



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

Масляшова Анастасия Олеговна^{1,2} (amas101001@mail.ru),

Успенский Александр Борисович.¹,

¹ ФГБУ «НИЦ «Планета»

² МГУ им. М. В. Ломоносова

Цель работы: разработка и верификация статистического метода восстановления водозапаса облаков (Liquid Water Path – LWP) над водной поверхностью по данным микроволнового сканера- зондировщика МТВЗА-ГЯ с КА № 2-4 с применением алгоритма искусственной нейронной сети (ИНС).



Основные характеристики МТВЗА-ГЯ	
Сканерные каналы	10.6 – 91 ГГц
Каналы температурного зондирования	10 каналов, (52-57 ГГц)
Каналы влажностного зондирования, частоты	5 каналов (183.3 ГГц), 1 канал (165.5 ГГц)
Полоса обзора (км)	1500
Пространственное разрешение (км)	16 - 198
Угол визирования (°)	53.3
Угол падения (°)	65

Использование T_a в качестве предикторов (вместо яркостных температур T_b) в алгоритме ИНС для восстановления LWP позволяет избежать погрешностей, связанных с процедурой внешней калибровки (переход от шкалы T_a к шкале T_b).

Мотивация исследования:

Один из источников получения регулярных по времени оценок LWP глобального покрытия - данные спутникового микроволнового зондирования. Реанализы являются в большей степени продуктами численного моделирования, а единичные данные зондирования атмосферы не дают адекватного представления о пространственном распределении LWP.

Даже тонкие облака с небольшим содержанием жидкости могут значительно влиять на балансы потоков коротковолнового и длинноволнового излучения [5]. Данные о LWP позволяют лучше оценивать облачный радиационный эффект, который является одним из главных источников неопределённости в климатических моделях.

Для построения климатических архивов по облачным характеристикам необходимо регулярное восстановление «облачных» параметров, включая LWP. Временные ряды этих параметров позволяют анализировать тренды, изменчивость, связи изменения облачного покрова с изменением климата.

Традиционные методы дистанционного определения LWP строятся на физических (параметризованных) моделях переноса излучения в облачной атмосфере, а также допущениях о форме, микрофизике облаков и др. Статистический нейросетевой алгоритм может учесть сложные нелинейные взаимосвязи между спутниковыми данными (ВИД, БИК, МКВ) и LWP без жёстких параметрических моделей. Например, в [3] представлены ML-алгоритмы построения оценок LWP по спутниковым данным оптического диапазона, показавшие лучшие результаты, по сравнению с традиционными алгоритмами.

Используемые данные

В качестве предикторов для обучения ИНС выбраны T_a , измеренные в 9 каналах:

1) каналы вертикальной поляризации 18.7, 23.8, 36.7, 91.5, 165, $183,31 \pm 3,0$; $183,31 \pm 7,0$ ГГц

2) каналы горизонтальной поляризации - 18.7, 23.8, 36.7 ГГц

В качестве целевой переменной использовались данные реанализа ERA5 Европейского центра среднесрочных прогнозов погоды (ECMWF) с шагом сетки 0.25 градуса [3].



Предварительная фильтрация данных и формирование обучающих выборок

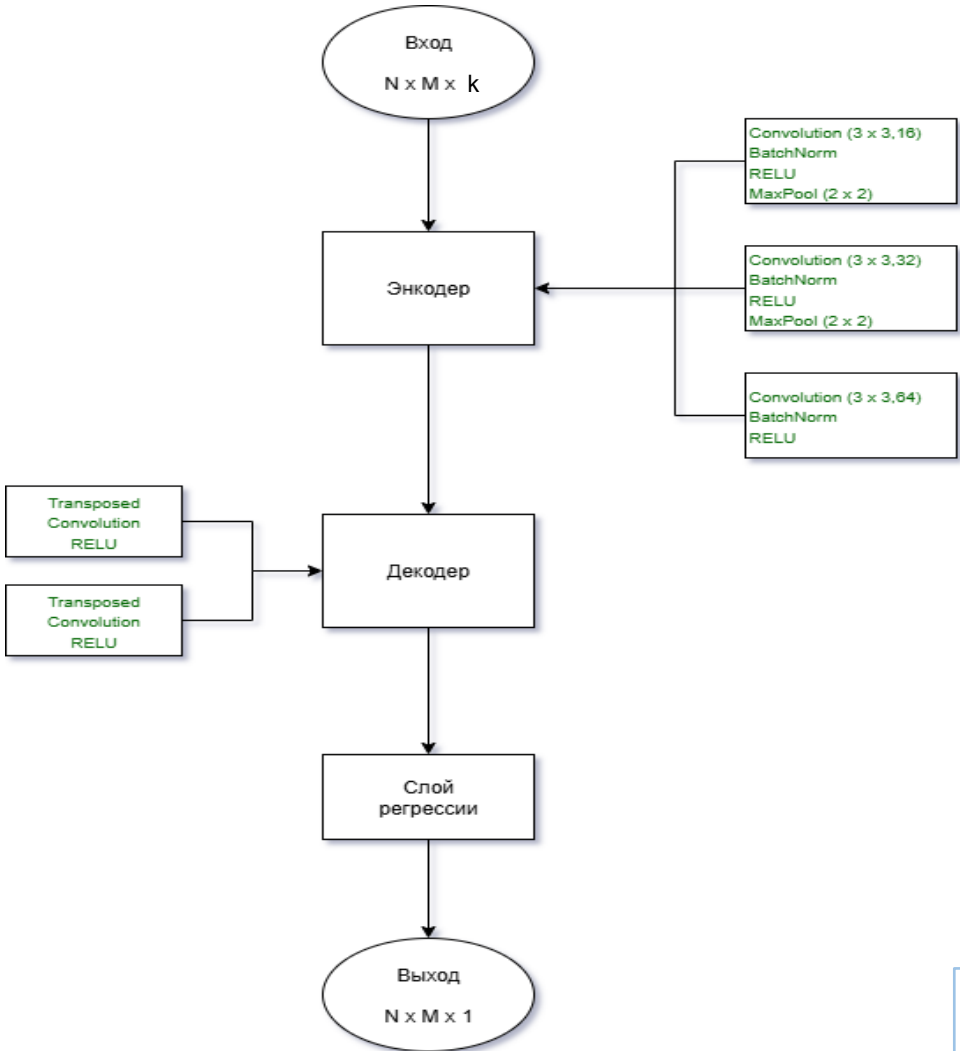
- Данные для обучающей выборки были ограничены с юга и севера по 60 широте
- Использовались измерения только над водной поверхностью (наложение маски суши-море)
- К каждому измерению МТВЗА-ГЯ (значения T_a в 10-ти каналах) подбиралось ближайшее по расстоянию (в пределах 0.25 градуса) и времени съемки (в пределах одного часа) эталонное значение LWP из ERA5.
- Исключались спутниковые измерения T_a с флагом качества 33 (ошибочное)
- В обучающую выборку включались полувитки, которые охватывали зоны с повышенным LWP (более 0.4 кг/м²)

Выборки для обучения составили 2723000 пар «измерения МТВЗА-ГЯ, значения LWP» для КА Метеор-М № 2-4

Конфигурация ИНС

Тип слоя	Функция
Вход (imageInputLayer)	Принимает на вход патч изображения 32x32 с k каналами без нормализации
Свёрточный слой (convolution2dLayer)	Извлекает признаки с помощью фильтров размером 3x3; количество фильтров растёт (16→32→64), что увеличивает сложность признаков
Нормализация (batchNormalizationLayer)	Стабилизирует и ускоряет обучение за счет нормализации активаций
Активация ReLU (reluLayer)	Вводит нелинейность, позволяя сети обучать сложные зависимости
Подвыборка (maxPooling2dLayer)	Уменьшает разрешение карт признаков, уменьшая размерность и извлекая устойчивые паттерны
Транспонированный свёрточный слой (transposedConv2dLayer)	Восстанавливает исходное разрешение, выполняет «декодирование» признаков в карту предсказаний
Регрессия (regressionLayer)	Генерирует непрерывное выходное значение в каждом пикселе (водозапас облаков)

Нейросеть, представленная в работе — сверточная сеть с архитектурой encoder-decoder, которая получает на вход матрицу $N \times M \times k$ (где k – количество каналов) и восстанавливает значение LWP в каждом пикселе МТВЗА-ГЯ. Это сверточная нейросеть (CNN) с регрессионным выходом, которая выделяет признаки в исходных данных и восстанавливает пространственное распределение для предсказания плавного поля облачной водяной массы.



Эксперименты

Эксперимент 1

Входные данные:

- 1) каналы вертикальной поляризации 18.7, 23.8, 91.5, 165, $183,31 \pm 3,0$; $183,31 \pm 7,0$ ГГц
- 2) каналы горизонтальной поляризации: 18.7, 23.8 ГГц
- 3) линейная комбинация каналов: 36.7 V– 36.7 Н

**Статистика на зависимой
выборке:**

RMSE по океану: 0.0445

R^2 по океану: 0.7395

Эксперимент 2

Входные данные:

- 1) каналы вертикальной поляризации 23.8, 91.5, 165, $183,31 \pm 3,0$; $183,31 \pm 7,0$ ГГц
- 2) каналы горизонтальной поляризации: 23.8 ГГц
- 3) линейные комбинации каналов: 18.7 V – 18.7 Н, 36.7 V– 36.7 Н

**Статистика на зависимой
выборке:**

RMSE по океану: 0.0447

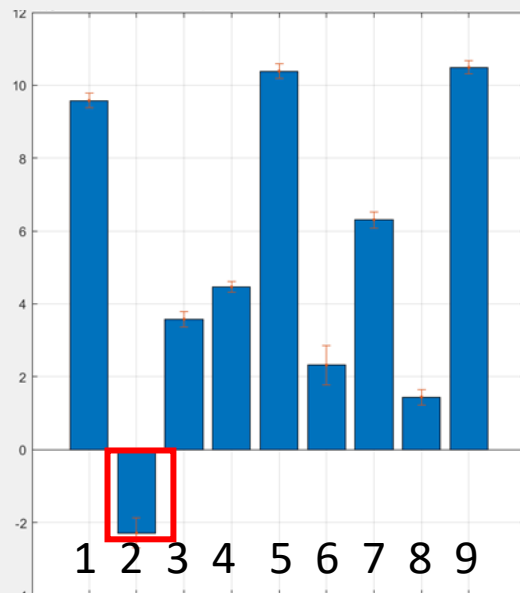
R^2 по океану: 0.7812

Permutation importance test

Метод оценки влияния каждой входной переменной (предиктора) на качество модели: случайное перемешивание каждого канала с последующем определением статистических метрик

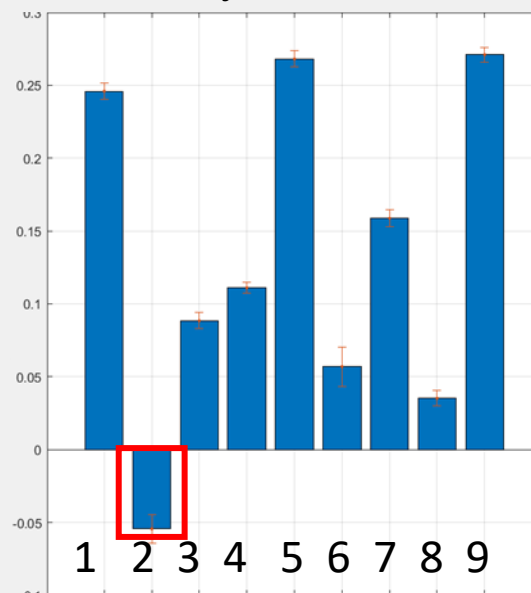
Эксперимент 1

Вклад в увеличение RMSE



1 – 18.7V
2 – 18.7H
3 – 23.8V
4 – 23.8H
5 – 36.7V-36.7H

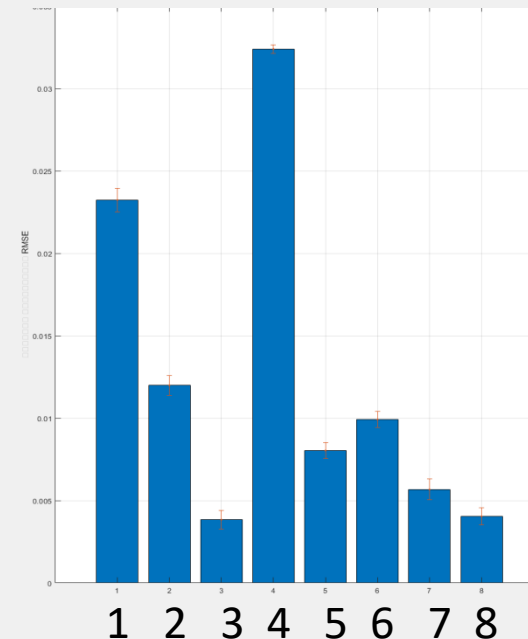
Вклад в уменьшение R²



6 – 91.5V
7 – 165V
8 – 183_3V
9 – 183_7V

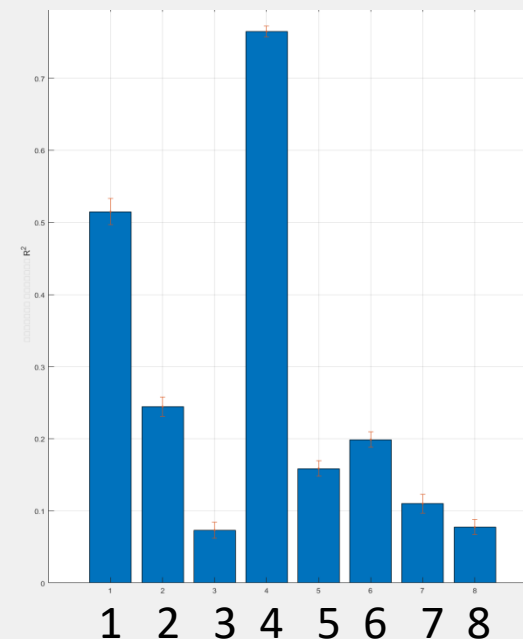
Эксперимент 2

Вклад в увеличение RMSE



1 – 18.7V – 18.7H
2 – 23.8V
3 – 23.8H
4 – 36.7V - 36.7H

Вклад в уменьшение R²



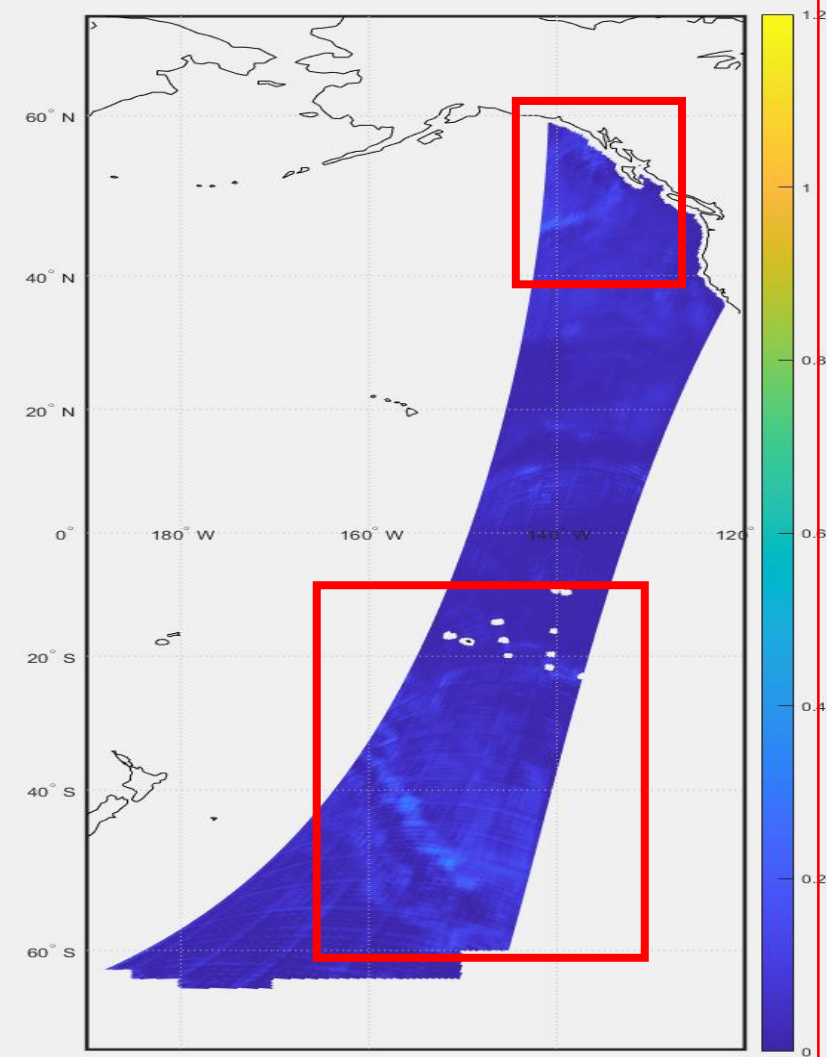
5 – 91.5V
6 – 165V
7 – 183_3V
8 – 183_7V

Результаты представлены на примере витка за 30.09.2024. Подобная тенденция характерна и для других данных

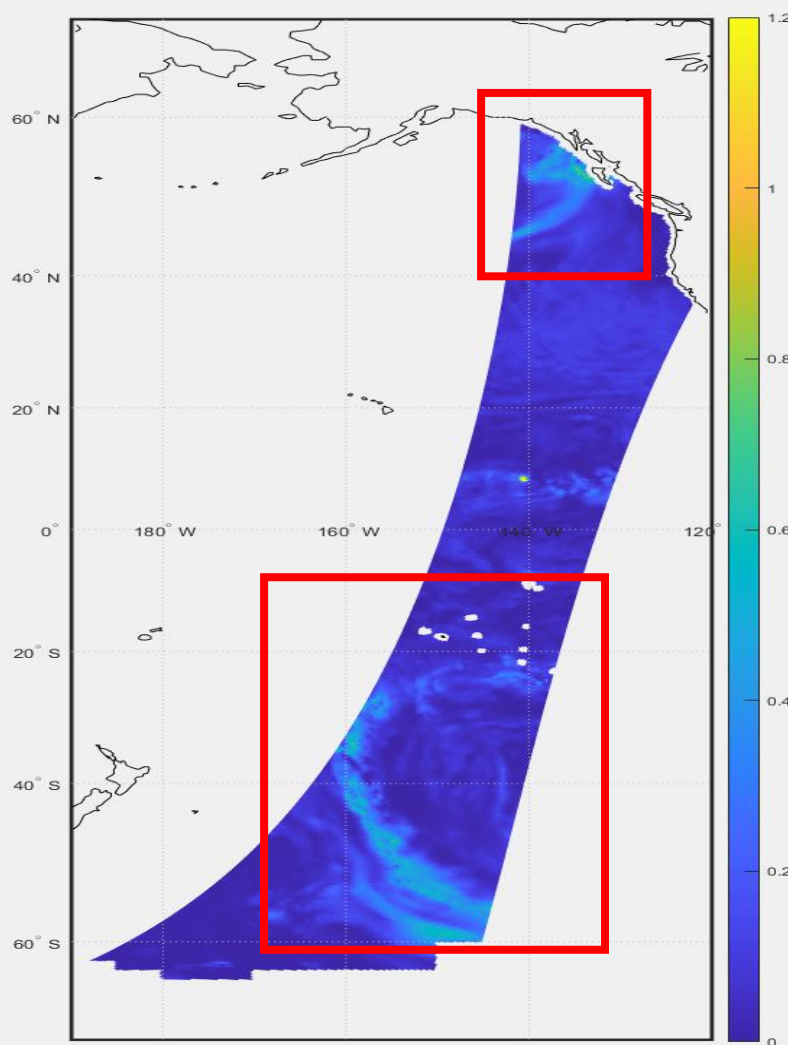
Результаты: визуальное сравнение на примере независимых данных (30.06.2025 11:40 UTC)

Эксперимент 1

Восстановленный LWP (кг/м2)

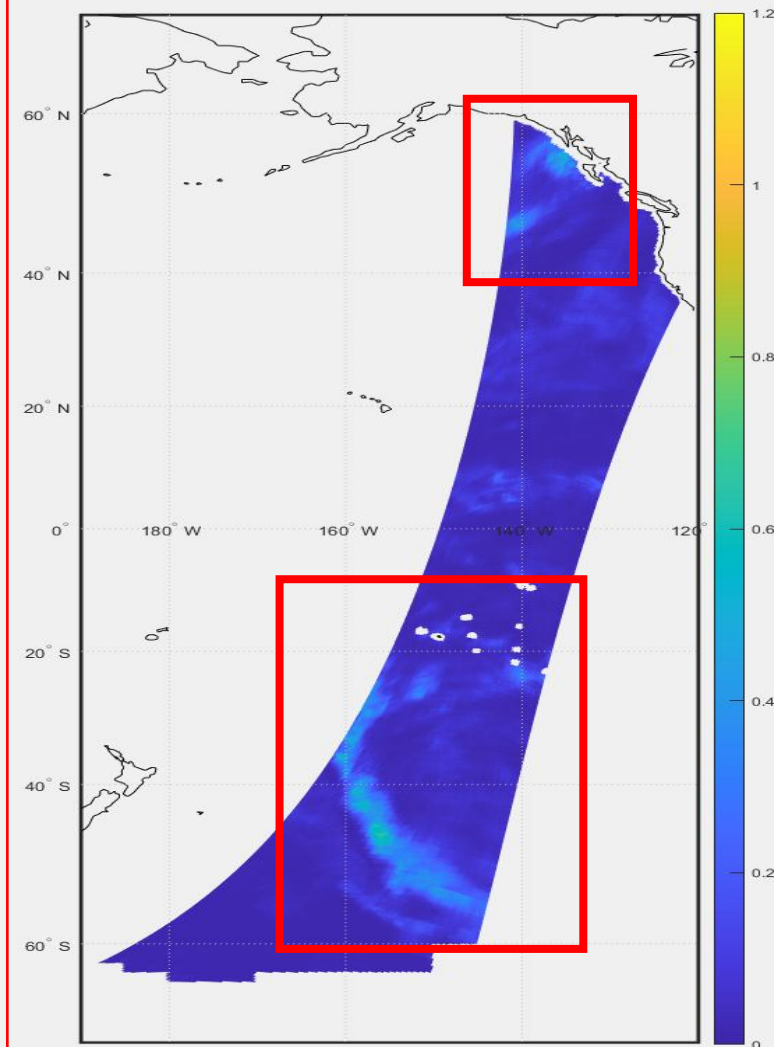


ERA5 (кг/м2)



Эксперимент 2

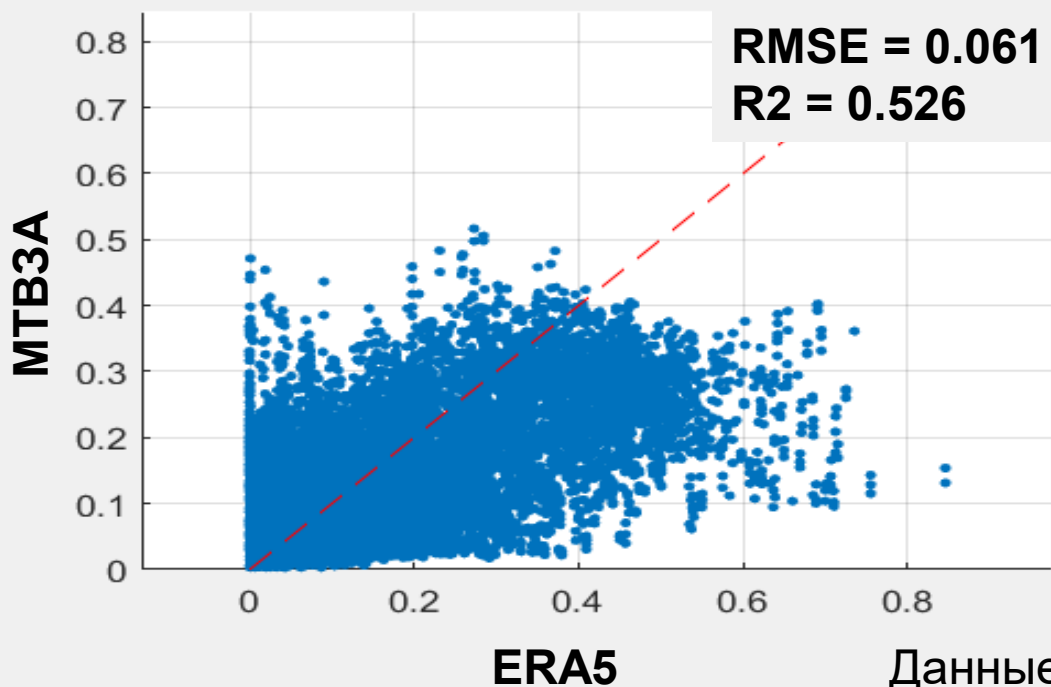
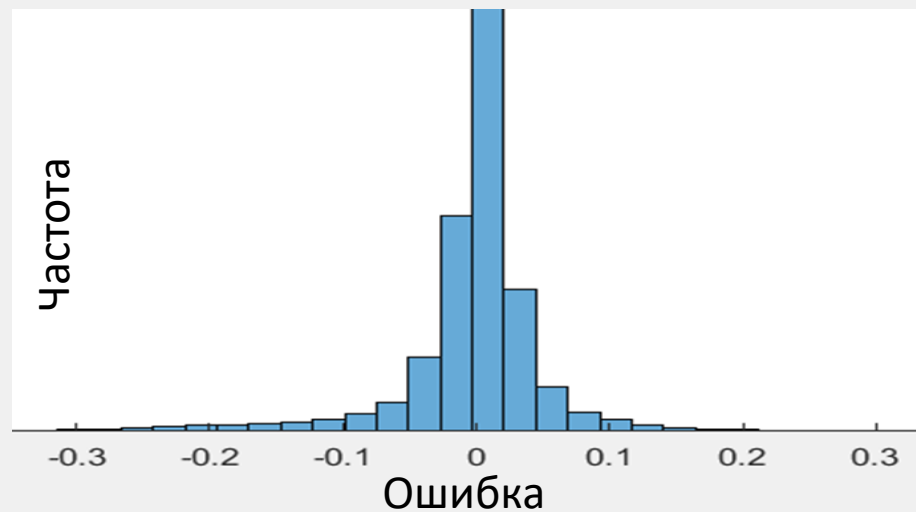
Восстановленный LWP (кг/м2)



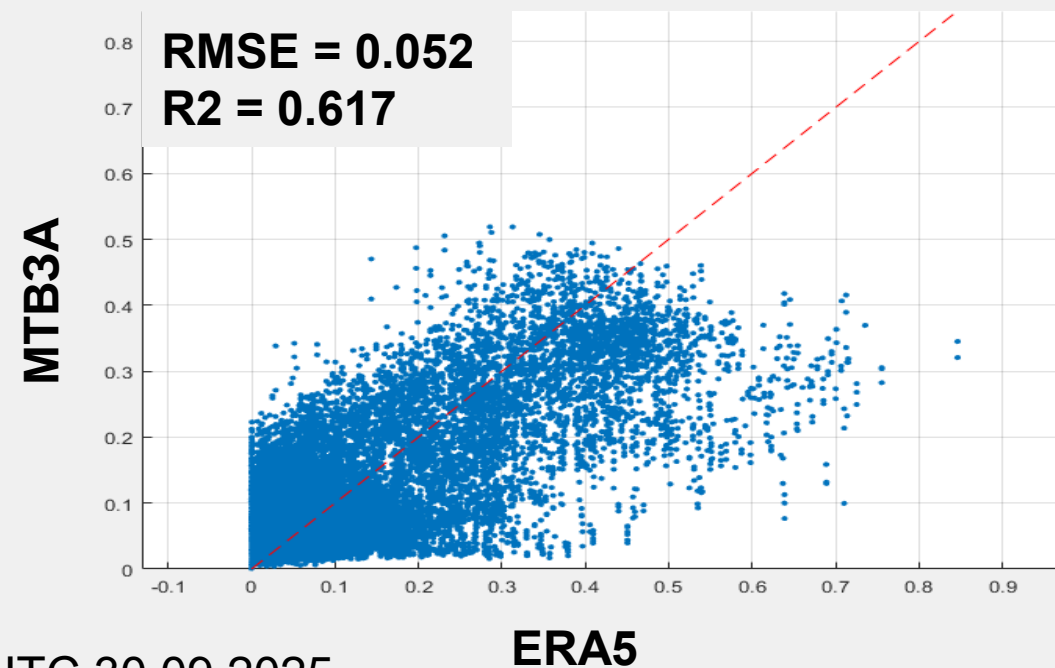
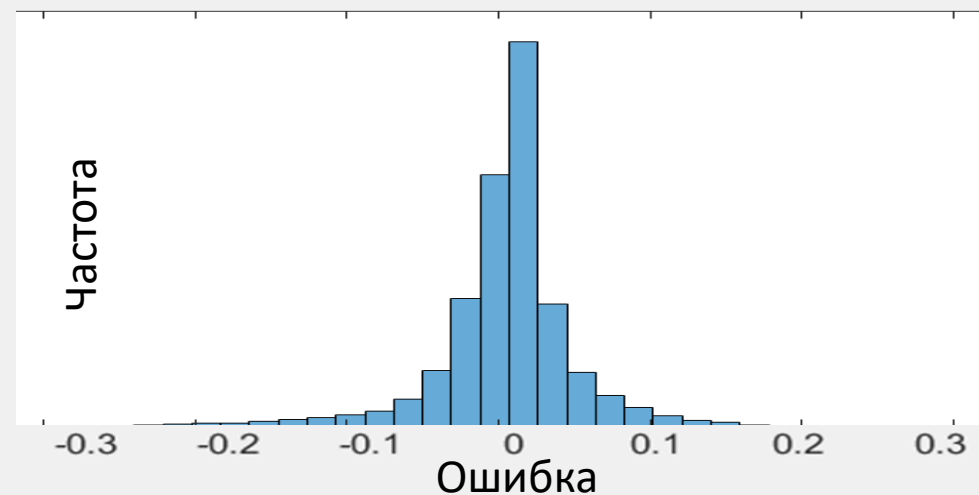
Единая шкала от 0 до 1.2 кг/м2

Статистические оценки на примере независимых данных

Эксперимент 1



Эксперимент 2



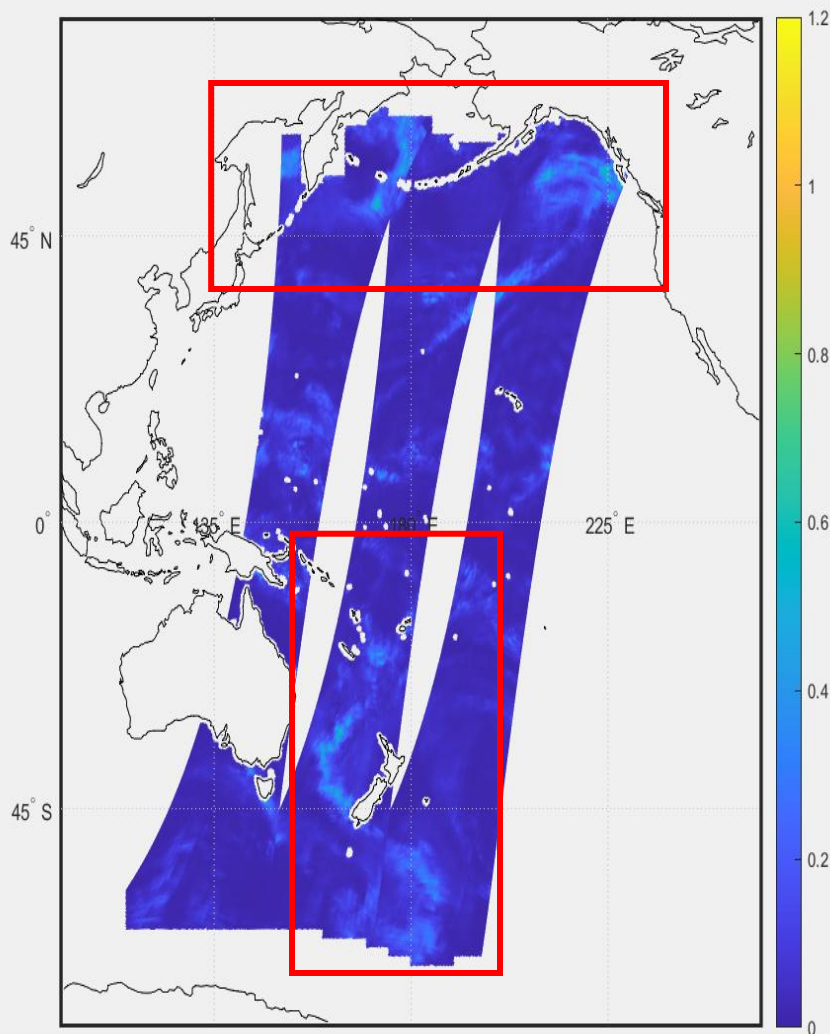
Данные витка за 8:45 UTC 30.09.2025

Результаты: региональное покрытие

30 сентября 2024 года

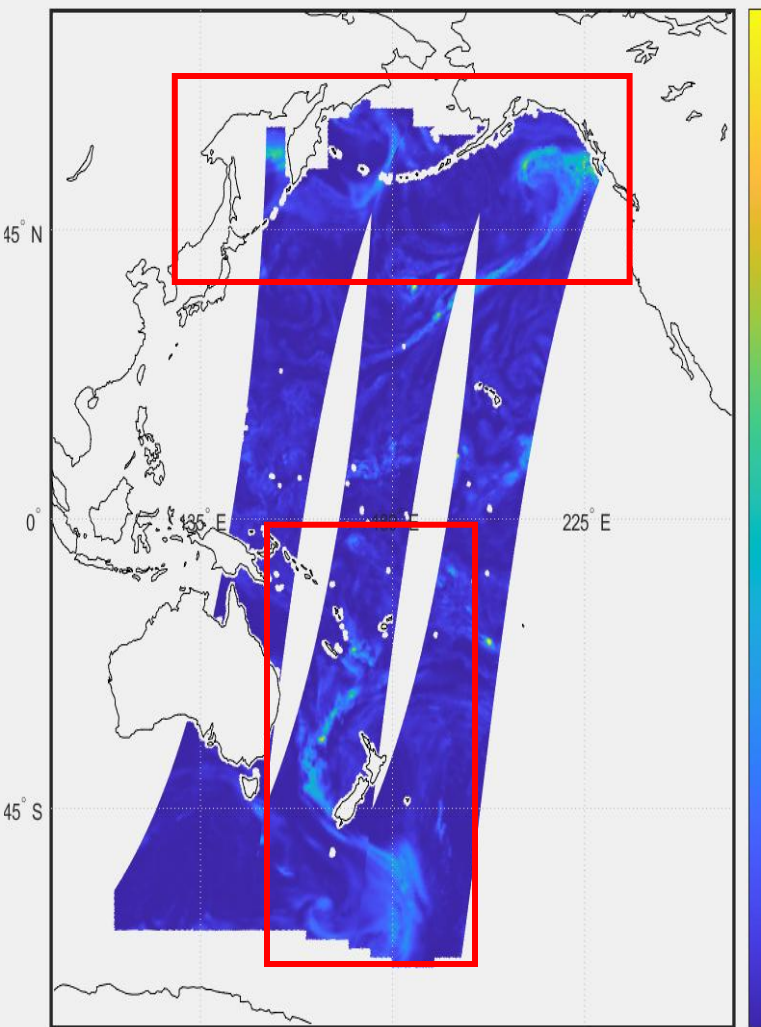
Эксперимент 1

Восстановленный LWP (кг/м2)



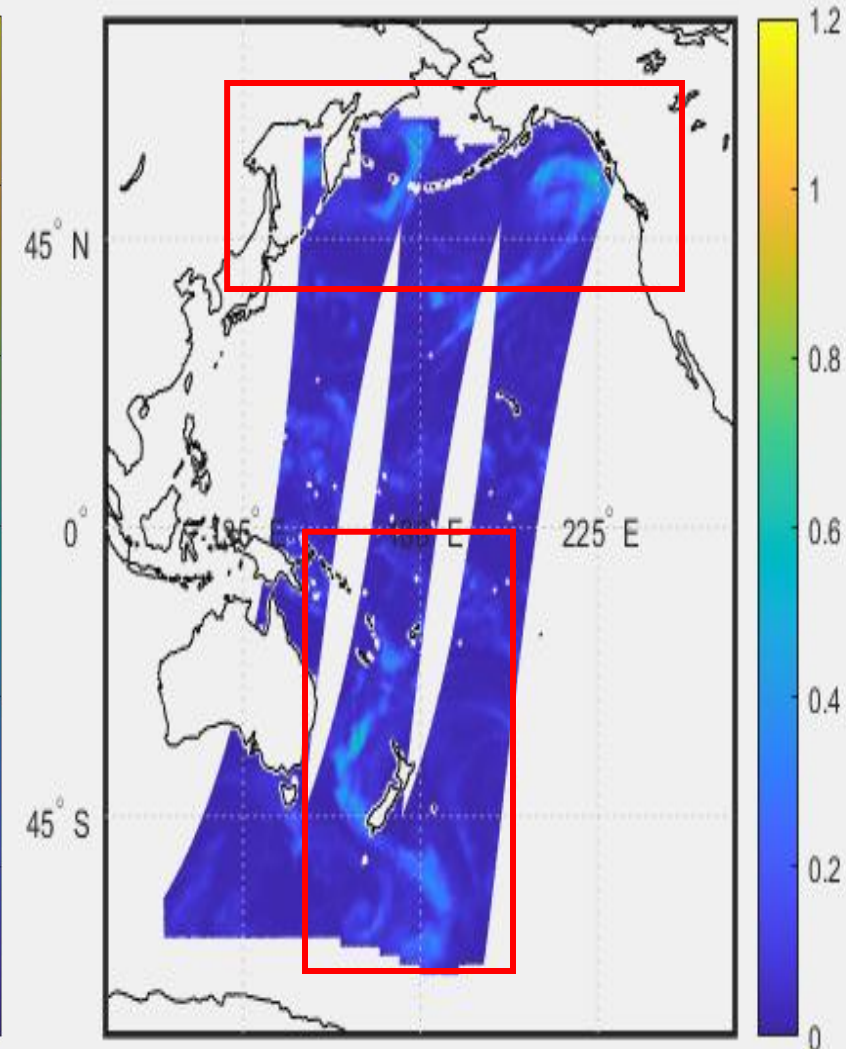
Общая ошибка:
RMSE = 0.061 кг/м2

ERA5 (кг/м2)



Эксперимент 2

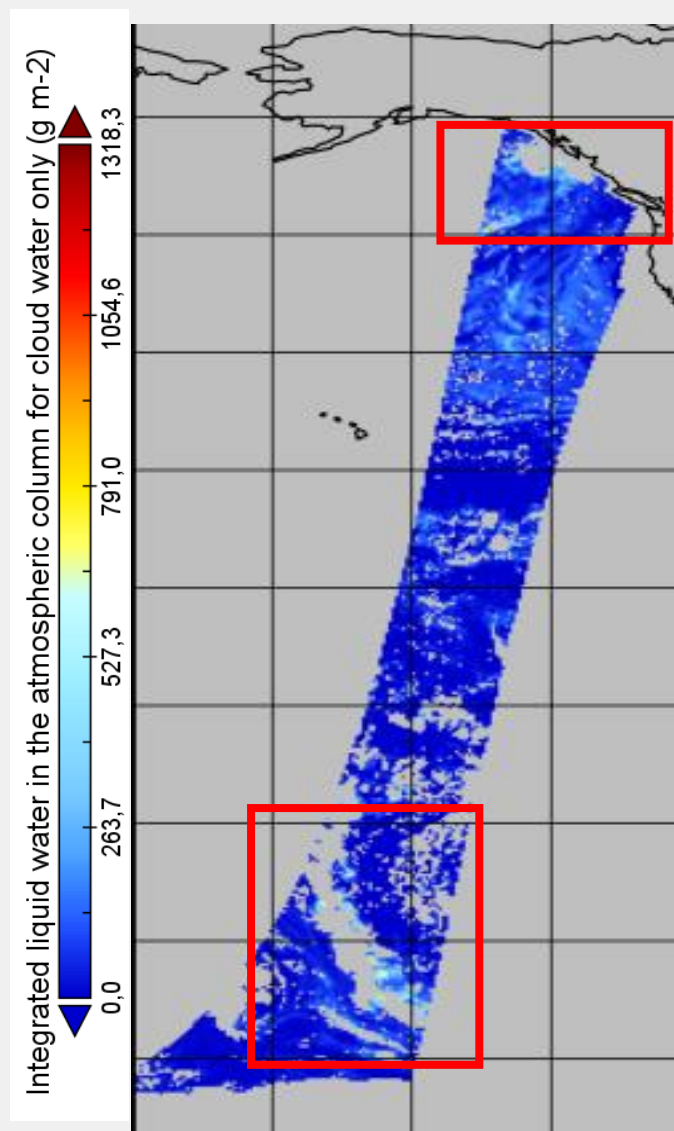
Восстановленный LWP (кг/м2)



Общая ошибка:
RMSE = 0.057 кг/м2

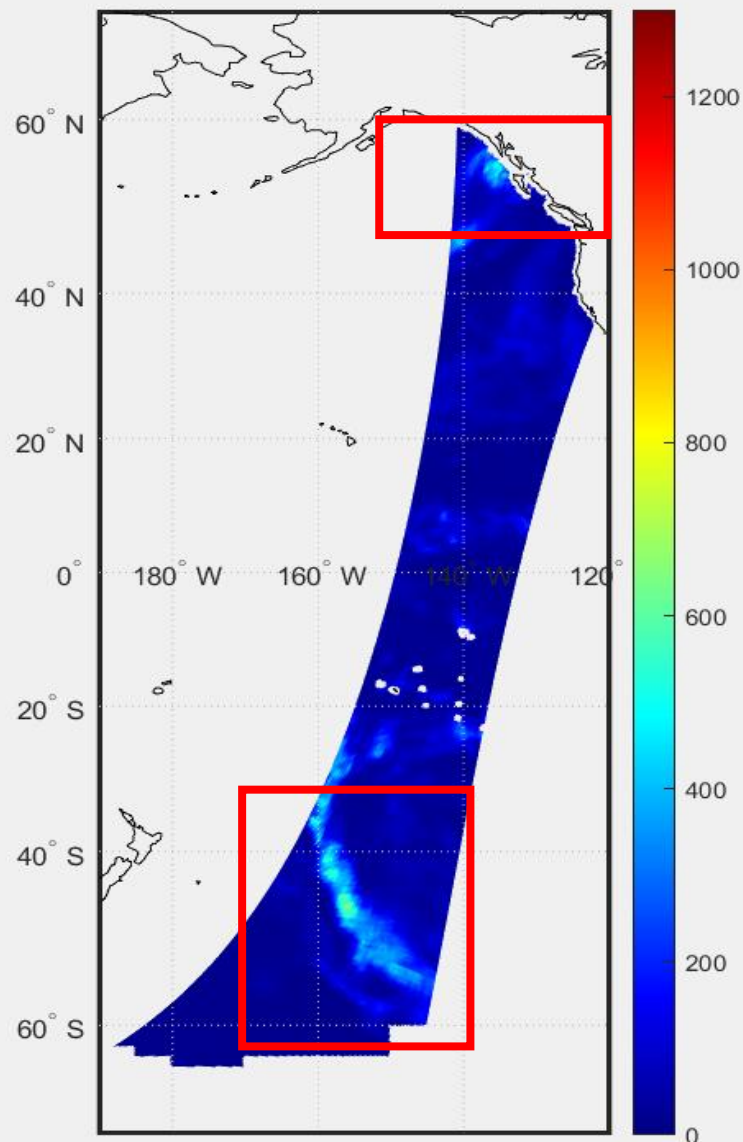
Сравнение полей LWP по данным AMSR2, MTB3A и поля облачности ERA5

LWP (г/м2)



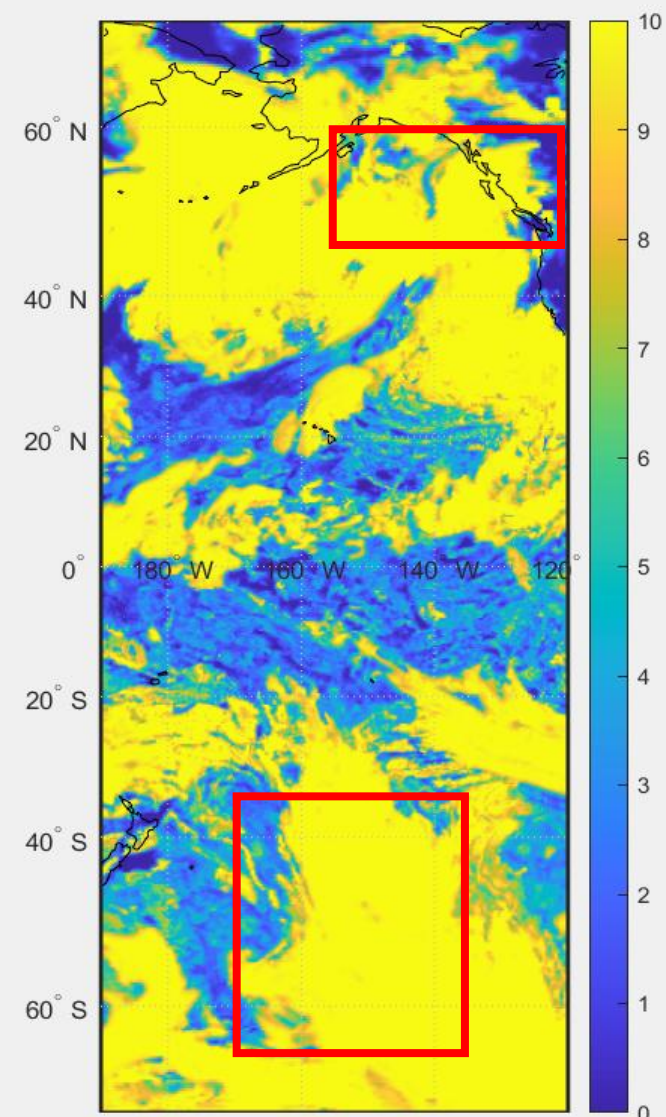
AMSR2 за 30.06.2025 10:44UTC

LWP (г/м2)



MTB3A за 30.06.2025 11:40 UTC

Облачность (баллы)



ERA5 за 30.06.2025 12:00 UTC

Выводы

1. Разработан и протестирован алгоритм ИНС (сверточная сеть - CNN) тематической обработки измерений микроволнового радиометра МТВЗА-ГЯ с КА Метеор-М № 2-4 для восстановления полей LWP над водой.
2. Величины RMSE локального и регионального картирования полей LWP по данным МТВЗА-ГЯ с КА Метеор-М № 2-4 меняются в диапазоне 0.050 – 0.069 кг/м² в зависимости от исходного качества данных, набора предикторов, времени суток и территории сканирования. Средняя абсолютная погрешность (MAE) составляет 0.03-0.04 кг/м².
3. В целом, результаты верификации подтверждают работоспособность предложенной методики анализа данных МТВЗА-ГЯ, а также достижение удовлетворительного качества восстановленных полей LWP, учитывая возможные систематические смещения спутниковых оценок за счет ошибок зондирования в условиях сильных осадков и отсутствия облачности [2], а также собственные погрешности эталонных данных реанализа и повышенный уровень радиометрического шума в данных 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 водозапаса облаков // Изв. РАН. Физика атмосферы и океана. 2002. Т. 5. № 38. С.592-600.
2. Elsaesser G.S., O'Dell C.W., Lebsock M.D. et al. The multisensory advanced climatology of liquid water path (MAC-LWP) // J. Clim., 2017, 30, 10193–10210.
3. Kim M. et al. A new satellite-based retrieval of low-cloud liquid-water path using machine learning and Meteosat SEVIRI data // Remote Sensing. – 2020. – Т. 12. – №. 21. – С. 3475.
4. Hersbach H. et al. The ERA5 global reanalysis // Quarterly Journal of the Royal Meteorological Society, 2020, Т. 146, №. 730, с. 1999-2049.
5. Stephens, G. L., Vane, D. G., Boain, R. J., et al. The CloudSat Mission and the A-Train: A New Dimension of Space-Based Observations of Clouds and Precipitation // *NASA Technical Reports Server (NTRS)*. — 2008.
6. <https://www.earthdata.nasa.gov/data/instruments/amsr2>