

Разработка нового алгоритма восстановления интегрального влагосодержания атмосферы над сушей по данным спутникового радиотеплового мониторинга

Д. М. Ермаков¹, В. Д. Поляков², Е. В. Полякова³

¹ *Институт радиотехники и электроники им. В. А. Котельникова РАН, Фрязинский филиал, Московская обл., Фрязино, 141190, Россия
E-mail: dima@ire.rssi.ru*

² *Гимназия № 25, Архангельск, 163065, Россия
E-mail: helloyoutube31@yandex.ru*

³ *Федеральный исследовательский центр комплексного изучения Арктики им. Н. П. Лаверова РАН, Архангельск, 163000, Россия
E-mail: lenpo26@yandex.ru*

Предложена нейросетевая модель восстановления значений интегрального влагосодержания атмосферы над сушей по данным измерений спутниковых радиометров SSM/I (SSMIS) с привлечением дополнительной информации. Препятствием к реализации более традиционных подходов, развитых для обработки данных радиометров AMSR-E (AMSR2), является невозможность вычисления поляризационного контраста на склоне линии водяного пара около 22,4 ГГц. Проанализирован состав дополнительных входных данных, которые в совокупности с измерениями SSM/I (SSMIS) обеспечивают минимально необходимую информацию для решения поставленной задачи восстановления интегрального влагосодержания. Одним из ключевых требований является доступность этих дополнительных данных с пространственно-временной детальностью и в объёмах, соответствующих массивам архивной и оперативной информации радиотепловых наблюдений. Для демонстрации принципиальной реализуемости решения построена и обучена на ограниченной выборке данных тестовая нейросетевая модель. Анализ предварительных результатов показал перспективность дальнейшего развития предложенного подхода. Отмечено, что метод может быть расширен для обработки данных других спутниковых радиометров, в частности отечественного прибора МТВЗА-ГЯ.

Ключевые слова: интегральное влагосодержание, спутниковое радиотепловое зондирование, искусственная нейронная сеть

Одобрена к печати: 11.10.2019

DOI: 10.21046/2070-7401-2020-17-1-31-41

Введение

Интегральное влагосодержание атмосферы (полная масса водяного пара в вертикальном столбе единичной площади основания, ИВС) — один из ключевых геофизических параметров для исследования и прогнозирования развития атмосферных процессов (в том числе катастрофического характера) и климатических вариаций. Наиболее эффективным средством регулярного мониторинга поля ИВС в планетарных масштабах является спутниковое радиотепловое зондирование. Современные инструментальные средства наблюдения и алгоритмы обработки дистанционных данных обеспечивают приемлемую точность восстановления ИВС атмосферы над океаном (Кутуза и др., 2016; Шарков, 2014; Sun, Weng, 2008; Wentz, 1997). Значительно более серьёзные проблемы возникают при восстановлении ИВС над сушей. Они обусловлены многообразием и сравнительно худшей изученностью излучательных и рассеивающих свойств суши по сравнению с океаном, а также, отчасти, существенными перепадами высот, меняющими оптическую толщину и вертикальную структуру атмосферы (Du et al., 2017; Jones et al., 2010; Weng et al., 2001).

В последнее время предложены алгоритмы восстановления ИВС над сушей на основе анализа поляризационных контрастов на нескольких частотах микроволнового диапазона (Du et al., 2017; Jones et al., 2010). Эти алгоритмы сравнительно успешно применены для обработки длинных рядов данных измерений приборами AMSR-E (Aqua) и AMSR2 (GCOM-W1).

Построены многолетние массивы суточных полей ИВС над сушей. К сожалению, этот подход не применим для обработки архивных и оперативных данных спутниковых радиометров серии SSM/I и SSMIS миссии DMSP (Defense Meteorological Satellite Program, США) вследствие невозможности измерения поляризационного контраста в канале 22 ГГц (рис. 1).

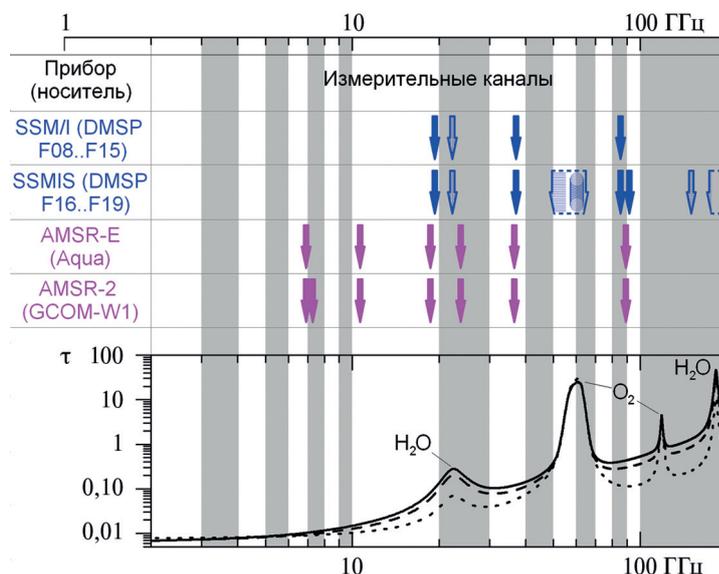


Рис. 1. Расположение измерительных радиометрических каналов SSM/I, SSMIS, AMSR-E/2 и характерные спектры оптической толщины атмосферы τ : заполненные стрелки — измерения на горизонтальной и вертикальной поляризации; штриховка — на вертикальной/горизонтальной/круговой поляризации каналов

В то же время одних только данных AMSR-E и AMSR2 недостаточно для решения ряда важных практических задач, в частности получения глобальных полей ИВС без пропусков данных, обусловленных расхождением полос сканирования полярно-орбитальных спутников в нижних широтах, а также восстановления по этим данным внутрисуточной атмосферной динамики (Ermakov et al., 2016). Данные SSM/I и SSMIS образуют непрерывную продолжающуюся серию измерений, охватывающую уже более чем тридцатилетний интервал времени, и привлечение их к анализу геофизических атмосферных полей над сушей является крайне актуальной задачей радиофизических атмосферных исследований. Целью настоящей работы является предварительный анализ возможного подхода к решению этой задачи применительно к восстановлению ИВС атмосферы над сушей.

Постановка и анализ задачи

Данные радиотеплового мониторинга Земли спутниковыми приборами AMSR-E/2 впервые позволили реализовать радиометрическую модель восстановления глобальных полей ИВС над сушей. Наблюдения AMSR-E/2 охватывают почти непрерывный интервал времени с 2002 по 2018 г., но, к сожалению, на орбите одновременно функционировал только один из приборов: AMSR-E на спутнике Aqua — в период с мая 2002 г. по октябрь 2011 г., AMSR2 на GCOM-W1 — с мая 2012 г. по настоящее время. По этой причине восстановленные по собранным данным глобальные поля геофизических параметров содержат характерные регулярные пропуски (лакуны), расширяющиеся к экватору, не считая случайных, вызванных перерывами в штатном функционировании приборов.

Среди прочих программ долгосрочного спутникового радиотеплового мониторинга Земли особое место занимает миссия NASA DMSP — уникальная по объёму, времени, радиометрической стабильности и качеству наблюдений приборами серии SSM/I и SSMIS.

Так, в период с 2012 г. на орбите функционировали одновременно от трёх до пяти экземпляров SSM/I (SSMIS) на спутниках DMSP с F13 по F19. Информационная избыточность полученных дистанционных данных обеспечила возможность построения полной динамической картины эволюции глобальных полей ИВС над океаном (Ермаков и др., 2016; Ermakov, 2018; Ermakov et al., 2016).

Существенным препятствием для восстановления ИВС над сушей по данным SSM/I (SSMIS) стало отсутствие измерительного канала для горизонтально поляризованного излучения на частоте 22 ГГц (см. *рис. 1*). Без точной информации о характеристиках рассеяния и излучения суши данных измерений SSM/I (SSMIS) оказывается недостаточно для разделения вкладов подстилающей поверхности и атмосферы в регистрируемый сигнал и, как следствие, восстановления атмосферных параметров. С другой стороны, представляется разумным предположение, что временная изменчивость характеристик рассеяния и излучения фиксированного участка суши в микроволновом диапазоне (в отличие от океана) в основном определяется суточной и сезонной динамикой, параметры которой можно считать практически постоянными (по сравнению с изменчивостью атмосферы) на длительных интервалах наблюдений. Тогда имеется принципиальная возможность разделения факторов влияния суши и атмосферы по статистически репрезентативной выборке наблюдений над данной точкой, содержащих как радиометрические данные SSM/I (SSMIS), так и независимо восстановленные значения ИВС атмосферы. В свою очередь, возможность коррекции данных SSM/I (SSMIS) с учётом фактора подстилающей поверхности (т.е. выделения атмосферного сигнала) обеспечивает восстановление ИВС и других геофизических параметров атмосферы.

Таким образом, возникает идея построения обучаемой модели, связывающей измерения SSM/I (SSMIS) с оценками ИВС атмосферы. На этапе обучения в качестве таких оценок предлагается использовать продукты обработки данных AMSR-E/2, максимально близких по времени к соответствующим измерениям SSM/I (SSMIS). На этапе восстановления модель будет выдавать собственные оценки ИВС по данным SSM/I (SSMIS). Очевидно, что на обоих этапах модель потребует некоторой дополнительной информации, в частности о координатах и времени наблюдений. Вследствие существенно нелинейной связи радиометрических измерений со значениями ИВС и разнородности входной информации одной из наиболее перспективных представляется реализация на базе искусственной нейронной сети (ИНС).

Рассмотрение вопроса о принципиальной реализуемости поставленной задачи следует начать с анализа состава минимально необходимой для модели входной информации с учётом её фактической доступности. С этой целью проанализируем на качественном уровне полученное в работе (Du et al., 2017) выражение, связывающее значение ИВС с данными измерений AMSR-E/2 и рядом дополнительных параметров:

$$Q = c_1 + c_2 T_s + \frac{A_{vd}}{c_3} (c_4 + c_5 \exp(-H)) + c_6 \ln \frac{\Delta T_b(89,0)}{\Delta T_b(36,0)}, \quad (1)$$

где Q — значение ИВС в килограммах на квадратный метр (мм), а смысл остальных переменных пояснён ниже в тексте. Соотношение (1) можно интерпретировать как множественную линейную регрессию Q по нескольким входным параметрам, известным априорно или вычисляемым по данным AMSR-E/2. Значения регрессионных коэффициентов, задаваемые константами c_1, \dots, c_6 , в рамках нашего анализа не представляют интереса (в работе (Du et al., 2017) подобраны их оптимумы для случая измерений AMSR-E/2). Обучение разрабатываемой модели подразумевает автоматический подбор их условных аналогов с той оговоркой, что вычисление выражения вида (1) непосредственно по данным SSM/I (SSMIS) невозможно.

Таким образом, анализ выражения (1) необходимо сосредоточить на переменных параметрах, определяющих пространственно-временную изменчивость восстанавливаемых значений Q . К ним относятся следующие:

1. Температура приземного воздуха T_s . Величина T_s испытывает суточный ход и, также как и Q , может заметно меняться в интервале времени между ближайшими измерениями AMSR-E/2 и SSM/I (SSMIS). Это ещё одна причина, по которой необходимо

формировать обучающие выборки максимально синхронных измерений. В качестве дополнительных входных параметров, характеризующих меру «расхождения по времени», следует добавить дату и разность во времени измерений ASMR-E/2 и SSM/I (SSMIS), учитывая, что местное время прохождения экватора для ASMR-E/2 почти неизменно (около 13:30 на восходящем участке орбиты и 01:30 — на нисходящем). Дополнительно при анализе данных SSM/I следует рассмотреть возможность использования в качестве входной информации данных приборов SSM/T, функционирующих на тех же спутниках серии DMSP и дающих синхронную с SSM/I информацию о вертикальных температурных профилях атмосферы. В случае SSMIS можно использовать по аналогии информацию в частотных каналах полосы 50–60 ГГц или соответствующие продукты восстановления температурных профилей.

2. Разность величин оптической толщины атмосферы на частотах 23,8 и 18,7 ГГц A_{vd} . В работах (Du et al., 2015, 2017; Jones et al., 2010) она оценивается из поляризационных радиоярких контрастов на частотах 23,8 и 18,7 ГГц, и именно расчёт её аналога невозможен непосредственно по данным SSM/I (SSMIS). Таким образом, центральным вопросом исследования является способность модели оценивать изменение A_{vd} косвенным образом в результате обучения на совместных выборках данных SSM/I (SSMIS) и AMSR-E/2.
3. Возвышение поверхности над геоидом H . Отметим, что в выражении (1) речь может идти только о некоторой эффективной (средней по пятну разрешения диаметром около 25 км) высоте. Величину H можно считать постоянной для данной точки измерений и плавно меняющейся по пространству. Совокупность входных данных следует, таким образом, дополнить либо информацией сильно сглаженной цифровой модели рельефа, либо, в предельно упрощённом подходе, географическими координатами измерений. В последнем случае предполагается, что оптимальное значение условного аналога H в зависимости от географических координат точки измерений будет подобрано автоматически в ходе обучения.
4. Параметр, учитывающий влияние облачности и определяемый отношением поляризационных радиоярких контрастов на частотах 89,0 и 36,0 ГГц. По данным SSM/I (SSMIS) возможен расчёт аналогичного отношения на близких частотах 85,5 и 37,0 ГГц. Таким образом, представляется разумным включить в совокупность входных данных в качестве одной из переменных величину $\ln \frac{\Delta T_b(85,5)}{\Delta T_b(37,0)}$.

Источники и характеристика входных данных

Данные калиброванных радиометрических измерений SSM/I над сушей представлены в открытом доступе на серверах NOAA (National Oceanic and Atmospheric Administration — Национальное управление океанических и атмосферных исследований, США, <https://www.ncei.noaa.gov/data/ssmis-brightness-temperature-rss/access>) в файлах формата netcdf, снабжённых географической и временной привязкой. Продукты обработки измерений ASMR-E/2, включающие поля ИВС над сушей, доступны через сайт Университета Монтаны, США (University of Montana, https://files.ntsg.umt.edu/data/LPDR_v2/). Поля построены на равноплощадной географической сетке с шагом 25 км. Данные сгруппированы посуточно и записаны в файлы в формате geotiff.

В связи с некоторыми отличиями орбит и, возможно, радиометрического качества измерений представляется целесообразным проводить обучение модели для данных каждого из приборов SSM/I (SSMIS) по отдельности. Необходимо, следовательно, предложить некоторую характеристику максимальной близости по времени для рядов данных измерений каждой из возможных пар SSM/I (SSMIS) и AMSR-E/2. Поскольку все измерения выполняются на солнечно-синхронных орбитах, в работе принята простая мера «запаздывания» L (ч), равная минимальной (по модулю) разнице местного времени пересечения экватора носителями SSM/I (SSMIS) и AMSR-E/2 соответственно. Для восходящих частей орбиты AMSR-E/2 это

время с высокой точностью равно 13:30. Для каждого из приборов SSM/I (SSMIS) оно плавно меняется на протяжении всего интервала наблюдений (<http://www.remss.com/support/crossing-times/>). Поэтому запаздывание L меняется год от года и зависит от конкретного носителя (F13–F18) серии DMSP (рис. 2).

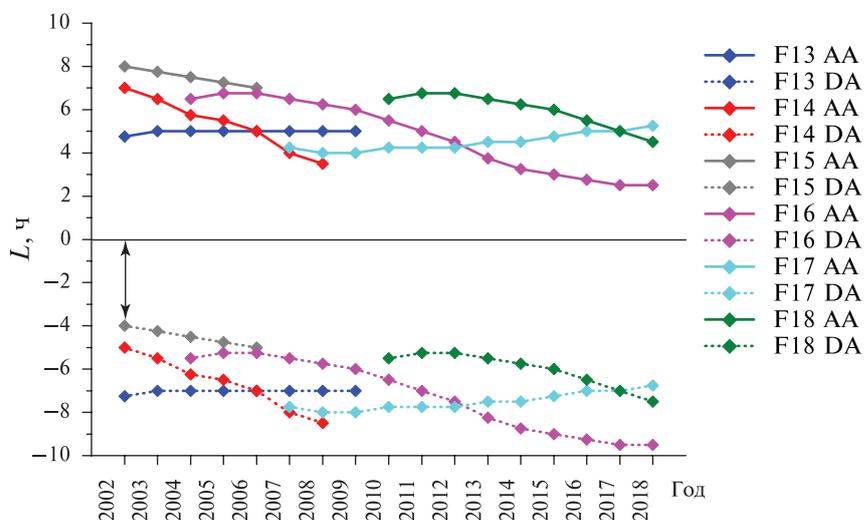


Рис. 2. Относительное запаздывание L (ч) измерений SSM/I (SSMIS) F13–F18 и AMSR-E/2 для однонаправленных (сплошные линии, AA) и разнонаправленных (пунктир, DA) частей орбит; стрелка — измерения SSM/I F15, максимально синхронные с AMSR-E по критерию минимума модуля L (см. пояснения в тексте)

Положительные значения L соответствуют более поздним пролётам SSM/I (SSMIS) по отношению к AMSR-E/2, отрицательные — более ранним. Сплошные кривые отражают запаздывание на однонаправленных частях орбит (восходящих или нисходящих для обоих приборов сравниваемой пары), пунктирные — для разнонаправленных.

Из графиков рис. 2 видно, что для измерений всеми приборами SSM/I (SSMIS) можно подобрать интервалы наблюдений, где запаздывание (по модулю) составляет не более 4,75 ч (до 2,5 ч в отдельных случаях). В основном такое минимальное запаздывание достигается на однонаправленных частях орбит, что позволяет считать L хорошей оценкой асинхронности измерений соответствующими приборами в целом. Сложнее связать «среднюю асинхронность» измерений с L , когда минимум последнего достигается на разнонаправленных частях орбит. В этом случае взаимное запаздывание измерений будет функцией широты. В настоящей работе рассмотрен один из таких сложных случаев для пары SSM/I (F15) и AMSR-E (Aqua). В целях тестирования методики был принят упрощённый подход: считалось, что минимум L соответствует максимальной синхронности измерений в целом. Развитие и доработка алгоритма потребует в дальнейшем более точного учёта времени измерений для формирования максимально синхронных выборок.

Для обучения модели были отобраны серии данных, соответствующие наблюдениям SSM/I F15 и AMSR-E в интервале с 20.06.2002 по 31.12.2003. Разница в местном времени восходящего узла DMSP F15 и нисходящего узла Aqua (и наоборот) составляла около 4 ч (измерения SSM/I опережали измерения AMSR-E) (см. рис. 2). Взаимная пространственная привязка осуществлялась путём усреднения значений ИВС по данным AMSR-E, удалённым не более чем на 25 км от соответствующей точки измерений SSM/I. В итоге был сформирован длинный массив записей совмещённых данных. Каждая запись содержала усреднённое значение ИВС, радиояркие температуры в семи каналах SSM/I, широту и долготу места измерений, дату и время измерений (SSM/I), разницу во времени с наблюдениями AMSR-E, признаки типов узлов орбит DMSP F15 и Aqua. Построенный массив записей позволяет формировать обучающие и тестовые выборки.

Предлагаемый нейросетевой подход

Существенным вопросом является архитектура ИНС в основе обучаемой модели (Egrioglu et al., 2008). Оптимизация архитектуры ИНС к решаемой задаче была выполнена с применением генетического алгоритма (Ettaouil, Ghanou, 2009), позволявшего варьировать число скрытых слоёв в диапазоне от 1 до 8 и число нейронов в каждом из них в диапазоне от 8 до 1024. Число нейронов входного слоя было равно размерности вектора входных данных. Выходной слой содержал 1 нейрон, дающий значение ИВС на выходе (рис. 3).

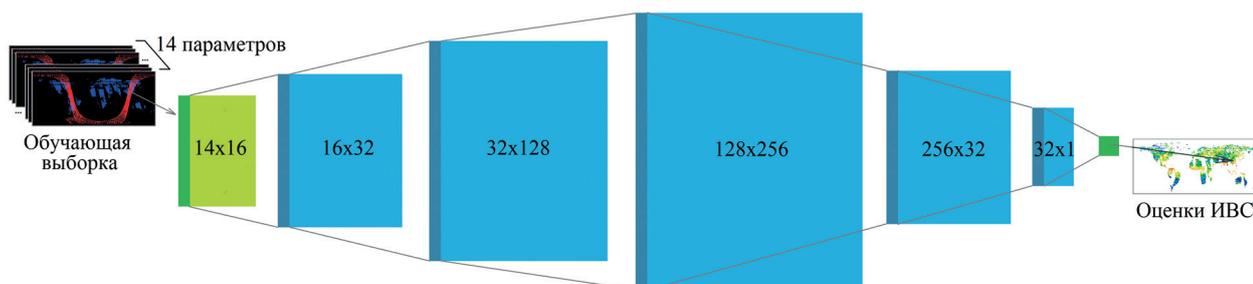


Рис. 3. Архитектура нейросети

Обучающая выборка являлась массивом векторов входных параметров размерности 14 и соответствующих (максимально близких по времени и месту измерений) значений ИВС по AMSR-E. В число параметров включены: широта (от -90 до $+90^\circ$) и долгота (от -180 до $+180^\circ$) точки измерений, номер дня измерений в текущем году (от 1 до 366) и время измерений SSM/I по UTC в долях текущих суток (от 0 до 1), яркостные температуры во всех каналах SSM/I (К), признаки направления частей орбит сканирования (0 — нисходящая, 1 — восходящая) и два дополнительных параметра (координаты ближайшего к точке измерений узла регулярной координатной сетки), необходимых для контроля качества пространственной привязки. Поскольку, как указано выше, местное время восходящих и нисходящих узлов AMSR-E можно считать постоянным, совокупность данных о времени и координатах измерений SSM/I давало нейросети косвенную информацию о реальном запаздывании/опережении измерений SSM/I по отношению к соответствующей оценке ИВС по AMSR-E в данной точке.

Таким образом, каждый вектор параметров соответствовал определённой точке (и времени) измерений и последовательно подавался на входной слой нейросети. Обучающая выборка была составлена из 1 000 000 векторов, соответствующих интервалу измерений с 20.06.2002 по 20.07.2002. Остальные векторы совокупности совмещённых измерений использовались в качестве тестовых. В ходе развития алгоритма предполагается реализовать формирование обучающей выборки случайным образом из всей последовательности совмещённых данных, с тем чтобы векторы выборки были равномерно распределены по пространству и времени измерений. В реализованном в работе упрощённом подходе тестирование, как и обучение, проводилось для интервалов времени, соответствующих бореальному лету, но включало и данные 2003 г.

На рис. 3 слои нейросети визуализированы своими матрицами весов (прямоугольниками). Передача данных осуществляется слева направо от входного слоя (зелёный прямоугольник) через пять скрытых слоёв (синие прямоугольники) к выходному слою из одного нейрона (тёмно-зелёный прямоугольник). На выходе генерируется значение ИВС для заданных координат и времени измерений.

Кроме входного и выходного слоёв сеть содержала пять скрытых слоёв размерами 16, 32, 128, 256 и 32 нейрона соответственно. В качестве функции активации была выбрана LeakyReLU (Maas et al., 2013). Программная реализация была осуществлена на базе среды

разработки Jupyter Notebook и открытых библиотек моделирования ИНС: Keras, Tensorflow. Обучение на персональном компьютере с CPU Intel Core i7-6700HQ и 8 Гбайт оперативной памяти заняло 8 ч машинного времени.

Результаты пробной обработки

Обученная нейросетевая модель восстановления ИВС по измерениям SSM/I и дополнительной информации была испытана на сформированной ранее тестовой выборке. С этой целью проводилось восстановление значений ИВС для всей совокупности измерений выборки и их сопоставление с результатами независимого восстановления (продуктами обработки данных AMSR-E).

Некоторые предварительные результаты сопоставления обсуждены ниже.

На *рис. 4* фрагменты сопоставляемых данных визуализированы в виде карт глобального покрытия за одни сутки.

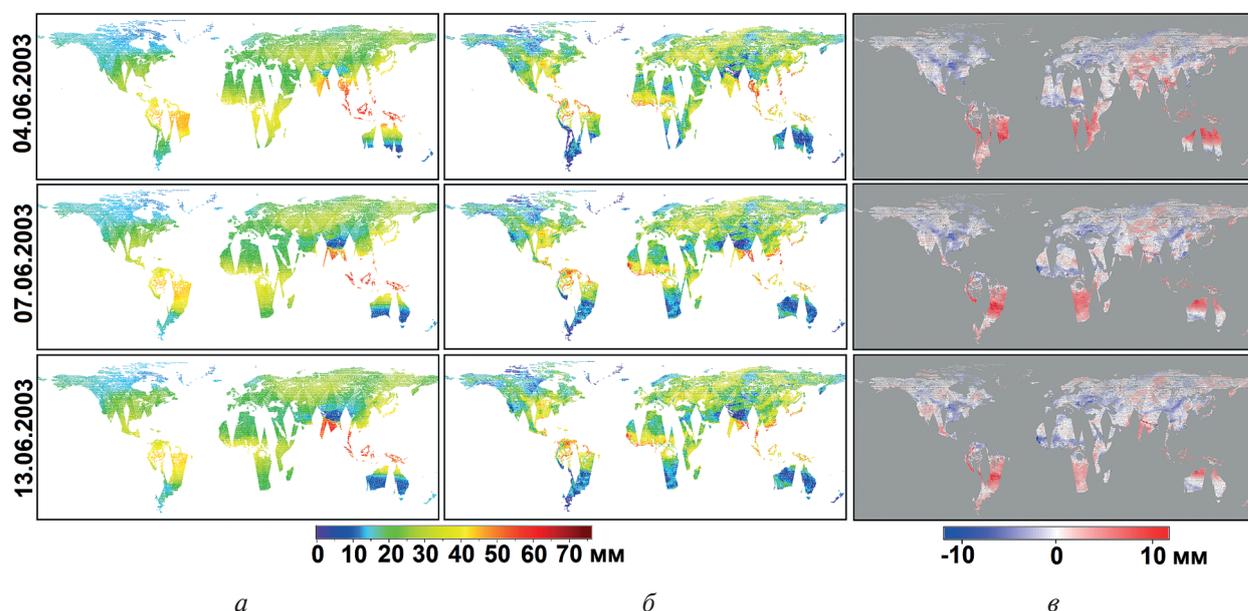


Рис. 4. Сопоставление пространственных распределений оценок ИВС по данным SSM/I и AMSR-E, а также их разностей за разные даты: *а* — поле ИВС, восстановленное нейросетевой моделью по данным SSM/I; *б* — контрольные значения по данным AMSR-E; *в* — пространственное распределение разности полученных оценок ИВС по SSM/I и AMSR-E

Сравнение полей в первом и втором столбцах (см. *рис. 4а, б*) показывает, что обученная нейросеть на качественном уровне способна правильно воспроизвести пространственную структуру поля ИВС над сушей, включая основные тенденции широтных и зональных распределений. Наиболее серьезные проблемы возникли при восстановлении ИВС, близких к краям диапазона значений (как максимальных, в экваториальных районах Южной Америки и Африки, так и минимальных — над Австралией). По всей видимости, это объясняется в первую очередь недостаточным обучением модели и использованием не вполне репрезентативной обучающей выборки, что будет устранено в ходе совершенствования алгоритма.

Более точное представление об ошибках восстановления даёт *рис. 5* (см. с. 38). Чёрным и зелёным цветом (линии 1 и 2) на всех графиках показаны гистограммы распределения значений ИВС, восстановленных из данных AMSR-E по алгоритму работы (Du et al., 2017) и с помощью обученной нейросети из данных SSM/I для дат: 04.06.2003, 07.06.2003 и 13.06.2003. Красным цветом (линии 3) отображены гистограммы разностей между оценками по SSM/I и AMSR-E во всех точках сетки измерений за соответствующие сутки.

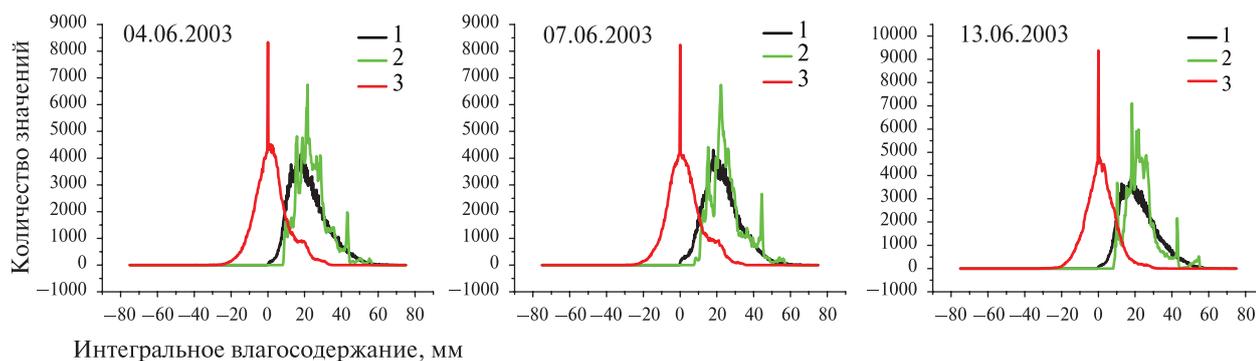


Рис. 5. Гистограммы распределений оценок ИВС по данным AMSR-E (1) и SSM/I (2), а также их разностей (3) за разные даты

Видно, что во всех случаях гистограммы оценок ИВС по SSM/I качественно воспроизводят соответствующие гистограммы оценок по AMSR-E, однако испытывают сильные колебания. В частности, для всех дат на линиях 2 устойчиво воспроизводится острый пик около значений ИВС 40–45 мм. Гистограммы разностей оценок по SSM/I и AMSR-E приближаются к типичной гауссиане с полушириной порядка 10 мм и близким к нулю средним значением. При этом, однако, наблюдается резкий выброс в нуле (т. е. для случая совпадающих оценок по SSM/I и AMSR-E), а также возмущение гауссовой моды в окрестности значений разности порядка 20 мм. По всей вероятности, отмеченные особенности связаны с недостаточным обучением нейросети и будут устранены в ходе совершенствования алгоритма. Следует также отметить, что формально рассчитанная среднеквадратичная невязка между оценками по SSM/I и AMSR-E составляет около 6 мм (значительно меньше полуширины гауссианы за счёт выброса в нуле). Можно рассчитывать на дальнейшее существенное уменьшение этой величины при полном обучении нейросети по репрезентативной обучающей выборке. Целевыми для рассматриваемой модели можно считать значения среднеквадратичных невязок порядка 2–3 мм, поскольку достижение более высокой точности невозможно из-за погрешности расчётов ИВС по алгоритму работы (Du et al., 2017).

Выводы

В работе предложена и проанализирована возможность реализации обучаемой модели для восстановления интегрального влагосодержания атмосферы над сушей по данным спутниковых радиометров SSM/I, SSMIS. Модель основана на применении технологий искусственных нейронных сетей и совместном анализе больших квазисинхронных массивов данных измерений SSM/I, SSMIS и продуктов обработки данных AMSR-E, AMSR2. Основанием для такой разработки является успешный опыт восстановления ИВС над сушей по данным AMSR-E/2. Анализ полученной в работе (Du et al., 2017) параметрической связи между радиояркими температурами и значениями ИВС показывает принципиальную возможность построения обучаемой модели для работы с данными SSM/I, SSMIS при некоторых дополнительных предположениях о независимых параметрах и/или с использованием сторонней информации (в частности, сглаженной цифровой модели рельефа с пространственным шагом около 25 км).

Поиск оптимального решения должен быть осуществлён на основе подбора оптимальной ИНС, обеспечивающей наилучшие результаты на обучающих и контрольных выборках, формируемых по совмещённым данным SSM/I и AMSR-E.

Следует отметить, что реализуемая модель может быть также применена для обработки данных отечественного спутникового радиометра МТВ3А-ГЯ (Болдырев и др., 2008). Его преимуществом перед SSM/I является наличие всех необходимых радиометрических каналов, соответствующих каналам AMSR-E/2. В то же время технические аспекты калибровки могут быть автоматически разрешены в процессе обучения ИНС.

Исследование проведено в ходе выполнения государственного задания № 0030-2019-0008 (шифр «Космос»), а также при финансовой поддержке Российского фонда фундаментальных исследований, проект № 18-05-60024 «Анализ состояния природной среды равнинных территорий Арктической зоны РФ с использованием геоинформационных технологий и цифрового моделирования рельефа».

Литература

1. *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. 1. № 5. С. 243–248. URL: http://d33.infospace.ru/d33_conf/2008_pdf/1/32.pdf.
2. *Ермаков Д. М., Чернушич А. П., Шарков Е. А.* Геопортал спутникового радиотепловидения: данные, сервисы, перспективы развития // Современные проблемы дистанционного зондирования Земли из космоса. 2016. Т. 13. № 3. С. 46–57. URL: <https://doi.org/10.21046/2070-7401-2016-13-3-46-57>.
3. *Кутуза Б. Г., Данилычев М. В., Яковлев О. И.* Спутниковый мониторинг Земли: Микроволновая радиометрия атмосферы и поверхности. М.: ЛЕНАНАД, 2016. 336 с.
4. *Шарков Е. А.* Радиотепловое дистанционное зондирование Земли: физические основы. М.: ИКИ РАН, 2014. 544 с.
5. *Du J., Kimball J. S., Jones L. A.* Satellite microwave retrieval of total precipitable water vapor and surface air temperature over land from AMSR2 // IEEE Trans. Geoscience and Remote Sensing. 2015. V. 53(5). P. 2520–2531. URL: <https://ieeexplore.ieee.org/stamp/stamp.jsp?tp=&arnumber=6953129>.
6. *Du J., Kimball J. S., Jones L. A., Kim Y., Glassy J., Watts J. D.* A global satellite environmental data record derived from AMSR-E and AMSR2 microwave Earth observations // Earth System Science Data. 2017. V. 9(2). P. 791–808. URL: <https://doi.org/10.5194/essd-9-791-2017>.
7. *Egrioglu E., Aladag C. H., Gunay S.* A new model selection strategy in artificial neural networks // Applied Mathematics and Computation. 2008. No. 195. P. 591–597. URL: <https://doi.org/10.1016/j.amc.2007.05.005>.
8. *Ermakov D. M.* Global Circulation of Latent Heat in the Earth's Atmosphere According to Data from Satellite Radiothermography // Izvestiya, Atmospheric and Oceanic Physics. 2018. V. 54(9). P. 1223–1243. URL: <https://doi.org/10.1134/S000143381809013X>.
9. *Ermakov D. M., Sharkov E. A., Chernushich A. P.* A multisensory algorithm of satellite radiothermography // Izvestiya, Atmospheric and Oceanic Physics. 2016. V. 52(9). P. 1172–1180. URL: <https://doi.org/10.1134/S0001433816090115>.
10. *Ettaouil M., Ghanou Y.* Neural architectures optimization and Genetic algorithms // WSEAS Trans. Computers. 2009. V. 8(3). P. 526–537. URL: <http://citeseerx.ist.psu.edu/viewdoc/download?doi=10.1.1.494.7652&rep=rep1&type=pdf>.
11. *Jones L. A., Ferguson C. R., Kimball J. S., Zhang K., Chan S. T. K., McDonald K. C., Njoku E. G., Wood E. F.* Satellite microwave remote sensing of daily land surface air temperature minima and maxima from AMSR-E // IEEE J. Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing. 2010. V. 3(1). P. 111–123. URL: <https://doi.org/10.1109/JSTARS.2010.2041530>.
12. *Maas A. L., Hannum A. Y., Ng A. Y.* Rectifier nonlinearities improve neural network acoustic models // Proc. 30th Intern. Conf. Machine Learning. Atlanta, Georgia, USA, 2013. JMLR: W&CP, 2013. V. 28. 6 p. URL: https://ai.stanford.edu/~amaas/papers/relu_hybrid_icml2013_final.pdf.
13. *Sun N., Weng F.* Evaluation of Special Sensor Microwave Imager/Sounder (SSMIS) Environmental Data Records // IEEE Trans. Geoscience and Remote Sensing. 2008. V. 46(4). P. 1006–1016. URL: <https://doi.org/10.1109/TGRS.2008.917368>.
14. *Weng F., Yan B., Grody N. C.* A microwave land emissivity model // J. Geophysical Research. 2001. V. 106(d17). P. 20115–20123. URL: <https://doi.org/10.1029/2001JD900019>.
15. *Wentz F.* A well-calibrated ocean algorithm for Special Sensor Microwave/Imager // J. Geophysical Research. 1997. V. 102(C4). P. 8703–8718. URL: <https://doi.org/10.1029/96JC01751>.

Development of a new algorithm for the retrieval of total precipitable water of the atmosphere over land from the data of satellite radiothermal monitoring

D. M. Ermakov¹, V. D. Polyakov², E. V. Polyakova³

¹ V. A. Kotelnikov Institute of Radioengineering and Electronics RAS, Fryazino Branch
Fryazino 141190, Moscow Region, Russia
E-mail: dima@ire.rssi.ru

² Gymnasium No. 25, Arkhangelsk 163065, Russia
E-mail: helloyoutube31@yandex.ru

³ N. P. Laverov Federal Center for Integrated Arctic Research RAS
Arkhangelsk 163000, Russia
E-mail: lenpo26@yandex.ru

A neural network model for retrieving the total precipitable water of the atmosphere over land based on measurements of satellite radiometers SSM/I (SSMIS) with the involvement of additional information is proposed. An obstacle to the implementation of more traditional approaches developed for processing data from AMSR-E (AMSR2) radiometers is the impossibility of calculating the polarization contrast on the slope of the water vapor absorption line at about 22.4 GHz. The composition of additional input data is analyzed, which, together with SSM/I (SSMIS) measurements, provides the minimum necessary information to solve the problem of retrieving the total precipitable water. One of the key requirements is the availability of these additional data with space-time detail and in the amounts corresponding to the arrays of archive and operational information of radiothermal observations. To demonstrate the fundamental feasibility of the solution, a neural network test model was built and trained on a limited data sample. Analysis of the preliminary results showed the prospects of further development of the proposed approach. It is noted that the approach can be extended to process data from other satellite radiometers, in particular, the domestic MTVZA-GYa device.

Keywords: total precipitable water, satellite radiometry, artificial neural network

Accepted: 11.10.2019

DOI: 10.21046/2070-7401-2020-17-1-31-41

References

1. Boldyrev V. V., Gorobets N. N., Ilgasov P. A., Nikitin O. V., Pantsov V. Yu., Prokhorov Yu. N., Strelnikov N. I., Streltsov A. M., Chernyi I. V., Chernyavskii G. M., Yakovlev V. V., Sputnikovyi mikrovolnovyi skaner/zondirovshchik MTVZA-GYa (Satellite microwave scanner/probe MTVZA-GYa), *Sovremennye problemy distantsionnogo zondirovaniya Zemli iz kosmosa*, 2008, Vol. 1(5), pp. 243–248, available at: http://d33.infospace.ru/d33_conf/2008_pdf/1/32.pdf.
2. Ermakov D. M., Chernushich A. P., Sharkov E. A., Geoportal sputnikovogo radioteplovideniya: dannye, servisy, perspektivy razvitiya (Geoportal of satellite radio thermal imaging: data, services, development prospects), *Sovremennye problemy distantsionnogo zondirovaniya Zemli iz kosmosa*, 2016, Vol. 13, No. 3, pp. 46–57, available at: <https://doi.org/10.21046/2070-7401-2016-13-3-46-57>.
3. Kutuza B. G., Danilychev M. V., Yakovlev O. I., *Sputnikovyi monitoring Zemli: Mikrovolnovaya radiometriya atmosfery i poverkhnosti* (Satellite Earth Monitoring: Microwave Atmospheric and Surface Radiometry), Moscow: LENANAD, 2016, 336 p.
4. Sharkov E. A., *Radioteplovoe distantsionnoe zondirovanie Zemli: fizicheskie osnovy* (Radio thermal remote sensing of the Earth: physical fundamentals), Moscow: IKI RAN, 2014, 544 p.
5. Du J., Kimball J. S., Jones L. A., Satellite microwave retrieval of total precipitable water vapor and surface air temperature over land from AMSR2, *IEEE Trans. Geoscience and Remote Sensing*, 2015, Vol. 53(5), pp. 2520–2531, available at: <https://ieeexplore.ieee.org/stamp/stamp.jsp?tp=&arnumber=6953129>.
6. Du J., Kimball J. S., Jones L. A., Kim Y., Glassy J., Watts J. D., A global satellite environmental data record derived from AMSR-E and AMSR2 microwave Earth observations, *Earth System Science Data*, 2017, Vol. 9(2), pp. 791–808, available at: <https://doi.org/10.5194/essd-9-791-2017>.

7. Egrioglu E., Aladag C.H., Gunay S., A new model selection strategy in artificial neural networks, *Applied Mathematics and Computation*, 2008, No. 195, pp. 591–597, available at: <https://doi.org/10.1016/j.amc.2007.05.005>.
8. Ermakov D.M., Global Circulation of Latent Heat in the Earth's Atmosphere According to Data from Satellite Radiothermvision, *Izvestiya, Atmospheric and Oceanic Physics*, 2018, Vol. 54(9), pp. 1223–1243, available at: <https://doi.org/10.1134/S000143381809013X>.
9. Ermakov D.M., Sharkov E.A., Chernushich A.P., A multisensory algorithm of satellite radiothermvision, *Izvestiya, Atmospheric and Oceanic Physics*, 2016, Vol. 52(9), pp. 1172–1180, available at: <https://doi.org/10.1134/S0001433816090115>.
10. Ettaouil M., Ghanou Y., Neural architectures optimization and Genetic algorithms, *WSEAS Trans. Computers*, 2009, Vol. 8(3), pp. 526–537, available at: <http://citeseerx.ist.psu.edu/viewdoc/download?doi=10.1.1.494.7652&rep=rep1&type=pdf>.
11. Jones L.A., Ferguson C.R., Kimball J.S., Zhang K., Chan S.T.K., McDonald K.C., Njoku E.G., Wood E.F., Satellite microwave remote sensing of daily land surface air temperature minima and maxima from AMSR-E, *IEEE J. Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 2010, Vol. 3(1), pp. 111–123, available at: <https://doi.org/10.1109/JSTARS.2010.2041530>.
12. Maas A.L., Hannum A.Y., Ng A.Y., Rectifier nonlinearities improve neural network acoustic models, *Proc. 30th Intern. Conf. Machine Learning*, Atlanta, Georgia, USA, 2013, JMLR: W&CP, 2013, Vol. 28, 6 p., available at: https://ai.stanford.edu/~amaas/papers/relu_hybrid_icml2013_final.pdf.
13. Sun N., Weng F., Evaluation of Special Sensor Microwave Imager/Sounder (SSMIS) Environmental Data Records, *IEEE Trans. Geoscience and Remote Sensing*, 2008, Vol. 46(4), pp. 1006–1016, available at: <https://doi.org/10.1109/TGRS.2008.917368>.
14. Weng F., Yan B., Grody N.C., A microwave land emissivity model, *J. Geophysical Research*, 2001, Vol. 106(d17), pp. 20115–20123, available at: <https://doi.org/10.1029/2001JD900019>.
15. Wentz F., A well-calibrated ocean algorithm for Special Sensor Microwave/Imager, *J. Geophysical Research*, 1997, Vol. 102(C4), pp. 8703–8718, available at: <https://doi.org/10.1029/96JC01751>.