

DOI: <https://doi.org/10.30898/1684-1719.2023.1.8>

УДК: 631.4

**МЕТОД МОНИТОРИНГА ВЛАЖНОСТИ ПОЧВЫ,
ПОКРЫТОЙ РАСТИТЕЛЬНЫМ ПОКРОВОМ,
С ИСПОЛЬЗОВАНИЕМ НЕЙРОННОЙ СЕТИ, РАДАРНЫХ И
МУЛЬТИСПЕКТРАЛЬНЫХ ОПТИЧЕСКИХ ДАННЫХ SENTINEL-1,2**

А.М. Зейлигер¹, К.В. Музалевский², Е.В. Зинченко³, О.С. Ермолаева⁴

¹ Саратовский государственный университет генетики, биотехнологий и инженерии
им. Н.И. Вавилова, 410012, Саратов, пр-кт им. Петра Столыпина, 4, стр. 3

² Институт физики им. Л.В. Киренского СО РАН
660036, Красноярск, Академгородок, 50, стр. №38

³ Всероссийский научно-исследовательский институт орошаемого земледелия
400002, Волгоград, ул. им. Тимирязева, 9

⁴ Российский государственный аграрный университет МСХА им. К.А. Тимирязева
127434, Москва, ул. Тимирязевская, 49

Статья поступила в редакцию 7 ноября 2022 г.

Аннотация. В данной работе проведен мониторинг пространственного распределения влажности поверхностного слоя агропочв тестового участка поля, покрытого растительностью, в Волгоградской области на основе данных радарной съемки спутника Sentinel-1 и мультиспектральной оптической съемки спутника Sentinel-2. Алгоритм восстановления влажности основан на применении нейронной сети для прогноза коэффициента отражения электромагнитной волны от почвенного покрова, с последующей инверсией во влажность почвы с использованием диэлектрической модели, учитывающей гранулометрический состав агропочвы. Входным параметром нейронной сети является отношение микроволнового радарного растительного индекса (рассчитанного на основе данных спутника Sentinel-1) к мультиспектральному оптическому индексу (рассчитанного на 8-11 каналах спутника Sentinel-2). Это отношение индексов обнаруживает существенно большую зависимость с

влажностью почвы, чем с высотой растительности. Восстановленные значения влажности почвы сопоставлялись с влажностью отобранных образцов почвы, измеренных в лабораторных условиях термостатно-весовым методом. Предложенный метод позволяет с коэффициентом детерминации 0,435 и среднеквадратическим отклонением 2,4 % прогнозировать влажность почвы тестового участка, покрытого растительным покровом, относительно влажности почвы, измеренной контактными методами. Проведенное исследование создает научные основы новой всепогодной технологии мониторинга влажности агропочв как элемента системы точного земледелия.

Ключевые слова: радиолокация, влажность почв, нейронные сети, диэлектрическая проницаемость.

Финансирование: Грант РФФИ №19-29-05261 «Картографическое моделирование влагозапасов почвенного покрова на основе комплексной геофизической влагометрии для целей цифрового орошаемого земледелия».

Автор для переписки: Музалевский Константин Викторович, rsdkm@ksc.krasn.ru

Введение

Влажность, шероховатость поверхности почвы, а также рассеивающие элементы растительного покрова, являются ключевыми факторами, влияющими на величину коэффициента обратного радарного рассеяния (КОР), измеряемого радаром спутника Sentinel-1 на частоте 5.4 ГГц. Влажность поверхности почвы, восстановленная на основе существующих широко известных моделей рассеяния Оха [1], Дюбоа [2], методе интегральных уравнений Фанга [3], как правило, приводят к значительному рассогласованию по отношению к значениям влажности почвы, измеряемым контактными методами на подспутниковых тестовых участках [4, 5].

Для почвенного покрова характерна динамичная во времени разномасштабная пространственная пестрота степени шероховатости поверхности агропочв, подспутниковая оценка которых затруднительна с

высокой степенью детальности, периодичности и площади охватываемой поверхности. Действительно согласно работе [6], среднеквадратическое отклонение, длина корреляции и вид автокорреляционной функции высот неровностей поверхности агропочвы зависят не только от степени шероховатости поверхности, но и от длины профиля (0,5-25 м), в пределах которого производились измерения. Этот факт приводит к практической нецелесообразности использования наземных измерений статистических характеристик шероховатости поверхности почвы как входных параметров существующих моделей радарного рассеяния и использования их в глобальных алгоритмах разномасштабного спутникового радарного зондирования влажности почвы. Однако для учета локальных особенностей статистических характеристик шероховатости поверхности почвы разработаны полуэмпирические подходы, основанные на методе интегральных уравнений, в которой входной параметр (длина корреляции) калибруется для исследуемого участка поля в зависимости от среднеквадратических отклонений высот неровностей поверхности почвы и угла падения волны [7, 8]. Широко применяются подходы тренировки нейросетей (НС) с использованием моделей рассеяния [9, 10]. Однако, несмотря на достигнутые результаты в комбинации полуэмпирических методов и НС, трудоемкость алгоритмов решения обратных задач, в этих случаях, при анализе больших пространственных массивов радарных данных открывает перспективы прямого применения нейронных сетей для восстановления влажности почвы [11, 12]. При этом в качестве выходного параметра НС используется влажность почвы, а в качестве входных параметров используются комбинации сечений обратного рассеяния, измеренные на различных поляризациях, а также шероховатость поверхности почвы, угол зондирования.

До настоящего времени не создано обобщенной модели радарного рассеяния электромагнитных волн на элементах растительного покрова. Разработаны модели коэффициента экстинкции для описания затухания электромагнитных волн в различных видах растительного покрова [13, 14]

Коэффициент экстинкции пропорционален не только объемному содержанию воды в растениях, но и некоторой эмпирической константе, для которой до сих пор установлена лишь приближенная связь с частотой электромагнитной волны и типом растительного покрова [14, 15]. В последнее время для описания КОР от почвенного покрова, покрытого растительностью, широко используется эмпирическая модель, описывающая затухание и рассеяние волны в слое, представленного равномерно распылёнными частицами (модель «облака») [16-20]. Параметры данной модели (эффективная амплитуда рассеяния на частицах, эффективное значение коэффициента экстинкции слоя, коэффициенты пропорциональности специфичные для заданного типа растений) калибруются либо с использованием аналитических моделей рассеяния на элементах растительного покрова [18], или чаще на основе спутниковых (вегетативный индекс растительности, индекс листовой поверхности) и соответствующих подспутниковых (биомасса и высота растительности) измерений [16, 17, 19, 20]. Однако до настоящего времени обобщенная зависимость между параметрами модели «облака» и различными типами растительности в зависимости от частоты волны зондирования, высоты и биомассы растительности не установлена. В связи с большой сложностью калибровки существующих моделей рассеяния для широкого разнообразия почв и растительного покрова, в последнее время широко развиваются методы нейронных сетей для прогнозирования влажности почв, покрытых растительностью. При этом в качестве входных параметров НС используются либо отдельно радарные данные (КОР на различных поляризациях) [21, 11], либо дополняются мультиспектральными оптическими данными (вегетативный индекс растительности, индекс листовой поверхности) различных спутников [22, 23].

В отличие от существующих подходов в данной работе на первом этапе предлагается использовать нейронную сеть для предсказания коэффициента отражения почвенного покрова с использованием в качестве входного параметра НС отношения мультиспектрального индекса растительности в оптическом диапазоне к микроволновому индексу растительности. На втором этапе на

основе диэлектрической модели почвы [24] в ходе решения обратной задачи восстанавливается влажность почвы из оцененного НС значения коэффициента отражения. В результате предложенного алгоритма удастся минимизировать влияние растительного покрова на восстанавливаемое значение влажности почвы на тестовом участке сельскохозяйственного поля.

1. Тестовый участок, наземные и спутниковые данные

В качестве тестового участка использовалось одно из полей опытно-производственного хозяйства (ОПХ) Всероссийского научно-исследовательского института (ВНИИОЗ), который расположен вблизи пос. Водный, Волгоградской области. Тестовый участок представлял собой сельскохозяйственное поле с посевами сои. Координата центра тестового участка (44.1568 С.Ш., 48,6026 В.Д.) (см. рис. 1а). Мониторинг влажности поверхностного слоя 0-5см почвы включал отбор ненарушенных почвенных образцов с помощью специального пробоотборника, и последующее определение влажности отобранных образцов в лабораторных условиях с использованием стандартного термостатно-весового метода. Измерение высоты растений осуществлялось синхронно с отбором почвенных образцов 9 и 21 июля 2020 г. Отбор почвенных проб проводился примерно в 45 точках на сетке с равномерным шагом на площади примерно 0,6 га (см. рис. 1б).



Рис. 1а. Снимок Sentinel-2 в видимом диапазоне района расположения тестового участка

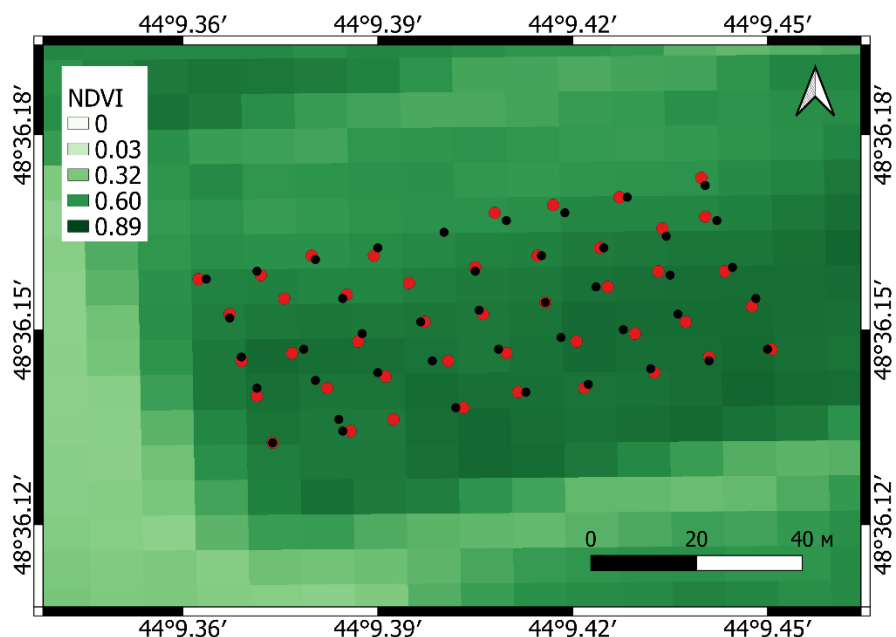


Рис. 16. Расположение точек отбора почвенных и растительных образцов на тестовом участке. Изображение индекс NDVI, рассчитанного на основе данных Sentinel-2, 11 июля 2020 г.

При этом в каждом месте отбора образцов с помощью мобильного приложения, разработанного для облачной платформы ArcGIS OnLine, проводилась регистрация координат, а также видеоизображения бьюкса с отобранным образцом с последующей их передачей в разработанную облачную базу геоданных мониторинга. Это позволило автоматизировать процесс заполнения слоев геоданных полевого мониторинга созданной базы геоданных, а также проводить отбор проб почв в заранее запланированных точках, используя для этого заранее подготовленный шаблон мест отбора. Влажность почвы 9 и 21 июля 2020 г. на тестовом поле варьировалась от 6 % до 26 % и от 11 % до 23 %, соответственно. Высота растений на тестовом поле 9 и 21 июля 2020 г. варьировалась от 55 см до 80 см и от 70 см до 110 см, соответственно.

По территории тестового участка спутником Sentinel-1A были измерены (9 и 21 июля 2020 г.) в интерферометрическом широкополосном режиме (IW) коэффициенты обратного радарного рассеяния (КОР) на частоте 5.4 ГГц на VH и VV поляризациях. С помощью программного обеспечения ESA SNAP осуществлялась стандартная обработка данных Sentinel-1: применение

прецизионных орбит, калибровка, фильтрация спекл-шумов (последовательное применение двух Gamma map фильтров размером 3x3 пиксела). В связи с тем, что угол зондирования в пределах тестового участка слабо варьировался, приведение КОР к одному углу зондирования не проводилась. Данные мультиспектральной съемки Sentinel-2 (MSIL2A) для тестового поля были получены для 11 и 21 июля 2020 г. (Для согласованной обработки данные мультиспектральной съемки Sentinel-2 были пересчитаны с использованием интерполяции методом обратных взвешенных расстояний на сетке радарных данных Sentinel-1.)

2. Метод восстановления влажности почвы

Коэффициент обратного радарного рассеяния, как и индекс NDVI (нормированный разностный индекс растительности), измеренные спутниками Sentinel-1,2 на тестовом участке не обнаруживают существенной корреляции с объемной влажностью почвы и высотой растительного покрова (см. рис. 2а и рис. 2б). Коэффициент корреляции Пирсона между КОР на вертикально-вертикально (σ_{VV}), вертикально-горизонтальной (σ_{VH}) поляризациях и объемной влажностью почвы оказывается не больше 0.227 и 0.084, соответственно (см. рис. 2а). Коэффициент корреляции Пирсона между индексом NDVI и высотой растительностью оказался равен 0.297 (см. рис. 2б).

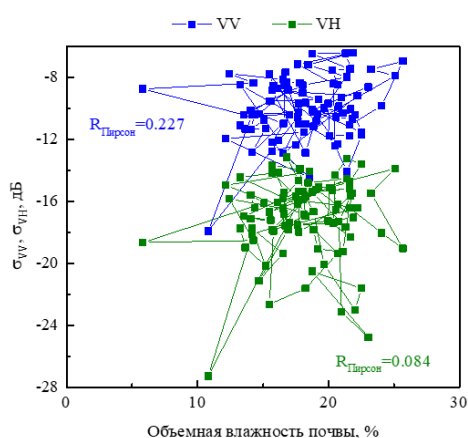


Рис. 2а. КОР, измеренные Sentinel-1, на VV и VH поляризациях в зависимости от объемной влажности почвы

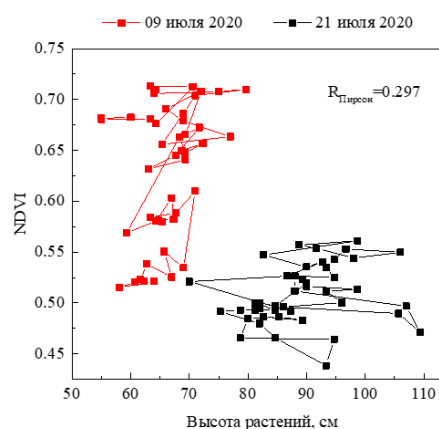


Рис. 2б. Зависимость индекса NDVI от высоты растений

В связи с тем, что КОР на перекрестной поляризации (σ_{VH}) больше подвержен объемному рассеянию на элементах растительного покрова, корреляционная связь между КОР на согласованной поляризации σ_{VV} и объемной влажностью почвы сильнее, для перекрестной поляризации (см. рис. 2а). Слабая корреляционная связь между NDVI и высотой растительности, h_v , (см. рис. 3б) по-видимому объясняется тем, что индекс NDVI в большей степени отражает «цвет» растительного покрова – фотосинтетическую активность, нежели общий объем биомассы, с которой связана высота растений.

Вместе с тем, нами обнаружена существенно большая корреляционная связь между индексом $I_0 = (K_8 - K_{11}) / (K_8 + K_{11})$, а также радарным индексом растительности $RVI = 4\sigma_{VH} / (\sigma_{VH} + \sigma_{VV})$ и высотой растений на тестовом участке (см. рис. 3 и рис. 4).

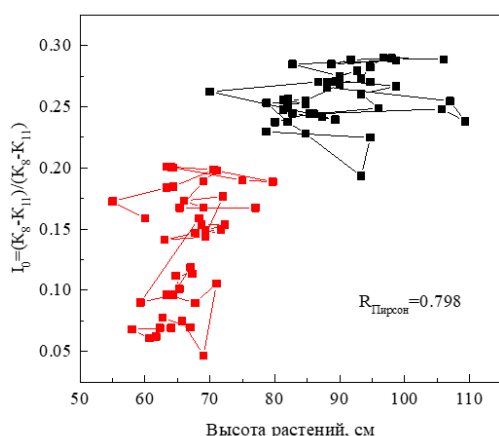


Рис. 3. Зависимость мультиспектрального индекса I_0 , рассчитанного на основе измерений спутника Sentinel-2, от высоты растений

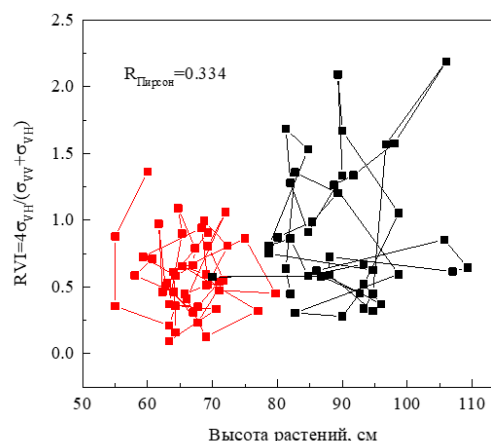


Рис. 4. Зависимость микроволнового растительного индекса, рассчитанного на основе измерений спутника Sentinel-1, от высоты растений

Коэффициент корреляции (0.798) между мультиспектральным индексом I_0 и высотой растений h_v выше, чем между микроволновым индексом RVI и h_v (0.334), в связи с тем, что мультиспектральный индекс I_0 отражает взаимодействие волны с видимой частью зондируемой поверхности

растительного покрова, а микроволновый индекс RVI содержит в себе информацию о взаимодействии электромагнитной волны как с объемной толщиной растительного покрова, так и об особенностях отражательной способности поверхности почвы. В результате, отношение величин RVI/I_0 обнаруживает существенно большую зависимость с влажностью почвы (см. рис. 5), чем с высотой растений (рис. 6).

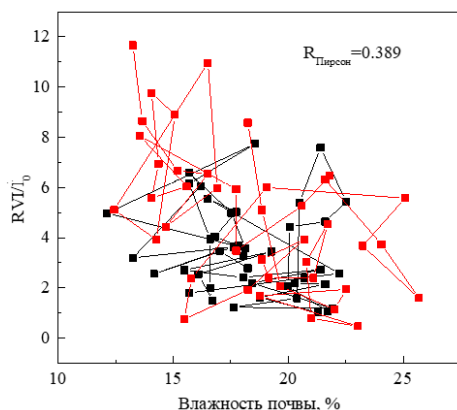


Рис. 5. Отношение мультиспектрального оптического индекса I_0 к микроволновому индексу растительности в зависимости от объемной влажности почвы на тестовом участке

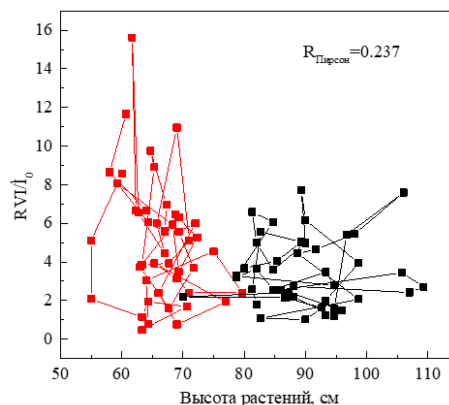


Рис. 6. Отношение мультиспектрального оптического индекса I_0 к микроволновому индексу растительности в зависимости от высоты растений на тестовом участке

В связи с тем, что обнаруженная связь между RVI/I_0 и влажностью почвы носит эмпирический характер, трудно описываемый какой-либо комбинацией моделей радарного рассеяния и излучения такими сложными объектами как шероховатая поверхность почвы, покрытая растительным покровом, мы воспользовались нейросетевой моделью как универсальным регрессионным методом для установления связи между величинами RVI/I_0 и влажностью почвы. На рис. 7 представлена простая нейронная сеть прямого распространения с одним скрытым слоем, содержащего N нейронов.

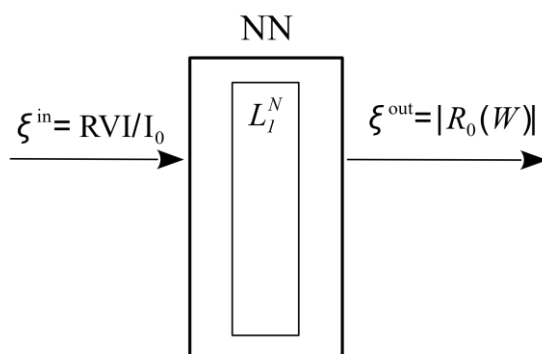


Рис. 7. Простая нейронная сеть с одним скрытым слоем L_I^N , содержащего N нейронов

Входным параметром нейросетевой модели (см. рис. 7) выступает отношение $\xi^{\text{in}} = RVI/I_0$. В отличие от существующих подходов в качестве выходного параметра использовалась не влажность почвы, а модуль коэффициента отражения Френеля электромагнитной волны с плоским фронтом от поверхности почвы с гладкой границей $\xi^{\text{out}} = |R_0(\epsilon_s)|$, где ϵ_s - комплексная диэлектрическая проницаемость (КДП) почвы. Использование в качестве выходного значения нейронной сети $|R_0(\epsilon_s)|$, позволяет не проводить обучение нейронной сети всякий раз для нового типа почвенного покрова, а воспользоваться диэлектрической моделью учитывающей зависимость КДП от типа почвенного покрова $\epsilon_s = \epsilon_s(W, m_c)$ [24], здесь W и m_c - объёмная влажность и содержания глинистой фракции почвенного покрова.

Моделирование нейронной сети выполнялось средствами Matlab. Применялась нейронная сеть прямого распространения (feed forward), состоящая из одного скрытого слоя, в котором задавалось от 1 до 65 нейронов. Минимизация среднеквадратических отклонений между выходными истинными значениями и выходными значениями, прогнозируемыми НС в ходе тренировки, осуществлялось на основе алгоритма Левенберга-Макварда. Результат тренировки нейросетевой модели в зависимости от количества нейронов представлен на рис. 8. При расчете истинных значений коэффициентов отражения использовалась диэлектрическая модель [24] и данные наземных измерений влажности почвы в точках отбора почвенных проб (см. рис. 1б).

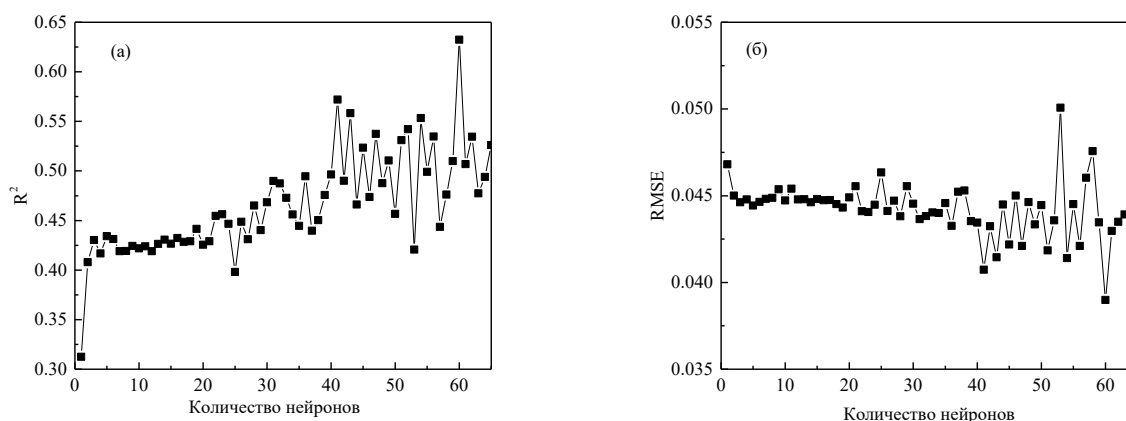


Рис. 8. Коэффициент детерминации (а) и СКО (б) между истинными и прогнозируемые НС значениями коэффициента отражения в зависимости от числа нейронов

Коэффициент детерминации, R^2 , среднеквадратическое отклонение (СКО) между предсказанным нейросетевой моделью $|R_0^N|$ и рассчитанным $|R_0(\varepsilon_s)|$ значениями модуля коэффициента отражения варьируется от $R^2 = 0.31$, СКО = 0.039 до $R^2 = 0.63$, СКО = 0.05 при возрастании числа нейронов с $N = 1$ до $N = 65$. В связи с тем, что с ростом числа нейронов, значения R^2 и СКО носят всё больше случайны характер, для дальнейших расчетов количество нейронов в скрытом слое задавалось равным $N = 20$.

Далее влажность почвы, $W_{\text{оц.}}$, может быть определена в ходе минимизации нормы невязки между информативными признаками оцениваемого коэффициента отражения $|R(\varepsilon_s(W_{\text{оц.}}, m_c))|$ и значения $|R_0^N|$, прогнозируемого нейросетевой моделью на основе данных наблюдений спутников Sentinel-1,2

$$W_{\text{оц.}} = \min F(W_{\text{оц.}}),$$

$$F(W_{\text{оц.}}) = \sum_{n=1}^{n=N_f} \left| \frac{|R_0^N| - |R(\varepsilon_s(W_{\text{оц.}}, m_c))|}{|R_0^N|} \right|. \quad (1)$$

Задача минимизации (1) решалась прямым методом путем подбора $W_{\text{оц.}}$ из области значений $W_{\text{оц.}} \in [0 \%, 50 \%]$ с шагом 1 % для центральной координаты каждого пиксела. Таким образом восстановленные из комбинированных радарных и оптических данных спутников Sentinel-1,2 значения влажности почвы относительно значений влажности, измеренных контактным методом в местах отбора почвенных образцов на тестовом поле 9 и 21 июля 2020г. показаны

на рис. 9. С коэффициентом детерминации и СКО равными 0.435 и 2.4 %, соответственно, восстановленные значения влажности почвы по результатам дистанционного зондирования совпадают с влажностью почвы, измеренной контактными методом в слое 0-5 см под растительным покровом. На рис. 10 и рис. 11 в качестве примера продемонстрированы карты влажности почвы, построенные на основе предложенного метода с использованием спутниковых данных Sentinel-1,2 и значения влажности почвы, измеренные на тестовом участке 9 июля 2022 г.

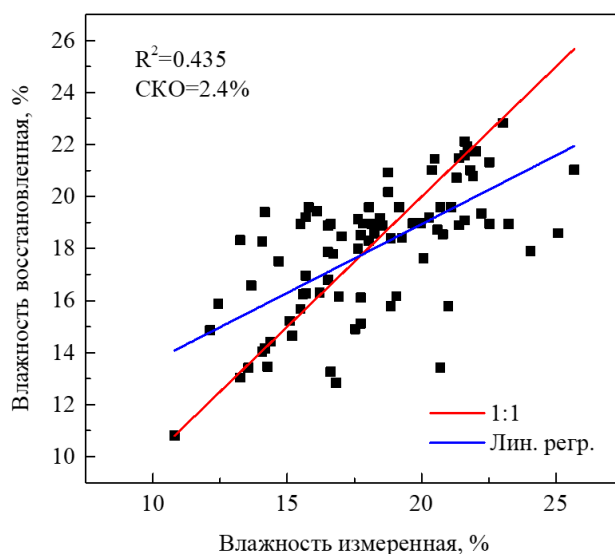


Рис. 9. Значения влажности почвы, восстановленные на основе данных спутников Sentinel-1,2 и нейросетевой модели в зависимости от значений влажности, измеренных на тестовом участке

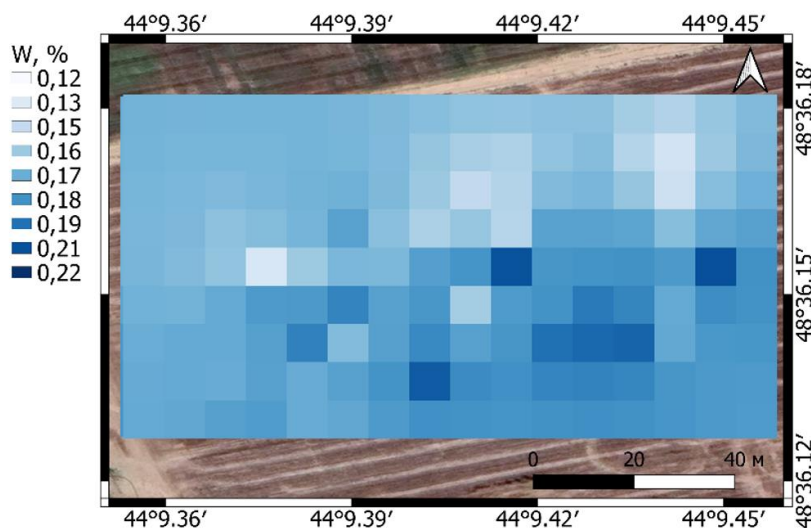


Рис. 10. Значения влажности почвы, оцененные на основе данных спутниковых наблюдений Sentinel-1,2 тестового участка 11 июля 2020 г.

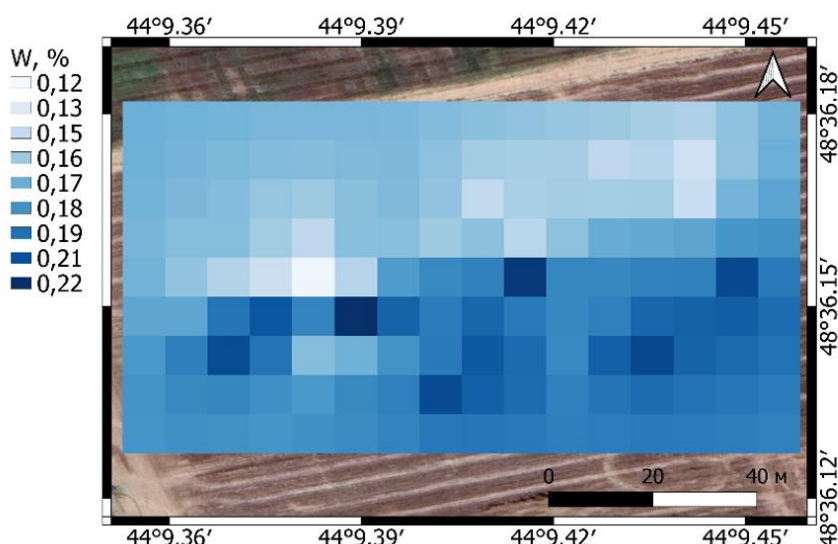


Рис. 11. Значения влажности почвы, измеренные на тестовом участке 9 июля 2020 г. термостатно-весовым методом

При сопоставлении рис. 10 и 11 видно хорошее согласие между пространственными вариациями влажности в различных локальных участках поля. При этом среднеквадратическое отклонение между восстановленными и измеренными значениями влажности около 2.4 %, а максимальная и минимальная абсолютная ошибка составляет +5.5 % и -3.1 %, соответственно (см. рис. 12).

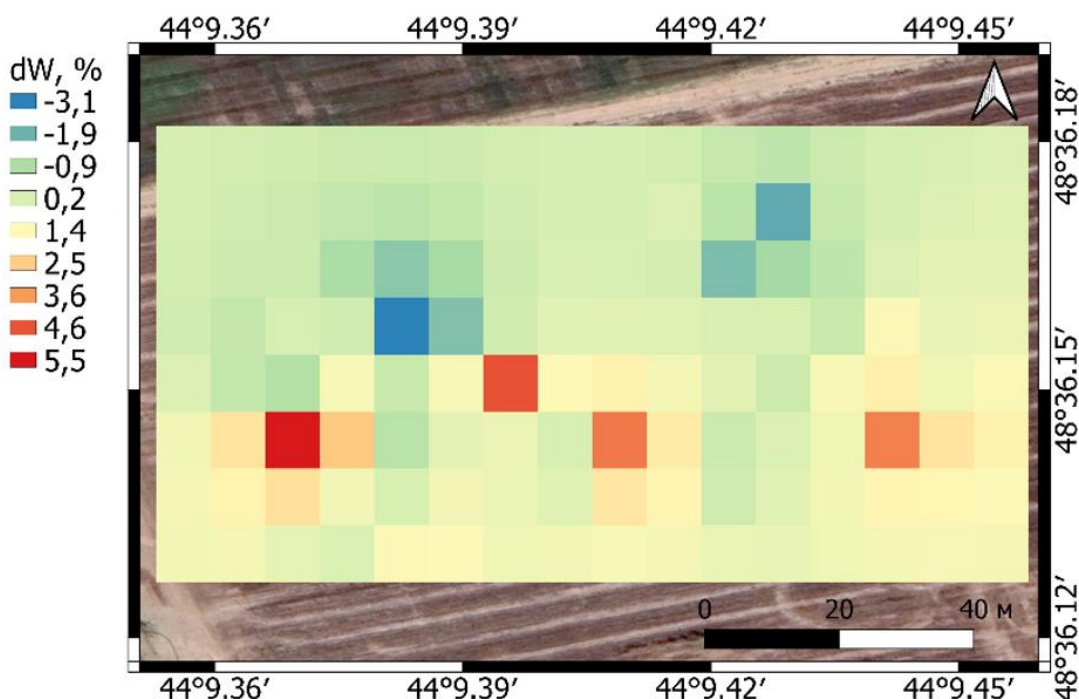


Рис. 12. Абсолютная разница между значениями влажности почвы, прогнозируемыми НС и измеренными термостатно-весовым методом на тестовом участке 9 июля 2020 г.

Максимальная и минимальная абсолютная ошибка восстановленных значений влажности почвы относительно измеренных значений по всей площади тестового участка 21 июля 2022 г. составила +1.9 % и -2.7 %, соответственно. Карты, представленные на рис. 10-12 были построены с использованием интерполяции методом обратных взвешенных расстояний разномасштабных радиолокационных и наземных данных на секте 9x17 в пределах прямоугольного участка размером 116 м x 58 м.

Заключение

Проведенное исследование показывает перспективность применения нейронных сетей для построения адаптивных связей между мультиспектральными, микроволновыми индексами и отражательными свойствами почв, покрытых растительным покровом, с целью восстановления влажности почвы. При этом отпадает необходимость в калибровке параметров моделей рассеяния в зависимости от высоты (биомассы) растительного покрова основываясь на наземной информации. В результате применения подобного комбинированного подхода для обучения нейронной сети помимо спутниковых радарных поляриметрических наблюдений Sentinel-1 (сечений обратного радарного рассеяния на VV и VH поляризации), мультиспектральных измерений спутника Sentinel-2 (каналы 8-11) требуются лишь наземные измерения влажности почвы. Недостатком предложенного подхода является неучет угла зондирования, эффект которого необходимо детально исследовать для тестовых полей, расположенных на существенных расстояниях друг от друга. Кроме того, необходимо проверить работоспособность предложенного подхода – минимизации влияния растительного покрова за счет использования отношения мультиспектрального оптического и микроволнового растительного индексов, для различных видов культур и условий орошения почв различного гранулометрического става.

Финансирование: Грант РФФИ №19-29-05261 «Картографическое моделирование влагозапасов почвенного покрова на основе комплексной геофизической влагометрии для целей цифрового орошаемого земледелия».

Литература

1. Oh Y., Sarabandi K., Ulaby F.T. An empirical model and an inversion technique for radar scattering from bare soil surfaces. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*. 1992. V.30. №2. P.370-381.
2. Dubois P.C., van Zyl J., Engman T. Measuring soil moisture with imaging radars. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*. 1995. V.33. №4. P.915-926.
3. Fung A.K., Li Z.Q., Chen K.S. Backscattering from a randomly rough dielectric surface. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*. 1992. V.30. №2. P.356-369.
4. Choker M., Baghdadi N., Zribi M., El Hajj, et al. Evaluation of the Oh, Dubois and IEM Backscatter Models Using a Large Dataset of SAR Data and Experimental Soil Measurements. *Water*. 2017. V.9. №1. P.38.
5. Baghdadi N., Zribi M. Evaluation of radar backscatter models IEM, OH and Dubois using experimental observations. *International Journal of Remote Sensing*. 2006. V.27. №18. P.3831-3852.
6. Davidson M.W.J., Le Toan T., Mattia F., et al. On the characterization of agricultural soil roughness for radar remote sensing studies. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*. 2000. V.38. №2. P.630-640.
7. Baghdadi N., King C., Chanzy A., Wigneron J.P. An empirical calibration of the integral equation model based on SAR data, soil moisture and surface roughness measurement over bare soils. *Int. Journal of Remote Sensing*. 2002. V.23. №20. P.4325-4340.
8. Panciera R., Tanase M.A., Lowell K., Walker J.P. Evaluation of IEM, Dubois, and Oh Radar Backscatter Models Using Airborne L-Band SAR. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*. 2014. V.52. №8. P.4966-4979.

9. Ayehu G., Tadesse T., Gessesse B., Yigrem Y.M., Melesse A. Combined Use of Sentinel-1 SAR and Landsat Sensors Products for Residual Soil Moisture Retrieval over Agricultural Fields in the Upper Blue Nile Basin, Ethiopia. *Sensors*. 2020. V.20. №11. P.1-23.
10. Mirsoleimani H.R., Sahebi M.R., Baghdadi N., El Hajj M. Bare Soil Surface Moisture Retrieval from Sentinel-1 SAR Data Based on the Calibrated IEM and Dubois Models Using Neural Networks. *Sensors*. 2019. V.19. №14. P.1-12.
11. Hachani A., Ouessar M., Paloscia S., Santi E., Pettinato S. Soil moisture retrieval from Sentinel-1 acquisitions in an arid environment in Tunisia: application of Artificial Neural Networks techniques. *International Journal of Remote Sensing*. 2019. V.40. №24. P.1-22.
12. Li Y., Yan S., Chen N., Gong J. Performance Evaluation of a Neural Network Model and Two Empirical Models for Estimating Soil Moisture Based on Sentinel-1 SAR Data. *Progress In Electromagnetics Research C*. 2020. V.105. P.85-99.
13. Shutko A.M., Chukhlantsev A.A. Microwave radiation peculiarities of vegetative covers. *IEEE Trans. Geosci. Remote Sensing*. 1982. V.20. P.27-29.
14. Chukhlantsev A. A., Shutko A.M. Microwave attenuation spectra of forest crowns. *XXXth URSI General Assembly and Scientific Symposium. Istanbul*. 2011. P.1-3.
15. Jackson T.J., Schmugge T.J. Vegetation effects on the microwave emission of soils. *Remote Sensing of Environment*. 1991. V.36. №3. P.203-212.
16. Родионова Н.В., Кудряшова С.Я., Чумбаев А.С. Оценка некоторых параметров верхнего слоя почвы по радарным и оптическим данным спутников Sentinel 1/2 на примере Новосибирской области. *Исследование Земли из Космоса*. 2022. №1. С.68-79.
17. Bao Y., Lin L., Wu S., et al. Surface soil moisture retrievals over partially vegetated areas from the synergy of Sentinel-1 and Landsat 8 data using a modified water-cloud model. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*. 2018. V.72. P.76-85.
18. Park S.-E., et al. Theoretical Evaluation of Water Cloud Model Vegetation Parameters. *Remote Sensing*. 2019. V.11. №8. P.894.

19. Yadav V.P., Prasad R., Bala R., Vishwakarma A.K. Estimation of soil moisture through water cloud model using sentinel -1A SAR data. *IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium*. 2019. P.6961-6964.
20. Bai X. et al. First Assessment of Sentinel-1A Data for Surface Soil Moisture Estimations Using a Coupled Water Cloud Model and Advanced Integral Equation Model over the Tibetan Plateau. *Remote Sensing*. 2017. V.9. №7. P.714.
21. Paloscia S., Pettinato S., Santi E., Notarnicola C., Pasolli L., Reppucci A. Soil moisture mapping using Sentinel-1 images: Algorithm and preliminary validation. *Remote Sensing of Environment*. 2013. V.134. P.234-248.
22. Nativel S., et al. Hybrid Methodology Using Sentinel-1/Sentinel-2 for Soil Moisture Estimation. *Remote Sens*. 2022. V.14. P.2434.
23. Reza A., et al. Synergetic Use of Sentinel-1 and Sentinel-2 Data for Soil Moisture Mapping at Plot Scale. *Remote Sensing*. 2018. V.10. №8. P.1285.
24. Mironov V.L., Bobrov P.P., Fomin S.V. Dielectric model of moist soils with varying clay content in the 0.04 to 26.5 GHz frequency range. *International Siberian Conference on Control and Communications (SIBCON)*. 2013. P.1-4.

Для цитирования:

Зейлигер А.М., Музалевский К.В., Зинченко Е.В., Ермолаева О.С. Метод мониторинга влажности почвы, покрытой растительным покровом, с использованием нейронной сети, радарных и мультиспектральных оптических данных Sentinel-1,2. *Журнал радиоэлектроники [электронный журнал]*. 2023. №1. <https://doi.org/10.30898/1684-1719.2023.1.8>