на юго-западной окраине Западно-Сибирской низменности, в бассейне реки Тобол. Курганская область, в силу своего положения в центре Евразийского континента, отличается континентальным климатом. Территория области отгорожена Уральским хребтом от влажных и теплых воздушных масс с запада, но легко доступна холодным арктическим и сухим южным воздушным вторжениям, что обуславливает жесткость климата и неустойчивость метеорологических условий. Важнейшими характеристиками агрометеорологических условий является характер атмосферных засух и суховеев. Повторяемость лет с интенсивными суховеями составляет 70%, это значит, что из 10 лет суховеи имели место в 7 годах. Часто летние осадки, выпадая в виде кратковременных, преимущественно ливневых дождей, попадают под действие суховеев и высоких температур и усиленно испаряются. Осенне-зимние осадки в виде снега при быстром повышении температуры во время снеготаянья

переходят в талые воды, которые в большей своей массе стекают в отрицательные формы рельефа, частично испаряются и не успевают полностью и глубоко проникнуть в еще не оттаявшую почву. Поэтому процессом почвообразования охвачен верхний слой небольшой мощности, так как корневая система из-за дефицита влаги, а часто и тепла концентрируется близко к поверхности в маломощном слое [8].

Для построения модели в работе использовались основные физические свойства почвы (гранулометрический состав, плотность, пористость). По полученным значениям указанных характеристик была построена кривая водоудержания – основная гидрофизическая характеристика почв (ОГХ). На первоначальном этапе работы построение ОГХ было проведено лабораторным и расчетным методами [9, 10]. В качестве инструментального метода определения основной гидрофизической характеристики в работе в области pF от 4,4 до 6,5 (область адсорбированной прочносвязанной и пленочной влаги) мы использовали метод десорбции паров воды над насыщенными растворами солей. Для определения основной гидрофизической характеристики в области высоких давлений, pF до 3 (область пленочно-капиллярной и капиллярной влаги), в нашей работе использовался метод, приближенный к методу тензиостатов. В основу расчетного метода была положена концепция, развитая А. Д. Ворониным, согласно которой каждой почвенно-гидрологической константе на кривой водоудерживания соответствует давление влаги, определяемое одним из уравнений:

пористость $\varepsilon \Rightarrow P=0$;

предел текучести $W_{пт} \Rightarrow pF=2,17$;

наименьшая влагоемкость $W_{нв} \Rightarrow pF=2,17 + W_{нв}$;

максимальная молекулярная влагоемкость $W_{ммв} \Rightarrow pF=2,17 + 3 \cdot W_{ммв}$;

максимальная гигроскопичность почвы $W_{мг} \Rightarrow pF=4,45$.

Далее для сокращения затрат времени на построение ОГХ была разработана программно-аппаратная методика построения изучаемых графиков ОГХ [11]. Она позволила снизить трудоемкость и увеличить наглядность проводимых расчетов [12, 13] (рис. 1).

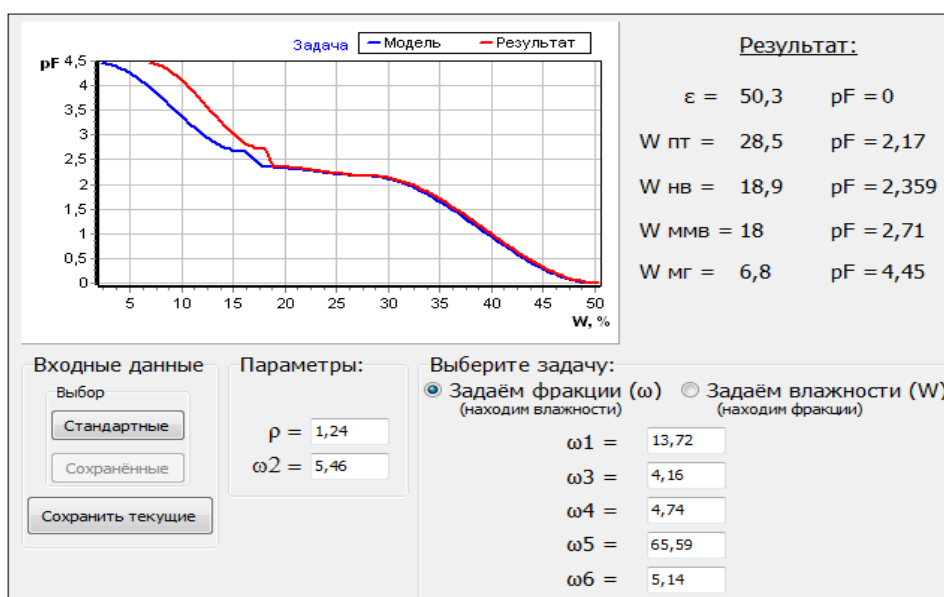


Рис. 1. Нахождение значений влажностей по заданным фракциям гранулометрического состава почвы

Из построенных графиков кривой водоудержания были получены почвенно-гидрологические константы. Эти значения вместе со значениями основных физических свойств почвы использовались для работы над прогнозной моделью.

Помимо чернозема выщелоченного прогнозная модель была построена для солонцов, которые занимают второе место после черноземов и солодей Курганской области. Результаты работы модели были проверены на большом количестве архивных данных.

Результаты исследований. Поскольку получение почвенно-гидрофизической информации, особенно с учетом пространственно-временной изменчивости, обычно велико, актуальной задачей является упрощение и удешевление работы с такими данными. Программно-аппаратные методы позволяют снизить трудоемкость и увеличить наглядность проводимых расчетов. Для исследования кривой водоудержания были определены гранулометрический состав, плотность почвы, ее порозность и почвенно-гидрологические составляющие, отвечающие за характеристику содержания почвенной влаги в почве. На рисунке 2 приведен пример выборки данных, с которыми работает нейронная сеть. Набор состоял из выборки 140 экспериментальных параметров для заданного типа почвы.

	A	B	C	D	E	F	G
1	w6,w5,w4,w3,w2,w1,rho,epsilon,WPIc,,WPSPi,WPjPjPI,WPjPi						
2	8.32,64.12,4.92,3.44,5.78,13.42,1.11,53.82,29.84,18.6,18.88,6.61						
3	6.4,64.96,5.33,5.31,5.52,12.48,1.33,48.7,28.94,18.93,16.78,5.71						
4	5.58,68.79,5.72,4.34,4.38,11.19,1.39,47.1,39.6,20.87,22.66,7.1						
5	2.29,64.75,5.98,3.04,6.14,17.8,1.13,52.62,30.64,20.19,19.27,7.55						
6	2.11,55.3,8.34,3.52,9.02,21.71,1.39,47.7,38.7,21.56,22.37,7.8						
7	1.07,70.88,1.88,0.88,5.15,20.14,1.21,50.14,29.45,19.47,18.26,8.39						
8	0.81,65.51,3.63,3.63,13.81,12.61,1.26,53.3,30.11,27.12,25.45,5.23						
9	3.81,60.66,3.83,0.48,8.37,22.85,1.62,52.07,39.06,23.16,26.26,5.67						
10	2,78.48,5.85,0.94,1.41,11.32,1.42,47.81,37.73,23.16,25.56,5.67						

Рис. 2. Пример выборки данных

Синаптические связи нейрона имеют весовые коэффициенты, которые подбираются в процессе обучения модели. Функция сумматора S выполняет сложение входных сигналов x_i , помноженных на значения весовых коэффициентов a_i , в один сигнал для передачи его функции активации нейрона:

$$S = \sum_{i=1}^n a_i x_i + b,$$

где n – количество входных сигналов нейрона, b – коэффициент смещения.

Коэффициент смещения выполняет роль константы линейной функции.

Целью обучения нейронной сети является такой подбор весовых коэффициентов для синаптических связей, при котором ошибка выдаваемых сетью результатов будет минимальной. Для этого входные данные были разбиты на обучающие и тестовые (валидационные). В нашем случае на обучение сети пошло 20% выборки, 80% выборки использовалось для прогноза оценивания. В качестве входных данных использовались гранулометрический состав и плотность почвы. Выходные параметры – это прогнозируемые почвенно-гидрологические составляющие. Прогнозирование проводилось с помощью TensorFlow – фреймворка для машинного обучения, который использует различные методы оптимизации для эффективного вычисления. Данная библиотека используется для программирования потока данных. При выборе метода оптимизации используется комбинация линейных и нелинейных функций. При этом TensorFlow хорошо работает с выражениями математики и может поддерживать глубокие нейронные сети. После выполнения обучения выбранных моделей нейронной сети была проведена оценка результатов.

В результате построения данных прогнозной модели с помощью нейронной сети при линеаризации (функция Linear) и использовании одного слоя были получены следующие данные. Для параметра максимальной гигроскопичности почвы – W_m (рис. 3), для параметра максимальной молекулярной влагоемкости – W_{mm} (рис. 4).

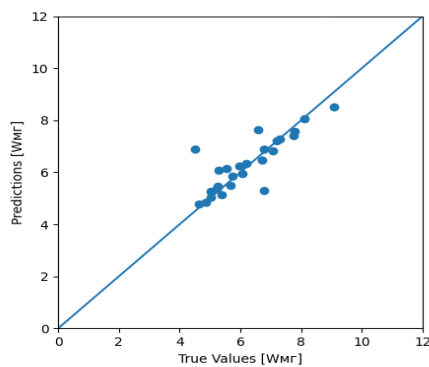
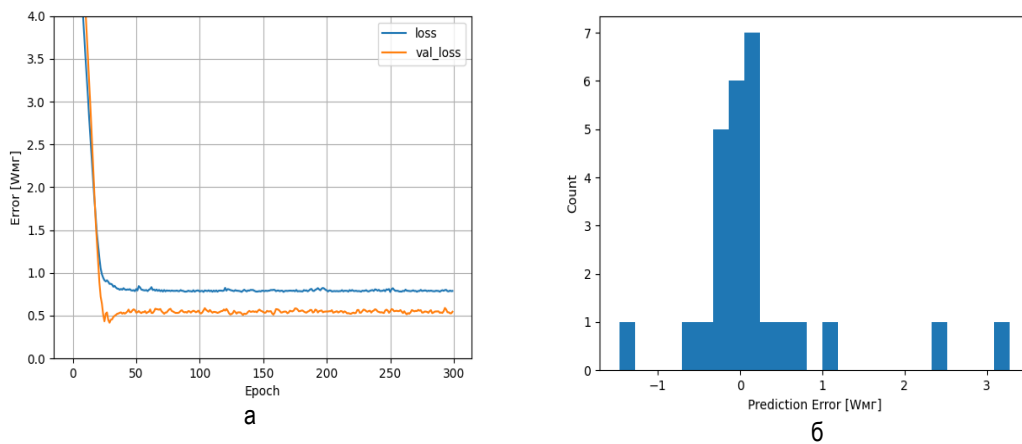


Рис. 3. Результаты прогнозирования функцией Linear параметра $W_{mг}$

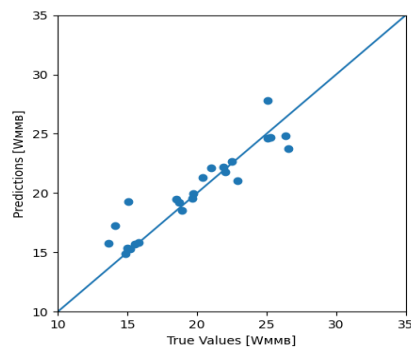
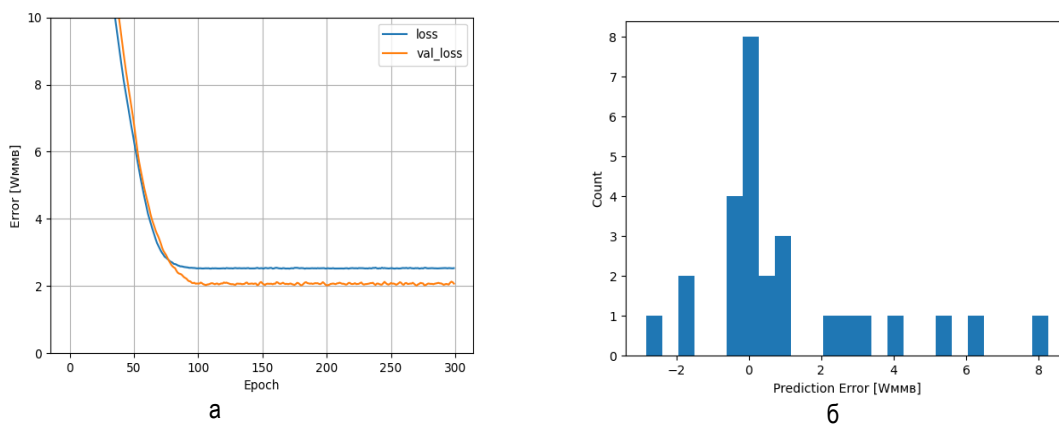


Рис. 4. Результаты прогнозирования функцией Linear параметра $W_{mmв}$

Валидационная кривая, позволяющая проверять работоспособность модели в графическом виде, задает контроль функции потерь (loss). Для минимизации ошибки прогнозирования почвенно-гидрологических параметров была использована функция потерь (рис. 3а), которая позволила увидеть, что после 25 эпох получаем для параметра $W_{\text{мг}}$ значения, близкие к тестовым данным. На рисунке 3б наблюдается количество весов, инициализированных с использованием распределения с нулевым центром, которые лежат в диапазоне значений от -0,8 до 0,8. На рисунке 3в видно, что большинство значений центрируются вокруг значения ноль, становясь больше или меньше примерно с равной вероятностью. Модель предсказывает достаточно хорошо прогнозируемый параметр.

В случае с параметром $W_{\text{ммв}}$, функция потерь принимает постоянное значение, начиная с 75 эпохи (рис. 4а). На рисунке 4б мы видим, что количество весов, с распределением нулевого центра, лежат в диапазоне значений от -0,5 до 1,0. Следовательно, разброс полученных данных небольшой в пределах допустимых ошибок. На рисунке 4в при сравнении прогнозируемых данных со значениями, полученными в результате обучения сети, наблюдаются незначительные выбросы, но основные показатели центрируются вокруг значения ноль. Это говорит о достоверности прогнозной модели данного параметра.

Аналогичный анализ был проведен для параметров наименьшей влагоемкости $W_{\text{нв}}$ и для значения предела текучести $W_{\text{пт}}$.

В случае с пористостью ε (рис. 5) следует отметить большой разброс прогнозируемых значений (рис. 5б, в). В данном случае количество весов, которые распределяются около нулевого центра, лежат в диапазоне значений от -2 до 2.

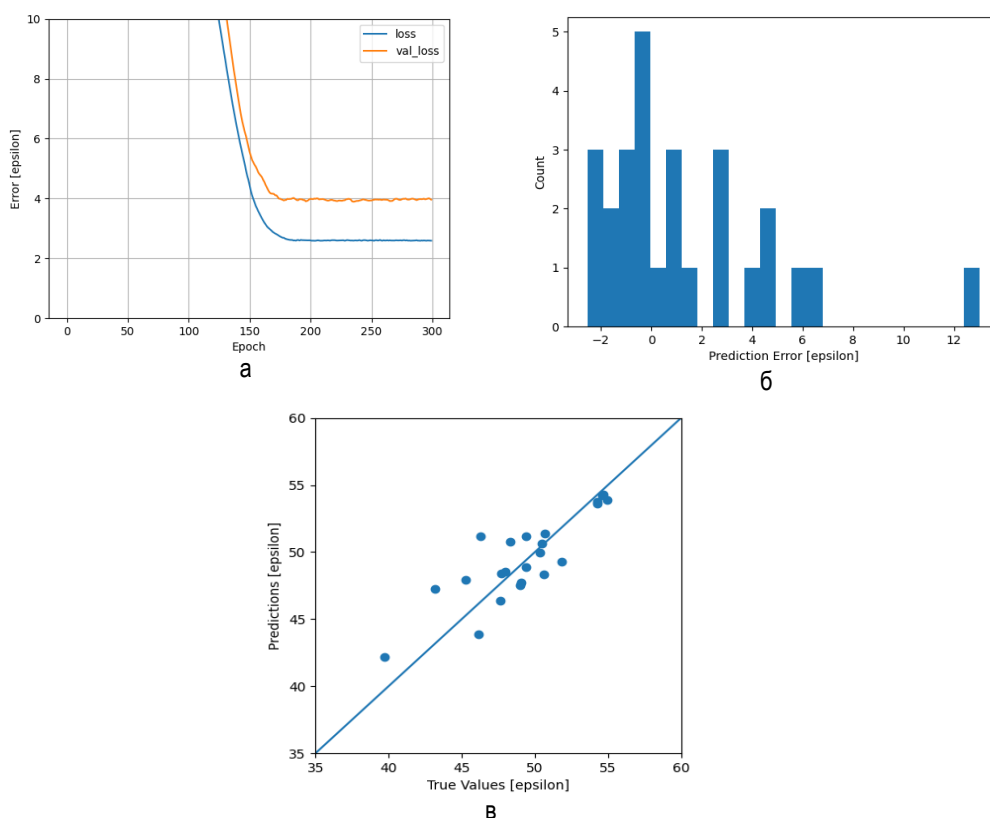


Рис. 5. Результаты прогнозирования функцией Linear параметра ε

Большинство значений не центрируются вокруг значения ноль. Это может быть связано с тем, что была определена общая пористость без учета изменения в профиле активных пор, занятых капиллярной водой, и пор аэрации. Но начиная со 125 эпохи, результат обучения принимает значения ошибки, меньшей, чем валидационная выборка. Поэтому можно говорить о достоверности прогнозирования параметра.

Заключение. По результатам анализа полученной модели можно говорить о том, что для вычисления и прогнозирования гидрофизических параметров почвы возможно применение современных вычислительных средств, в частности нейронных сетей. В зависимости от характеристик, которые необходимо аппроксимировать, выбирается функция активации нейронной сети с учетом подходов быстрого обучения, который приведет к наилучшему результату. Достоверное прогнозирование почвенных параметров получается при использовании функции Linear с одним скрытым слоем. При этом следует отметить, что в случае нейронных сетей для решения задачи прогнозирования требуются дополнительные характеристики для конкретизации входных данных, а также наложение и учет внешних условий при влагопереносах. В этом случае результат аппроксимации будет зависеть от правильности и обоснованности выбора методов, а также учета всех условий, в том числе граничных и начальных, оказывающих влияние на почвенно-гидрологические параметры и их изменение. Предлагаемая методика расчетов удобна для работы в районах со сложными геологическими условиями. Позволяет проводить анализы архивных материалов физических свойств почв. Это дает возможность оценивать состав и характеристики грунта для правильного применения агротехнических мер, которые позволят снизить затраты при обработках.

Список источников

1. Кабаков З. К., Кабаков П. З. Применение математического моделирования при освоении новых технологий и в образовании // Успехи современного естествознания. 2005. № 6. С. 85–86.
2. Михайлов Ф. Д. Моделирование некоторых почвенных процессов // Вестник Алтайского государственного аграрного университета. 2014. № 7(117). С. 59–64.
3. Савин И. Ю., Жоголев А. В., Прудникова Е. Ю. Современные тренды и проблемы почвенной картографии // Почвоведение. 2019. №5. С. 517–528. doi: 10.1134/S0032180X19050101.
4. Tiwari S., Saha S., Kumar S. Prediction modeling and mapping of soil carbon content using artificial neural network, hyperspectral satellite data and field spectroscopy // Advances in Remote Sensing. 2015. Vol. 4. P. 63–72. doi: 10.4236/ars.2015.41006.
5. Рыбальский Н. Н., Иванов А. В. Цифровая модель почвы. М. : Издательские решения, 2020. 237 с.
6. Михайлов Ф. Д. Прямые и обратные задачи модели солепереноса в условиях стационарного водно-солевого режима почвогрунтов // Пермский аграрный вестник. 2014. № 3(7). С. 52–59.
7. Golovanov A. I., Sotneva N. I. Mathematical simulation of water and salt transfer in geosystems of solonchic soils in the northern caspian region // Eurasian Soil Science. 2009. T. 42, Vol. 3. P. 251–266. doi: 10.1134/S1064229309030028.
8. Егоров В. П., Кривонос Л. А. Почвы Курганской области. Курган : Изд-во Зауралье, 1995. 174 с.
9. Человечкова А. В. Построение кривых водоудерживающей способности выщелоченных черноземов Зауралья инструментальным и расчетным методами // Аграрный вестник Урала. 2014. № 3 (121). С. 13–18.
10. Человечкова А. В., Комиссарова И. В. Основная гидрофизическая характеристика выщелоченных черноземов Зауралья // Развитие научной, творческой и инновационной деятельности молодежи : сборник статей по материалам V Всероссийской научно-практической заочной конференции молодых ученых. Курган, 2013. С. 22–24.
11. Человечкова А. В. Использование гидрофизических свойств для характеристики почв Курганской области : автореф. дис. ... канд. биол. наук. Курган, 2022. 23 с.
12. Chelovechkova A. V., Komissarova I. V., Eremin D. I. Forecasting Water Saturation of Fill Grounds in Urban Infrastructure Conditions by Mathematical Modeling Based on the Main Hydrophysical Characteristic // Journal of Environmental Management and Tourism. 2018. T. 9, Vol. 3(27). P. 485–490. doi: 10.14505/jemt.v9.3(27).08.
13. Chelovechkova A. V., Komissarova I. V., Eremin D. I. Using Basic Hydrophysical Characteristics of Soils in Calculating Capacity of Water-Retaining Fertile Layer in Recultivation of Dumps of Mining and oil Industry // Earth and Environmental Science. LOP Conference Series. Saint-Petersburg Mining University. 2018. Vol. 194, Iss. 9. 092004. doi: 10.1088/1755-1315/194/9/092004.

References

1. Kabakov, Z. K. & Kabakov, P. Z. (2005). Application of mathematical modeling in the development of new technologies and in education. *Uspekhi sovremennogo yestestvoznaniya (The successes of modern natural science)*, 6, 85–86 (in Russ).
2. Mikayilov, F. D. (2014). Modeling of some soil processes. *Vestnik Altayskogo gosudarstvennogo agrarnogo universiteta (Bulletin of the Altai State Agrarian University)*, 7(117), 59–64 (in Russ).

3. Savin, I. Yu., Zhogolev, A. V. & Prudnikova, E. Yu. (2019). Modern trends and problems of soil cartography. *Pochvovedenie (Edaphology)*, 5, 517–528. doi: 10.1134/S0032180X19050101 (in Russ).
4. Tiwari, S., Saha, S. & Kumar, S. (2015). Prediction modeling and mapping of soil carbon content using artificial neural network, hyperspectral satellite data and field spectroscopy. *Advances in Remote Sensing*, 4, 63–72. doi: 10.4236/ars.2015.41006.
5. Rybalsky, N. N. & Ivanov, A. V. (2020). *Digital soil model*. Moscow: Publishing Solutions (in Russ).
6. Mikayilov, F. D. (2014). Direct and inverse problems of the salt transfer model under conditions of stationary water-salt regime of soils. *Permskii agrarnii vestnik (Perm Agrarian Journal)*, 3(7), 52–59 (in Russ).
7. Golovanov, A. I. & Sotneva, N. I. (2009). Mathematical simulation of water and salt transfer in geosystems of solonetzic soils in the northern caspian region. *Eurasian Soil Science*, 42, 3, 251–266. doi: 10.1134/S1064229309030028.
8. Egorov, V. P. & Krivonos, L. A. (1995). *Soils of the Kurgan region*. Kurgan: Zauralie Publishing House (in Russ).
9. Chelovechkova, A. V. (2014). Construction of curves of water-holding capacity of leached chernozems of the Trans-Urals by instrumental and calculation methods. *Agramyi vestnik Urala (Agrarian Bulletin of the Urals)*, 3 (121), 13–18 (in Russ).
10. Chelovechkova, A. V. & Komissarova, I. V. (2013). The main hydrophysical characteristics of the leached chernozems of the Trans-Urals. Development of scientific, creative and innovative activities of youth '13: collection of articles based on the materials of the V All-Russian scientific and practical correspondence conference of young scientists. (pp. 22–24). Kurgan (in Russ).
11. Chelovechkova, A. V. (2022). The use of hydrophysical properties to characterize the soils of the Kurgan region. *Extended abstract of candidate's thesis*. Kurgan (in Russ).
12. Chelovechkova, A. V., Komissarova, I. V. & Eremin, D. I. (2018). Forecasting Water Saturation of Fill Grounds in Urban Infrastructure Conditions by Mathematical Modeling Based on the Main Hydrophysical Characteristic. *Journal of Environmental Management and Tourism*, 9, 3(27), 485–490. doi: 10.14505/jemt.v9.3(27).08.
13. Chelovechkova, A. V., Komissarova, I. V. & Eremin, D. I. (2018). Using Basic Hydrophysical Characteristics of Soils in Calculating Capacity of Water-Retaining Fertile Layer in Recultivation of Dumps of Mining and oil Industry. *Earth and Environmental Science. LOP Conference Series*. Saint-Petersburg Mining University, 194, 9, 092004. doi: 10.1088/1755-1315/194/9/092004.

Информация об авторах:

А. В. Человечкова – кандидат биологических наук;
 И. В. Комиссарова – кандидат биологических наук;
 Н. В. Мирошниченко – кандидат сельскохозяйственных наук.

Information about the authors:

A. V. Chelovechkova – Candidate of Biological Sciences;
 I. V. Komissarova – Candidate of Biological Sciences;
 N. V. Miroshnichenko – Candidate of Agricultural Sciences.

Вклад авторов: все авторы сделали эквивалентный вклад в подготовку публикации.
 Авторы заявляют об отсутствии конфликта интересов.

Contribution of the authors: the authors contributed equally to this article.
 The authors declare no conflicts of interests.

Статья поступила в редакцию 1.06.2023; одобрена после рецензирования 23.06.2023; принята к публикации 9.07.2023.

The article was submitted 1.06.2023; approved after reviewing 23.06.2023; accepted for publication 9.07.2023.