

DOI: <https://doi.org/10.37162/2618-9631-2026-2-23-37>

УДК 551.57

Определение водозапаса облаков над водной поверхностью по данным спутникового микроволнового радиометра МТВЗА-ГЯ

А.О. Масляшова, А.Б. Успенский

*Научно-исследовательский центр космической гидрометеорологии
«Планета», г. Москва, Россия
abusp@mail.ru*

Рассмотрены нейросетевые алгоритмы, предназначенные для определения водозапаса облаков над водной поверхностью по данным измерений микроволнового радиометра МТВЗА-ГЯ, установленного на метеоспутнике МЕТЕОР-М № 2-4. Для получения оценок водозапаса в терминах LWP (liquid water path) разработана сверточная нейросеть CNN с архитектурой энкодер-декодер, входными данными для которой являются антенные температуры, измеренные в 10 каналах МТВЗА-ГЯ. Обучение CNN выполнено на выборке 2723000 пар, совмещенных по пространству и времени антенных температур и величин водозапаса облаков LWP по данным реанализа ERA5, отобранных за отдельные дни из разных сезонов 2024–2025 гг. для акваторий Тихого и Атлантического океанов, за исключением данных в акваториях полярных широт.

Верификация оценок LWP проводилась сравнением с ближайшими по месту и времени «эталонными» величинами LWP из реанализа ERA5 и оценками LWP по данным микроволнового радиометра AMSR2 японского спутника GCOM-W1. Величины среднеквадратичного отклонения, рассчитанные для различных акваторий Атлантического и Тихого океанов в широтной зоне +/- 60 град. за 30 июня 2025 г. меняются в диапазонах 0,05–0,075 кг/м² в зависимости от области и сроков зондирования. Визуальное сравнение полей оценок LWP, построенных по данным радиометров МТВЗА-ГЯ и AMSR2, показало неплохое совпадение зон высоких и низких значений обеих оценок. Полученные результаты подтверждают работоспособность предложенной методики анализа данных МТВЗА-ГЯ и достижение удовлетворительного качества восстановленных полей водозапаса облаков.

Ключевые слова: микроволновый радиометр МТВЗА-ГЯ, водозапас облаков, сверточная нейросеть CNN, реанализ ERA5, верификация

Cloud liquid water path over the global ocean derived from MTVZA-GYa satellite-based microwave radiometer

A.O. Maslyashova, A.B. Uspensky

*Scientific-research center for space hydrometeorology «Planeta», Moscow, Russia
abusp@mail.ru*

The purpose of the present study is to describe a new algorithm based on a neural network approach (Convolutional Neural Network with encoder-decoder architecture, CNN) for cloud liquid water path (LWP) estimation over the global ocean from MTVZA-GYa satellite-based microwave radiometer observations. The input data for the network are the

antenna temperatures measured in 10 MTVZA-GYa channels. The CNN was trained on a sample of 2 723 000 spatiotemporally collocated pairs of antenna temperatures and reference cloud LWP values from the ERA5 reanalysis. The data were selected for individual days across different seasons of 2024–2025 over the Pacific and Atlantic oceans, excluding polar areas.

Verification of the retrieved LWP was performed against the spatiotemporally nearest “reference” LWP values from the ERA5 reanalysis and with LWP estimates from the AMSR2 microwave radiometer onboard the Japanese GCOM-W1 satellite. The root-mean-square deviation values calculated for various areas of the Atlantic and Pacific oceans within the latitude zone of $\pm 60^\circ$ for June 30, 2025 range from 0.05 to 0.075 kg/m² depending on the region and observation time. A visual comparison of the LWP fields retrieved from the MTVZA-GYa and AMSR2 data showed a good agreement in the patterns of high and low values for both kinds of estimates. The verification confirmed the operational capability of the proposed method for analyzing MTVZA-GYa data and demonstrated a satisfactory quality of the retrieved cloud LWP fields.

Keywords: MTVZA-GYa microwave radiometer, cloud liquid water path, Convolutional Neural Network, ERA5 reanalysis, verification

Введение

Облачный покров – один из главных факторов, формирующих погоду и климат Земли, поскольку от изменения его микро- и макрофизических параметров во многом зависят радиационный, тепловой и водный балансы системы «атмосфера – подстилающая поверхность». Этим объясняется необходимость мониторинга параметров облачного покрова глобального или регионального покрытия, включая такой макрофизический параметр, как водозапас облаков, представляющий общую массу сконденсированной воды (водных капель и кристаллов льда) в столбе облачного воздуха единичного сечения [5]. Для количественной оценки водозапаса (в терминах массы жидко-капельной воды LWP – Liquid Water Path) вследствие практического отсутствия сети инструментальных наблюдений обычно используют методы дистанционного зондирования с наземных или с космических платформ.

Усвоение в моделях численного прогноза погоды спутниковой информации о распределении в атмосфере гидрометеоров (водозапас облаков LWP, осадки) из-за влияния на радиационные свойства облаков и на формирование осадков повышает качество краткосрочных прогнозов температуры, влажности, ветра (особенно в слое 300–150 гПа) и осадков [11, 15, 22]. Поля оценок водозапаса облаков глобального покрытия входят в состав выходной продукции известной прогностической системы GFS NCEP [<https://gdex.ucar.edu/datasets/d084001/#>].

К настоящему времени известны два метода определения LWP по спутниковым данным. В первом методе используют измерения спутниковых многоканальных радиометров в каналах видимого и БИК диапазонов спектра [4, 8, 9, 17, 23, 24]. Второй метод основан на анализе измерений спутниковых микроволновых (МКВ) радиометров в сканерных каналах диапазона 18–90 ГГц и каналах влажностного зондирования. В отличие

от первого метода, работающего только в светлое время суток, преимуществом второго метода является чувствительность регистрируемого МКВ-излучения к вариациям водозапаса облаков независимо от времени суток и возможность контролировать суточные изменения LWP. Кроме того, указанные данные слабо чувствительны к наличию кристаллов льда в облаке и распределению по размерам жидких частиц (капель) облака [14]. Недостаток метода – трудность идентификации в спутниковых оценках LWP (без привлечения дополнительной информации об осадках) компонент, относящихся к недождящим облакам или осадкам. Кроме того, получение оценок LWP по данным спутниковых МКВ-радиометров затруднено при зондировании над сушей и морским льдом из-за необходимости адекватного задания излучательной способности (коэффициента излучения) поверхности в пункте зондирования [10].

За последнее тридцатилетие за рубежом и в нашей стране эксплуатировались более 10 типов спутниковых МКВ-радиометров (сканеров и сканеров-зондировщиков), в том числе отечественный МКВ-радиометр МТВЗА-ГЯ на борту полярно-орбитальных метеоспутников серии МЕТЕОР-М [<https://www.wmo-sat.info/oscar/instruments>]. Для обработки спутниковых данных и получения оценок LWP были предложены статистические и физико-статистические алгоритмы [1–3, 9, 12–14, 21, 25]. Примером статистического подхода является регрессионный алгоритм построения оценок LWP компании Remote Sensing Systems из [<https://remss.com/measurements/cloud-liquid-water-content/>], который был адаптирован к данным семи зарубежных МКВ-радиометров и использован для формирования многолетнего глобального климатического архива MAC-LWP, содержащего среднемесячные оценки LWP на регулярной сетке [14].

К другим статистическим методам стоит отнести алгоритмы искусственных нейронных сетей, см., например, [1, 2, 20]. Алгоритм искусственных нейронных сетей в [1] был впервые применен к моделированным данным измерений спутникового МКВ-радиометра МТВЗА для получения оценок LWP. На начальном этапе массовое применение подобных алгоритмов сдерживалось отсутствием репрезентативных баз данных со значениями LWP глобального покрытия, поскольку искомые значения этого параметра определялись расчетным путем по данным редкой сети радиозондирований и визуальных наблюдений облачного покрова (для учета морфологии облачности). Ситуация заметно улучшилась в связи с накоплением архивов спутниковых оценок LWP достаточно хорошего качества и подготовкой реанализов ERA5 [18], содержащих, среди прочего, глобальные ежечасные поля оценок LWP на регулярной сетке.

В статье на основе численных экспериментов с различными вариантами нейросетевых алгоритмов дистанционного определения водозапаса облаков LWP над водной поверхностью по данным спутникового МКВ-радиометра МТВЗА-ГЯ в качестве основного алгоритма выбрана свёрточная нейронная сеть CNN (Convolutional Neural Network) архитектуры энкодер-

декодер. Верификация спутниковых оценок LWP проводилась сравнением с ближайшими по месту и времени референсными величинами из реанализа ERA5 и оценками LWP по данным микроволнового радиометра AMSR2 японского спутника GCOM-W1 [<https://www.wmo-sat.info/oscar/instruments>]. Обсуждаются результаты верификации и источники систематических и случайных ошибок получаемых оценок LWP.

Данные и методы исследований

Используемые данные. Микроволновый радиометр МТВЗА-ГЯ (модуль температурного и влажностного зондирования атмосферы) с функциями сканера и атмосферного зондирующего устанавливается на космических аппаратах (КА) серии МЕТЕОР-М, включая КА МЕТЕОР-М № 2-4 (запуск в феврале 2024 г.). Радиометрические каналы сканера МТВЗА-ГЯ имеют рабочие частоты 10,6; 18,7; 23,8; 31,5; 36,5; 42,0; 48,0 и 91,65 ГГц с вертикальной и горизонтальной поляризацией, а также каналы в линиях поглощения кислорода 52–57 ГГц (температурное зондирование) и водяного пара 165,0; 183,31 ГГц (влажностное зондирование). Полоса обзора прибора составляет 1500 км, пространственное разрешение – от 16 до 198 км в зависимости от радиометрического канала. Бортовая (внутренняя) калибровка радиометрических каналов МТВЗА-ГЯ проводится на каждом скане вне зоны рабочего сектора для определения шкалы антенных температур (T_a), причем вследствие различных мешающих факторов значения T_a отличаются от значений яркостных температур (T_y) излучающего объекта. Для перехода к шкале T_y требуется проведение внешней калибровки каналов МТВЗА-ГЯ [7].

Описание метода. В ходе численных экспериментов по тематической обработке данных МТВЗА-ГЯ были апробированы следующие нейросетевые алгоритмы, а также алгоритм машинного обучения:

1) полносвязная нейронная сеть прямого распространения типа MLP, настроенная на построение регрессионных оценок. Тестировались конфигурации сети с различным количеством скрытых слоев и нейронов, однако устойчивого результата данный алгоритм не показал;

2) градиентный бустинг (алгоритм машинного обучения), основная идея которого – последовательное построение множества промежуточных моделей (чаще всего неглубоких деревьев решений), где каждая следующая модель пытается исправить ошибки предыдущих. Результаты модели на основе градиентного бустинга показывали наихудшую точность оценки LWP по сравнению с другими алгоритмами;

3) сверточная нейронная сеть (CNN) архитектуры энкодер-декодер, применение которой показало наилучшую точность оценивания LWP. Поэтому в качестве основного алгоритма выбрана сеть CNN.

Входными данными (предикторами-признаками) для алгоритма сверточной нейронной сети CNN являются антенные температуры T_a , а целевым параметром – оценка LWP. Использование T_a вместо T_y позволяет

избежать влияния погрешностей, вносимых процедурой внешней калибровки, и объясняется стабильным функционированием бортовой радиометрической калибровки всех летных образцов аппаратуры МТВЗА-ГЯ. В качестве предикторов был выбран вектор антенных температур T_a , измеренных в сканерных каналах МТВЗА-ГЯ на вертикальной (V) и горизонтальной (H) поляризациях с частотами (18 V, H; 23,8 V, H; 36,5 V, H; 91,65 V ГГц) и в трех вертикально поляризованных каналах влажностного зондировщика с частотами (165,0 V; $183,31 \pm 3,0$ V; $183,31 \pm 7,0$ V ГГц). Выбор в качестве информативных предикторов измерений в сканерных каналах, чувствительных к вариациям LWP, учитывает зарубежный опыт и сделан с учетом физики процесса переноса МКВ-излучения в облачной атмосфере [25].

В качестве эталонных использовались данные реанализа ERA5 [18] Европейского центра среднесрочных прогнозов погоды (ECMWF) с шагом сетки 0,25 градусов. Несмотря на высокую цитируемость и многократное использование этих данных в различных исследованиях, следует помнить о возможных ошибках реанализа ERA5 при задании величин LWP, которые могут ухудшить точность спутниковых оценок. Например, данные реанализа ERA5 при сравнении с оценками LWP по данным радиометра-имаджера АИ с КА Himawari завышены над сушей и занижены над океаном в условиях тёплой облачности [26].

Выборка для обучения нейронной сети CNN была подготовлена с учетом следующих условий:

- более 65 % данных МТВЗА-ГЯ с одного полувитка покрывают акватории океанов, причем имеются участки с большими эталонными величинами LWP из реанализа (около $0,4 \text{ кг/м}^2$);

- данные реанализа и данные МТВЗА-ГЯ различаются по времени не более, чем на ± 20 минут;

- спутниковые данные не содержат фрагментов с грубыми ошибками и пропусками. В результате сформирована обучающая выборка, которая содержит данные за несколько дней разных сезонов 2024–2025 гг. и включает 2723000 пар (измерения МТВЗА-ГЯ, значения LWP из реанализа), совмещенных по пространству и времени. Входные данные сформированы в 3-мерную матрицу размером $[N \cdot M \cdot n]$, где N – число строк (широта); M – число столбцов (долгота); n – число каналов. Целевую переменную (LWP) представляет двумерная матрица размером $[N \cdot M]$.

Сверточная нейронная сеть CNN, настроенная на задачу попиксельного оценивания LWP, ищет локальные шаблоны в многоканальных данных [16]. Вместо отдельных весов для каждого пикселя используются фильтры (ядра свёртки), которые скользят по изображению и обнаруживают повторяющиеся признаки. Задача требует локальной детализации и учета общей структуры поля, поэтому используется архитектура «энкодер-декодер». Энкодер «сжимает» локальную информацию в абстрактный код,

декодер использует этот код для точного восстановления пространственной картины. Обобщенная структура алгоритма CNN представлена на рис. 1.

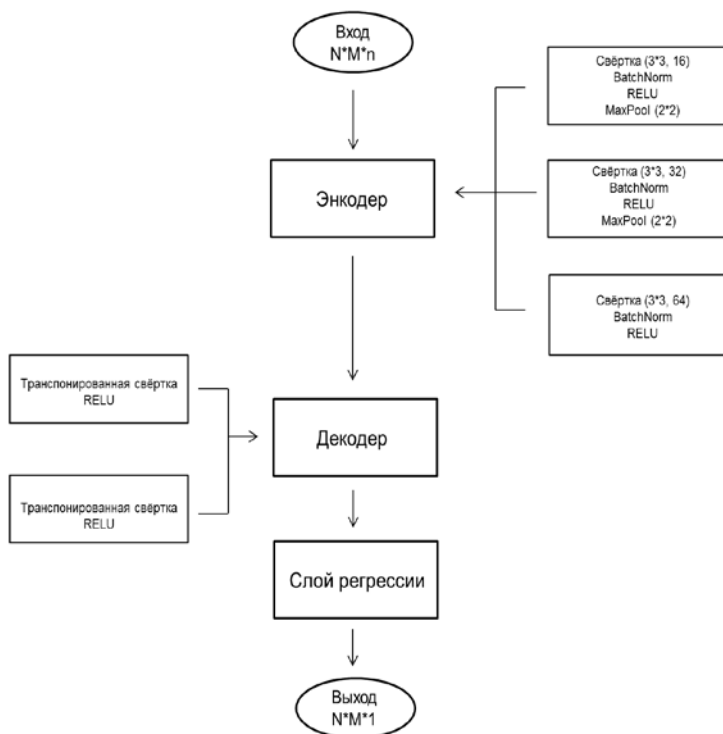


Рис. 1. Структура алгоритма CNN.

Fig. 1. The structure of the CNN algorithm.

На вход подаются фрагменты размером $32 \times 32 \times n$. Архитектура включает две основные составные части: энкодер и декодер. Энкодер последовательно извлекает и сжимает локальную информацию в более абстрактное представление. Энкодер состоит из нескольких блоков, каждый из которых выполняет следующие операции:

1. Свертка 3 на три пикселя с разным количеством фильтров, извлекает локальные признаки (границы, текстуры, комбинации каналов).

2. Batch Normalization (батч-нормализация), нормализует входные данные каждого слоя нейронов, ускоряет и стабилизирует обучение.

3. ReLU (функция активации), вводит нелинейность, даёт способность сети моделировать сложные функции при сохранении вычислительной простоты.

4. Max-pooling (слой пулинга), уменьшает размерность карты шаблонов (признаков), агрегирует контекст и сокращает объем вычислений.

5. Увеличение числа фильтров в каждом блоке ($16 \rightarrow 32 \rightarrow 64$) даёт возможность кодировать более сложные и разнообразные признаки.

Декодер выполняет обратную задачу: поэтапное повышение пространственного разрешения с использованием транспонированных свёрток. На каждом этапе декодер сочетает контекстную информацию из кода с локальными признаками, чтобы восстановить значение LWP в каждом пикселе. В заключении применяется точечная свёртка 1×1 – это линейное преобразование (скалярное произведение тензора на вектор), которое в каждом пункте зондирования вычисляет линейную комбинацию входных многоканальных данных и таким образом восстанавливает одну скалярную величину – оценку LWP для конкретного пикселя. Функция потерь определена как сумма среднеквадратичных ошибок между оценками и истинными значениями LWP в каждом пикселе области зондирования. Используется алгоритм оптимизации Adam (Adaptive Moment Estimation).

Описание экспериментов с различными наборами предикторов. В первом эксперименте входные данные (предикторы) включают антенные температуры T_a , измеренные в каналах 18,7 В; 23,8 В; 91,5 В; 165 В; $183,31 \pm 3,0$ В; $183,31 \pm 7,0$ В ГГц; 18,7 Н; 23,8 Н ГГц; а также разности измерений в каналах (36,7 В – 36,7 Н) ГГц. Общая конфигурация CNN соответствовала рис. 1. Скорость обучения – гиперпараметр, определяющий размер шага, с которым оптимизатор корректирует веса сети при каждой итерации – составляла $3e-4$.

После обучения сети для дальнейшего усовершенствования алгоритма был выполнен тест Permutation feature importance (вычисление важности признаков). Цель теста – определить, насколько ухудшится качество определения LWP, если случайным образом перемешаны значения одного входного признака-предиктора (измерения МТВЗА-ГЯ в одном канале), а все остальные предикторы остаются неизменными. Идентификация наиболее важных для восстановления LWP предикторов – разности измерений в каналах (36,7 В – 36,7 Н) ГГц, а также измерений в каналах 18,7 В ГГц и $183,31 \pm 7,0$ В ГГц (рис. 2б) – согласуется с результатами исследований [1, 25].

Именно, водозапас облаков можно оценить с помощью пассивных МКВ-измерений благодаря сильной спектральной и поляризационной зависимости от поглощения жидкой водой в облаке сигналов и поляризационных разностей сигналов в каналах с частотами 18 и 37 ГГц. Результаты тестирования показали, что данные в канале 18,7 Н ГГц ухудшают точность оценивания LWP. Это, возможно, связано с погрешностями географической привязки данных МТВЗА-ГЯ (ошибки в отдельных случаях могут достигать одного и более пикселей [6]), влияющими на процедуру отбора данных «точка в точку» при формировании обучающей выборки.

Во втором эксперименте в качестве входных данных использованы антенные температуры T_a , измеренные в каналах (23,8 В; 91,5 В; 165 В; $183,31 \pm 3,0$ В; $183,31 \pm 7,0$ В) ГГц; 18,7 Н ГГц, а также разности измерений в каналах (18,7 В – 18,7 Н) ГГц, (36,7 В – 36,7 Н) ГГц. При этом была

снижена скорость обучения до $3e-5$. Наибольший вклад в повышение качества оценивания внесли разности измерений в каналах ($18,7 V - 18,7 H$) ГГц и ($36,7 V - 36,7 H$) ГГц (см. рис. 2а). Измерения в каналах $183,31 \pm 3,0 V$ ГГц и $183,31 \pm 7,0 V$ ГГц понизили свою значимость.

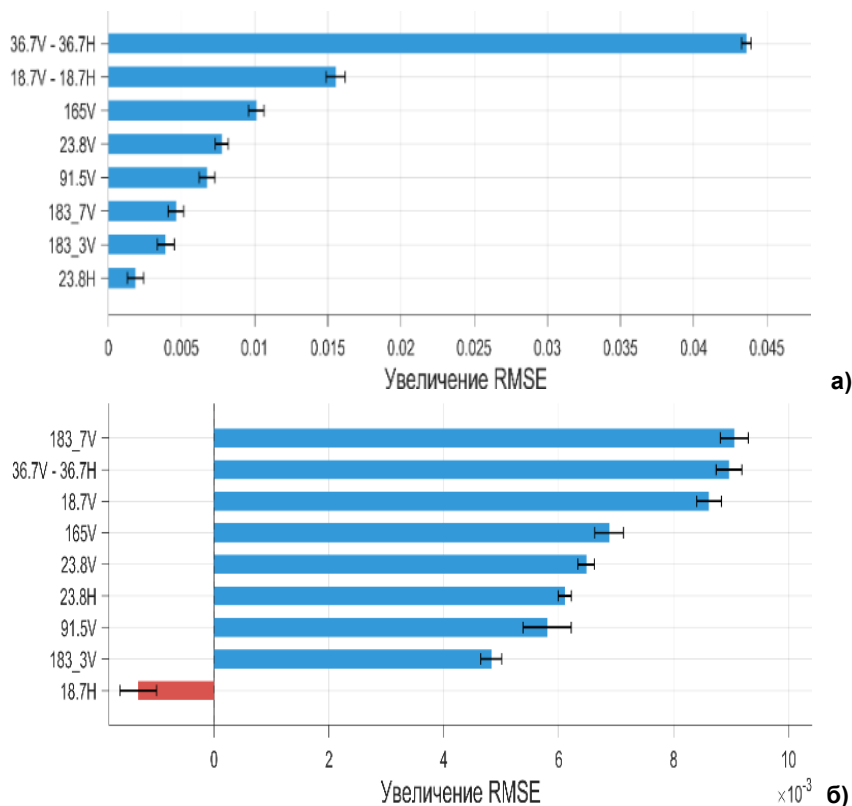


Рис. 2. Вклад в повышение точности оценок LWP– уменьшение среднеквадратичного отклонения RMSE: первый эксперимент (а); второй эксперимент (б).

Fig. 2. Contribution to improving the accuracy of LWP estimates by reducing the Root Mean Square Error (RMSE): Experiment One (a); Experiment Two (б).

Обсуждение результатов

После обучения нейросети CNN проведена верификация оценок LWP на зависимой выборке (20 % исходного набора данных). В качестве метрик качества при сравнении спутниковых оценок с эталоном используются среднеквадратичное отклонение (RMSE) и коэффициент детерминации R^2 . Статистика сравнений для первого эксперимента следующая: $RMSE = 0,0445 \text{ кг/м}^2$, $R^2 = 0,74$. Для второго эксперимента $RMSE = 0,0447 \text{ кг/м}^2$, $R^2 = 0,78$, то есть на материале зависимой выборки значимого повышения качества оценок не наблюдается.

Переход к верификации оценок LWP на материале независимой выборки выполнялся начиная с визуального (качественного) анализа на примере обработки данных МТВЗА-ГЯ с одного витка за 11.40 ч ВСВ 30.06.2025, Как показал последующий анализ, подобные особенности полей спутниковых оценок наблюдаются и на данных за другие дни и для других акваторий. При сравнении полей оценок LWP (по данным первого и второго экспериментов) с полем ERA5 (рис 3а–в), можно отметить подобие их структуры. Успешно восстановлены участки с высокими значениями LWP ($> 0,4 \text{ кг/м}^2$) в районе 45° ю. ш. и у берегов Канады. Поля реанализа и результатов второго эксперимента имеют больше сходства, чем результаты первого эксперимента. Также видно, что алгоритм CNN (первый эксперимент) недооценивает экстремально высокие значения (более $0,4 \text{ кг/м}^2$).

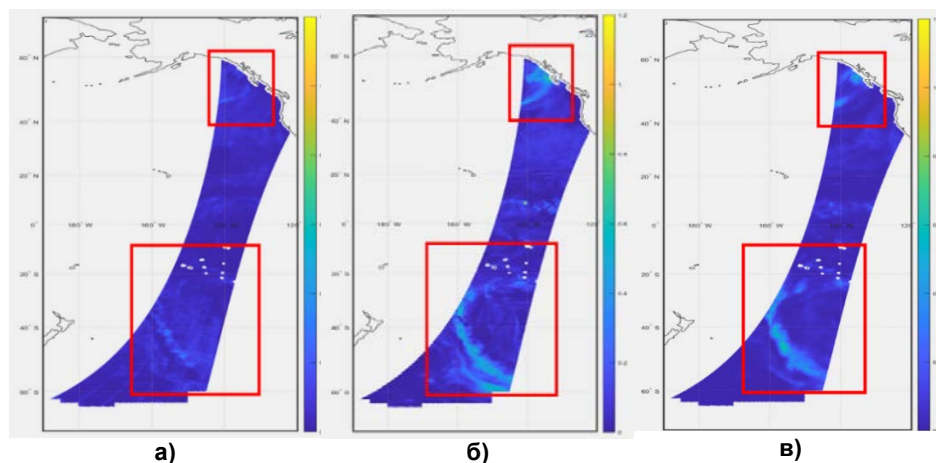


Рис. 3. Сравнение оценок LWP с данными реанализа ERA5 за 30.06.2025 11.40 ч ВСВ: первый эксперимент (а); ERA5 (б); второй эксперимент (в).

Fig. 3. Comparison of LWP estimates with ERA5 reanalysis data for 30 June 2025 at 11:40 UTC: Experiment One (а); ERA5 (б); Experiment Two (в).

Для примера на рис. 4а и 4б приведена статистика сравнений оценок LWP по данным витка за 8.45 ч ВСВ 30.09.2024 и данных ERA5. Объем выборки около 140000. На гистограмме частот ошибок систематических смещений не наблюдается, распределение близко к нормальному. По диаграмме рассеяния видна недооценка высоких значений (более 0.4 кг/м^2) LWP для обоих экспериментов. Во втором эксперименте больше значений ложится на прямую. Отсутствуют отрицательные значения спутниковых оценок, что положительно характеризует алгоритм.

Для второго эксперимента улучшились метрики качества, отмечены снижение RMSE на $0,009 \text{ кг/м}^2$ и увеличение R^2 на $0,09$. Для данных за другие дни, сезоны и акватории также наблюдается улучшение статистических метрик, которое в среднем составило 5–15 % по сравнению с первым

экспериментом. При картировании LWP для Тихого океана за 30 сентября 2024 года средняя по акватории RMSE для первого алгоритма составила $0,061 \text{ кг/м}^2$, а для второго – $0,057 \text{ кг/м}^2$ (см. рис. 5).

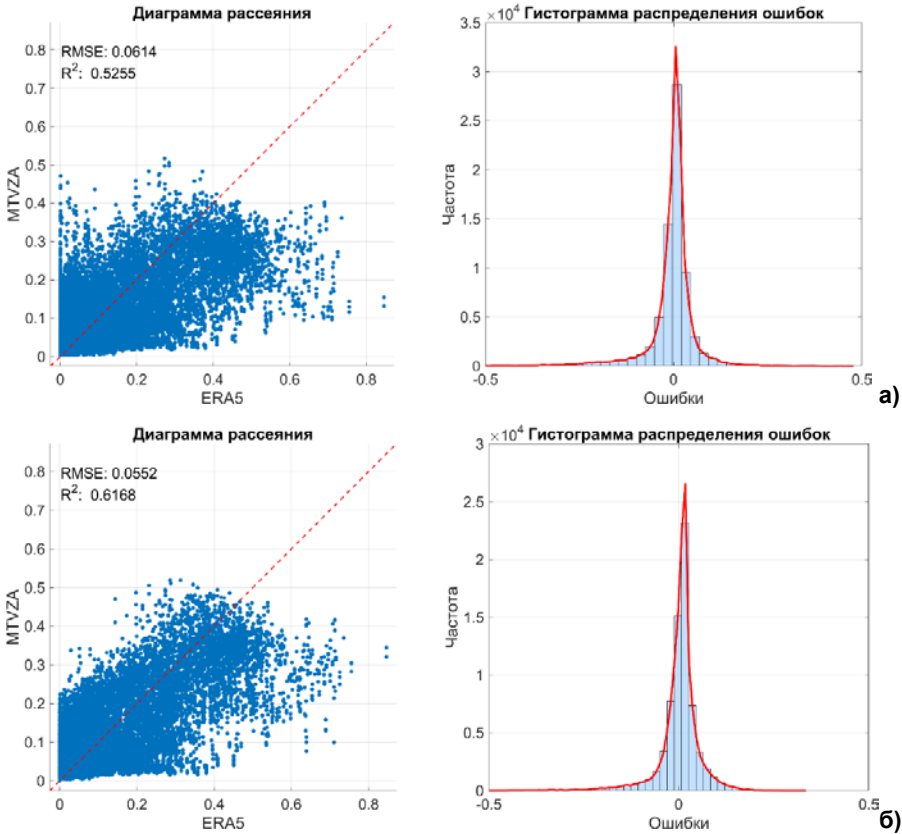


Рис. 4. Статистика сравнений оценок LWP и данных ERA5 по данным витка за 8.45 ч ВСВ 30.09.2024: первый эксперимент (а); второй эксперимент (б).
Fig. 4. Statistics from the comparison of LWP estimates and ERA5 data for the orbital pass at 8:45 UTC on 30 September 2024: Experiment One (a); Experiment Two (б).

На рис. 6 для визуального анализа представлены поля оценок LWP по данным AMSR2 (<https://www.earthdata.nasa.gov/data/instruments/amr2>) и МТВЗА-ГЯ, а также поле общей облачности из реанализа ERA5. Алгоритм восстановления LWP по данным AMSR2 «вырезает» мощную облачность с предполагаемыми зонами осадков, учет которых может увеличить ошибки. В нашем алгоритме такого деления не предусмотрено, поэтому, возможно, отдельные оценки LWP получены в зонах осадков.

Обсудим теперь, следуя [14], возможные источники погрешностей (систематических смещений) в оценках LWP по данным спутниковых МКВ-радиометров, а также способы их коррекции.

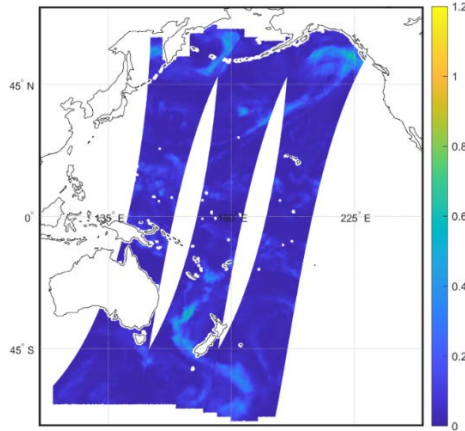


Рис. 5. Поле оценок LWP ($\text{кг}/\text{м}^2$) для акватории Тихого океана за 30 сентября 2024 г.

Fig. 5. Spatial field of LWP estimates (kg/m^2) over the Pacific Ocean for 30 September 2024.

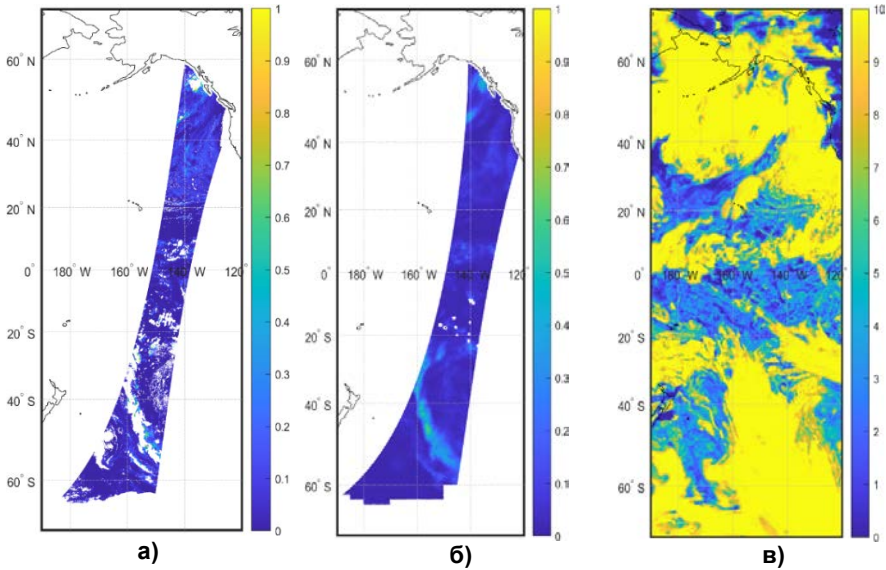


Рис. 6. Поля LWP ($\text{г}/\text{м}^2$) по данным AMSR2 (а); МТВЗА-ГЯ (б) и поля облачности (баллы) по данным ERA5 (в).

Fig. 6. LWP fields (g/m^2) from AMSR2 (a); MTVZA-GYa data (б); total cloud cover from ERA5 data (в).

Как уже отмечалось, самым большим источником систематических смещений является неопределенность оценивания водозаписа, связанная с разделением сигналов (регистрируемого МКВ-излучения), аналогичных для облачной воды и осадков. Оценка LWP может быть завышенной и характеризовать содержание гидрометеоров в атмосфере, то есть общий

водозапас жидкой воды (облачная вода + дождь) в регионах с обильными осадками. Ввиду отсутствия оперативной информации о структуре осадков (распределение по размерам и скорость падения капель, толщина слоя осадков, интенсивность) в [14] предложена эмпирическая формула расчета общего содержания жидкой воды в регионах с осадками TLWP (Total (cloud + rain) Liquid Water Path), в которой к оценке LWP добавляется оценка содержания жидкой воды в осадках RWC, зависящая от толщины слоя осадков и их интенсивности.

Далее выполняется скрининг акваторий океана и применяется пороговый критерий: в оценках LWP ниже порогового значения $0,18 \text{ кг/м}^2$, скорее всего, нет компоненты, связанной с осадками, что позволяет считать ее достоверной [19]; при превышении этого порога вычисляются оценки LWP, RWC, TLWP, и если отношение LWP к TLWP больше $0,8$, то достоверность LWP достаточно высока. При отсутствии данных о TLWP для анализа качества оценок LWP целесообразно привлечь независимые спутниковые данные об осадках – детектирование зон осадков в пунктах зондирования увеличивает неопределенность точностных характеристик искомых оценок LWP, в связи с чем требуется дополнительный анализ.

Еще один тип систематических смещений – ненулевые оценки LWP при ясном небе. Детальный анализ причин смещений и влияющих факторов, выполненный в [14], позволил предложить регрессионную формулу коррекции смещений, зависящую от интегрального влагосодержания атмосферы и скорости приводного ветра. Дистанционное определение этих параметров по данным МТВЗА-ГЯ возможно, но применительно к оценкам LWP коррекция смещений не требуется ввиду их малости.

Заключение

Разработан и протестирован алгоритм, основанный на сверточной нейронной сети CNN для восстановления полей LWP над водной поверхностью по данным измерений микроволнового радиометра МТВЗА-ГЯ с КА «Метеор-М» № 2–4.

Величины RMSE локального и регионального картирования полей LWP по данным МТВЗА-ГЯ с КА «Метеор-М» № 2–4 при сравнении с реанализом ERA5 меняются в диапазоне $0,050\text{--}0,069 \text{ кг/м}^2$ в зависимости от исходного качества данных, набора предикторов, времени суток и территории сканирования.

Верификация показывает, что предложенная методика обеспечивает удовлетворительное качество восстановленных полей LWP с учётом известных источников ошибок, к которым относятся возможные систематические смещения спутниковых оценок в условиях сильных осадков и при ясном небе, собственные погрешности эталонных данных реанализа, а также повышенный уровень радиометрического шума и ошибки географической привязки данных МТВЗА-ГЯ.

В целом результаты подтверждают работоспособность алгоритма и его практическую применимость для дистанционного определения полей LWP по данным измерений микроволнового радиометра МТВЗА-ГЯ.

Список литературы

1. *Заболотских Е.В., Тимофеев Ю.М., Успенский А.Б., Митник Л.М., Бобылев Л.П., Йоханнессен О.М., Черный И.В.* О точности микроволновых спутниковых измерений скорости приводного ветра, влагосодержания атмосферы и водозаписа облаков // Известия РАН. Физика атмосферы и океана. 2002. Т. 5, № 38. С. 592-600.
2. *Заболотских Е.В., Митник Л.М., Бобылев Л.П., Йоханнессен О.М.* Нейронно-сетевые алгоритмы восстановления параметров системы океан – атмосфера по данным микроволнового спутникового зондирования // Современные проблемы дистанционного зондирования Земли из космоса. 2004. Т. 1, № 1. С. 447-458.
3. *Заболотских Е.В.* Современные методы определения интегральных параметров водозаписа атмосферы и водозаписа облаков // Известия РАН. Физика атмосферы и океана. 2017. Т. 53, № 3. С. 335-342.
4. *Косторная А.А.* Определение влагосодержания атмосферы и водозаписа облаков по данным российских метеорологических спутников: Автореф. дис. ... канд. физ.-мат. наук. М., 2021.
5. *Мазин И.П., Хргиан А.Х.* Облака и облачная атмосфера: Справочник. Л.: Гидрометеоздат, 1989. 647 с.
6. *Садовский И.Н., Клитная А.В.* Уточнение параметров антенной системы микроволнового сканера-зондирующего МТВЗА-ГЯ // Современные проблемы дистанционного зондирования Земли из космоса. 2025. Т. 22, № 6. С. 115-124. DOI 10.21046/2070-7401-2025-22-6-115-124
7. *Успенский А.Б., Тимофеев Ю.М., Козлов Д.А., Черный И.В.* Развитие методов и средств дистанционного температурно-влажностного зондирования земной атмосферы // Метеорология и гидрология. 2021. № 12. С. 33-44.
8. *Филей А.А., Шамилова Ю.А.* Определение водозаписа облачности по данным радиометра МСУ-ГС КА Арктика-М № 1 // Исследование Земли из космоса. 2023. № 3. С. 70-80. DOI: 10.31857/S0205961423030028
9. *Bennartz R.P., Watts J.F., Meirink Roebeling R.* Rainwater path in warm clouds derived from combined visible/near-infrared and microwave satellite observations // J. Geophys. Res. 2010. Vol. 115. D19120. DOI: 10.1029/2009JD013679
10. *Bobylev L.P., Zabolotskikh E.V., Mitnik L.M., Mitnik M.L.* Atmospheric water vapor and cloud liquid water retrieval over the Arctic Ocean using satellite passive microwave sensing // IEEE Trans. on Geosci. and Remote Sensing. 2010. Vol. 48, no. 1. P. 283-294.
11. *Chen Y., Wang H., Min J., Huang X., Minnis P., Zhang R., Haggerty J., Palikonda R.* Variational Assimilation of Cloud Liquid/Ice Water Path and Its Impact on NWP // J. Appl. Meteor. Climatol. 2015. Vol. 54. P. 1809-1825. <https://doi.org/10.1175/JAMC-D-14-0243.1>
12. *Deeter M.N., Vivekanandan J.* New dual-frequency microwave technique for retrieving liquid water path over land // J. Geophys. Res. 2006. Vol. 111. D15209. DOI:10.1029/2005JD006784
13. *O'Dell C.W., Wentz F.J., Bennartz R.* Cloud Liquid Water Path from Satellite-Based Passive Microwave Observations: A New Climatology over the Global Oceans // J. Clim. 2008. Vol. 21, no. 8. P. 1721-1739
14. *Elsaesser G.S., O'Dell C.W., Lebsack M.D. et al.* The multisensory advanced climatology of liquid water path (MAC-LWP) // J. Clim. 2017. Vol. 30. P. 10193-10210.
15. *Geer A.J., Baordo F., Bormann N., Chambon P., English S.J., Kazumori M. et al.* The growing impact of satellite observations sensitive to humidity, cloud and precipitation // Quart. J. Roy. Meteor. Soc. 2017. Vol. 143. P. 3189-3206. <https://doi.org/10.1002/qj.3172>
16. *Goodfellow I., Bengio Y., Courville A.* Deep Learning. Cambridge, Mass.: The MIT Press, 2016. 800 p. DOI: 10.1007/s10710-017-9314-z
17. *Greenwald T.J.* A 2 year comparison of AMSR-E and MODIS cloud liquid water path observations // Geophys. Res. Lett. 2009. Vol. 36. L20805. DOI: 10.1029/2009GL040394

18. *Hersbach H. and coauthors.* The ERA5 global reanalysis // *Quart. J. Roy. Meteor. Soc.* 2020. Vol. 146, no. 730. C. 1999-2049.
19. *Hilburn K.A., Wentz F.J.* Intercalibrated passive microwave rain products from the Unified Microwave Ocean Retrieval Algorithm (UMORA) // *J. Appl. Meteor. Climatol.* 2008. Vol. 47. P. 778-794. DOI: 10.1175/2007JAMC1635.1
20. *Jung T., Ruprecht E.* Determination of Cloud Liquid Water Path over the Oceans from Special Sensor Microwave/Imager (SSM/I) Data Using Neural Networks // *J. Appl. Meteor.* 1998. Vol. 37. P. 832-844.
21. *Li J.F., Lee S., Ma H.-Y., Stephens G., Guan B.* Assessment of the cloud liquid water from climate models and reanalysis using satellite observations // *Terrestrial, Atmospheric and Oceanic Sciences.* 2018. Vol. 29, no. 6. P. 653-678.
22. *Meng D., Wang P., Li J., Li J., Chen Y., Wangzong S. et al.* New observation operators for cloud liquid/ice water path from ABI and their impact on assimilation and hurricane forecasts // *J. Geophys. Res. Atmospheres.* 2021. Vol. 126. e2020JD034164. <https://doi.org/10.1029/2020JD034164>
23. *Platnick S., King M.D., Ackerman S.A., Menzel W.P., Baum B.A., Riédi J.C., Frey R.A.* The MODIS cloud products: Algorithms and examples from Terra // *IEEE Trans. on Geosci. and Rem. Sen.* 2003. Vol. 41, no. 2. P. 459-473.
24. *Walther A., Heidinger A.* Implementation of the Daytime Cloud Optical and Microphysical Properties. Algorithm (DCOMP) in PATMOS-x // *Journal of Applied Meteorology and Climatology.* 2012. Vol. 51, no. 7. P. 1371-1390.
25. *Wentz F.J.* A well calibrated ocean algorithm for special sensor microwave / imager // *J. Geophys. Res.* 1997. Vol. 102. P. 8703-8718.
26. *Xue Y., Yu J., Cai M. et al.* On the Inconsistency of Cloud Liquid Water between Reanalyses and Satellite Observations over East Asia // *J. Meteorol. Research.* 2025. Vol. 39 (4). P. 1025-1038. <https://doi.org/10.1007/s13351-025-4195-1>

References

1. *Zabolotskikh E.V., Timofeev Yu.M., Uspenskii A.B., Mitnik L.M., Bobylev L.P., Jochannessen O.M., Chernyi I.V.* Errors of microwaves satellite measurements of sea surface wind speed, atmospheric water vapor, and cloud liquid water. *Izv., Atmos. Oceanic Phys.*, 2002, vol. 38, no. 5, pp. 592-596.
2. *Zabolotskikh E.V., Mitnik L.M., Bobylev L.P., Jochannessen O.M.* Neyronno-setevye algoritmy vosstanovleniya parametrov sistemy okean – atmosfera po dannym mikrovolnovogo sputnikovogo zondirovaniya. *Sovremennye problemy distantsionnogo zondirovaniya Zemli iz kosmosa* [Current problems in remote sensing of the Earth from Space], 2004, vol. 1, no.1, pp. 447-458 [in Russ.].
3. *Zabolotskikh E.V.* Contemporary methods for retrieving the integrated atmospheric water-vapor content and the total cloud liquid-water content. *Izv., Atmos. Oceanic Phys.*, 2017, vol. 53, no 3, pp. 294-300. DOI: 10.1134/S000143381703015X
4. *Kostornaya A.A.* Opredelenie vlagosoderzhaniya atmosfery i vodozapasa oblakov po dannym rossiyskikh meteorologicheskikh sputnikov: Avtoref. dis. ... kand. fiz.-mat. nauk. Moscow, 2021 [in Russ.].
5. *Mazin I.P., Hrgian A.H.* Oblaka i oblachnaya atmosfera: Spravochnik. Leningrad, Gidrometeoizdat publ., 1989, 647 p. [in Russ.].
6. *Sadovsky I.N., Klitnaya A.V.* Refinement of microwave scanner/sounder MTVZA-GYa antenna system parameters. *Sovremennye problemy distantsionnogo zondirovaniya Zemli iz kosmosa* [Current problems in remote sensing of the Earth from Space], 2025, vol. 22, no.6, pp. 115-124 [in Russ.].
7. *Uspensky A.B., Timofeev Y.M., Kozlov D.A., Chernyi I. V.* Development of Methods and Instruments for Remote Temperature and Humidity Sensing of the Earth's Atmosphere. *Russ. Meteorol. Hydrol.*, 2021, vol. 46, no.12, pp. 821-829. <https://doi.org/10.3103/S1068373921120037>
8. *Filei A. A., Shamilova Yu. A.* Retrieval of Cloud Liquid Water from MSU-GS Data On-Board Arctica-M No. 1. *Issledovanie Zemli iz kosmosa* [Earth research from space], 2023, no. 3, pp. 70-80. DOI: 10.31857/S0205961423030028 [in Russ.].

9. Bennartz R.P., Watts J.F., Meirink Roebeling R. Rainwater path in warm clouds derived from combined visible/near-infrared and microwave satellite observations. *J. Geophys. Res.*, 2010, vol. 115, D19120. DOI: 10.1029/2009JD013679
10. Bobylev L.P., Zabolotskikh E.V., Mitnik L.M., Mitnik M.L. Atmospheric water vapor and cloud liquid water retrieval over the Arctic Ocean using satellite passive microwave sensing. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2010, vol. 48, no. 1, pp. 283-294.
11. Chen Y., Wang H., Min J., Huang X., Minnis P., Zhang R., Haggerty J., Palikonda R. Variational Assimilation of Cloud Liquid/Ice Water Path and Its Impact on NWP. *J. Appl. Meteor. Climatol.*, 2015, vol. 54, pp. 1809-1825. <https://doi.org/10.1175/JAMC-D-14-0243.1>
12. Deeter M.N., Vivekanandan J. New dual-frequency microwave technique for retrieving liquid water path over land. *J. Geophys. Res.*, 2006, vol. 111, D15209. DOI: 10.1029/2005JD006784
13. O'Dell C.W., Wentz F.J., Bennartz R. Cloud Liquid Water Path from Satellite-Based Passive Microwave Observations: A New Climatology over the Global Oceans. *J. Clim.*, 2008, vol. 21, no. 8, pp. 1721-1739.
14. Elsaesser G.S., O'Dell C.W., Lebsack M.D. et al. The multisensory advanced climatology of liquid water path (MAC-LWP). *J. Clim.*, 2017, vol. 30, pp. 10193-10210.
15. Geer A.J., Baordo F., Bormann N., Chambon P., English S.J., Kazumori M. et al. The growing impact of satellite observations sensitive to humidity, cloud and precipitation. *Quart. J. Roy. Meteor. Soc.*, 2017, vol. 143, pp. 3189-3206. <https://doi.org/10.1002/qj.3172>
16. Goodfellow I., Bengio Y., Courville A. Deep Learning. Cambridge, Mass.: The MIT Press, 2016, 800 p., DOI: 10.1007/s10710-017-9314-z
17. Greenwald T.J. A 2 year comparison of AMSR-E and MODIS cloud liquid water path observations. *Geophys. Res. Lett.*, 2009, vol. 36, L20805. DOI: 10.1029/2009GL040394
18. Hersbach H. and coauthors. The ERA5 global reanalysis. *Quart. J. Roy. Meteor. Soc.*, 2020, vol. 146, no. 730, pp. 1999-2049.
19. Hilburn K.A., Wentz F.J. Intercalibrated passive microwave rain products from the Unified Microwave Ocean Retrieval Algorithm (UMORA). *J. Appl. Meteor. Climatol.*, 2008, vol. 47, pp. 778-794. DOI: 10.1175/2007JAMC1635.1
20. Jung T., Ruprecht E. Determination of Cloud Liquid Water Path over the Oceans from Special Sensor Microwave/Imager (SSM/I) Data Using Neural Networks. *J. Appl. Meteor.*, 1998, vol. 37, pp. 832-844.
21. Li J.F., Lee S., Ma H.-Y., Stephens G., Guan B. Assessment of the cloud liquid water from climate models and reanalysis using satellite observations. *Terrestrial, Atmospheric and Oceanic Sciences*, 2018, vol. 29, no. 6, pp. 653-678.
22. Meng D., Wang P., Li J., Li J., Chen Y., Wangzong S. et al. New observation operators for cloud liquid/ice water path from ABI and their impact on assimilation and hurricane. *J. Geophys. Res. Atmospheres*, 2021, vol. 126, e2020JD034164. DOI: 10.1029/2020JD034164
23. Platnick S., King M.D., Ackerman S.A., Menzel W.P., Baum B.A., Riédi J.C., Frey R.A. The MODIS cloud products: Algorithms and examples from Terra. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2003, vol. 41, no. 2, pp. 459-473.
24. Walther A., Heidinger A. Implementation of the Daytime Cloud Optical and Microphysical Properties. Algorithm (DCOMP) in PATMOS-x. *Journal of Applied Meteorology and Climatology*, 2012, vol. 51, no. 7, pp. 1371-1390.
25. Wentz F.J. A well calibrated ocean algorithm for special sensor microwave / imager. *J. Geophys. Res.*, 1997, vol. 102, pp. 8703-8718.
26. Xue Y., Yu J., Cai M. et al. On the Inconsistency of Cloud Liquid Water between Reanalyses and Satellite Observations over East Asia. *J. Meteorol. Research*, 2025, vol. 39 (4), pp. 1025-1038. DOI: 10.1007/s13351-025-4195-1

Поступила 11.12.2025; принята в печать 26.05.2026.
Submitted 11.12.2025; accepted for publication 26.05.2026.