

**Анализ точности нейросетевого прогнозирования метеопараметров по результатам многочастотных СВЧ радиометрических измерений атмосферы**

М.А. Матюков, Е.В. Федосеева, И.Н. Ростокин, И.Ю. Холодов, Е.А. Ростоккина, Н.В. Кокуров

*Муромский институт (филиал) ФГБОУ ВО «Владимирского государственного университета им. А.Г. и Н.Г.Столетовых»*

*602264, г. Муром, Владимирской обл., ул. Орловская 23*

*E-mail: [elenafedoseeva@yandex.ru](mailto:elenafedoseeva@yandex.ru)*

*Приводятся результаты анализа точности нейросетевого прогнозирования метеопараметров приземного слоя атмосферы - температуры, влажности, интенсивности осадков по результатам многочастотных СВЧ радиометрических измерений. Рассмотрены особенности программы формирования нейронных сетей «NeuroSolutions» и результаты оценки сравнительного анализа точности прогнозирования различных структур моделей на основе машинного обучения. Получены результаты оценки точности прогноза метеопараметров для трех выборок, соответствующих разным длительностям измерений, - значения коэффициента корреляции и средней ошибки при сравнении измеренного и прогнозируемого значения метеопараметра.*

*Ключевые слова: СВЧ радиометрическое зондирование атмосферы, нейронная сеть, прогнозирование метеопараметров*

**Analysis of the accuracy of neural network forecasting of meteorological parameters based on the results of multi-frequency microwave radiometric measurements of the atmosphere**

М.А. Matyukov, E. V. Fedoseeva, I. N. Rostokin, I. Y. Kholodov, E. A. Rostokina, N. V. Kokurov

*Murom Institute (branch) of the Federal State Budgetary Educational Institution of Higher Education "A.G. and N.G. Stoletovs Vladimir State University "*

*The results of the analysis of the accuracy of neural network forecasting of meteorological parameters of the surface layer of the atmosphere - temperature, humidity, precipitation intensity based on the results of multi-frequency microwave radiometric measurements are presented. The features of the program for the formation of neural networks "NeuroSolutions" and the results of evaluating the comparative analysis of the accuracy of forecasting various structures of models based on machine learning are considered. The results of estimating the accuracy of the forecast of meteorological parameters for three samples corresponding to different measurement durations are obtained - the values of the correlation coefficient and the average error when comparing the measured and predicted values of the meteorological parameter.*

*Keywords: microwave radiometric sensing of the atmosphere, neural network, forecasting of meteorological parameters*

**Введение**

СВЧ радиометрическое зондирование является одним из методов изучения атмосферы Земли, позволяющее выполнять структурно-временное моделирование и оперативную оценку изменения ее состояния [1-3]. По результатам многочастотных СВЧ радиометрических измерений выполняют оценку значений метеопараметров - температуры, водо- и влагосодержания, интенсивности осадков.

Одно из современных направлений развития СВЧ радиометрических исследований атмосферы - разработка комплексов, оперативно решающих задачи выявления условий формирования опасных атмосферных явлений - ливней, штормов, града. Их возникновение характеризуется высокой скоростью изменения состояния атмосферы, что обуславливает необходимость в сверхкраткосрочных метеопрогнозах при условии непрерывного дистанционного зондирования.

Одним из направлений развития систем дистанционного зондирования атмосферы является включение нейронных сетей для расширения возможностей прогнозирования метеопараметров [4-6]. Большой объем результатов непрерывных измерений позволяет выполнять обучение нейронной сети в различных метеоусловиях, что помогает выявлять сложные взаимосвязности характеристик радиотеплового излучения атмосферы и величин метеопараметров и строить прогностические решения.

В данной работе рассмотрен вопрос оценки точности нейросетевого прогнозирования метеопараметров по результатам измерений четырехдиапазонной СВЧ радиометрической системой радиотеплового излучения атмосферы при наклонном зондировании при изменении продолжительности периода обучения и тестирования нейронной сети.

### Выбор нейронной сети для прогнозирования метеопараметров

Для решения задачи нейросетевого прогнозирования метеопараметров приземного слоя атмосферы по результатам СВЧ радиометрического зондирования были использованы программы, имеющиеся в открытом доступе. Рассматривалась программа «NeuroSolutions», которая позволяет конфигурировать и обучать различные варианты многослойных нейронных сетей, используя редактор табличных данных Microsoft Excel [7].

Была выполнена оценка эффективности работы указанных программ путем обучения и тестирования их на одной выборке данных многочастотных СВЧ радиометрических измерений августа-сентября 2023 года. Наилучший результат показали обобщенные сети прямой связи (Generalized feedforward nets), которые являются частным случаем многослойных персептронов с возможностью соединения нейронов через один или несколько слоев. Указанная программа представляет базовый отчет с результатами сравнения до 7 различных структур нейросетей (рис. 1), в котором приводятся значения параметров: СКО (RMSE), коэффициента корреляции ( $r$ ) и среднего значения абсолютных разностей наблюдаемых и прогнозируемых значений метеопараметров, полученных по обучающей (Training) и тестируемой (Testing) выборкам. На рис. 1 выделена нейросетевая структура, обеспечивающая наибольшее значение коэффициента корреляции для обучающей выборки.

Performance Metrics						
Model Name	Training			Testing		
	RMSE	$r$	MAE	RMSE	$r$	MAE
LinR-0-B-L (Linear Regression)	0.023257	0.048285	0.002686	0.015732	0.054382	0.002195
MLPR-1-B-L (Regression MLP)	0.02326	0.046023	0.002748	0.015768	0.019832	0.002281
PNN-0-N-N (Probabilistic Neural Network)	0.023228	0.083389	0.002589	0.015698	0.090697	0.002113
RBF-1-B-L (Radial Basis Function)	0.023251	0.053695	0.002655	0.015709	0.074367	0.00217
<b>GFFR-1-B-L (Reg Gen Feedforward)</b>	<b>0.023118</b>	<b>0.119548</b>	<b>0.003413</b>	<b>0.015537</b>	<b>0.165649</b>	<b>0.002946</b>
MLPRPC-1-B-L (Reg MLP with PCA)	0.023266	0.03943	0.002666	0.015742	0.041441	0.002195
MLPR-2-B-L (Regression MLP)	0.023259	0.046938	0.002728	0.015747	0.040166	0.00225

Рис. 1. Отчёт программы Neurosolutions 7.1.1 при сравнении различных структур нейросети

Приведенные на рис. 1 нейронные сети имеют следующие структуры: LinR-0-B-L (Linear Regression) – линейную зависимость; MLPR-1 (2)-B-L (Regression MLP) – многослойные персептроны (MLP) (многоуровневые сети прямого действия, которые обычно обучаются со статическим обратным распространением); RBF-1-B-L (Radial Basis Function) - сети с радиальной базисной функцией (RBF), представляющие собой нелинейные гибридные сети, обычно содержащие один скрытый уровень элементов обработки (PE), на котором используются гауссовы передаточные функции, а не стандартные сигмоидальные функции, используемые в MLP); PNN-0-N-N (Probabilistic Neural Network) - вероятностная (PNN) сеть, в которой все веса могут быть рассчитаны аналитически и количество центров кластера равно количеству образцов, с одинаковой дисперсией; GFFR-1-B-L (Reg Gen Feedforward) - обобщенные сети прямой связи, являющиеся обобщением MLP, в которых соединения могут проходить через один или несколько уровней; MLPRPC-1-B-L (Reg MLP with PCA) - сети анализа основных компонентов (PCAS), объединяющие обучение без присмотра и обучение под наблюдением в рамках одной топологии с анализом основных компонентов по линейной процедуре без контроля.

### **Условия формирования обучающей выборки для нейронных сетей**

Задача, решаемая с помощью нейронной сети, - прогнозирование метеопараметров приземного слоя атмосферы по результатам наклонных СВЧ радиометрических измерений. Для обучения нейронной сети в данном случае необходимы оцифрованные результаты СВЧ радиометрических измерений и данные по метеопараметрам.

В данной работе были использованы результаты измерений радиотеплового излучения атмосферы с помощью четырехдиапазонной СВЧ радиометрической системы, в которой формировались выходные сигналы в четырех частотных диапазонах с центральными частотами 4 ГГц, 10 ГГц, 22 ГГц и 37 ГГц на вертикальной и горизонтальной поляризациях на зеркальную антенну с общим раскрытием радиусом 2400 мм при последовательной частотной селекции в облучателе антенны [8-10]. В АЦП системы выполнялось цифровое преобразование выходных сигналов многоканального квадратичного детектора, что позволило получить массивы с результатами измерений, фиксируемыми через 0,1 с.

Для выполнения обучения нейронной сети были составлены информационные массивы значений метеопараметров - температуры, влажности и интенсивности осадков - данные с метеостанции, расположенной в месте базирования СВЧ радиометрической системы.

В качестве обучающей выборки были использованы результаты СВЧ радиометрических измерений и данные по метеопараметрам за август - сентябрь 2023 года.

### **Оценка точности работы нейронных сетей для решения задачи прогнозирования метеопараметров**

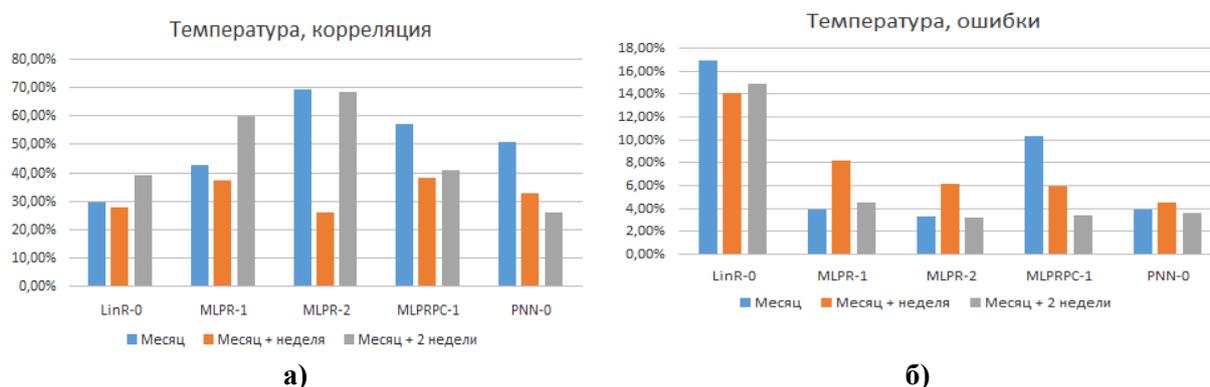
Для оценки точности прогнозирования метеопараметров по результатам работы нейронной сети были выполнены расчеты для трех вариантов формирования массивов ее обучения и тестирования.

Первый вариант (месяц) реализовывался при использовании данных за месяц август 2024 года с тестированием ее на данных следующего месяца - сентября 2024 года. Во втором варианте (месяц+неделя) в обучающую выборку были добавлены данные за первую неделю сентября, а тестировалась нейронная сеть на данных за три недели сентября. В третьем варианте (месяц + 2 недели) обучающая выборка - данные

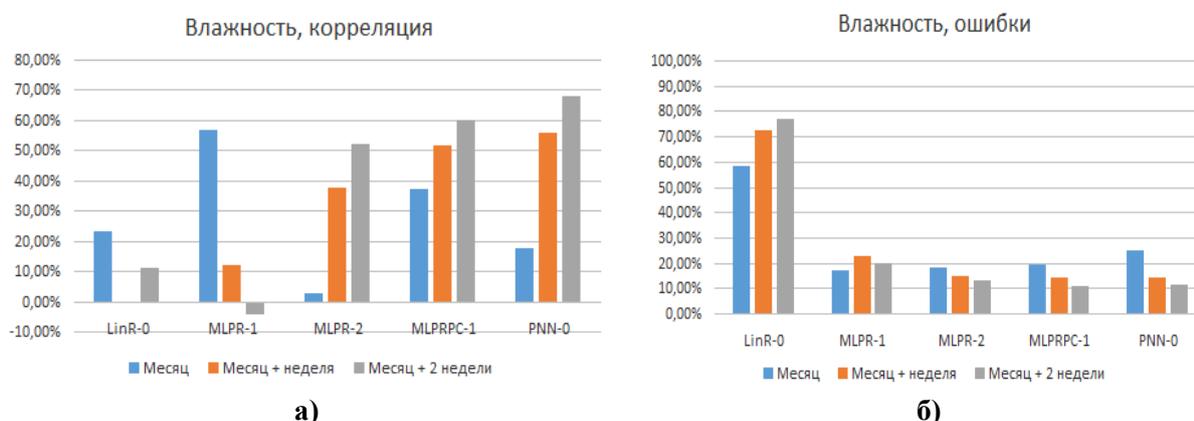
за август и две первые недели сентября, а тестировалась нейронная сеть на данных за две недели сентября.

Для результатов нейросетевого прогнозирования были получены обобщающие оценки их точности по результатам разности прогнозируемого и фиксируемого метеостанцией значения метеопараметра отдельно для температуры, влажности и интенсивности осадков. Оценка точности выполнялась по величине коэффициента корреляции результатов СВЧ радиометрических измерений и метеопараметров и среднего отклонения прогнозируемого значения метеопараметра от регистрируемой метеостанцией.

На рис. 2-4 показаны результаты оценки точности нейросетевого прогнозирования метеопараметров для нейронных сетей - LinR-0, MLPR-1, MLPR-2, MLPRPC-1, PNN-0 для трех вариантов формирования обучающей и тестирующей выборки.



**Рис. 2. Результаты оценки точности нейросетевого прогнозирования температуры приземного слоя атмосферы по результатам СВЧ радиометрического зондирования: а) – коэффициент корреляции, б) – средняя ошибка прогнозирования**



**Рис. 3. Результаты оценки точности нейросетевого прогнозирования влажности приземного слоя атмосферы по результатам СВЧ радиометрического зондирования: а) – коэффициент корреляции, б) – средняя ошибка прогнозирования**

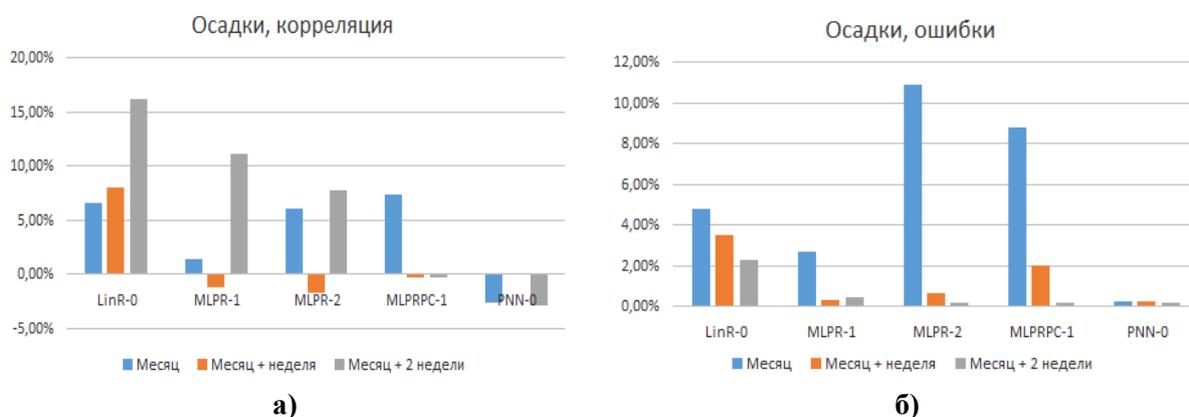
Анализ обобщенных данных оценки точности нейросетевого прогнозирования позволил сделать следующие выводы:

- по задаче прогнозирования температуры приземного слоя атмосферы применение нейронной сети LinR характеризуется высоким значением средней ошибки прогноза — 15,2%; более хороший результат получен при использовании сети MLPR-1 (коэффициент корреляции - 46%), а ее улучшенный вариант MLPR-2 позволил уменьшить среднюю ошибку на 1%, и увеличить значение коэффициента корреляции на 8%, поэтому для краткосрочных и среднесрочных прогнозов можно рекомендовать

структуру MLPRPC-1 из-за более стабильного коэффициента корреляции, по сравнению с MLPR-2 и из-за меньшей величины ошибки по сравнению с MLPR-1 (на 1 %);

- по задаче прогнозирования относительной влажности приземного слоя атмосферы: использование сети LinR дало низкие значения коэффициента корреляции — 10%, в то время как сеть MLPR-1 показала хорошие результаты долгосрочных прогнозов, при которых коэффициент корреляции достигает 37%, для остальных типов рассмотренных нейросетей получены отличные результаты для краткосрочных и среднесрочных прогнозов, наилучший результат показала сеть PNN-0;

- по задаче прогнозирования интенсивности осадков: наилучшие показатели у сети LinR (средний коэффициент корреляции 10%), но одновременно имеет место высокое значение средней ошибки (около 3%); для среднесрочных прогнозов получено снижение ошибки до 0,5% при использовании сети MLPR-1; остальные из рассмотренных типов нейросетей показали низкие результаты и не могут быть рекомендованы для решения данной задачи.



**Рис. 4. Результаты оценки точности нейросетевого прогнозирования интенсивности осадков по результатам СВЧ радиометрического зондирования: а) – коэффициент корреляции, б) – средняя ошибка прогнозирования**

### Выводы

Использование нейронной сети для обработки результатов измерений СВЧ радиометрической системы зондирования атмосферы при решении задачи прогнозирования метеопараметров позволяет выполнять оперативную оценку временного и структурного изменения состояния атмосферы. Важным вопросом является выбор структуры нейронной сети и алгоритма ее функционирования. Полученные результаты оценки точности прогнозирования метеопараметров разными нейронными сетями показали, что имеются различия условий применения нейронных сетей как по срокам прогнозирования, так и по прогнозируемому метеопараметру.

Основной вывод из полученных результатов - необходима исследования на более длительных периодах наблюдений при разных сроках и условиях формирования обучающей и тестирующей выборки для возможности оптимизации выбора структуры нейронной сети прогнозирования метеопараметров по результатам многочастотных СВЧ радиометрических измерений радиотеплового излучения атмосферы.

Работа выполнена при поддержке гранта РНФ № 21-19-00378, <https://rscf.ru/project/21-19-00378/>.

## Литература

1. Радиотеплолокация в метеорологии / В.Д. Степаненко, Г.Г. Шукин, Л.П. Бобылев, С.Ю. Матросов. - Л.: Гидрометеиздат, 1987. - 283 с.
2. Кутуза Б.Г., Яковлев О.И., Данилычев М.В. Спутниковый мониторинг Земли: Микроволновая радиометрия атмосферы и поверхности. Монография. М.: Ленанд, 2016. - 336 с.
3. Kalchebremer N., Sonderby C. A Neural Weather Model for Eight-Hour Precipitation Forecasting – URL: <https://ai.googleblog.com/2020/03/a-neural-weather-model-for-eight-hour.htm>
4. Назаров А.В., Лоскутов А.И. Нейросетевые алгоритмы прогнозирования и оптимизации систем // – СПб: Наука и техника, 2003. – 380 с.
5. Осовский С. Нейронные сети для обработки информации. - М.: Финансы и статистика, 2002. - 344 с.
6. Каряев В.В., Ростокин И.Н., Федосеева Е.В., Ростокина Е.А. Нейронная сеть в СВЧ радиометрической системе мониторинга атмосферы / Радиотехнические и телекоммуникационные системы - № 4, 2020, - с. 5-14.
7. Soft32 Download. URL: <http://neurosolutions.soft32download.com/>
8. Шукин Г.Г., Булкин В.В., Федосеева Е.В., Ростокин И.Н. Радиометеорологические исследования в Муромском институте: пассивно-активный радиометеорологический комплекс / Радиотехнические и телекоммуникационные системы. - 2022. - №3. - С. 5 - 17.
9. Ростокин, И.Н. Вопросы построения многочастотной СВЧ радиометрической системы дистанционного зондирования облачной атмосферы с компенсацией фонового излучения / И.Н. Ростокин, Е.В. Федосеева // Радиотехнические и телекоммуникационные системы. – 2015. - №1(17) – с.5 – 12.
10. Федосеева Е.В., Ростокин И.Н., Шукин Г.Г., Ростокина Е.А., Матюков М.А., Холодов И.Ю. Нейронная сеть в задачах краткосрочного прогнозирования по результатам микроволнового радиометрического зондирования атмосферы / Радиотехнические и телекоммуникационные системы - № 3, 2023, - с. 20-28.