

УДК 551.576.4

Восстановление высоты нижней границы облаков по спутниковым данным MODIS с помощью самоорганизующихся нейронных сетей

А.В. Скороходов^{✉1}, К.Н. Пустовалов^{1,2}, Е.В. Харюткина²,
В.Г. Астафуров^{1*}

¹Институт оптики атмосферы им. В.Е. Зуева СО РАН
634055, г. Томск, пл. Академика Зуева, 1

²Институт мониторинга климатических и экологических систем СО РАН
634055, г. Томск, пр. Академический, 10/3

Поступила в редакцию 30.03.2023 г.;
после доработки 3.05.2023 г.;
принята к печати 5.05.2023 г.

Представлен алгоритм восстановления высоты нижней границы облаков (ВНГО) по данным пассивного спутникового зондирования с помощью методов искусственного интеллекта. Определение ВНГО рассмотрено как частный случай решения задачи классификации. Обучение алгоритма осуществлялось путем сопоставления результатов активных измерений ВНГО на сети наземных светолокационных и лазерных регистраторов ASOS (Automated Surface Observing System), лидаром CALIOP (спутник CALIPSO) и радаром CPR (спутник CloudSat) с другими параметрами облачности, полученными по данным спектрорадиометра MODIS (спутник Aqua). Проанализированы возможности инструментов активного зондирования по определению ВНГО у облаков с различной оптической толщиной. Алгоритм восстановления ВНГО основан на использовании трех независимых самоорганизующихся нейронных сетей Кохонена. Определены значения ВНГО однослойной облачности над Западной Сибирью в летнее время по дневным данным MODIS. Установлено, что разрабатываемый алгоритм недооценивает ВНГО во всем диапазоне допустимых значений оптической толщины. Среднее смещение полученных оценок ВНГО относительно эталонных данных ASOS/CALIOP/CPR составляет $-0,2$ км при среднеквадратичном отклонении $1,2$ км.

Ключевые слова: атмосфера, высота нижней границы облаков, оптическая толщина, нейронные сети, обработка изображений, спутниковые данные; atmosphere cloud-base height, optical thickness, neural network, image processing, satellite data.

Введение

Высота нижней границы облаков (ВНГО) является одной из наиболее важных характеристик, изучаемых в климатологии и метеорологии. Информация об этом параметре необходима для обеспечения безопасности полетов воздушных судов с точки зрения определения видимости и вертикальной протяженности зон их потенциального обледенения [1]. От ВНГО зависит степень воздействия облаков на уходящее от подстилающей поверхности длинноволновое излучение, а также на перенос атмосферного аэрозоля [2, 3]. Данный параметр необходимо учитывать в радиолокации, например при выборе рабочего диапазона частот [4].

Традиционно для определения ВНГО используются наземные светолокационные (ДВО-2, ИВО-1м, РВО-2м) и лазерные (СТ25К, LD12, CL31) регистраторы [5, 6]. Указанными приборами оборудованы в основном метеостанции в крупных аэропортах и городах. На остальных пунктах наблюдения за погодой восстановление ВНГО либо вовсе не осуществляется, либо оценивается визуально специалистом-метеорологом в соответствии с указаниями Всемирной метеорологической организации [7]. Таким образом, традиционный подход не позволяет осуществлять мониторинг рассматриваемого параметра в глобальном масштабе, особенно в высоких широтах и над поверхностью океанов. Поэтому с начала 2000-х гг. активно развиваются методы восстановления ВНГО на основе результатов дистанционного зондирования Земли из космоса [8–10].

Существующие спутниковые системы метеорологического назначения по способу получения информации можно условно разделить на две группы:

*Алексей Викторович Скороходов (vazime@yandex.ru);
Константин Николаевич Пустовалов (const.PV@yandex.ru);
Елена Валерьевна Харюткина (kh_ev@imces.ru); Владимир
Глебович Астафуров (astafurov@iao.ru).

активные и пассивные. Первые позволяют восстанавливать ВНГО напрямую на основе анализа испускаемых ими лазерных импульсов или радиосигналов, которые проникают сквозь облачность и, отражаясь от подстилающей поверхности, возвращаются обратно на приемник. Так, результаты синхронных измерений лидара CALIOP (спутник CALIPSO) и радара CPR (спутник CloudSat) в составе группировки A-Train позволили существенно увеличить знания о вертикальном строении атмосферы и облаков [11–13]. Основными недостатками этих приборов являются низкая периодичность съемки (16 сут) и малые размеры (1–3 км) их пятен сканирования, что делает их непригодными для глобального мониторинга облачности [14, 15]. Пассивные датчики дают возможность напрямую получать информацию только о характеристиках верхней границы облаков (высота, давление и температура), а остальные параметры (оптическая толщина, эффективный радиус частиц, водозапас и др.) определяются косвенно, например с помощью моделей переноса излучения [16]. Основными преимуществами этих систем являются широкая полоса обзора и высокая периодичность съемки (особенно у геостационарных систем метеорологического назначения).

Результаты зондирования лидаром CALIOP и радаром CPR позволили выявить некоторые эмпирические зависимости между ВНГО и другими характеристиками облаков, например водозапасом. Это стало предпосылкой к созданию методов косвенной оценки высоты основания облачности на базе результатов пассивных спутниковых измерений. В настоящее время в данной области выделяются два главных подхода к восстановлению ВНГО. Первый заключается в непосредственном использовании эмпирических регрессионных моделей, созданных на основе результатов сопоставления синхронных активных и пассивных наблюдений за облаками [17–19]. Во втором подходе применяется концепция «донор – реципиент», согласно которой результаты восстановления ВНГО, полученные вдоль трассы лидара и/или радара, наложенной на синхронный снимок от пассивного сенсора, экстраполируются на другие участки этого изображения [20–22].

Основным недостатком этих методов является трудоемкость их адаптации к различным регионам наблюдения, сезонам года и условиям съемки. Так, результаты восстановления водозапаса в надире и при углах отклонения прибора от него более чем на $\pm 40^\circ$ могут отличаться на 20%, что естественным образом скажется и на точности восстановления ВНГО [23]. Устранить этот недостаток позволяют методы интеллектуального анализа данных, когда регрессионная модель строится автоматически на основе имеющегося набора данных. Такой подход был впервые использован в [24], где оценка основания самого верхнего яруса многослойных облаков осуществлялась на базе перцептрона, обученного по данным лидара CALIOP, радара CPR, радиометра CERES (спутник Aqua) и реанализа GEOS (Global Earth Observing System). В работе [25] модель ма-

шинного обучения XGBoost, настроенная на основе результатов активных и пассивных измерений, применялась для восстановления ВНГО однослойной облачности всех ярусов.

Основным источником исходных данных для восстановления ВНГО по данным пассивного спутникового зондирования в известных работах являются результаты сканирования облаков лидаром CALIOP и радаром CPR. Однако оценка возможностей этих систем по определению высоты основания облачности в зависимости от ее оптической толщины (τ) практически ни в одном из этих исследований не выполнялась, за исключением [18]. Это ставит под сомнение достоверность полученных результатов восстановления ВНГО по данным пассивного спутникового зондирования для некоторых типов облаков с большой вертикальной протяженностью и $\tau > 30$, например конвективных и слоисто-дождевых, при прохождении которых лазерный импульс или радиосигнал не достигает подстилающей поверхности. Кроме этого, нерешенной остается проблема оценки высоты основания многослойной облачности, особенно облачных систем атмосферных фронтов [26]. Следует отметить, что поскольку восстановление ВНГО по данным пассивного спутникового зондирования осуществляется косвенно, то в спецификациях NOAA NESDIS (National Oceanic and Atmospheric Administration, National Environmental Satellite, Data and Information Service) существует рекомендация: отклонение восстановленных значений высоты основания от эталонных не должно превышать 2 км для облаков с $\tau > 1$ и 3 км – с $\tau < 1$ [27].

Цель данного исследования – разработка алгоритма восстановления ВНГО однослойных облаков для всего диапазона возможных значений оптической толщины по спутниковым данным MODIS с помощью методов искусственного интеллекта.

Исходные данные

В работе использовались синхронные спутниковые данные лидара CALIOP, радара CPR и спектро-радиометра MODIS, а также тематические продукты их обработки, полученные в светлое время суток над территорией Западной Сибири ($50\text{--}72^\circ$ с.ш., $60\text{--}90^\circ$ в.д.) с мая по сентябрь в 2010–2017 гг. В рассматриваемый сезон над целевым регионом наблюдаются практически все разновидности облаков (включая оптически плотные кучево-дождевые и слоисто-дождевые) согласно существующей метеорологической классификации [28]. Перечисленные выше приборы входили в группировку A-Train, космические аппараты которой имели одинаковую солнечно-синхронную орбиту 705 км с углом наклона 98° и периодом 16 сут. В 2018 г. на спутнике CloudSat вышло из строя одно из трех колес позиционирования, что привело к понижению его орбиты и выходу из A-Train [29]. В исследуемый период время пролета указанных спутников над одной

и той же точкой подстилающей поверхности не превышало 3,5 мин. Поэтому данные CALIOP, CPR и MODIS можно считать синхронными, а смещение облаков и изменение их характеристик незначительными согласно [30].

Нами рассматривались следующие продукты спутниковой съемки CALIOP (из коллекции 4.20), CPR (R05) и MODIS (1.1 и 6.1): цветосинтезированные изображения (красный канал 0,62–0,67 мкм, синий канал 0,84–0,88 мкм, зеленый канал 1,2–1,3 мкм) с пространственным разрешением 1000 м (MYD021KM); файлы, содержащие информацию о характеристиках облаков (MYD06_L2, CLDPROP_L2_Aqua, CAL_LID_L2_01kmCLay-Standard и 2B-CLDCLASS) и геопривязке (MYD03). Отметим, что продукты, полученные на основе лидарного (CAL_LID_L2_01kmCLay-Standard) и радарного (2B-CLDCLASS) зондирования, использовались по отдельности, что позволяет более детально оценить возможности CALIOP и CPR по восстановлению ВНГО на основе содержащихся в них значений флагов качества по сравнению с их скомбинированными данными в продукте 2B-GEOPROF-LIDAR. Выделение пикселей однослойной облачности с восстановленными в них (из данных CALIOP и CPR) значениями ВНГО (h_{CB}) для формирования обучающих и тестовых выборок осуществлялось на основе сопоставления значений флагов Cloud_Multi_Layer_Flag из продукта MYD06_L2 с Number_Layer_Found и Opacity_Flag из CAL_LID_L2_01kmCLay-Standard или CloudLayer из 2B-CLDCLASS. Остальные характеристики облаков извлекались из продукта CLDPROP_L2_Aqua: оптическая толщина (для расчета используется спектральный канал MODIS 2,2 мкм), эффективный радиус частиц (r_{eff}) (2,2 мкм), водозапас (P) (2,2 мкм), фазовый состав (F), высота (h_{CT}), температура (T_{CT}) и давление (p_{CT}) на верхней границе облаков (11 мкм), их эффективная излучательная способность (11 мкм), температура (T_S) и тип (M_S) подстилающей поверхности, а также зенитные углы Солнца (θ) в исследуемой точке.

Косвенная оценка возможностей CALIOP и CPR по восстановлению ВНГО осуществлялась путем сопоставления результатов их измерений с результатами определения других характеристик облаков по синхронным данным MODIS вдоль трассы лидара/радар, наложенной на снимок. При этом рассматривались только те пиксели спутникового изображения, которые были отнесены к однослойной облачности одновременно на основе активных и пассивных наблюдений и в них были определены значения h_{CB} . На рис. 1 приведены гистограммы относительных частот (ν) значений некоторых из перечисленных выше характеристик облаков в отобранных точках, построенные на основе всего объема выборочных данных CALIOP (51034 образца), CPR (60178 образцов) и соответствующих им снимков MODIS.

Результаты синхронных измерений лидаром и радиометром, представленные на рис. 1, а, в и д,

свидетельствуют о способности лидара восстанавливать ВНГО в основном у облачности с $\tau < 15$ и $P < 100$ г/м². Прибор CALIOP дает возможность определять высоту основания преимущественно у тонких слоистых, слоисто-кучевых и перистообразных облаков, учитывая также значения h_{CT} и F . Приведенные нами на рис. 1, в оценки являются более «оптимистичными» по сравнению с [31], где отмечается способность данного прибора восстанавливать ВНГО только у облаков с $\tau < 5$. Результаты синхронных измерений радаром и радиометром (рис. 1, б, г и е) свидетельствуют о способности радара определять высоту основания облачности с $\tau < 40$ и $P < 1000$ г/м². Следовательно, CPR позволяет восстанавливать ВНГО практически у всех типов однослойных облаков, за исключением облаков глубокой конвекции и слоисто-дождевых с большой вертикальной протяженностью. Однако эффективность определения высоты основания тонких кристаллических облаков на основе ее результатов ниже, чем у CALIOP [14], из-за технических особенностей радарной съемки.

Анализ возможностей CALIOP и CPR свидетельствует о недостаточности использования только их данных для надежного решения задачи восстановления ВНГО даже однослойной облачности с точки зрения охвата всего диапазона возможных значений оптической толщины. В [18] h_{CB} облаков вертикального развития соответствует высоте уровня конвективной конденсации, взятой из численного прогноза погоды. Однако применение такого подхода дает большую погрешность восстановления ВНГО, что отмечается и самими авторами. Другим вариантом является привлечение данных сети лазерных и светолокационных регистраторов ASOS, установленных во всех крупных аэропортах и городах мира, которые предоставляют информацию о ВНГО с периодичностью 30 мин [32]. Так, в [33] такие сведения использовались в качестве единственного источника информации о высоте основания облачности.

Поскольку лазерные регистраторы установлены не на всех станциях сети ASOS, то это затрудняет сбор эталонных данных о ВНГО для облаков среднего и верхнего ярусов, до которых светолокационные системы не достают. Однако в качестве дополнительного источника информации о высоте основания мощной конвективной и слоисто-дождевой облачности над сушей их применение представляется нам целесообразным. Поэтому в работе рассматривались данные о ВНГО у облаков с $\tau > 30$, полученные Западно-Сибирским сегментом ASOS в период с 2010 по 2021 г. Поиск эпизодов наблюдения такой облачности осуществлялся путем сопоставления наземных и спутниковых измерений MODIS, разница между которыми не превышала 10 мин.

На рис. 2 показаны гистограммы относительных частот значений некоторых характеристик конвективных и слоисто-дождевых облаков, построенные на основе сопоставления результатов измерений наземными регистраторами и оптическим радиометром

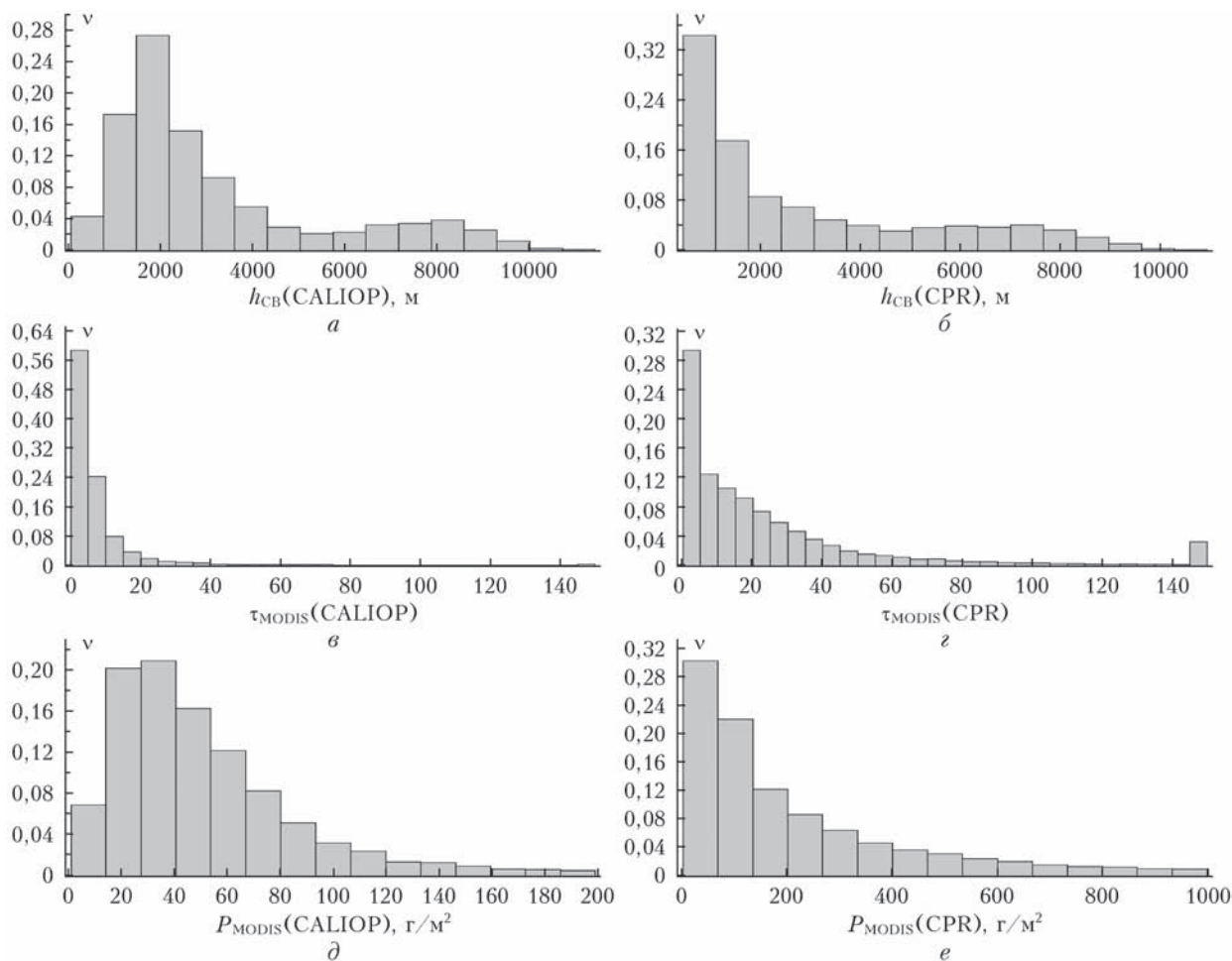


Рис. 1. Гистограммы относительных частот значений высоты нижней границы облаков (а) и (б), их оптической толщины (в) и (г) и водозапаса (д) и (е), полученных путем сопоставления данных MODIS с результатами измерений CALIOP и CPR соответственно

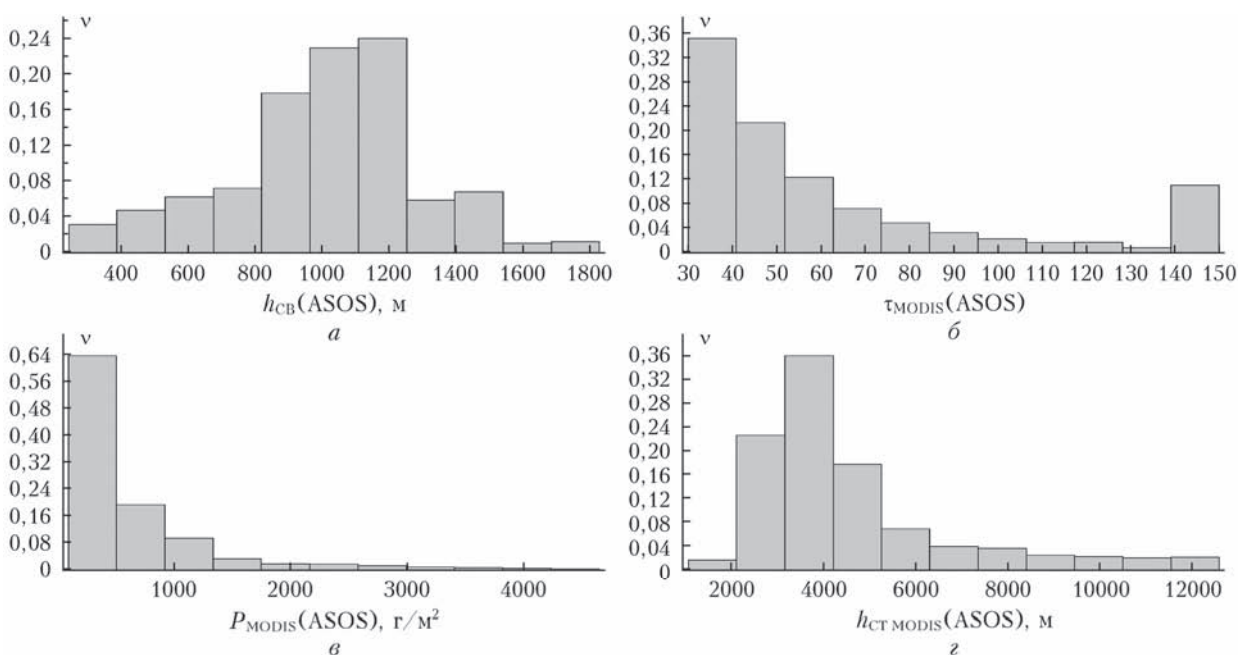


Рис. 2. Гистограммы относительных частот значений высоты нижней границы (а) оптических плотных облаков, их оптической толщины (б), водозапаса (в) и высоты верхней границы (г), полученных путем сопоставления данных сети наземных регистраторов ASOS и спектрорадиометра MODIS

для 16050 образцов. Из рис. 2, а видно, что ВНГО таких облаков не превышает 2000 м, подтверждая тем самым целесообразность применения данных ASOS в качестве источника информации об оптически плотных облаках.

Методика восстановления высоты нижней границы облаков

Определение высоты основания облачности по данным пассивного спутникового зондирования можно представить в виде решения задачи классификации, а не регрессии или экстраполяции [17–22]. Тогда в качестве классификационных признаков следует рассматривать различные характеристики облаков, а классов — узкие интервалы значений ВНГО (например, 0,05 км) по аналогии с тем, как задается h_{CT} в стандартном тематическом продукте MYD06_L2 [34]. Поэтому для решения задачи определения высоты основания облачности могут быть использованы различные современные методы классификации, к которым относятся и искусственные нейронные сети. В случае их применения настройка классификатора представляет, по сути, установление взаимосвязи между различными параметрами облачности и ВНГО, а его функционирование — экстраполяцию эталонных образцов на произвольные изображения из космоса [35]. Такой алгоритм может быть легко адаптирован к исследуемому региону, сезону или условиям съемки за счет использования различных обучающих выборок.

Анализируя предложенное выше решение задачи восстановления ВНГО на основе представленных в предыдущем разделе исходных данных, можно выделить две основные проблемы. Первая заключается в том, что типы облачности с сильно различающимися характеристиками могут иметь одинаковую высоту основания, например слоистые и кучевые. Второй проблемой является разнородность исходных данных, обусловленная различными возможностями спутниковых и наземных систем регистрации ВНГО. Так, CALIOP способен детектировать облака уже на уровне конденсации влаги, светолокационные и лазерные регистраторы — их плотную часть, а спектрорадиометр MODIS — излучающие слои внутри них [36–38]. Для устранения первой проблемы мы приняли решение выполнить разведочный анализ исходных данных с помощью кластеризации с последующим переходом к задаче классификации. Для нивелирования второй проблемы предлагаем использовать три независимых алгоритма (каждый из которых обучен по результатам зондирования ASOS/CALIOP/CPR) в зависимости от значений оптической толщины в исследуемом пикселе облачности.

Кластеризация данных осуществлялась с помощью самоорганизующейся нейронной сети Кохонена, обучаемой алгоритмом Conscience Winner Takes All (CWTA), который считается одним из луч-

ших в данной области [39]. Данный выбор обусловлен тем, что такие нейронные сети можно легко адаптировать для решения задачи классификации путем выполнения ряда простых преобразований. Это возможно, потому что нейроны обученной сети Кохонена представляют собой центры кластеров, а значения их весов соответствуют средним подаваемым на ее вход характеристикам облаков. Таким образом, нейронам могут быть назначены определенные классы в зависимости от значений одного или нескольких весовых коэффициентов, например соединенных с входом $h_{\text{CB}}(i)$. На рис. 3 показана структура нейронной сети Кохонена, используемая нами на этапе кластеризации исходных данных. На вход сети предъявляется вектор значений параметров облачности (включая ВНГО), полученных на основе результатов синхронного зондирования MODIS и ASOS/CALIOP/CPR. Здесь $w_j^{(\tau)}$, $w_j^{(P)}$, $w_j^{(h_{\text{CB}})}$, ..., $w_j^{(\theta)}$ — весовые коэффициенты j -го нейрона; V_j — число его побед после очередной эпохи обучения. Поскольку ВНГО восстанавливается по данным CALIOP и CPR в пределах от 0 до 20 км, а заданный нами интервал квантования этого параметра — 0,05 км, то число нейронов выбрано $K = 400$. На практике активация такого числа нейронов является труднодостижимой из-за обозначенных выше двух проблем. Однако не участвующие в процессе обучения сети нейроны в дальнейшем могут быть удалены.

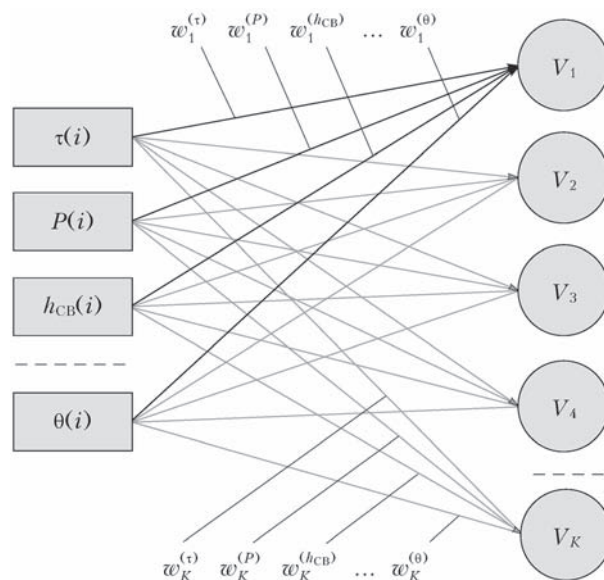


Рис. 3. Структура самоорганизующейся сети Кохонена

В соответствии с предложенным нами подходом к восстановлению ВНГО для реализации трех отдельных классификаторов выборочные данные были поделены в зависимости от значений τ . Так, для облаков с $\tau \leq 10$ обучающая выборка сформирована по данным MODIS и CALIOP (40275 образцов), с $10 < \tau \leq 30$ — MODIS и CPR (52890 образцов), с $\tau > 30$ — MODIS и ASOS (16050 образцов).

При этом выбор пороговых значений обусловлен результатами оценки возможностей лидара, радара и наземных регистраторов по восстановлению ВНГО, показанных на рис. 1, в и г, а также рис. 2, а. Так, CALIOP надежнее определяет высоту основания облачности с $5 < \tau \leq 10$, чем CPR, исходя из значений ν , но хуже для облаков с $10 < \tau \leq 15$. После автоматической настройки самоорганизующихся нейронных сетей Кохонена алгоритмом CWTA было выполнено преобразование каждой их структуры в соответствии со следующими этапами восстановления ВНГО только по данным пассивного зондирования:

1) удаляются ни разу не активированные в процессе обучения нейроны ($V_j = 0$), а также неконкурентоспособные (ни разу не «победили» после отключения механизма «утомления») в соответствии с алгоритмом CWTA;

2) нейрон x удаляется, если выполняются условия

$$\begin{cases} |w_x^{(h_{CB})} - w_y^{(h_{CB})}| < 0,05; \\ |w_x^{(\tau)} - w_y^{(\tau)}| \approx 0; \\ \text{-----} \\ |w_x^{(\theta)} - w_y^{(\theta)}| \approx 0; \end{cases} \quad \text{при } V_x < V_y \text{ и } x \neq y,$$

где пороговое значение 0,05 обозначает ширину интервала квантования h_{CB} восстанавливаемых алгоритмом значений ВНГО, а его выбор обусловлен аналогичным показателем у h_{CT} в стандартном тематическом продукте MYD06_L2;

3) нейроны x и y помечаются как сходные, если выполняются условия

$$\begin{cases} |w_x^{(h_{CB})} - w_y^{(h_{CB})}| < 0,05; \\ |w_x^{(\tau)} - w_y^{(\tau)}| \gg 0; \\ \text{-----} \\ |w_x^{(\theta)} - w_y^{(\theta)}| \gg 0; \end{cases} \quad \text{при } x \neq y,$$

что обеспечивает решение указанной выше проблемы, связанной с тем, что разные типы облачности могут иметь одинаковые значения ВНГО;

4) каждому нейрону назначается цвет в соответствии со значениями его коэффициентов $w_j^{(h_{CB})}$ и диапазоном допустимых значений h_{CB} . При этом помеченным на шаге 3 сходным между собой нейронам присваиваются одинаковые цвета. Поэтому различные типы облаков с близкими значениями высоты их основания интерпретируются единообразно. Далее в эти цвета будут перекрашиваться изображения MODIS в процессе выполнения процедуры восстановления ВНГО;

5) из входа сети удаляется элемент $h_{CB}(i)$ и все его связи с нейронами. Таким образом, решение о принадлежности исследуемого пикселя облач-

ности к одному из интервалов ВНГО настроенными сетями Кохонена будет приниматься только на основе характеристик облаков, полученных по данным MODIS.

После выполненных преобразований число нейронов в первой сети Кохонена, обученной по данным CALIOP и MODIS, сократилось до 121, второй (CPR и MODIS) — до 184 и третьей (ASOS и MODIS) — до 25. Такое количество нейронов, с одной стороны, отражает различные возможности по определению ВНГО указанными приборами, а с другой — указывает на то, что охвачен не весь диапазон принимаемых этим параметром значений (0–20 км). Это связано с тем, что для обучения использовались данные, собранные над конкретным регионом и в определенный сезон года. Так, над Западной Сибирью в летнее время практически не встречаются слоистые облака с $h_{CB} < 0,3$ км, а высота тропопаузы (ниже которой, как правило, и образуется облачность) редко превышает 11 км [40]. Можно предположить, что для более низких широт число нейронов в сетях Кохонена и их пропорция будут другими. В этом и проявляется основное преимущество самоорганизующихся алгоритмов классификации, поскольку регулирование размеров классификатора выполняется автоматически только на основе репрезентативности обучающих выборок. При этом сам поиск эталонных образцов требует от исследователя только формирования наборов синхронных данных активного и пассивного зондирования для выбранного региона, сезона или условий съемки, без процедуры экспертной разметки.

На рис. 4 показана общая схема предлагаемого алгоритма восстановления ВНГО по данным пассивного спутникового зондирования с использованием

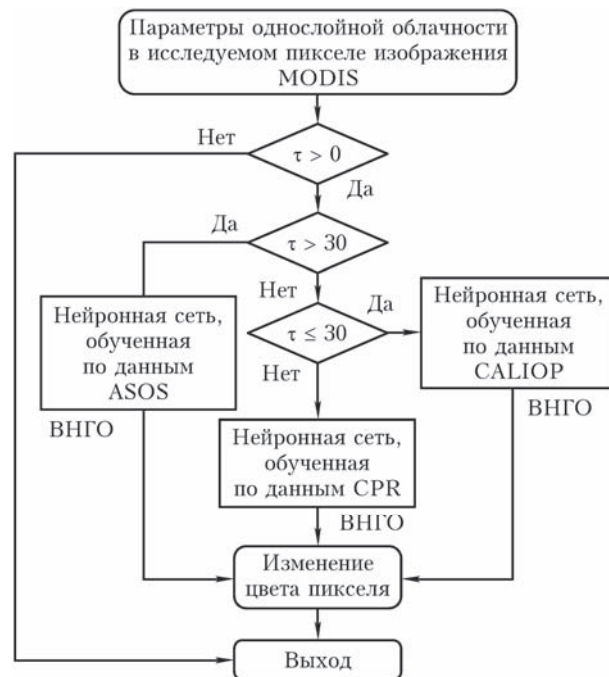


Рис. 4. Схема алгоритма восстановления высоты нижней границы облаков по данным пассивного спутникового зондирования

трех самоорганизующихся нейронных сетей Кохонена. На данном этапе работы апробировалась только методика определения высоты основания однослойных облаков. Эффективность их обнаружения по данным MODIS требует дополнительных исследований. Некоторые оценки достоверности используемого флага Cloud_Multi_Layer_Flag из продукта MYD06_L2, которые необходимо учитывать при анализе результатов восстановления ВНГО на полноразмерных изображениях MODIS, приведены в [41].

Из рис. 4 видно, что для реализации предложенного подхода необходима информация об оптической толщине, поэтому разработанный алгоритм может применяться только для дневных спутниковых сцен. Согласно рис. 4 каждый обрабатываемый пиксель изображения, соответствующий однослойной облачности, проверяется на наличие в нем сведений об оптической толщине. Если τ в продукте MYD06_L2 не восстановлено, то цвет пикселя остается без изменений и происходит переход к следующему пикселю, иначе выполняется восстановление ВНГО одной из трех нейронных сетей в зависимости от значения оптической толщины облаков в этой точке. Цвет пикселя изменяется согласно значению высоты основания облаков, определенной алгоритмом. В соответствии с этой схемой обрабатываются все пиксели однослойной облачности на текущем спутниковом снимке.

Обсуждение результатов

Оценка эффективности предложенного в работе алгоритма восстановления ВНГО по данным пассивного спутникового зондирования выполнялась на основе результатов обработки тестовых выборок, составленных аналогично обучающим в зависимости от значений оптической толщины. Так, для облаков с $\tau \leq 10$ число тестовых образцов, полученных путем сопоставления результатов наблюдений MODIS и CALIOP, составило $n = 5752$, с $10 < \tau \leq 30$ по данным MODIS и CPR — $n = 6277$, с $\tau > 30$ по измерениям MODIS и ASOS — $n = 1914$. Следует отметить, что тестовые выборки были сформированы только на основе спутниковых и наземных данных, полученных в 2013 г. над Западной Сибирью, которые не использовались при обучении нейронных сетей. Меньший объем обучающей выборки, собранной по наземным данным, объясняется низкой частотой регистрации облаков с $\tau > 30$.

На рис. 5 (цв. вкладка) показан результат восстановления ВНГО по предложенному алгоритму на полноразмерном цветосинтезированном изображении MODIS северной части исследуемого региона от 3.07.2013 г. (07:00 UTC). Из рис. 5, б видно, что значения h_{CB} для полей облаков нижнего, среднего и верхнего ярусов, а также вертикального развития распределены достаточно однородно без видимых аномальных выбросов. Несмотря на то что

алгоритм применим только для пикселей однослойной облачности с известными в них значениями τ , он позволяет создать целостную картину распределения ВНГО на каждом отдельно взятом спутниковом снимке. Однако при восстановлении h_{CB} на полноразмерных изображениях MODIS в прикладных целях необходимо учитывать достоверность информации об однослойных облаках в продукте MYD06_L2 [41].

На рис. 6 (цв. вкладка) показаны диаграммы рассеяния значений ВНГО, определенных с помощью разработанного алгоритма по данным MODIS и измеренных на сети ASOS, лидаром CALIOP и радаром CPR. Из рис. 6, а видно, что эталонные и восстановленные значения h_{CB} хорошо согласуются для облаков с $\tau \leq 10$ на высотах до 6 км. Высоту основания для более высокой облачности обученная по данным лидара нейронная сеть занижает. Это обусловлено двумя основными причинами. Первая заключается в том, что лазерные импульсы начинают затухать даже при низкой концентрации ледяных частиц, из которых состоят облака на указанных высотах [42]. Второй причиной является то, что эффективный излучающий слой кристаллической облачности, который регистрируется радиометром, находится в глубине ее плотной части [34]. Аналогичная тенденция к занижению ВНГО наблюдается и в других работах по данной тематике [18, 19, 25].

Из рис. 6, б видно, что полученные CPR и восстановленные по алгоритму значения h_{CB} для облаков с $10 < \tau \leq 30$ также хорошо согласуются между собой, с точностью, требуемой NOAA NESDIS [27]. Однако и здесь наблюдается недооценка значений ВНГО (но уже на высотах до 3 км) обученной нейронной сетью, вызванная различием радарной и оптической съемки. Из рис. 6, в наиболее отчетливо видно занижение значений h_{CB} разработанным алгоритмом. Однако и измерения ASOS являются более надежными, чем CALIOP и CPR. Возможно, необходимо каким-то образом корректировать восстанавливаемые значения h_{CB} , что можно рассматривать в качестве перспективного направления развития данной работы. Следует отметить, что на рис. 6, в «линейность» расположения точек наблюдений обусловлена как небольшим диапазоном значений ВНГО облаков с $\tau > 30$, так и количеством нейронов (25) в соответствующей сети Кохонена. В целом восстановление значений ВНГО выполняется достаточно эффективно во всем диапазоне возможных значений оптической толщины.

В таблице представлены стандартные для этой области исследований [18, 19, 25] оценки эффективности восстановления ВНГО по данным пассивного спутникового зондирования, найденные на основе обработки тестовой выборки по алгоритму: средняя ошибка смещения

$$\langle \Delta \rangle = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \left((\hat{h}_{CB})_i - (h_{CB})_i \right),$$

среднеквадратичная ошибка

$$\sigma_{\Delta} = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (\hat{h}_{CB})_i - (h_{CB})_i^2}{n}},$$

относительная среднеквадратичная ошибка

$$\delta_{\sigma} = \sigma_{\Delta} / \bar{h}_{CB}$$

и коэффициент детерминации

$$R_{\Delta}^2 = 1 - \frac{\sum_{i=1}^n ((h_{CB})_i - (\hat{h}_{CB})_i)^2}{\sum_{i=1}^n ((h_{CB})_i - (\bar{h}_{CB}))^2},$$

где $(h_{CB})_i$ — эталонное значение высоты основания облачности i -го образца, определенное по данным ASOS/CALIOP/CPR; $(\hat{h}_{CB})_i$ — восстановленная ВНГО; $(\bar{h}_{CB})$ — эталонное среднее; n — объем тестовой выборки.

Оценки эффективности восстановления ВНГО на основе синхронных данных ASOS, CALIOP, CPR и MODIS

τ	n	$\langle \Delta \rangle$, км	σ_{Δ} , м	δ_{σ}	R_{Δ}^2
$\tau \leq 10$	5752	-0,4	1,6	0,33	0,76
$10 < \tau \leq 30$	6277	-0,1	0,9	0,41	0,73
$\tau > 30$	1914	-0,2	0,3	0,23	0,75

Из таблицы видно, что наименее эффективно восстановление ВНГО осуществляется для облаков с $\tau \leq 10$ по сравнению с эталонными значениями, полученными лидаром CALIOP. Выше уже говорилось, что в первую очередь это связано с тем, что излучающий слой в кристаллической облачности (который и регистрируют радиометры, аналогичные MODIS по своим характеристикам) находится внутри ее плотной части. Лазерное сканирование позволяет детектировать облака уже на уровне со слабой концентрацией ледяных частиц [42]. Восстановление ВНГО облаков с $10 < \tau \leq 30$ осуществляется более эффективно исходя из значений соответствующих показателей в таблице. Это обусловлено в первую очередь тем, что возможности детектирования границ облаков радаром CPR и спектрометрией MODIS являются сопоставимыми, поскольку интенсивное затухание радиосигнала начинает происходить только при попадании в плотную часть облачности [36]. Наименьшие ошибки восстановления ВНГО достигнуты для облаков с $\tau > 30$. В какой-то степени причиной этого является узкий диапазон значений h_{CB} , свойственный облачности над исследуемым регионом в рассматриваемый сезон года (рис. 2, а). Кроме этого, отметим сходные значения R_{Δ}^2 , среднее которых равно 0,75, что свидетельствует о хорошем качестве регрессионных моделей, реализованных нами в виде самоорганизующихся нейронных сетей Кохонена [43, 44].

Сопоставляя полученные результаты с последними работами в данной области, можно сделать ряд выводов. Предложенный нами алгоритм обеспечивает средневзвешенную оценку смещения $\langle \Delta \rangle_{\tau} = -0,2$ км во всем диапазоне допустимых значений τ . В [24] аналогичный показатель точности достигается только для облачности нижнего и среднего ярусов, не дающей осадки ($P < 300$ г/м²), а в [19] уже для всех жидкокапельных облаков, но с $\tau \leq 30$. В [18] эта ошибка равна 0,3 км, хотя там говорится о занижении восстановленной высоты основания облачности по сравнению с эталонными данными. Предположительно, такое расхождение связано с методикой расчета $\langle \Delta \rangle_{\tau}$ в [18], где ВНГО оптически плотных облаков определяется на основе результатов прогноза погоды, что обуславливает большие погрешности восстановления h_{CB} , чем в текущей работе. Разработанный нами метод обеспечивает средневзвешенное значение среднеквадратичного отклонения $\langle \sigma_{\Delta} \rangle_{\tau} = 1,2$ км, что ниже, чем в [18, 19, 25], на 0,5 км. При этом найденное значение $\langle R_{\Delta}^2 \rangle_{\tau}$ аналогично тем, которые приведены в указанных выше работах по данной тематике. Однако основным преимуществом разработанного нами алгоритма является возможность восстанавливать ВНГО однослойных облаков во всем диапазоне допустимых значений оптической толщины, включая конвективные и слоисто-дождевые, в отличие от существующих работ в данной области. Кроме того, методика может быть легко адаптирована к различным регионам, сезону или условиям съемки, что более подробно обсуждается в предыдущем разделе данной работы.

Заключение

Основной результат настоящей работы — алгоритм определения высоты основания однослойной облачности во всем диапазоне возможных значений оптической толщины по данным пассивного спутникового зондирования с помощью самоорганизующихся нейронных сетей Кохонена. Процедура восстановления ВНГО была рассмотрена как частный случай задачи классификации. На этапе обучения классификатора применялись результаты синхронных активных и пассивных измерений характеристик облаков. Непосредственно сама процедура восстановления ВНГО осуществляется только по данным спектрометра MODIS. В качестве эталонных источников информации о ВНГО привлекались данные сети наземных регистраторов ASOS, лидара CALIOP и радара CPR. В результате анализа данных, получаемых этими приборами над территорией Западной Сибири, были оценены их возможности по определению высоты основания облачности в зависимости от ее оптической толщины. На его основе были сформированы обучающие и тестовые выборки в зависимости от τ . Так, для облаков с $\tau \leq 10$ использовались синхронные измерения MODIS и CALIOP, с $10 < \tau \leq 30$ — MODIS и CPR, с $\tau > 30$ — MODIS и ASOS. Алгоритм

восстановления ВНГО был реализован на основе трех независимых самоорганизующихся нейронных сетей Кохонена путем автоматизированного преобразования их структуры после их настройки для выполнения процедуры кластеризации. Концепция самоорганизации делает предложенную методику определения высоты основания облачности легко адаптируемой к различным регионам, сезонам и условиям съемки. Основным ограничением предложенного подхода является возможность его применения только к дневным спутниковым сценам.

Средневзвешенные значения $\langle\langle\Delta\rangle\rangle_{\tau} = -0,2$ км, $\langle\sigma_{\Delta}\rangle_{\tau} = 1,2$ км и $\langle R_{\Delta}^2\rangle_{\tau} = 0,75$, что является одним из наилучших результатов в данной области с учетом рекомендаций NOAA NESDIS [27] и работ [18, 19, 25]. В отличие от предыдущих исследований определение высоты основания однослойной облачности по разработанному алгоритму осуществляется во всем диапазоне возможных значений оптической толщины. Наиболее достоверно восстанавливается ВНГО облаков с $10 < \tau \leq 30$, а наименее — с $\tau \leq 10$, что вызвано различными возможностями активных и пассивных сенсоров по определению параметров облачности, которые использовались для обучения нейронных сетей.

Перспективы развития данной работы заключаются в изучении возможности адаптации разработанного алгоритма для восстановления ВНГО многослойной облачности, а также его применении для обработки результатов геостационарной съемки с целью получения оперативной продукции.

Финансирование. Разработка алгоритма восстановления ВНГО по данным пассивного спутникового зондирования на основе технологии нейронных сетей выполнена при финансовой поддержке РНФ (грант № 21-71-10076, <https://rscf.ru/project/21-71-10076/>); изучение характеристик облачности над Западной Сибирью — в рамках государственного задания ИОА СО РАН.

Список литературы

1. Mecikalski J.R., Feltz W.F., Murray J.J., Johnson D.B., Bedka K.M., Bedka S.T., Wimmers A.J., Pavlonis M., Berendes T.A., Haggerty J., Minnis P., Bernstein B., Williams E. Aviation applications for satellite-based observations of cloud properties, convection initiation, in-flight icing, turbulence, and volcanic ash // *Bull. Am. Meteor. Soc.* 2007. V. 88. P. 1589–1607. DOI: 10.1175/BAMS-88-10-1589.
2. Gebremariam S., Li S., Weldegaber M. Observed correlation between aerosol and cloud base height for low clouds at Baltimore and New York, United States // *Atmosphere*. 2018. V. 9, N 4. P. 143. DOI: 10.3390/atmos9040143.
3. Zheng Y., Rosenfeld D., Li Z. The relationships between cloud top radiative cooling rates, surface latent heat fluxes, and cloud-base heights in marine stratocumulus // *J. Geophys. Res.: Atmos.* 2018. V. 123. P. 11678–11690. DOI: 10.1029/2018JD028579.
4. Кхыонг Н.В. Оценка влияния метеобразования на распространение радиоволн в X-диапазоне // *Труды МФТИ*. 2020. Т. 12, № 3. С. 94–103. DOI: 10.53815/20726759_2020_12_3_94.
5. Толмачева Н.И., Крючкова А.Д. Методы и средства метеорологических измерений: учеб. пособие. Пермь: Изд-во ПГНИУ, 2013. 253 с.
6. Борейшо А.С., Ким А.А., Коняев М.А., Лугиня В.С., Морозов А.В., Орлов А.Е. Современные лидарные средства дистанционного зондирования атмосферы // *Фотоника*. 2019. Т. 13, № 7. С. 648–657. DOI: 10.22184/1992-7296.
7. *Руководство по метеорологическим приборам и методам наблюдений*. Женева, Швейцария: ВМО, 2017. 1400 с.
8. Wilheit T.T., Hutchison K.D. Retrieval of cloud base heights from passive microwave and cloud top temperature data // *IEEE Trans. Geosci. Remote Sens.* 2000. V. 38. P. 1253–1259. DOI: 10.1109/36.843017.
9. Forsythe J.M., Vonder Haar T.H., Reinke D.L. Cloud base height estimates using a combination of meteorological satellite imagery and surface reports // *J. Appl. Meteor.* 2000. V. 39. P. 2336–2347. DOI: 10.1175/1520-0450(2000)039<2336:CBHEUA>2.0.CO;2.
10. Hutchison K.D. The retrieval of cloud base heights from MODIS and three-dimensional cloud fields from NASA's EOS Aqua mission // *Int. J. Remote Sens.* 2002. V. 23. P. 5249–5265. DOI: 10.1080/01431160110117391.
11. Stubenrauch C.J., Cros S., Guignard A., Lamquin N. A 6-year global cloud climatology from the Atmospheric InfraRed Sounder AIRS and a statistical analysis in synergy with CALIPSO and CloudSat // *Atmos. Chem. Phys.* 2010. V. 10. P. 7197–7214. DOI: 10.5194/acp-10-7197-2010.
12. Koffi B., Schulz M., Bréon F.-M., Griesfeller J., Winker D.M.M., Balkanski Y., Bauer S., Berntsen T., Chin M., Collins W.D., Dentener F., Diehl T., Easter R.C., Ghan S.J., Ginoux P.A., Gong S., Horowitz L.W., Iversen T., Kirkevåg A., Koch D.M., Krol M., Myhre G., Stier P., Takemura T. Application of the CALIOP layer product to evaluate the vertical distribution of aerosols estimated by global models: AeroCom phase I results // *J. Geophys. Res.* 2012. V. 117. D. 10201. DOI: 10.1029/2011JD016858.
13. Oreopoulos L., Cho N., Lee D. New insights about cloud vertical structure from CloudSat and CALIPSO observations // *J. Geophys. Res. Atmos.* 2017. V. 122. P. 9280–9300. DOI: 10.1002/2017JD026629.
14. Tanelli S., Durden S.L., Eastwood I.M., Pak K.S., Reinke D.G., Partain Ph., Haynes J.M., Marchand R.T. CloudSat's Cloud Profiling Radar after two years in orbit: Performance, calibration, and processing // *IEEE Trans. Geosci. Remote Sens.* 2008. V. 46, N 11. P. 3560–3573. DOI: 10.1109/TGRS.2008.2002030.
15. Winker D.M., Vaughan M.A., Omar A., Hu Y., Powell K.A. Overview of the CALIPSO mission and CALIOP data processing algorithms // *J. Atmos. Ocean. Technol.* 2009. V. 26. P. 2310–2323. DOI: 10.1175/2009JTECHA1281.1.
16. Masunaga H. *Satellite Measurements of Clouds and Precipitation: Theoretical Basis*. Singapore: Springer Verlag, 2022. 297 p.
17. Miller S.D., Forsythe J.M., Partain P.T., Haynes J.M., Bankert R.L., Sengupta M., Mitrescu C., Hawkins J.D., Vonder Haar T.H. Estimating three-dimensional cloud structure via statistically blended satellite observations

- // J. Appl. Meteorol. Climatol. 2014. V. 53. P. 437–455. DOI: 10.1175/JAMC-D-13-070.1.
18. Noh Y.-J., Forsythe J.M., Miller S.D., Seaman C.J., Li Y., Heidinger A.K., Lindsey D.T., Roger M.A., Partain P.T. Cloud-base height estimation from VIIRS. Part II: A statistical algorithm based on A-Train satellite data // J. Atmos. Ocean. 2017. V. 34. P. 585–598. DOI: 10.1175/JTECH-D-16-0110.1.
 19. Minnis P., Sun-Mack S., Chen Ya., Chang F.-L., Yost C.R., Smith W.L., Jr., Heck P.W., Arduini R.F., Bedka S.T., Yi Yu., Hong G., Jin Z., Paine-mal D., Palikonda R., Scarino B.R., Spangenberg D.A., Smith R.A., Trepte Q.Z., Yang P., Xie Y. CERES MODIS cloud product retrievals for Edition 4 – Part I: Algorithm changes // IEEE Trans. Geosci. Remote Sens. 2021. V. 59. P. 2744–2780. DOI: 10.1109/TGRS.2020.3008866.
 20. Barker H.W., Jerg M.P., Wehr T., Kato S., Donovan D.P., Hogan R.J. A 3D cloud-construction algorithm for the EarthCARE satellite mission // Q. J. R. Meteorol. Soc. 2011. V. 137. P. 1042–1058. DOI: 10.1002/qj.824.
 21. Sun X.J., Li H.R., Barker H.W., Zhang R.W., Zhou Y.B., Liu L. Satellite-based estimation of cloud-base heights using constrained spectral radiance matching // Q. J. R. Meteorol. Soc. 2016. V. 142. P. 224–232. DOI: 10.1002/qj.2647.
 22. Chen S., Cheng C., Zhang X., Su L., Tong B., Dong C., Wang F., Chen B., Chen W., Liu D. Construction of nighttime cloud layer height and classification of cloud types // Remote Sens. 2020. V. 12. P. 668. DOI: 10.3390/rs12040668.
 23. Grossvenor D.P., Wood R. The effect of solar zenith angle on MODIS cloud optical and microphysical retrievals within marine liquid water clouds // Atmos. Chem. Phys. 2014. V. 14. P. 7291–7321. DOI: 10.5194/acp-14-7291-2014.
 24. Minnis P., Sun-Mack S., Smith W.L.J., Hong G., Chen Y. Advances in neural network detection and retrieval of multilayer clouds for CERES using multispectral satellite data // Proc. SPIE. 2019. V. 11152. DOI: 10.1117/12.2532931.
 25. Tan Z., Huo J., Ma S., Han D., Wang X., Hu S., Yan W. Estimating cloud base height from Himawari-8 based on a random forest algorithm // Int. J. Remote Sens. 2021. V. 42, N 7. P. 2485–2501. DOI: 10.1080/01431161.2020.1854891.
 26. Noh Y.-J., Haynes J.M., Miller S.D., Seaman C.J., Heidinger A.K., Weinrich J., Kulie M.S., Niznik M., Daub B.J. A framework for satellite-based 3D cloud data: An overview of the VIIRS cloud base height retrieval and user engagement for aviation applications // Remote Sens. 2022. V. 14. P. 5524. DOI: 10.3390/rs14215524.
 27. Miller S.D., Noh Y.-J., Forsythe J.F., Seaman C.J., Li Y., Heidinger A.K., Lindsey D.T. AWG Cloud Base Algorithm (ACBA). Silver Spring, MD, USA: NOAA NESDIS, 2019. 46 p.
 28. Код для оперативной передачи данных приземных метеорологических наблюдений с сети станций Росгидромета (Код KH-01 SYNOP). М.: Триада, 2013. 79 с.
 29. Braun B.M., Sweetser T.H., Graham C., Bartsch J. CloudSat's A-Train exit and the formation of the C-Train: An orbital dynamics perspective // IEEE Aerospace Conference Proceedings. 2019. P. 18759265. DOI: 10.1109/AERO.2019.8741958.
 30. Eastman R., Warren S.G. Diurnal cycles of cumulus, cumulonimbus, stratus, stratocumulus, and fog from surface observations over land and ocean // J. Climate. 2013. V. 27. P. 2386–2404. DOI: 10.1175/JCLI-D-13-00352.1.
 31. Mace G.G., Zhang Q. The CloudSat radar-lidar geometrical profile product (RL-GeoProf): Updates, improvements and selected results // J. Geophys. Res.: Atmos. 2014. V. 119. P. 9441–9462. DOI: 10.1002/2013JD021374.
 32. NOAA. The Automated Surface Observing System: ASOS user's guide. Washington D.C., USA: NOAA, 1998. 74 p.
 33. Mülmenstädt J., Sourdeval O., Henderson D.S., L'Ecu-yer T.S., Unglaub C., Jungandreas L., Böhm C., Russell L.M., Quaas J. Using CALIOP to estimate cloud-field base height and its uncertainty: The Cloud Base Altitude Spatial Extrapolator (CBASE) algorithm and dataset // Earth Syst. Sci. Data. 2018. V. 10. P. 2279–2293. DOI: 10.5194/essd-10-2279-2018.
 34. Platnick S.K., Meyer G., King M.D., Wind G., Amarasinghe N., Marchant B., Arnold G.T., Zhang Z., Hu-banks P.A., Holz R.E., Yang P., Ridgway W.L., Riedi J. The MODIS cloud optical and microphysical products: Collection 6 updates and examples from Terra and Aqua // IEEE Trans. Geosci. Remote Sens. 2017. V. 55. P. 502–525. DOI: 10.1109/TGRS.2016.2610522.
 35. Хайкин С. Нейронные сети: Полный курс / пер. с англ. Н.Н. Куссуль, А.Ю. Шелестовой. М.: Изд. дом Вильямс, 2008. 1103 с.
 36. Weisz E., Li J., Menzel W.P., Heidinger A.K., Kahn B.H., Liu C.-Y. Comparison of AIRS, MODIS, CloudSat and CALIPSO cloud top height retrievals // Geophys. Res. Lett. 2007. V. 34. DOI: 10.1029/2007GL030676.
 37. Liu C.-Y., Chiu C.-H., Lin P.-H., Min M. Comparison of cloud-top property retrievals from Advanced Himawari Imager, MODIS, CloudSat/CPR, CALIPSO/CALIOP and radiosonde // J. Geophys. Res.: Atmos. 2020. V. 125. P. e2020JD032683. DOI: 10.1029/2020JD032683.
 38. Lu X., Mao F., Rosenfeld D., Zhu Y., Pan Z., Gong W. Satellite retrieval of cloud base height and geometric thickness of low-level cloud based on CALIPSO // Atmos. Chem. Phys. 2021. V. 21. P. 11979–12003. DOI: 10.5194/acp-21-11979-2021.
 39. Осовский С. Нейронные сети для обработки информации / пер. с польского И.Д. Рудинского. М.: Финансы и статистика, 2002. 344 с.
 40. Маховер З.М. Климатология тропопавзы. Л.: Гидро-метеониздат, 1983. 254 с.
 41. Marchant B., Platnick S., Meyer K., Wind G. Evaluation of the MODIS Collection 6 multilayer cloud detection algorithm through comparisons with CloudSat cloud profiling radar and CALIPSO CALIOP products // Atmos. Meas. Technol. 2020. V. 13. P. 3263–3275. DOI: 10.5194/amt-13-3263-2020.
 42. Mitchell D.L., Garnier A., Pelon J., Erfani E. CALIPSO (IIR–CALIOP) retrievals of cirrus cloud ice-particle concentrations // Atmos. Chem. Phys.

2018. V. 18. P. 17325–17354. DOI: 10.5194/acp-18-17325-2018.
43. *Bewick V., Cheek L., Ball J.* Statistics review 7: Correlation and regression // Crit Care. 2003. V. 7, N 6. P. 451–459. DOI: 10.1186/cc2401.
44. *Chicco D., Warrens M.J., Jurman G.* The coefficient of determination R-squared is more informative than SMAPE, MAE, MAPE, MSE, and RMSE in regression analysis evaluation // Peer. J. Comput. Sci. 2021. V. 7. P. e623. DOI: 10.7717/peerj-cs.623.

A.V. Skorokhodov, K.N. Pustovalov, E.V. Kharyutkina, V.G. Astafurov. **Cloud-base height retrieval from MODIS satellite data based on self-organizing neural networks.**

An algorithm for retrieval of cloud-base height (CBH) from passive remote sensing data based on artificial intelligence methods is presented. Determining the CBH is considered as a special case of the classification problem. The algorithm is trained by comparing the results of active measurements of the CBH for single-layer clouds by the ground-based ceilometers (ASOS network), CALIOP lidar (CALIPSO satellite), and CPR radar (CloudSat satellite) with the cloud parameters obtained from the MODIS spectroradiometer (Aqua satellite). The results of estimating the capabilities of active tools to determine the CBH depending on optical thickness of clouds are presented. The CBH retrieval algorithm is based on the use of three independent Kohonen neural networks trained on the data of the above devices. The results of determining the CBH for single-layer clouds by the developed classifier based on daytime MODIS images of the territory of Western Siberia obtained in summer are discussed. It is established that the algorithm generally underestimates the CBH. The average bias of the resulting scores from the ASOS/CALIOP/CPR reference data is –0.2 km at a standard deviation of 1.2 km.

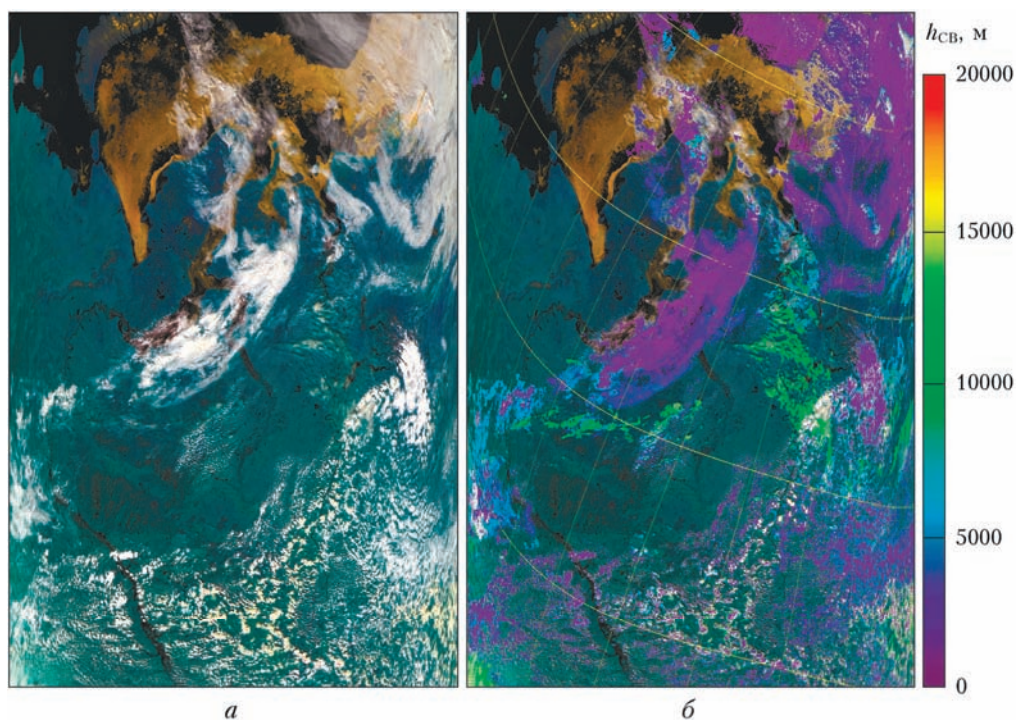


Рис. 5. Результат восстановления ВНГО (б) по спутниковому снимку MODIS северной части Западной Сибири (а) от 3.07.2013 г. (07:00 UTC)

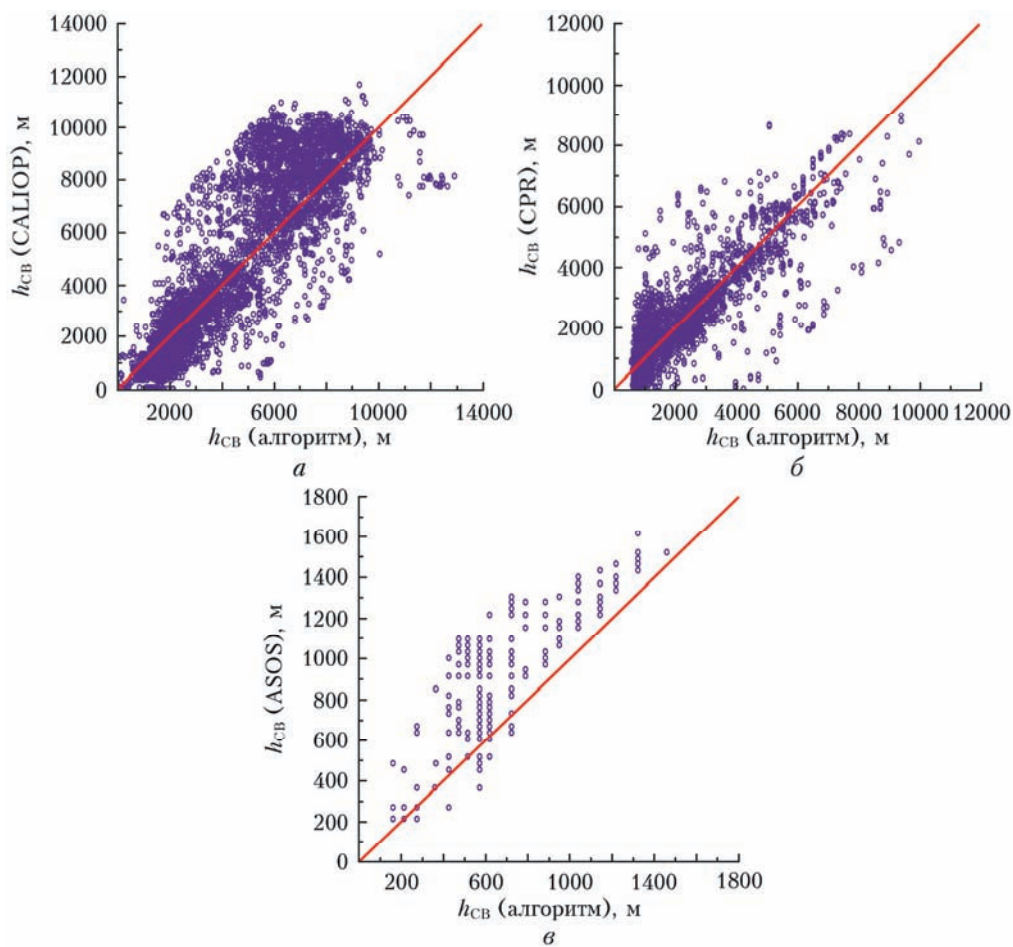


Рис. 6. Результаты сопоставления восстановленных по данным MODIS значений ВНГО с измерениями CALIOP для облаков с $\tau \leq 10$ (а), CPR для облаков с $10 < \tau \leq 30$ (б) и ASOS для облаков с $\tau > 30$ (в)