

---

**МЕТОДЫ И СРЕДСТВА ОБРАБОТКИ И ИНТЕРПРЕТАЦИИ  
КОСМИЧЕСКОЙ ИНФОРМАЦИИ**


---

**ИСПОЛЬЗОВАНИЕ ИСКУССТВЕННЫХ НЕЙРОННЫХ СЕТЕЙ  
ДЛЯ ВОССТАНОВЛЕНИЯ ТЕМПЕРАТУРНО-ВЛАЖНОСТНОГО  
СОСТОЯНИЯ АТМОСФЕРЫ ПО ДАННЫМ СПУТНИКОВОГО  
МИКРОВОЛНОВОГО РАДИОМЕТРА МТВЗА-ГЯ КА МЕТЕОР-М № 2-2**

© 2021 г. А. А. Филей<sup>а</sup>, \*, А. И. Андреев<sup>а</sup>, А. Б. Успенский<sup>б</sup>

<sup>а</sup>Дальневосточный центр ФГБУ “Научно-исследовательский центр космической гидрометеорологии “Планета”, Хабаровск, Россия

<sup>б</sup>ФГБУ “Научно-исследовательский центр космической гидрометеорологии “Планета”, Москва, Россия

\*E-mail: andreyvm-61@mail.ru

Поступила в редакцию 03.06.2021 г.

Рассматривается применение метода искусственных нейронных сетей для дистанционного определения вертикальных профилей температуры и влажности атмосферы по данным микроволнового радиометра МТВЗА-ГЯ, установленного на спутнике Метеор-М № 2-2. Спутниковые оценки профилей температуры и влажности сравнивались с данными радиозондирования и продукцией прогностических моделей. Согласно сравнению с данными радиозондирования среднее квадратичная погрешность оценивания профилей температуры не превышает 3.0 К в приземном слое и лежит в пределах 2 К в остальной части атмосферного слоя 1000–10 гПа. Максимальная среднее квадратичная погрешность оценивания профилей относительной влажности при сравнении с данными радиозондирования составляет 37% в районе тропопаузы, а при сравнении с данными прогностической модели не превышает 20% во всем атмосферном слое.

**Ключевые слова:** микроволновый радиометр МТВЗА-ГЯ, вертикальные профили температуры и влажности, прогноз, радиозондирование, нейронные сети, машинное обучение

DOI: 10.31857/S0205961421060087

## ВВЕДЕНИЕ

Одна из традиционных задач космической метеорологии – дистанционное определение вертикальных профилей температуры  $T(p)$  и влажности  $q(p)$  в атмосфере ( $p$  – давление) по измерениям спутниковых атмосферных зондировщиков инфракрасного (ИК) и микроволнового (МКВ) диапазонов спектра. Данные измерений указанного состава и выходные продукты температурно-влажностного зондирования атмосферы (ТВЗА) дополняют данные наземной наблюдательной сети и приобретают все большую роль в информационном обеспечении численного прогноза погоды. Согласно оценкам ведущих прогностических центров, наибольший вклад в повышение достоверности краткосрочного численного прогноза дает усвоение данных МКВ-зондировщиков (AMSU-A, MHS, ATMS, SSMIS и др.). Это объясняется относительно малым влиянием облачности и осадков на спутниковые микроволновые измерения, а также тем, что в настоящее время общее количество оперативного функционирующих спутниковых ИК-зондировщиков, см., например, (Eyre et al., 2020; Гайфулин и др., 2017; Цырульников и др., 2019).

В состав полезной нагрузки полярно-орбитальных метеорологических космических аппаратов (КА) серии “Метеор-М” включен микроволновый радиометр МТВЗА-ГЯ (Модуль температурного и влажностного зондирования атмосферы) с функциями сканера и атмосферного зондировщика (Асмус и др., 2014). Одно из основных целевых применений измерений МТВЗА-ГЯ – получение “всепогодных” данных ТВЗА, т.е. оценок  $T(p_i)$  и  $q(p_i)$  на сетке изобарических уровней  $\{p_i\}$  независимо от наличия или отсутствия облачности и осадков в поле зрения прибора.

Методы интерпретации спутниковых измерений для получения данных ТВЗА можно условно подразделить на физические и статистические (Успенский и др., 2005). Физические методы используют уравнение радиационного переноса, см. их применение к данным МКВ-зондировщиков (Li et al., 2000; Rosenkranz, 2001). Статистический подход основан на установлении регрессионной зависимости (как правило, линейной) между спутниковыми ( $y$ ) и независимыми ( $x$ ) наблюдениями искомой величины. Преимущества статистического подхода – простота алгоритмической реализации и, как следствие, высокая вычислительная эффективность, а также относительно

слабая чувствительность к систематическим ошибкам измерений (например, погрешностям радиометрической калибровки). Главными недостатками являются зависимость достоверности продуктов ТВЗА от выборочных эффектов и трудность подбора подходящей модели при нелинейной зависимости между  $x$  и  $y$ .

Моделирование измерений атмосферных зондировщиков (физические методы) и формирование репрезентативных обучающих выборок (статистические методы) затруднены влиянием мешающих факторов (м. ф.), к которым относятся оптически плотная облачность и осадки в поле зрения прибора, температурные инверсии, а также сложные топографические условия и погрешности задания излучательной способности подстилающей поверхности.

В идеализированной ситуации, а именно при линейности уравнения радиационного переноса относительно искомым атмосферных параметров и отсутствии м. ф., классические варианты статистического (линейная регрессия) и физического (наилучшая линейная оценка) алгоритмов интерпретации приводят к одному и тому же результату. На практике оба эти условия нарушаются, поэтому данные ТВЗА получают, применяя различные комбинации статистического и физического методов. Кроме того, частично преодолеть недостатки физического и статистического подходов позволяет метод искусственных нейронных сетей (ИНС), см., например, (Shi, 2001; Butler, 1996; Поляков и др., 2014).

В настоящей статье дано краткое описание аппаратуры МТВЗА-ГЯ и рассмотрен оригинальный алгоритм ИНС, разработанный для получения продуктов ТВЗА и протестированный на данных МТВЗА-ГЯ КА “Метеор-М” № 2-2 (запущен в июле 2019 г.). Приводятся результаты валидации продуктов ТВЗА, подтверждающие эффективность предложенного алгоритма и пригодность данных МТВЗА-ГЯ для решения целевых задач дистанционного зондирования атмосферы.

#### КРАТКОЕ ОПИСАНИЕ АППАРАТУРЫ МТВЗА-ГЯ

По своим информационным характеристикам и области применения МТВЗА-ГЯ соответствует зарубежным аналогам — МКВ-радиометрам AMSU-A и AMSU-B (КА серии NOAA и Metop), ATMS (КА Suomi NPP, NOAA-20), AMSR2 (КА GCOM-W1), см. (Чернявский и др., 2021). Радиометрические каналы сканера имеют рабочие частоты в окнах прозрачности атмосферы 10.6, 18.7, 23.8, 31.5, 36.5, 42, 48 и 91 ГГц, а каналы зондировщика — в линиях поглощения кислорода 52–57 ГГц (пять с вертикальной (В) и пять с горизонтальной (Г) поляризациями) и водяного пара 183 ГГц (три канала с вертикальной поляризацией). Полоса обзора

прибора при запуске на послеполуденную орбиту высотой 830 км составляет от 1500 до 2500 км, в зависимости от направления движения КА по нисходящей или восходящей орбите, пространственное разрешение 16–198 км (в зависимости от радиометрического канала), погрешность измерения яркостной температуры — 0.5–1.5 К (Барсуков и др., 2021). Подробное описание аппаратуры МТВЗА-ГЯ представлено в (Болдырев и др., 2008).

#### ФОРМИРОВАНИЕ ОБУЧАЮЩЕЙ ВЫБОРКИ

Для получения продуктов ТВЗА с помощью разработанного алгоритма ИНС в качестве входных данных (предикторов) используются антенные температуры  $T_a$ , измеренные в каналах МТВЗА-ГЯ. Отказ от общепринятого использования яркостных температур  $T_y$  (см. цитированные выше работы) связан со значительными систематическими расхождениями  $T_a$  и  $T_y$ , вызванными влиянием м. ф. и необходимостью проведения внешней калибровки каналов МТВЗА-ГЯ (в дополнение к бортовой радиометрической калибровке) для перехода к шкале  $T_y$ , см. (Успенский и др., 2016). Стабильное функционирование МТВЗА-ГЯ (в том числе, бортовой калибровки) на борту КА “Метеор-М” № 2-2 позволяет использовать измеренные  $T_a$  в качестве предикторов, чтобы избежать погрешностей, вносимых процедурой внешней калибровки и ошибками радиационного моделирования  $T_y$ . Отметим, что использование в качестве предикторов  $T_a$  или  $T_y$  дает близкие результаты при линейной процедуре внешней калибровки. Однако, использование  $T_a$  не позволяет формировать репрезентативные обучающие выборки (что возможно при использовании моделированных аналогов  $T_y$ ).

Качество продуктов ТВЗА зависит от выбранной модели ИНС и от обучающей выборки, которая должна формироваться для обширного ансамбля состояний атмосферы и описывать все возможные вариации распределений температуры и влажности в атмосфере для разных типов подстилающей поверхности при наличии/отсутствии облаков и осадков. В качестве обучающего набора вертикальных профилей  $T(p)$  и  $q(p)$  использовались продукты глобального численного прогноза погоды (ЧПП) вместо данных аэрологического радиозондирования (р/з). Выбор данных ЧПП обусловлен тем, что они имеют глобальное покрытие и высокую дискретность по времени. В то же время данные аэрологического р/з имеют неоднородное пространственное покрытие (особенно для северных территорий России) и строго фиксированное время измерений за 00 и 12 ч UTC. Тем более, регулярное р/з над океанами отсутствует, за исключением немногочисленных

измерений с научно-исследовательских судов. Учитывая все это, выбор данных ЧПП является наиболее целесообразным.

Было протестировано использование продуктов глобальных прогностических моделей NCEP GFS ([www.ncei.noaa.gov](http://www.ncei.noaa.gov)) и ECMWF ([www.ecmwf.int](http://www.ecmwf.int)). Выходные продукты этих моделей (свободного доступа) покрывают всю территорию земного шара и обладают пространственным разрешением (0.5 градуса), сопоставимым с разрешающей способностью каналов МТВЗА-ГЯ. Для формирования двух глобальных обучающих выборок привлекались данные 6-часового анализа NCEP GFS или 3-часового реанализа ECMWF с марта 2020 по февраль 2021 г. Использовались данные  $T(p)$  и  $q(p)$  из моделей GFS и ECMWF за каждый третий день в месяце. Эти данные соотносились по времени с данными МТВЗА-ГЯ таким образом, чтобы разница по времени между ними не превышала 2 ч. Отобранные пары ЧПП и МТВЗА-ГЯ затем пространственно совмещались: отбор данных осуществлялся при условии, что координаты ЧПП и МТВЗА-ГЯ различаются не более чем на 0.5 градуса по широте и долготе. Чтобы соблюсти компромисс между размером выборки и вычислительными затратами на ее обучение, данные МТВЗА-ГЯ прореживались случайным образом, с шагом от 1 до 5 пикселей. Отобранные таким образом глобальные выборки по данным GFS и ECMWF затем делились на подвыборки в зависимости от типов подстилающей поверхности (вода, суша, прибрежные регионы, горы) и наличия/отсутствия сцен с оптически плотными облаками и осадками. Для фильтрации измерений МТВЗА-ГЯ (сцен с оптически плотной облачностью и осадками) использовались синхронные по времени оценки характеристик осадков, полученные по данным микроволнового радиометра ATMS KA Suomi NPP и KA NOAA-20 [<https://www.ospo.noaa.gov/Products/atmosphere/mirs/index.html>], а также измерения МТВЗА-ГЯ в канале 91.0 В ГГц.

Обучение ИНС на материале двух описанных выборок ограниченного объема и последующие численные эксперименты показали предпочтительность применения ИНС, обученной с использованием продуктов ECMWF, особенно для восстановления профилей влажности (погрешность определения  $q(p_i)$  не превышала 20% во всем атмосферном столбе). В этой связи было принято решение формировать обучающие выборки по данным модели ECMWF с пространственным разрешением  $0.5 \times 0.5$  градусов на 37 изобарических поверхностях от уровня 1000 до 1 гПа.

На первом этапе при обучении ИНС в качестве предикторов использовались измерения  $T_a$  в 10 каналах температурного зондирования (на частотах 52–57 ГГц) и 3 каналах влажностного зондирования (на частотах 183 ГГц). Численные экспе-

рименты с подобными ИНС показали, что среднеквадратическая ошибка (RMSE) оценивания профилей температуры при сравнении с данными  $p/3$  доходила до 6К в приземном слое, а вертикальные профили влажности часто не согласовывались с продуктами ECMWF и с данными  $p/3$  во всем атмосферном столбе. Для уменьшения погрешностей в состав предикторов были включены данные измерений  $T_a$  в сканерных каналах МТВЗА-ГЯ (за исключением измерений в сканерных каналах 10.6 ГГц, которые подвержены радиопомехам). Возможное объяснение положительного эффекта от включения дополнительных предикторов состоит в том, что измерения в каналах сканера содержат информацию о характеристиках подстилающей поверхности (суша, вода, лед, горы и т.д.), под которую “подстраивается” ИНС.

Численные эксперименты также выявили увеличение погрешностей продуктов ТВЗА в областях вблизи границ между разными типами подстилающей поверхности, а также на границах между оптически плотной облачностью и подстилающей поверхностью. Поэтому было решено сформировать одну глобальную выборку без разбиения на подвыборки по типам подстилающей поверхности и наличию/отсутствию облаков и осадков.

Помимо измерений  $T_a$  в состав предикторов ИНС были включены географическая широта (для учета зонального изменения температуры) и высота над уровнем моря (для учета рельефа поверхности). Анализ измерений МКВ – радиометра AMSU-A (Karbou et al., 2005) показал сильную зависимость регистрируемых значений  $T_a$  от угла наблюдения, поэтому в состав предикторов ИНС был добавлен зенитный угол спутника. Кроме того, численные эксперименты показали полезность разбиения глобальной выборки на “дневную” и “ночную” (светлое и темное время суток). Положительный эффект такого разбиения может быть вызван неявным учетом суточного хода температуры и ухудшением качества получаемой информации днем за счет солнечного нагрева приемной антенны и изменения диаграммы направленности (Gayfulin et al., 2018).

## АЛГОРИТМ ИНС

### *Архитектура ИНС*

При построении (проектировании архитектуры) ИНС используется модель нейронной сети прямого распространения на основе многослойного перцептрона. Основная идея ИНС заключается в подборе признаков  $Z_m$  (линейных комбинаций входных параметров) и моделировании на их основе выходного результата в виде нелинейной функции от этих признаков (Hastie, 2009).

Пусть имеется вектор входных признаков (предикторов)  $X$ , состоящий из  $M$  компонент, а также целевой результат в виде вектора  $Y$  размерностью  $K$  компонент. Тогда линейные комбинации  $Z_m$  входных параметров  $X_m$  имеют вид:

$$\begin{aligned} Z_m &= \sigma(\alpha_{0m} + \alpha_m^Y X), \quad m = 1, \dots, M; \\ Y_k &= \beta_{0k} + \beta_k^Y Z, \quad k = 1, \dots, K; \\ f_k(X) &= g_k(Y), \quad k = 1, \dots, K, \end{aligned} \quad (1)$$

где функция  $g_k$  осуществляет финальное преобразование исходных признаков в выходной вектор  $Y$  и для рассматриваемого случая регрессии  $g_k(Y) = Y_k$ ,  $\alpha$  и  $\beta$  – весовые коэффициенты, подбираемые в процессе обучения ИНС,  $\sigma$  – нелинейная активационная (передаточная) функция вида:

$$\sigma = \frac{e^x - e^{-x}}{e^x + e^{-x}}. \quad (2)$$

Вектор  $Z_m$  представляет собой отдельный нейрон в слое, суммирующий входную информацию (вектор признаков  $X$ ) с учетом весов, к которой затем применяется активационная функция  $\sigma$ .

Описанная схема (1), (2) предусматривает использование одного промежуточного слоя между входом и выходом ИНС и представляет двухслойную нейронную сеть с одним скрытым слоем. Подобная конфигурация является минимально-достаточной, поскольку уже позволяет моделировать нелинейные зависимости между  $X$  и  $Y$ . Однако на практике с целью повышения точности и учета большего количества взаимосвязей применяются архитектуры т.н. глубокого обучения, состоящие из большого числа скрытых слоев. В этом случае каждый выход предыдущего слоя  $Z_m^i$  соединяется с каждым входом следующего слоя  $Z_n^{i+1}$ :

$$Z_n^{i+1} = \sigma(\alpha_{0n} + \alpha_n^{Z_m^i} Z_m^i). \quad (3)$$

Увеличение количества слоев, очевидно, придает более высокую прогностическую силу ИНС, однако их излишнее количество приводит к “переобучению” и снижению обобщающей способности ИНС. Поэтому основной задачей при проектировании архитектуры ИНС типа (1)–(3) является подбор оптимального количества слоев и числа используемых нейронов в каждом из них для достижения максимальной точности на тестовой (контрольной) выборке. Поскольку на сегодняшний день не существует теоретически обоснованных методик точного расчета указанных параметров архитектуры, их подбор осуществляется эмпирическим путем. В процессе подбора были рассмотрены варианты топологий ИНС в аналогичных задачах оценки атмосферных профилей, описанных в работах (Aires, 2001; Shi, 2001; Blackwell, 2006; Gangwar, 2014; Поляков, 2014). Однако наименьшей ошибки удалось достичь при использовании пятислойной ИНС с

конфигурацией 64-128-256 нейронов для скрытых слоев. Данная конфигурация была подобрана авторами эмпирически и ее более высокая точность объясняется использованием большего количества нелинейных элементов (нейронов), что в теории дает более высокую степень аппроксимации, в то же время большинством авторов используются модели ИНС с двумя или тремя скрытыми слоями. При этом стоит отметить, что число нейронов для выходного слоя во всех рассматриваемых топологиях всегда соответствовало размерности вектора  $Y$  (равной количеству изобарических поверхностей  $p_i = 37$ , на которых оцениваются искомые  $T(p_i)$  и  $q(p_i)$ ). Размер же входного слоя (или вектора входных предикторов) всегда принимался равным 25 (22 предиктора – антенные температуры, а также зенитный угол спутника, географическая широта и высота над уровнем моря) для восстановления профилей температуры и влажности соответственно.

В процессе разработки алгоритма ИНС были исследованы два принципиально различающихся варианта. Вариант (а) предполагает восстановление профилей температуры и влажности послойно, где одна модель ИНС соответствует одному изобарическому уровню (поверхности). Другой, более общий вариант (б) подразумевает восстановление профилей с помощью одной модели ИНС, обученной для всех уровней. В ходе экспериментов была установлена предпочтительность использования варианта (б), поскольку значения RMSE во всем атмосферном столбе для вариантов (а) и (б) существенно не различаются, а алгоритм (а) требует значительно больших вычислительных затрат.

### Обучение ИНС

Процесс обучения ИНС заключается в подборе весовых коэффициентов  $\alpha$  и  $\beta$  таким образом, чтобы минимизировать результирующую ошибку между истинными значениями  $Y$  и прогнозируемыми  $Y'$ . В качестве целевой функции ошибки в работе принимался логарифм гиперболического косинуса:

$$\begin{aligned} loss &= \ln\left(\frac{e^{\Delta} + e^{-\Delta}}{2}\right) \\ \Delta &= Y - Y'. \end{aligned} \quad (4)$$

Поведение функции  $loss$  при обучении имеет схожий характер со среднеквадратичной ошибкой, часто используемой при решении регрессионных задач. Кроме того, опытным путем было обнаружено, что при использовании  $loss$  в меньшей степени учитываются случайные ошибки, содержащиеся в выборке.

Обучение ИНС осуществляется путем подачи на входной слой нормализованного в диапазоне  $[0, 1]$  вектора признаков  $X$ , состоящего из изме-

ренных  $T_a$  в каналах прибора (за исключением канала 10.6 ГГц), значений зенитного угла сканирования, географической широты (по модулю) и высоты рельефа, причем каждый признак нормализуется отдельно. На выходе для вектора  $Y'$  рассчитывается ошибка  $loss$ , которая затем минимизируется методом градиентного спуска (Kingma, 2015) для подбора (корректировки) весовых коэффициентов. Этот итеративный процесс повторяется до тех пор, пока ошибка для тестовой выборки не достигнет минимального значения, что соответствует полностью обученной ИНС.

### ВАЛИДАЦИЯ ПРОДУКТОВ ТВЗА

С помощью обученной ИНС были восстановлены вертикальные профили температуры и влажности по данным МТВЗА-ГЯ за различные периоды 2020, 2021 гг. Валидация (оценка погрешностей) результатов атмосферного зондирования осуществлялась путем сравнения с продуктами ECMWF и данными радиозондирования (<https://ruc.noaa.gov>).

Сравнение проводилось для всей совокупности продуктов ТВЗА, а также для подвыборок зондирований, получаемых для облачных и безоблачных ситуаций, суши, воды, прибрежных зон, гор. Отдельно анализировались ошибки при наличии/отсутствии приземных температурных инверсий. Данные ТВЗА над водной поверхностью (где нет радиозондирований) сравнивались с продуктами ECMWF. Сравнение спутниковых зондирований с данными р/з и ECMWF выполнялось при условиях временного и пространственного рассогласования в пределах 2 ч и 0.5 градусов соответственно. Данные ТВЗА и продукты ECMWF представлены на сетке в 37 уровней (от 1000 до 1 гПа), а данные р/з – на 11 изобарических поверхностях (1000, 925, 850, 700, 500, 400, 300, 250, 200, 150, 100 гПа).

Дополнительно выполнено сравнение данных ТВЗА с данными р/з для района Восточно-Европейской равнины в зимний (декабрь, январь) и летний (июль, август) периоды, причем отдельно рассмотрены безоблачные случаи с температурной инверсией. Для фильтрации измерений с инверсией анализировалось поведение градиента температуры с высотой по данным р/з: если в слое 850–1000 гПа градиент отрицателен, то инверсии нет.

В качестве количественной меры погрешности рассчитывались средние ошибки (ME) и среднеквадратичные ошибки (RMSE) спутниковых оценок  $T(p_i)$  и  $q(p_i)$  на каждом изобарическом уровне  $p_i$ , причем за истинные принимались синхронные и пространственно-совмещенные данные радиозондирования или продукты ECMWF.

Помимо валидации атмосферных зондирований по данным МТВЗА-ГЯ была оценена по-

грешность оценок  $T(p_i)$  и  $q(p_i)$ , полученных по данным микроволнового радиометра ATMS КА NOAA-20 с помощью программного комплекса MIRS [Boukabara et al., 2011]. Радиометр ATMS имеет пять каналов в линии поглощения водяного пара на частоте 183.3 ГГц, что теоретически должно повысить точность восстановления  $q(p_i)$ . Чтобы в этом убедиться, был проведен сравнительный анализ точности продуктов ТВЗА, получаемых по данным ATMS и данным МТВЗА-ГЯ.

Рассмотрим теперь результаты валидации отдельно для спутниковых оценок профилей температуры и профилей влажности.

#### *Вертикальные профили температуры*

В табл. 1 представлены ошибки оценивания вертикальных профилей температуры  $T(p_i)$  для облачных и безоблачных ситуаций при сравнении с ближайшими по времени и месту данными радиозондирования и продуктами модели ECMWF,  $N$  обозначает объем выборок.

Анализ табл. 1 показывает, что в большей части атмосферного слоя 1000–10 гПа величины RMSE не превышают 3.0К, причем максимальное значение достигается у поверхности земли. Заметное возрастание RMSE вблизи поверхности обусловлено большой изменчивостью температуры в приземном слое атмосферы и влиянием неоднородности подстилающей поверхности. Как видно из сравнения с данными р/з, ошибка для безоблачных ситуаций несколько ниже, чем для облачных.

В табл. 2 представлены результаты валидации спутниковых оценок профилей температуры для безоблачных ситуаций и различных типов подстилающей поверхности (суша, вода, прибрежные зоны и горы). Отбор измерений и сцен с горной местностью определялся условием: горы присутствуют, если высота рельефа над уровнем моря больше 500 м.

Как и следовало ожидать, наибольшая погрешность наблюдается для горных районов с контрастными изменениями температуры, которые трудно обнаружить в силу низкого вертикального и пространственного разрешения измерений МТВЗА-ГЯ.

Согласно табл. 1, 2 наибольшие ошибки спутниковых оценок наблюдаются в приземном слое атмосферы и в районе тропопаузы. Причины возрастания ошибок в приземном слое – недостаточное вертикальное разрешение измерений МТВЗА-ГЯ и присутствие приземных температурных инверсий (наиболее мощных в зимний период).

В табл. 3 представлена статистика сравнений оценок профилей температуры и данных р/з для района Восточно-Европейской равнины (летний и зимний периоды). Расчеты выполнены отдель-

**Таблица 1.** Погрешности оценивания профилей температуры для безоблачных и облачных ситуаций

Уровень, гПа	ECMWF						Радиозондирование					
	общее количество $N = 16069$		чистое небо $N = 11365$		облачность $N = 4704$		общее количество $N = 16069$		чистое небо $N = 11365$		облачность $N = 4704$	
	ME	RMSE	ME	RMSE	ME	RMSE	ME	RMSE	ME	RMSE	ME	RMSE
10	-0.6	1.9	-0.6	1.8	-0.6	1.9						
20	-0.4	1.5	-0.4	1.5	-0.1	1.4						
30	-0.6	1.4	-0.7	1.5	-0.5	1.3						
50	-0.2	1.2	-0.3	1.2	-0.1	1.2						
70	0.4	1.3	0.4	1.4	0.3	1.2						
100	0.7	1.4	0.7	1.4	0.6	1.3	-0.7	1.6	-0.7	1.6	-0.8	1.6
150	0.9	1.9	0.9	1.9	0.6	1.5	-0.4	1.9	-0.3	1.8	-0.8	1.9
200	1.0	2.6	1.0	2.6	0.7	2.3	-0.3	2.6	-0.2	2.6	-0.6	2.6
250	0.3	1.9	0.3	1.9	0.1	1.9	-0.3	2.1	-0.2	2.1	-0.5	2.3
300	-0.2	1.5	-0.1	1.5	-0.2	1.6	-0.1	1.8	0.1	1.8	-0.4	2.0
400	-0.4	1.5	-0.4	1.5	-0.4	1.6	0.1	1.7	0.1	1.6	-0.2	1.9
500	-0.4	1.5	-0.4	1.5	-0.4	1.5	0.0	1.6	0.1	1.6	-0.1	1.8
700	0.1	1.8	0.1	1.8	-0.0	1.8	0.3	1.9	0.3	1.9	0.2	2.1
850	0.4	2.6	0.4	2.7	0.4	2.3	0.3	2.6	0.4	2.5	0.2	2.7
925	0.8	2.9	0.8	2.9	0.6	2.7	0.9	3.0	0.9	2.9	1.0	3.3
1000	1.0	3.0	1.0	3.1	0.7	2.8	0.4	2.8	0.6	2.9	-0.1	2.6

**Таблица 2.** Погрешности оценивания профилей температуры для разных типов подстилающей поверхности

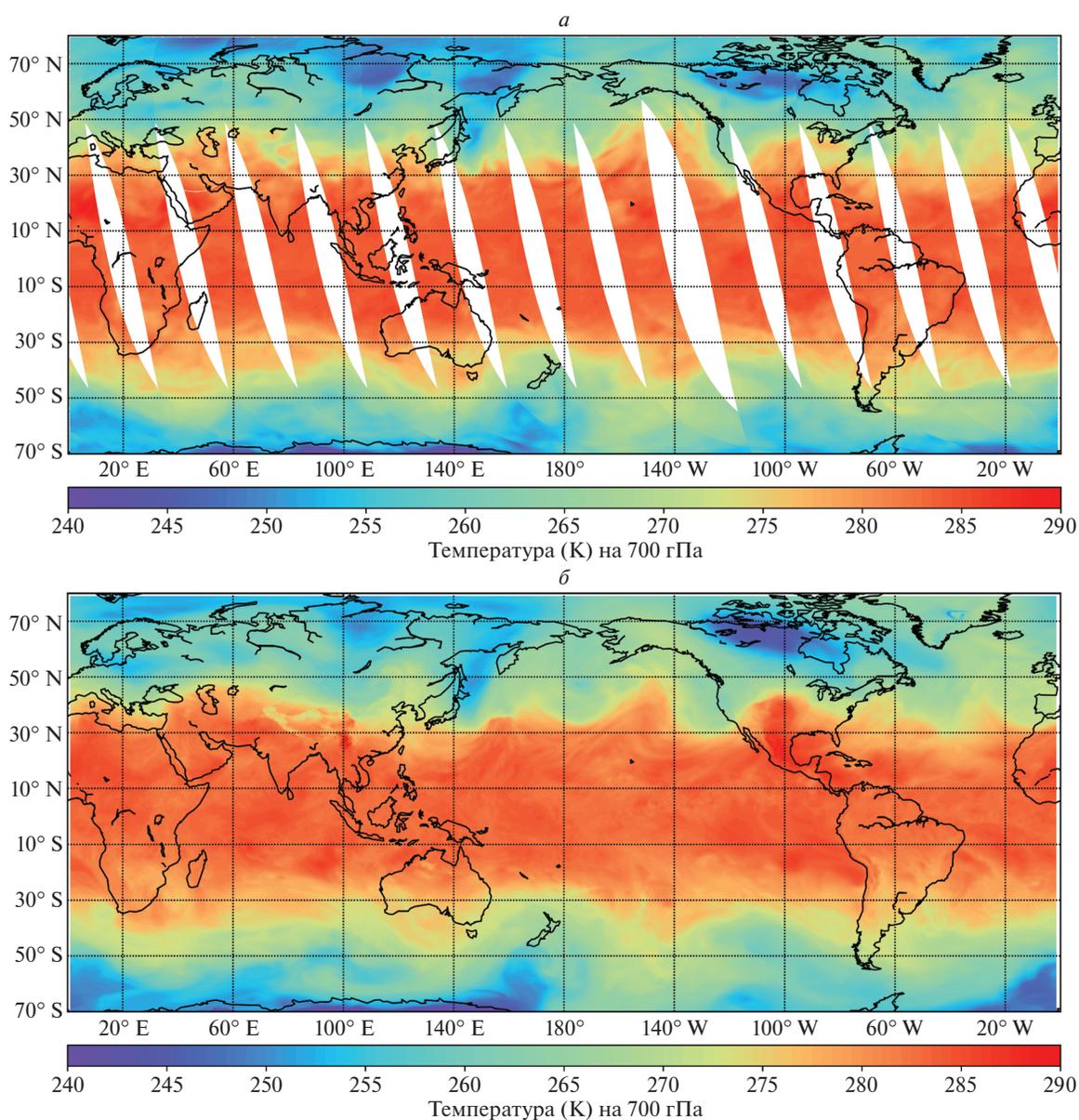
Уровень, гПа	Радиозондирование						ECMWF	
	суша $N = 8543$		прибрежные зоны $N = 2575$		горы $N = 565$		вода $N = 30000$	
	ME	RMSE	ME	RMSE	ME	RMSE	ME	RMSE
10							-0.3	2.1
20							-0.3	1.6
30							-0.9	1.7
50							-0.3	1.5
70							0.8	2.1
100	-0.7	1.5	-0.6	1.6	-0.6	1.8	0.9	1.8
150	-0.3	1.8	0.0	1.9	0.3	2.2	1.2	2.0
200	-0.3	2.6	0.0	2.6	0.3	2.5	0.6	1.8
250	-0.2	2.1	-0.2	2.1	-0.2	2.3	0.2	1.4
300	0.1	1.7	0.0	1.8	0.0	2.0	-0.2	1.3
400	0.1	1.6	0.0	1.7	0.1	1.6	-0.3	1.2
500	0.1	1.6	0.0	1.6	0.1	1.4	-0.1	1.2
700	0.3	1.8	0.4	2.1	1.0	2.2	0.6	1.4
850	0.3	2.5	0.6	2.7	1.5	3.3	0.7	1.8
925	0.9	2.8	0.9	3.1	1.3	3.4	1.1	1.8
1000	-0.1	1.7	0.5	2.7	-	-	1.2	1.8

но для реализаций с приземными температурными инверсиями. Согласно табл. 3 подавляющее количество спутниковых зондирований в зимний

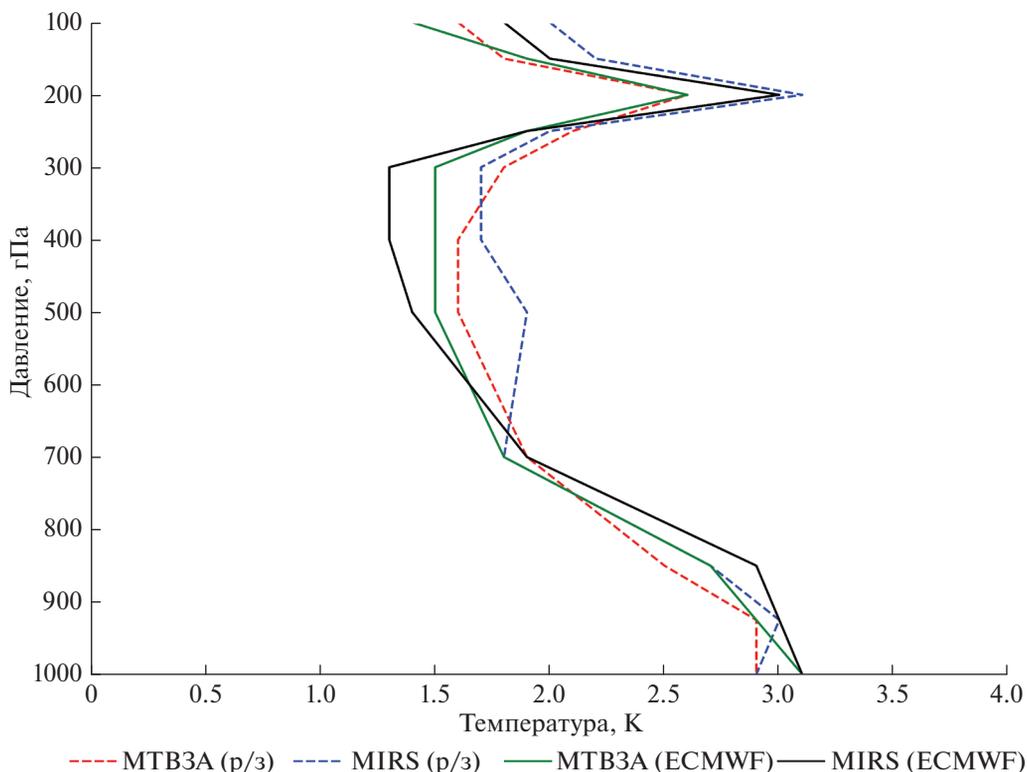
период для Восточно-Европейской равнины относилось к ситуациям с приземными температурными инверсиями, что соответственно сказалось

**Таблица 3.** Погрешности оценивания профилей температуры для летнего и зимнего периодов

Уровень, гПа	Летний период, N = 1175		Зимний период N = 814		С инверсией N = 630	
	ME	RMSE	ME	ME	ME	RMSE
100	-0.7	1.4	-0.8	1.6	-0.8	1.6
150	-0.1	1.9	-0.7	1.6	-0.8	1.8
200	0.1	2.9	-0.2	2.4	-0.4	2.5
250	0.0	1.9	-0.1	2.1	-0.3	2.0
300	-0.1	1.7	0.0	1.9	-0.3	1.8
400	-0.1	1.5	-0.3	2.1	-0.1	1.6
500	-0.1	1.4	-0.4	1.7	0.2	1.5
700	0.0	1.7	-0.2	2.0	-0.6	2.0
850	-0.1	2.2	-0.2	2.6	-1.2	2.3
925	0.4	2.5	-0.2	2.8	0.1	1.6
1000	0.0	1.4	-1.4	3.0	0.5	1.8



**Рис. 1.** Глобальное поле температуры на изобарическом уровне 700 гПа (2021.04.26): а – по данным МТВЗА-ГЯ (сточный композит, восходящие витки); б – ECMWF (реанализ, 06 UTC).



**Рис. 2.** Вертикальное распределение среднеквадратических ошибок оценивания температуры по данным МТВЗА-ГЯ ( $N = 11365$ ) и данным АТМС ( $N = 7729$ ). Обозначения: (МТВЗА(р/з) – сравнение оценок по данным МТВЗА-ГЯ с данными р/з; МИРС(р/з) – сравнение оценок по данным АТМС с данными р/з; МТВЗА(ЕСМWF) – сравнение оценок по данным МТВЗА-ГЯ с данными ЕСМWF; МИРС(ЕСМWF) – сравнение оценок по данным АТМС с данными ЕСМWF).

**Таблица 4.** Погрешности оценивания профилей  $q(p)$

Уровень, гПа	ЕСМWF						Радиозондирование					
	общее количество $N = 16069$		чистое небо $N = 11365$		облачность $N = 4704$		общее количество $N = 16069$		чистое небо $N = 11365$		облачность $N = 4704$	
	ME	RMSE	ME	RMSE	ME	RMSE	ME	RMSE	ME	RMSE	ME	RMSE
10	-0.1	0.7	-0.1	0.5	-0.1	1.2						
20	-0.0	0.8	-0.0	0.5	0.0	1.7						
30	0.2	0.8	0.1	0.4	0.4	1.7						
50	-0.1	0.9	-0.0	0.6	-0.1	1.7						
70	0.7	2.8	0.7	3.0	0.7	1.8						
100	0.5	3.5	0.4	3.6	1.0	3.0	2.0	13.1	0.6	12.6	8.0	15.2
150	-0.6	5.8	-0.7	6.1	-0.2	3.9	6.3	16.8	4.2	15.4	14.9	21.9
200	1.2	15.2	1.1	15.2	1.8	15.3	-5.6	22.6	-7.6	21.7	2.7	25.9
250	1.3	17.9	0.9	17.5	3.0	19.1	-22.9	33.3	-23.9	32.9	-19.0	34.8
300	0.3	17.7	-0.1	17.5	1.7	18.4	-25.4	33.0	-24.7	31.9	-28.5	37.1
400	2.0	18.6	2.0	18.4	2.1	19.5	-13.2	23.8	-11.1	22.4	-21.8	29.3
500	4.0	18.3	4.0	18.1	3.9	19.0	-4.1	20.6	-2.4	20.2	-11.2	22.5
700	0.1	18.0	-0.2	17.8	1.5	19.0	-1.1	20.9	-0.6	20.8	-3.1	21.1
850	-0.8	16.1	-0.7	15.9	-1.2	17.0	-1.6	18.3	-1.4	18.2	-2.1	18.9
925	-2.0	15.2	-2.0	15.2	-2.2	15.2	-3.4	17.3	-3.2	17.1	-4.2	18.0
1000	-0.3	13.1	-0.4	13.3	0.2	12.7	-1.8	15.8	-1.9	16.0	-1.2	15.3

**Таблица 5.** Погрешности оценивания профилей  $q(p)$  для разных типов подстилающей поверхности (%)

Уровень, гПа	Радиозондирование						ECMWF	
	суша $N = 8543$		прибрежные зоны $N = 2575$		горы $N = 565$		вода $N = 30000$	
	ME	RMSE	ME	RMSE	ME	RMSE	ME	RMSE
10							0.0	0.2
20							0.0	0.2
30							0.0	0.1
50							0.8	1.1
70							4.4	7.5
100	3.7	9.9	0.2	11.1	-10.5	17.3	9.6	15.3
150	9.4	15.9	2.4	14.0	-7.2	13.9	12.7	17.9
200	-5.2	22.5	-7.9	21.4	-7.9	15.9	14.0	18.8
250	25.7	35.3	-21.9	31.1	-15.6	22.9	13.7	18.3
300	27.2	34.4	-23.5	30.9	-14.2	22.2	13.3	18.0
400	12.8	22.9	-11.1	22.3	-5.6	17.8	12.3	17.2
500	-3.3	19.9	-2.6	20.2	-0.4	19.0	11.5	16.0
700	-1.5	21.2	-0.9	20.6	0.7	18.3	10.9	14.6
850	-1.7	17.8	-0.6	18.7	-6.3	15.7	11.8	15.8
925	-4.5	16.4	-2.2	17.2	-5.4	14.9	7.3	10.5
1000	-0.6	14.9	-2.6	16.3	-	-	5.7	7.4

на статистике сравнений: ошибки в нижней тропосфере в зимний период больше, чем в летний.

Качественное совпадение глобальных спутниковых зондирований и прогностической продукции иллюстрирует рис. 1, на котором приведены глобальные поля температуры на изобарическом уровне 700 гПа по данным МТВЗА-ГЯ (а) и данным реанализа ECMWF (б) за 26 марта 2021 г.

На рис. 2 представлены вертикальные распределения среднеквадратических ошибок оценивания профилей температуры для безоблачные ситуаций по данным МТВЗА-ГЯ и данным ATMS.

Как видно из рис. 2, ошибки оценивания профилей температуры у поверхности земли по данным МТВЗА-ГЯ и ATMS близки друг к другу. В средней тропосфере ошибки оценок по данным ATMS ниже, чем по данным МТВЗА-ГЯ.

*Вертикальные профили влажности*

Для перехода от дефицита точки росы ( $t_d$ ), измеряемого радиозондом, к относительной влажности ( $q$ , %) использовалась известная формула (Principles of Humidity):

$$q = \frac{E}{E_w} \cdot 100 = 100 \left( \frac{\exp\left(\frac{b(T_a - t_d)}{c + (T_a - t_d)}\right)}{\exp\left(\frac{bT_a}{c + T_a}\right)} \right), \quad (5)$$

где  $E_w$  – давление насыщенного водяного пара, гПа;  $E$  – фактическое давление воздуха, гПа;  $a =$

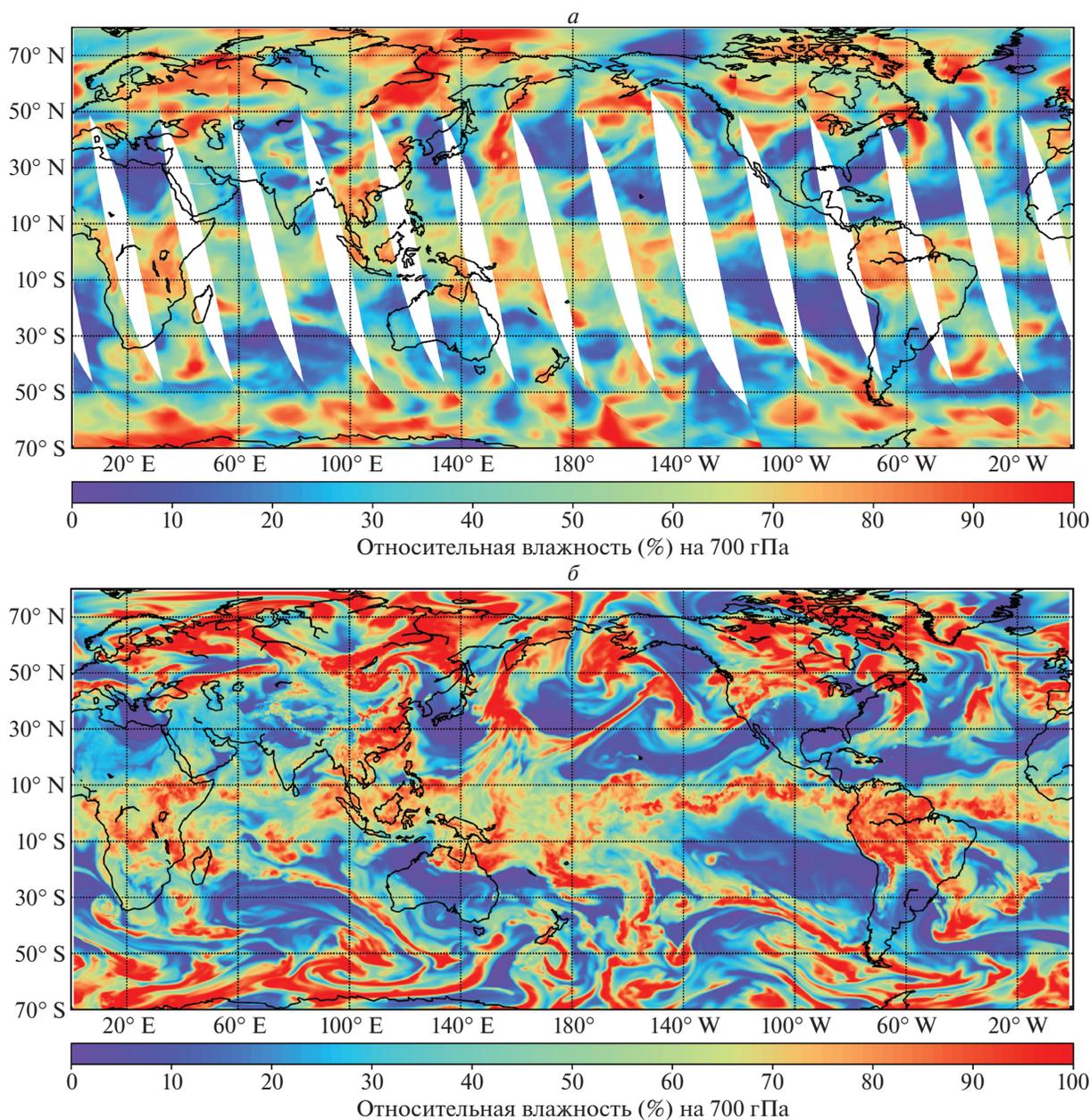
$= 6.112, b = 17.62, c = 243.12; T_a$  – фактическая температура воздуха, °С.

В табл. 4 представлены ошибки оценивания профилей  $q(p)$  при сравнении с ближайшими по времени и месту данными радиозондирования и продуктами ECMWF.

Анализ табл. 4 показывает, что в большей части атмосферного слоя 1000–100 гПа среднеквадратичные погрешности не превышают 20% при сравнении с данными модели ECMWF. Заметных различий между облачными и безоблачными ситуациями не наблюдается. Возрастание среднеквадратичной ошибки относительно данных p/z обусловлено тем, что измерения влажности с помощью радиозондов в верхней тропосфере и нижней стратосфере имеют повышенную погрешность из-за медленной реакции датчиков радиозонда на изменение влажности при низких температурах.

В табл. 5 представлены результаты валидации оценок профилей относительной влажности  $q(p)$  для различных типов подстилающей поверхности (суша, вода, прибрежные зоны и горы) в безоблачных условиях.

Из табл. 5 следует, что ошибки спутниковых зондирований над морской поверхностью при сравнении с продуктами ECMWF практически совпадают с ошибками из табл. 4, за исключением более малых значений у поверхности земли.



**Рис. 3.** Глобальные поля относительной влажности на изобарическом уровне 700 гПа (2021.04.26) (а) МТВЗА-ГЯ (сточный композит, восходящие витки) (б) ECMWF (реанализ, 06 UTC).

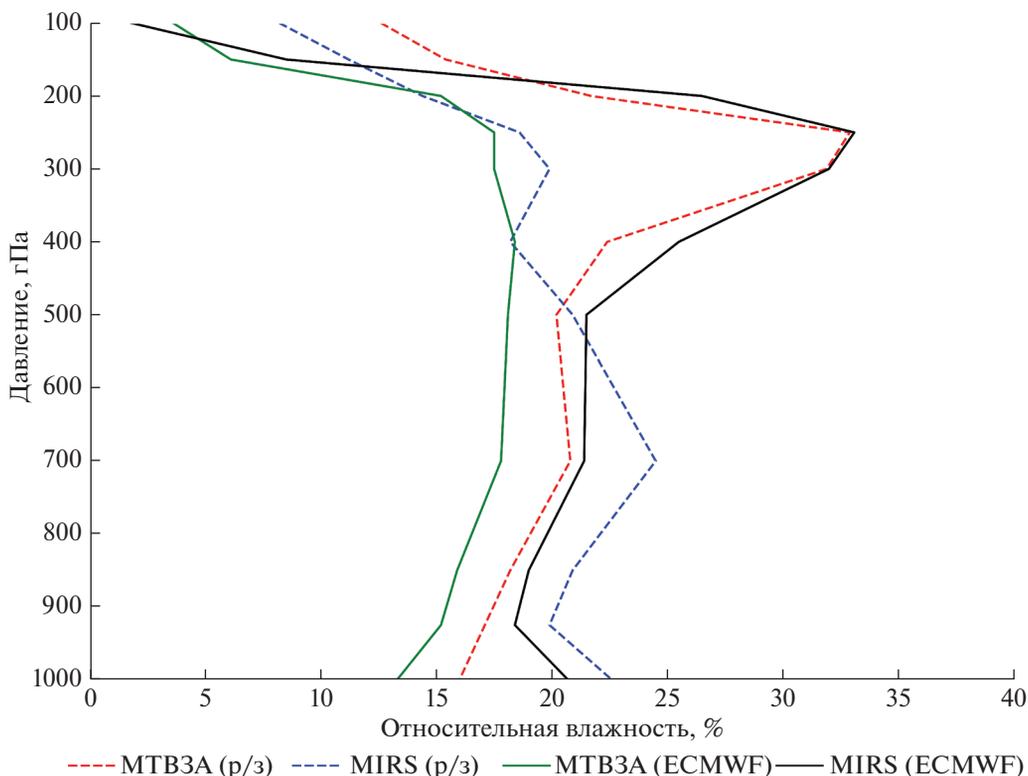
Качественное подобие спутниковых зондирований влажности и прогностической продукции иллюстрирует рис. 3, на котором приведены глобальные поля относительной влажности на изобарическом уровне 700 гПа по данным МТВЗА-ГЯ и данным реанализа ECMWF за 26 марта 2021 г.

На рис. 4 представлено вертикальное распределение среднеквадратических ошибок оценивания профилей  $q(p)$  по данным МТВЗА-ГЯ и данным ATMS (аббревиатура MIRS) в безоблачных ситуациях. Стоит отметить, что комплекс MIRS

рассчитывает отношение смеси водяного пара ( $Q_v$ ). Для перехода к относительной влажности использовалась стандартная формула:

$$q = 100 \left( \frac{Q_v P}{0.622 + Q_v} \right) / \left( \exp \left( \frac{b T_a}{c + T_a} \right) \right). \quad (6)$$

Согласно рис. 4, восстановленные по данным МТВЗА-ГЯ профили  $q(p)$  лучше согласуются с продуктами ECMWF, нежели с данными р/з. Профили  $q(p)$  по данным ATMS, наоборот, лучше согласуются с данными р/з.



**Рис. 4.** Вертикальное распределение среднеквадратических ошибок оценивания профилей  $q(p)$  по данным МТВЗА-ГЯ ( $N = 11365$ ) и данным ATMS ( $N = 7729$ ).

## ЗАКЛЮЧЕНИЕ

Результаты проведенных исследований можно суммировать следующим образом:

1. Разработан оригинальный алгоритм ИНС для восстановления вертикальных профилей температуры и влажности в безоблачной/облачной атмосфере по данным спутникового микроволнового радиометра МТВЗА-ГЯ. Точность зондирования по данным МТВЗА-ГЯ сравнима с точностью зондирования по данным аппаратуры ATMS (которые получены с применением физических алгоритмов).

2. Среднеквадратическая погрешность оценивания профилей температуры в слое атмосферы 1000–100 гПа при сравнении с данными  $p/з$  не превышает 3.0 К у поверхности земли и не больше 2 К в остальном слое. Анализ ошибок для различных типов подстилающей поверхности показал, что наименьшая ошибка наблюдается для суши ( $RMSE = 2.8$  К), а наибольшая — для горной местности ( $RMSE = 3.4$  К). Основным источником ошибок в нижней тропосфере являются приземные температурные инверсии.

3. Максимальная среднеквадратическая погрешность оценивания профилей относительной влажности при сравнении с данными  $p/з$  составляет 37% в районе тропопаузы, а при сравнении с

данными ECMWF не превышает 20% во всем атмосферном слое.

## ИСТОЧНИК ФИНАНСИРОВАНИЯ

Внешнее финансирование отсутствует.

## СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

- Асмус В.В., Загребаяев В.А., Макриденко Л.А., Милехин О.Е., Соловьев В.И., Успенский А.Б., Фролов А.В., Хайлов М.Н. Система полярно-орбитальных метеорологических спутников серии “Метеор-М” // Метеорология и гидрология. 2014. № 6. С. 5–16.
- Барсуков И.А., Болдырев В.В., Гаврилов М.И., Евсеев Г.Е., Егоров А.Н., Ильгасов П.А., Панцов В.Ю., Стрельников Н.И., Стрельцов А.М., Черный И.В., Чернявский Г.М., Яковлев В.В. Спутниковая СВЧ-радиометрия для решения задач дистанционного зондирования Земли // Ракетно-космическое приборостроение и информационные системы. 2021. Т. 8. № 1. С. 11–23.
- Болдырев В.В., Горобец Н.Н., Ильгасов П.А., Никитин О.В., Панцов В.Ю., Прохоров Ю.Н., Стрельников Н.И., Стрельцов А.М., Черный И.В., Чернявский Г.М., Яковлев В.В. Спутниковый микроволновый сканер/зондировщик МТВЗА-ГЯ // Современные проблемы дистанционного зондирования Земли из космоса. 2008. Т. 5. № 1. С. 243–248.
- Гайфулин Д.Р., Цырульников М.Д., Успенский А.Б., Крамчанинова Е.К., Успенский С.А., Свиренко П.И., Горбунов М.Е. Численные эксперименты по использованию

- измерений спутникового микроволнового радиометра МТВЗА-ГЯ в системе усвоения данных Гидрометцентра России // *Метеорология и гидрология*. 2017. № 9. С. 36–47.
- Поляков А.В., Тимофеев Ю.М., Виролайн Я.А. Применение искусственных нейронных сетей в температурно-влажностном зондировании атмосферы // *Изв. РАН. Физика атмосферы и океана*. 2014. Т. 50. № 3. С. 373–380.
- Успенский А.Б., Троценко А.Н., Рублев А.Н. Проблемы и перспективы анализа и использования данных спутниковых ИК зондировщиков высокого спектрального разрешения // *Исслед. Земли из космоса*. 2005. № 5. С. 18–33.
- Успенский А.Б., Асмус В.В., Козлов А.А., Крамчанинова Е.К., Стрельцов А.М., Чернявский Г.М., Черный И.В. Абсолютная калибровка каналов атмосферного зондирования спутникового микроволнового радиометра МТВЗА-ГЯ // *Исслед. Земли из космоса*. 2016. № 5. С. 57–70.
- Цырульников М.Д., Свиренко П.И., Гайфулин Д.Р., Горбунов М.Е., Успенский А.Б. Развитие системы оперативного усвоения данных метеорологических наблюдений в Гидрометцентре России // *Гидрометеорологические исследования и прогнозы*. 2019. № 4. С. 112–126.
- Чернявский Г.М., Митник Л.М., Кулешов В.П., Митник М.Л., Стрельцов А.М., Евсеев Г.Е., Черный И.В. Моделирование яркостной температуры и первые результаты, полученные микроволновым радиометром МТВЗА-ГЯ со спутника “Метеор-М” № 2-2 // *Современные проблемы дистанционного зондирования Земли из космоса*. 2020. Т. 17. № 3. С. 51–65.
- Aires F., Prigent C., Rossow W.B., Rothstein M. et al. A new neural network approach including first guess for retrieval of atmospheric water vapor, cloud liquid water path, surface temperature, and emissivities over land from satellite microwave observations // *J. Geophysical Research: Atmospheres*. 2001. V. 106. № D14. P. 14887–14907.
- Blackwell W.J., Chen F.W. Neural network retrieval of atmospheric temperature and moisture profiles from AIRS/AMSU data in the presence of clouds // *Algorithms and Technologies for Multispectral, Hyperspectral, and Ultraspectral Imagery XII*. – International Society for Optics and Photonics. 2006. V. 6233. P. 62331E.
- Boukabara S.A., Garrett K., Chen W., Iturbide-Sanchez F., Grassotti C., Kongoli C., Chen R., Liu Q., Yan B., Weng F., Ferraro R., Kleespies T.J., Meng H. MiRS: An All-Weather 1DVAR Satellite Data Assimilation & Retrieval System // *IEEE Trans. Geosci. Remote Sens.* 2011. V. 49. № 9. P. 3249–3272.
- Butler C.T., Meredith R.V.Z., Stogryn A.P. Retrieving atmospheric temperature parameters from DMSPP SSM/T-1 data with a neural network // *J. Geophys. Res.* 1996. V. 101. P. 7075–7083.
- Eyre J.R., English S.J., Forsythe M. Assimilation of satellite data in numerical weather prediction. Part I: The early years // *Quarterly J. Royal Meteorological Society*. 2020. V. 146. № 728. P. 1544–1544.
- Gangwar R. K., Mathur A.K., Gohil B.S., Basu Sujit. Neural network based retrieval of atmospheric temperature profile using AMSU-A observations // *International J. Atmospheric Sciences*. 2014. V. 2014. 8 p.
- Gayfulin D., Tsyruльников M., Uspensky A. Post-launch assessment and adaptive correction for atmospheric sounding channels of the satellite microwave radiometer MTVZA-GY // *Pure and Applied Geophysics*. 2018. V. 175. P. 3653–3670.
- Hastie T., Tibshirani R., Friedman J. The elements of statistical learning: data mining, inference, and prediction // *Springer Science & Business Media, NY*. 2009. 764 p.
- Karhou F., Aires F., Prigent C., Eymard L. Potential of Advanced Microwave Sounding Unit-A (AMSU-A) and AMSU-B measurements for temperature and humidity sounding over land // *J. Geophysical Research Atmospheres*. 2005. V. 110. № 7. 16 p.
- Kingma D.P., Ba J.A. A method for stochastic optimization // *arXiv preprint arXiv:1412.6980*. 2014. 15 p.
- Li J., Wolf W.W., Menzel W.P., Zhang W.J., Huang H.L., Achtor T.H. Global sounding of the atmosphere from ATOVS measurement: The algorithm and validation // *J. Appl. Meteorol.* 2000. V. 39. P. 1248–1268.
- Rosenkranz P.W. Retrieval of temperature and moisture profiles from AMSU-A and AMSU-B measurements // *IEEE Trans. Geosci. Remote Sen.* 2001. V. 39. P. 2429–2435.
- Shi L. Retrieval of atmospheric temperature profiles from AMSU-A measurement using a neural network approach // *J. Atmos. Oceanic Technol.* 2001. V. 18. P. 340–347.
- Principles of Humidity – Dalton’s law. [www.epluse.ru/download/sonst/feuchte\\_en.pdf](http://www.epluse.ru/download/sonst/feuchte_en.pdf), 18 p., (online).

## Using of a Neural Network Algorithm for Retrieval Temperature and Humidity Sounding of the Atmosphere from Satellite-Based Microwave Radiometer MTVZA-GY Measurements On-Board Meteor-M No. 2-2

A. A. Filei<sup>1</sup>, A. I. Andreev<sup>1</sup>, and A. B. Uspensky<sup>2</sup>

<sup>1</sup>Far-Eastern Center of State Research Center for Space Hydrometeorology “Planeta”, Khabarovsk, Russia

<sup>2</sup>State Research Center for Space Hydrometeorology “Planeta”, Moscow, Russia

The paper considers the application of the artificial neural network method for remote temperature and humidity profiles sounding of the atmosphere from the data of microwave radiometer MTVZA-GY installed on the Meteor-M satellite No. 2-2. Satellite-based estimates of temperature and humidity profiles were compared with radiosonde data and the output products of the numerical weather prediction models. Compared with the radiosonde data, the root-mean-square error of the temperature profile estimates does not exceed 3.0 K in the near-surface layer and lies within 2 K in the rest of the atmospheric layer of 1000–10 hPa. The maximum root-mean-square error of the humidity profile estimates is about 37% in the tropopause region, when compared with the radiosonde data, and it does not exceed 20% in the entire atmospheric column, when compared with the numerical weather prediction products.

**Keywords:** microwave radiometer MTVZA-GY, temperature and humidity vertical profiles, numerical weather prediction models, radiosonde data, neural networks, machine learning

## REFERENCES

- Aires F., Prigent C., Rossow W.B., Rothstein M. et al. A new neural network approach including first guess for retrieval of atmospheric water vapor, cloud liquid water path, surface temperature, and emissivities over land from satellite microwave observations // *J. Geophysical Research: Atmospheres*. 2001. V. 106. № D14. P. 14887–14907.
- Asmus V.V., Zagrebaev V.A., Milekhin O.E., Solov'ev V.I., Uspenskii A.B., Makridenko L.A., Frolov A.V., Khailov M.N. Meteorological satellites based on Meteor-M polar orbiting platform // *Russian Meteorology and Hydrology*. 2014. V. 39. № 12. P. 787–794.
- Barsukov I.A., Boldyrev V.V., Gavrilov M.I., Evseev G.E., Egorov A.N., Il'gasov P.A., Pancov V.Yu., Strel'nikov N.I., Strel'cov A.M., Chernyj I.V., Chernyavskij G.M., Yakovlev V.V. Sputnikovaya SVCH-radiometriya dlya resheniya zadach distancionnogo zondirovaniya Zemli [Satellite Microwave Radiometry for solving problems of Remote Sensing of the Earth] // *Raketno–kosmicheskoe priborostroenie i informacionnye sistemy*. 2021. V. 8. № 1. P. 11–23. (In Russian)
- Boldyrev V.V., Gorobec N.N., Il'gasov P.A., Nikitin O.V., Pancov V.Yu., Prohorov Yu.N., Strel'nikov N.I., Strel'cov A.M., Chernyj I.V., Chernyavskij G.M., Yakovlev V.V. Sputnikovyy mikrovolnovyy skaner/zondirovshchik MTVZA-GY [Microwave scanning/sounding device MTVZA-GY] // *Sovremennye problemy distancionnogo zondirovaniya Zemli iz kosmosa*. 2008. V. 5. № 1. P. 243–248. (In Russian)
- Boukabara S.A., Garrett K., Chen W., Iturbide-Sanchez F., Grassotti C., Kongoli C., Chen R., Liu Q., Yan B., Weng F., Ferraro R., Kleespies T.J., Meng H. MiRS: An All-Weather 1DVAR Satellite Data Assimilation & Retrieval System // *IEEE Trans. Geosci. Remote Sens.* 2011. V. 49. № 9. P. 3249–3272.
- Blackwell W.J., Chen F.W. Neural network retrieval of atmospheric temperature and moisture profiles from AIRS/AMSU data in the presence of clouds // *Algorithms and Technologies for Multispectral, Hyperspectral, and Ultraspectral Imagery XII*. – International Society for Optics and Photonics. 2006. V. 6233. P. 62331E.
- Butler C.T., Meredith R.V.Z., Stogryn A.P. Retrieving atmospheric temperature parameters from DMSP SSM/T-1 data with a neural network // *J. Geophys. Res.* 1996. V. 101. P. 7075–7083.
- Chernyavskij G.M., Mitnik L.M., Kuleshov V.P., Mitnik M.L., Strel'cov A.M., Evseev G.E., Chernyj I.V. Modelirovanie yarkostnoy temperatury i pervye rezul'taty, poluchennyye mikrovolnovym radiometrom MTVZA-GYA so sputnika "Meteor-M" № 2-2 [Brightness temperature modeling and first results derived from the MTVZA-GY radiometer of the Meteor-M No. 2-2 satellite] // *Sovremennye problemy distancionnogo zondirovaniya Zemli iz kosmosa*. 2020. V. 17. № 3. P. 51–65. (In Russian)
- Cyrul'nikov M.D., Svirenko P.I., Gayfulin D.R., Gorbunov M.E., Uspenskij A.B. Razvitie sistemy operativnogo usvoeniya dannyh meteorologicheskikh nablyudenij v Gidrometcentre Rossii [Development of the data assimilation scheme of the Hydrometcentre of Russia] // *Gidrometeorologicheskie issledovaniya i prognozy*. 2019. № 4. P. 112–126. (In Russian)
- Eyre J.R., English S.J., Forsythe M. Assimilation of satellite data in numerical weather prediction. Part I: The early years // *Quarterly J. Royal Meteorological Society*. 2020. V. 146. № 728. P. 1544–1544.
- Gangwar R.K., Mathur A.K., Gohil B.S., Basu Sujit. Neural network based retrieval of atmospheric temperature profile using AMSU-A observations // *International J. Atmospheric Sciences*. 2014. V. 2014. 8 p.
- Gayfulin D.R., Tsyru'nikov M.D., Svirenko P.I., Gorbunov M.E., Uspenskiy A.B., Kramchaninova E.K., Uspenskiy S.A. The usage of MTVZA-GYA satellite microwave radiometer observations in the data assimilation system of the Hydrometcentre of Russia // *Russian Meteorology and Hydrology*. 2017. V. 42. № 9. P. 564–573.
- Gayfulin D., Tsyru'nikov M., Uspenskiy A. Post-launch assessment and adaptive correction for atmospheric sounding channels of the satellite microwave radiometer MTVZA-GY // *Pure and Applied Geophysics*. 2018. V. 175. P. 3653–3670.
- Hastie T., Tibshirani R., Friedman J. The elements of statistical learning: data mining, inference, and prediction // *Springer Science & Business Media*. N.-Y., 2009. 764 p.
- Karhou F., Aires F., Prigent C., Eymard L. Potential of Advanced Microwave Sounding Unit-A (AMSU-A) and AMSU-B measurements for temperature and humidity sounding over land // *J. Geophysical Research Atmospheres*. 2005. V. 110. № 7. 16 p.
- Kingma D.P., Ba J.A. A method for stochastic optimization // *arXiv preprint arXiv:1412.6980*. 2014. 15 p.
- Li J., Wolf W.W., Menzel W.P., Zhang W.J., Huang H.L., Achtor T.H. Global sounding of the atmosphere from ATOVS measurement: The algorithm and validation // *J. Appl. Meteorol.* 2000. V. 39. P. 1248–1268.
- Polyakov A.V., Timofeev Y.M., Virolainen Y.A. Using artificial neural networks in the temperature and humidity sounding of the atmosphere // *Izvestiya. Atmospheric and oceanic physics*. 2014. V. 5. № 3. P. 330–336.
- Rosenkranz P.W. Retrieval of temperature and moisture profiles from AMSU–A and AMSU–B measurements // *IEEE Trans. Geosci. Remote Sen.* 2001. V. 39. P. 2429–2435.
- Shi L. Retrieval of atmospheric temperature profiles from AMSU–A measurement using a neural network approach // *J. Atmos. Oceanic Technol.* 2001. V. 18. P. 340–347.
- Principles of Humidity – Dalton's law. [www.epluse.su/download/sonst/feuchte\\_en.pdf](http://www.epluse.su/download/sonst/feuchte_en.pdf), 18 p. (online)
- Uspenskij A.B., Asmus V.V., Kozlov A.A., Kramchaninova E.K., Strel'cov A.M., Chernyavskij G.M., Chernyj I.V. Absolyutnaya kalibrovka kanalov atmosfernogo zondirovaniya sputnikovogo mikrovolnovogo radiometra MTVZA-GYA [Absolute Calibration of Microwave Radiometer MTVZA-GY Atmospheric Sounding Channels] // *Issledovanie Zemli iz kosmosa*. 2016. № 5. P. 57–70. (In Russian)