

Данные радиометра MIRAS спутника SMOS для оценки сплочённости морского ледяного покрова

Ю. В. Соколова¹, В. В. Тихонов^{1,2,3}, Д. Р. Катамадзе⁴, Т. А. Алексеева^{2,1},
Е. В. Афанасьева^{2,1}, И. В. Хвостов³, А. Н. Романов³

¹ Институт космических исследований РАН, Москва, 117997, Россия
E-mails: j.sokolova@cosmos.ru, vtikhonov@asp.iki.rssi.ru

² Арктический и антарктический научно-исследовательский институт
Санкт-Петербург, 199397, Россия
E-mail: taa@aari.ru

³ Институт водных и экологических проблем СО РАН, Барнаул, 656038, Россия
E-mail: romanov_alt@mail.ru

⁴ dianakatamadze@mail.ru

Рассматривается возможность применения низкочастотных данных микроволнового радиометра MIRAS (англ. Microwave Imaging Radiometer using Aperture Synthesis) спутника SMOS (англ. Soil Moisture and Ocean Salinity) для оценки сплочённости морского льда (СМЛ). Для расчёта сплочённости использован метод машинного обучения XGBoost (англ. eXtreme Gradient Boosting), результаты которого сравнивались с данными Арктического и антарктического научно-исследовательского института (ААНИИ), а также с результатами наиболее распространённых алгоритмов обработки данных микроволновых радиометров AMSR-2 (англ. Advanced Microwave Scanning Radiometer 2) и SSMIS (англ. Special Sensor Microwave Imager/Sounder). Проведённый анализ показал, что в зимний период алгоритм, основанный на данных SMOS, обеспечивает точность, сопоставимую или превосходящую результаты высокочастотных алгоритмов, демонстрируя устойчивость к изменчивости излучательной способности льда и метеорологическим условиям. В летний период характерен рост ошибок у всех алгоритмов: для высокочастотных — вследствие наличия талой воды на поверхности льда, для низкочастотного — из-за прозрачности льда толщиной менее 50 см в L-диапазоне. Дополнительно выявлены ложные повышения СМЛ в безлёдный сезон, связанные с отсутствием погодных фильтров в алгоритме машинного обучения. Полученные результаты подтверждают перспективность использования низкочастотных измерений радиометра MIRAS спутника SMOS в задачах мониторинга ледяного покрова, при этом наибольшая эффективность может быть достигнута при совместном применении с данными высокочастотных радиометров AMSR-2 и SSMIS.

Ключевые слова: сплочённость морского льда, спутниковая микроволновая радиометрия, машинное обучение, Арктика, SMOS

Одобрена к печати: 26.09.2025
DOI: 10.21046/2070-7401-2025-22-6-241-259

Введение

Спутниковые микроволновые радиометры имеют большое значение в мониторинге полярных областей Земли, являясь основным источником данных в климатических исследованиях и прогнозистических моделях благодаря глобальному охвату, высокому временному разрешению и непрерывному ряду наблюдений на протяжении вот уже порядка 40 лет. В частности, спутниковые микроволновые радиометры нашли широкое применение в глобальном мониторинге морского льда (Lubin, Massom, 2006).

Одним из ключевых параметров ледяного покрова, используемых при анализе климатических изменений, является сплочённость морского льда (СМЛ). Для её оценки на основе данных микроволновых радиометров применяются специализированные алгоритмы. Подобных алгоритмов за время существования спутниковой микроволновой радиометрии было разработано несколько десятков. К наиболее распространённым можно отнести: NT (англ. NASA

Team; NASA — National Aeronautics and Space Administration), BT (англ. Bootstrap), NT2 (англ. NASA Team 2), ASI (англ. ARTIST Sea Ice; ARTIST — Arctic Radiation and Turbulence Interaction STudy), TUD (англ. Technical University of Denmark), Bristol. Существуют также гибридные алгоритмы, использующие методики нескольких алгоритмов для повышения точности определения СМЛ: SIC CDR (англ. Sea Ice Concentration Climate Data Record) применяет методики алгоритмов NT и BT; OSI SAF Hybrid (англ. Ocean and Sea Ice Satellite Application Facilities Hybrid) — алгоритмы BT и Bristol; OSI SAF TUD — алгоритмы BT и 89 GHz linear (алгоритм, использующий масштабированную разность канала 89 ГГц на вертикальной (V, англ. vertical) и горизонтальной (H, англ. horizontal) поляризации). Перечисленные алгоритмы рассчитывают СМЛ на основе данных радиометров SSMIS (англ. Special Sensor Microwave Imager/Sounder) или AMSR-2 (англ. Advanced Microwave Scanning Radiometer 2) (Алексеева и др., 2022; Заболотских и др., 2023; Тихонов и др., 2016; Ivanova et al., 2015; Kern et al., 2019).

Многообразие алгоритмов объясняется их различной чувствительностью к источникам ошибок, влияющих на определение СМЛ по данным спутниковой микроволновой радиометрии. К основным источникам можно отнести: 1) сильную изменчивость излучательной способности морского льда и снежного покрова; 2) атмосферное влияние (водяной пар, водность облаков, осадки); 3) поверхностные эффекты (шероховатость поверхности моря и ледяного покрова); 4) технические факторы (ошибки калибровки радиометра, низкое пространственное разрешение) (Comiso, 1995; Ivanova et al., 2015; Shokr, Sinha, 2015). Степень влияния каждого из этих источников на общую ошибку будет зависеть от сезона (летний или зимний период), сплочённости льда (сплочённые, редкие льды и пр.), географического района (прикромочная зона, прибрежная часть моря, район многолетних льдов и пр.), метеорологических условий (шторм, осадки) и особенностей работы алгоритмов (использование различных частот, поляризаций, точек привязки, погодных фильтров) (Алексеева и др., 2022; Alekseeva et al., 2019; Andersen et al., 2006; Kern et al., 2019; Tonboe et al., 2022).

Большинство существующих алгоритмов разработаны для использования частот от 18,7 ГГц и выше. Измерения на таких частотах не способны достоверно регистрировать излучение из глубоких слоёв снежно-ледовой толщи. В период таяния, когда снег и лёд пропитываются водой, излучение практически исходит с поверхности мокрого льда или снега. Излучательная способность таких поверхностей, зависящая от содержания влаги, находится между значениями излучательной способности сухой снежно-ледовой толщи и открытой воды, из-за чего алгоритмы могут недооценивать СМЛ (Тихонов и др., 2024а). В период замерзания обширные области морей покрываются начальными видами льда и ниласом, излучательные свойства которых имеют свойства, схожие с поверхностью воды, что также затрудняет их обнаружение и занижает оценки сплочённости льда (Alekseeva et al., 2019; Kwok et al., 2007).

Алгоритмы, использующие высокочастотные каналы 85–90 ГГц, имеют повышенную чувствительность к атмосферным эффектам, искажающим значения яркостной температуры поверхности льда (Rückert et al., 2023; Spreen et al., 2008). Для компенсации этих эффектов необходимо применение моделей переноса излучения и метеорологического прогнозирования (Lu et al., 2018), что значительно усложняет внедрение таких каналов в алгоритмы. Тем не менее использование высокочастотных каналов обусловлено их более высоким пространственным разрешением.

Стоит отметить, что большинство самых распространённых алгоритмов появилось в период доминирования американской космической миссии DMSP (англ. Defense Meteorological Satellite Program), которая на протяжении нескольких десятков лет предоставляла научному сообществу данные радиометров SSM/I (англ. Special Sensor Microwave/Imager) и SSMIS с рабочим диапазоном частот 19–91 ГГц. С запуском нового американского спутника Aqua с японским радиометром AMSR-E (англ. Advanced Microwave Scanning Radiometer for EOS) на борту стали доступны измерения на частотах 6 и 10 ГГц. Однако на сегодняшний момент повсеместного внедрения этих каналов в алгоритмы, используемые для создания оперативных информационных продуктов, пока не случилось из-за их грубого разрешения.

В основном, разработка и анализ алгоритмов, применяющих низкочастотные каналы, велась в исследовательских целях.

В работе (Comiso et al., 2003) представлена усовершенствованная версия алгоритма Bootstrap (Comiso, 1986) для данных AMSR-E/AMSR-2, использующая дополнительный канал 6 ГГц для снижения неопределённости при расчётах сплочённости из-за вариаций температуры льда. В известном исследовании (Ivanova et al., 2015) по сравнению 13 алгоритмов определения СМЛ наименьшую ошибку (стандартное отклонение) для областей с низкой (<15 %) и высокой (>75 %) сплочённостью продемонстрировал низкочастотный алгоритм 6Н (или One channel), использующий для расчётов канал 6 ГГц на горизонтальной поляризации (Pedersen, 1991). В научном отчёте Европейской организации спутниковой метеорологии EUMETSAT (*англ. European Organisation for the Exploitation of Meteorological Satellites*) приведено сравнение 12 алгоритмов (Gabarró, Gupta, 2018). Наилучшие результаты показали методы, использующие одновременно низкочастотные (6, 10 ГГц) и высокочастотные (19, 37 ГГц) каналы. Такие алгоритмы продемонстрировали низкие систематические и случайные ошибки, а также слабую зависимость от толщины снежного покрова и температуры льда. Авторы отмечают, что включение низкочастотных каналов позволяет снизить уровень случайного шума и подчёркивают перспективность использования частоты 6,9 ГГц для более точных оценок СМЛ.

Запуск миссий SMOS (*англ. Soil Moisture and Ocean Salinity*) Европейским космическим агентством (*англ. European Space Agency — ESA*) в 2009 г. и SMAP (*англ. Soil Moisture Active Passive*) Национальным управлением по аэронавтике и исследованию космического пространства США в 2015 г. стимулировал интерес к низкочастотным данным в исследованиях морского льда. Оба спутника, изначально предназначенные для измерения влажности почвы и солёности океана (только SMOS) на частоте 1,4 ГГц, нашли своё применение и в криосферных исследованиях.

До запуска SMOS в работе (Kaleschke et al., 2010) было показано, что излучение в L-диапазоне (1,4 ГГц) позволяет измерять толщину морского льда до 50 см. На основе этих выводов был создан алгоритм (Tian-Kunze et al., 2014), впоследствии расширенный за счёт использования данных радарного альтиметра SIRAL (*англ. SAR Interferometric Radar Altimeter*) спутника CryoSat-2 для глобальной оценки толщины арктического морского льда (Ricker et al., 2017).

В работе (Gabarro et al., 2017) впервые предложен метод определения СМЛ по данным SMOS, основанный на оценке вероятностного распределения углового и поляризационного индексов, полученных по данным яркостной температуры, и выборе наиболее вероятного значения сплочённости льда. Сравнение с картами сплочённости по алгоритму OSI SAF (по данным SSMIS) показало высокую сходимость зимой и в период минимального распространения ледяного покрова в Арктике (конец летнего периода), тогда как наибольшие расхождения наблюдались в период замерзания и в прикромочных зонах, где преобладают молодые и тонкие льды. В исследовании (Тихонов и др., 2024а) был предложен альтернативный подход, созданный на основе методов машинного обучения (МО) с учителем, где в качестве входных параметров использовались значения яркостной температуры на разных поляризациях и их соотношения. В отличие от работы (Gabarro et al., 2017), результаты сравнивались не с данными OSI SAF, а со СМЛ, определённой в результате комплексного дешифрирования спутниковых данных различных систем. Модели МО показали высокие значения коэффициентов детерминации, однако ошибки определения отдельных значений сплочённости варьировались в широком диапазоне.

Данные спутника SMAP получили ограниченное применение в исследованиях морского льда. Основное направление связано с оценкой толщины льда в сочетании с данными SMOS. Такая возможность была показана в работе (Schmitt, Kaleschke, 2018), а алгоритм определения толщины по данным SMOS – SMAP представлен в публикации (Pațilea et al., 2019).

В конце 2020-х гг. запланирован запуск миссии CIMR (*англ. Copernicus Imaging Microwave Radiometer*), главной целью которой является наблюдение за арктическим регионом и такими его параметрами, как сплочённость и толщина морского льда, солёность

и температура поверхности океана и др. Радиометр CIMR будет осуществлять измерения микроволнового излучения на частотах 1,4; 6,9; 10,6; 18,7 и 36,5 ГГц с высоким пространственным разрешением (5–15 км для каналов 36,5–6,9 ГГц), обеспечивая преемственность с прошлыми и текущими миссиями. В рабочей документации с требованиями к миссии упоминаются несколько алгоритмов, разработанных для данных CIMR (Copernicus..., 2023). В статье (Kilic et al., 2020) был представлен алгоритм IceCREAM (англ. Ice Concentration REtrieval from the Analysis of Microwaves), использующий почти все каналы CIMR (6–36 ГГц). На первом этапе СМЛ рассчитывается отдельно для пар каналов 6–10 и 18–36 ГГц, а на втором — происходит слияние данных, в результате которого обеспечивается точность результатов благодаря данным 6–10 ГГц и высокое пространственное разрешение за счёт данных 18–36 ГГц.

Таким образом, изучение характеристик ледяного покрова и развитие методов оценки СМЛ с использованием низкочастотных микроволновых данных остаётся актуальной задачей. Настоящая работа стала продолжением исследований, представленных в работах (Тихонов и др., 2023, 2024a), и посвящена анализу оценок сплочённости льда по данным микроволнового радиометра MIRAS (англ. Microwave Imaging Radiometer using Aperture Synthesis) спутника SMOS с применением методов МО, а также их сравнению с результатами распространённых алгоритмов, основанных на высокочастотных каналах микроволнового диапазона.

Регион исследования

Регион исследования — акватория Карского моря и западная часть моря Лаптевых. Внутри этих акваторий были выбраны девять точек (*табл. 1*), соответствующих центрам ячеек геодезической сетки DGG ISEA 4H9 (англ. Discrete Global Grid Icosahedral Snyder Equal Area), в которой поставляются данные MIRAS спутника SMOS.

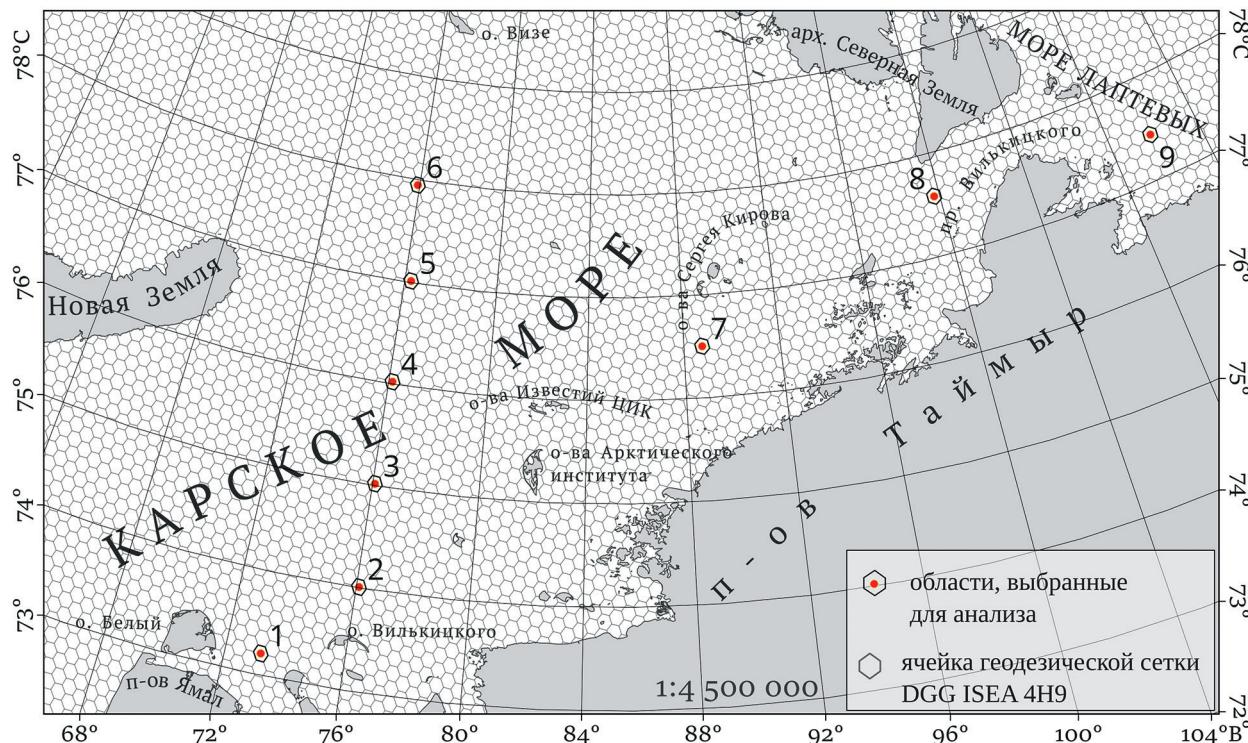


Рис. 1. Регион исследования и области, выбранные для анализа и сравнения значений сплочённости, полученной разными алгоритмами. По всей акватории показаны ячейки геодезической сетки DGG ISEA 4H9, к которой привязаны данные продукта SMOS L1C

Таблица 1. Координаты центров ячеек сетки DGG ISEA 4H9, выбранных для исследования

Номер точки	Координаты	
	с. ш.	в. д.
1	73° 12' 18"	73° 11' 35"
2	74° 00' 25"	76° 05' 31"
3	75° 01' 01"	76° 04' 52"
4	76° 01' 16"	76° 08' 38"
5	77° 00' 58"	76° 16' 08"
6	77° 56' 53"	75° 54' 07"
7	76° 30' 07"	88° 45' 25"
8	77° 34' 59"	99° 45' 04"
9	77° 26' 02"	109° 51' 40"

Области 1–8 расположены в юго-западной и северо-восточной части Карского моря, область 9 — в западной части моря Лаптевых (*рис. 1*, см. с. 244). Обоснование выбора этих областей приведено в работе (Тихонов и др., 2024а).

Данные и методы

Для каждой области были получены следующие ряды данных за 2023 г.:

- Сплочённость морского льда, полученная методом МО по модели XGBoost (англ. eXtreme Gradient Boosting) на основе данных яркостной температуры радиометра MIRAS. В исследовании использовались данные продукта первого уровня SMOS L1C. В нём представлены значения яркостной температуры на горизонтальной и вертикальной поляризации для частоты 1,4 ГГц под углом зондирования 42,5° и пространственным разрешением 35×65 км. Данные продукта SMOS L1C привязаны к дискретной геодезической сетке DGG ISEA 4H9 (см. *рис. 1*). Линейный размер ячейки сетки составляет величину порядка 16 км, а площадь — около 195 км². Подробнее о данных радиометра MIRAS спутника SMOS, а также использовании продукта SMOS L1C изложено в работе (Тихонов и др., 2024б).
- Сплочённость морского льда, полученная для ячейки сетки DGG ISEA 4H9 площадью около 195 км² в результате комплексного дешифрирования специалистами Арктического и антарктического научно-исследовательского института (ААНИИ) оптических (спектрорадиометры MODIS (англ. Moderate Resolution Imaging Spectroradiometer) и VIIRS (англ. Visible Infrared Imaging Radiometer Suite)) и радиолокационных (Sentinel-1A) изображений.
- Сплочённость морского льда, рассчитанная четырьмя разными алгоритмами на основе данных радиометров SSMIS и AMSR-2 (*табл. 2*).
- Метеорологические поля температуры воздуха и температуры поверхности моря, полученные из реанализа ERA5 (англ. ECMWF Reanalysis v5) от Европейского центра среднесрочных прогнозов ECMWF (англ. European Centre for Medium-Range Weather Forecasts).

В работе (Тихонов и др., 2024а) представлены результаты проведённых исследований по оценке СМЛ Карского моря по данным радиометра MIRAS с использованием метода МО. В качестве целевой переменной МО была взята СМЛ, полученная в результате экспертного дешифрирования сотрудниками ААНИИ на основе известных дешифровочных признаков согласно методике составления ледовых карт (Афанасьева и др., 2019). В качестве атрибутов были выбраны четыре переменные: яркостная температура на горизонтальной (T_H) и верти-

кальной поляризации (T_V), их соотношение (T_H/T_V) и поляризационное соотношение (Pr), определяемое как $(T_V - T_H)/(T_V + T_H)$. Такие комбинации яркостной температуры на разных поляризациях часто используются при разработке алгоритмов определения СМЛ по данным спутниковой микроволновой радиометрии (Тихонов и др., 2016). В исследовании сравнивались восемь моделей МО, использующих метод обучения с учителем: Linear Regression, Ridge Regression, LASSO (англ. Least Absolute Shrinkage and Selection Operator), ElasticNet, DecisionTreeRegressor, RandomForestRegressor, XGBoost, KNeighborsRegressor. Модели обучались на данных за 2022 г., а их качество оценивалось на наборе данных за 2023 г. В результате анализа трёх метрик качества (коэффициента детерминации, среднеквадратической ошибки и средней абсолютной ошибки) была выбрана модель XGBoost, выходные данные которой использовались в текущем исследовании (Тихонов и др., 2024а). Для данной работы полученные значения сплочённости были усреднены за каждые сутки.

Таблица 2. Алгоритмы определения сплочённости льда, используемые в исследовании

Алгоритм		Радиометр	Используемые частоты (поляризация), ГГц	Источник
Аббревиатура	Полное наименование			
ASI	ARTIST (Arctic Radiation and Turbulence Interaction STudy) Sea Ice	AMSR-2	89 (V и H)	(Spreen et al., 2008)
SIC CDR	Sea Ice Concentration Climate Data Record	SSMIS	37 (V и H); 19,35 (V и H)	(Meier et al., 2021)
OSI SAF Hybrid (OSI-401-d)	Global Sea Ice Concentration (SSMIS) Level 3, EUMETSAT SAF on Ocean and Sea Ice	SSMIS	37 (V и H); 19,35 (V)	(Global..., 2017b)
TUD	Technical University of Denmark	AMSR-2	89 (V и H); 36,5 (V); 18,7 (V)	(Global..., 2017a)

Для сравнения с результатами МО были выбраны четыре алгоритма определения СМЛ, основанные на данных радиометров AMSR-2 или SSMIS: ASI, SIC CDR (англ. Sea Ice Concentration Climate Data Record), OSI SAF Hybrid и TUD (табл. 2). Их выбор обусловлен широким применением в исследованиях СМЛ, различиями в используемых входных данных, а также открытой доступностью в сети Интернет. Для каждого алгоритма были получены ряды значений СМЛ за 2023 г. с шагом в одни сутки.

Все представленные в табл. 2 алгоритмы используют фильтры для устранения ошибок, связанных с атмосферными эффектами, волнением, пеной или повышением температуры поверхности открытой воды. Для этого применяются выражения из арифметических комбинаций каналов вблизи 19, 22 и 37 ГГц V-поляризации. Для таких выражений устанавливаются пороговые значения, ниже которых СМЛ приравнивается к нулю (Тихонов и др., 2016).

Ряды значений СМЛ, полученные по данным радиометров SSMIS, AMSR-2 и MIRAS, сравнивались с оценками ААНИИ для анализа точности рассматриваемых алгоритмов в разных диапазонах сплочённости. Дополнительно сравнивались результаты, полученные по данным MIRAS методом МО, с рядами значений СМЛ по алгоритмам на основе AMSR-2 или SSMIS (см. табл. 2). Такой подход позволяет оценить перспективность использования радиометра MIRAS как альтернативного источника данных, а также методов МО — как альтернативного инструмента расчёта СМЛ.

К работе также привлекались метеорологические данные о приземной температуре воздуха и температуре поверхности моря для анализа условий, при которых происходит переоценка или недооценка сплочённости всеми алгоритмами. Метеорологические данные были получены в виде выборки данных из архива ERA5 hourly data on single levels from 1940 to present (Hersbach et al., 2023), которая содержала в себе почасовые значения указанных параметров. Для исследования почасовые данные были усреднены для каждого суток.

Результаты и их обсуждение

Анализ распределения ошибок алгоритмов для разных диапазонов сплочённости

Точность результатов исследуемых алгоритмов оценивалась относительно данных ААНИИ. Каждому наблюдению ААНИИ для каждой точки за 2023 г. сопоставлялось соответствующее значение СМЛ, вычисленное одним из алгоритмов, после чего рассчитывалась их разность: сплочённость ААНИИ минус сплочённость по алгоритму. Для полученного массива разностей вычислялись основные статистики (медиана, среднее, стандартное отклонение, минимальное и максимальное значение, 1-й и 3-й квартили, межквартильный диапазон), которые были визуализированы в виде диаграмм размаха («ящиков с усами») для стандартных диапазонов сплочённости (0, 1–3, 4–6, 7–8, 9–10, 10 баллов) (*рис. 2*, см. с. 248). В непрерывной шкале диапазоны соответствуют следующим интервалам значений: 0 баллов = (0; 0,4], 1–3 балла = (0,4; 3,4], 4–6 баллов = (3,4; 6,4], 7–8 баллов = (6,4; 8,4], 9–10 баллов = (8,4; 9,9], 10 баллов = (9,9; 10].

Диаграммы на *рис. 2* отражают следующие статистики: горизонтальная линия внутри ящика (прямоугольника) — медиана (50-й процентиль); нижняя граница ящика — 1-й квартиль Q1 (25-й процентиль); верхняя граница ящика — 3-й квартиль Q3 (75-й процентиль); высота ящика — межквартильный размах IQR (англ. Interquartile Range), равный разнице между 3-м (Q3) и 1-м (Q1) квартилем; вертикальные линии, выходящие из ящика сверху и снизу, с горизонтальными чертами на концах («усы») — это значения, попадающие в диапазоны Q3+1,5IQR (верхний ус) и Q1 — 1,5IQR (нижний ус); точки выше и ниже усов — выбросы (значения, находящиеся за пределами диапазонов усов).

Диаграммы показывают, что все алгоритмы уверенно определяют значения сплочённости 0, 9–10 и 10 баллов. Вместе с тем для этих диапазонов характерно наличие значительного числа выбросов (точки выше и ниже усов). Наибольшее их количество при 0 баллов наблюдается у метода МО (SMOS) (см. *рис. 2а*), тогда как у остальных алгоритмов такие случаи единичны. В диапазонах 9–10 и 10 баллов выбросы присутствуют у всех алгоритмов, однако у МО их распределение выглядит более компактным: максимум приходится на значение около 3,5 балла, тогда как у других алгоритмов он варьирует от 4 до 9 баллов. Кроме того, распределения выбросов у МО и CDR во многом совпадают (см. *рис. 2а, в*). Возможные причины наблюдаемых выбросов будут рассмотрены далее.

Для всех алгоритмов характерен большой разброс ошибок для диапазонов 1–3, 4–6 и особенно для диапазона 7–8 баллов. Преимущественно недооценку определения сплочённости демонстрируют алгоритмы ASI (см. *рис. 2б*), OSI SAF Hybrid (см. *рис. 2г*) и TUD (см. *рис. 2д*), тогда как распределение ошибок алгоритмов МО (см. *рис. 2а*) и CDR (см. *рис. 2в*) не показывает ярко выраженной недооценки или переоценки сплочённости.

Большие вариации ошибок в диапазонах сплочённости 1–3, 4–6 и 7–8 баллов могут объясняться двумя факторами. Во-первых, сплочённость в диапазоне от 1 до 8 баллов чаще всего наблюдается в периоды замерзания и таяния ледяного покрова, когда метеорологические условия (изменения температуры, сильный ветер, осадки), поверхностные эффекты и присутствие начальных форм льда существенно влияют на излучательные свойства поверхности. Во-вторых, продолжительность этих периодов значительно меньше по сравнению со временем, когда акватории были покрыты сплочённым (9–10 баллов) или очень сплочённым (10 баллов) льдом. Соответственно, общее число наблюдений оказалось значительно ниже, что наглядно демонстрируется гистограммами на заднем плане диаграмм размаха (см. *рис. 2*).

Наибольшее сходство в распределении ошибок наблюдается у диаграмм для алгоритмов МО и CDR. Оба алгоритма показывают также наименьшую медиану ошибки. Сводные значения медианных ошибок по различным диапазонам сплочённости для всех алгоритмов приведены в *табл. 3*.

Анализ графиков (см. *рис. 2*) и статистических показателей показал, что значения сплочённости, рассчитанные алгоритмом МО по данным MIRAS, имеют сопоставимый уровень

ошибок с результатами алгоритмов, основанных на данных радиометров AMSR-2 и SSMIS. Сводные статистики приведены в табл. 4.

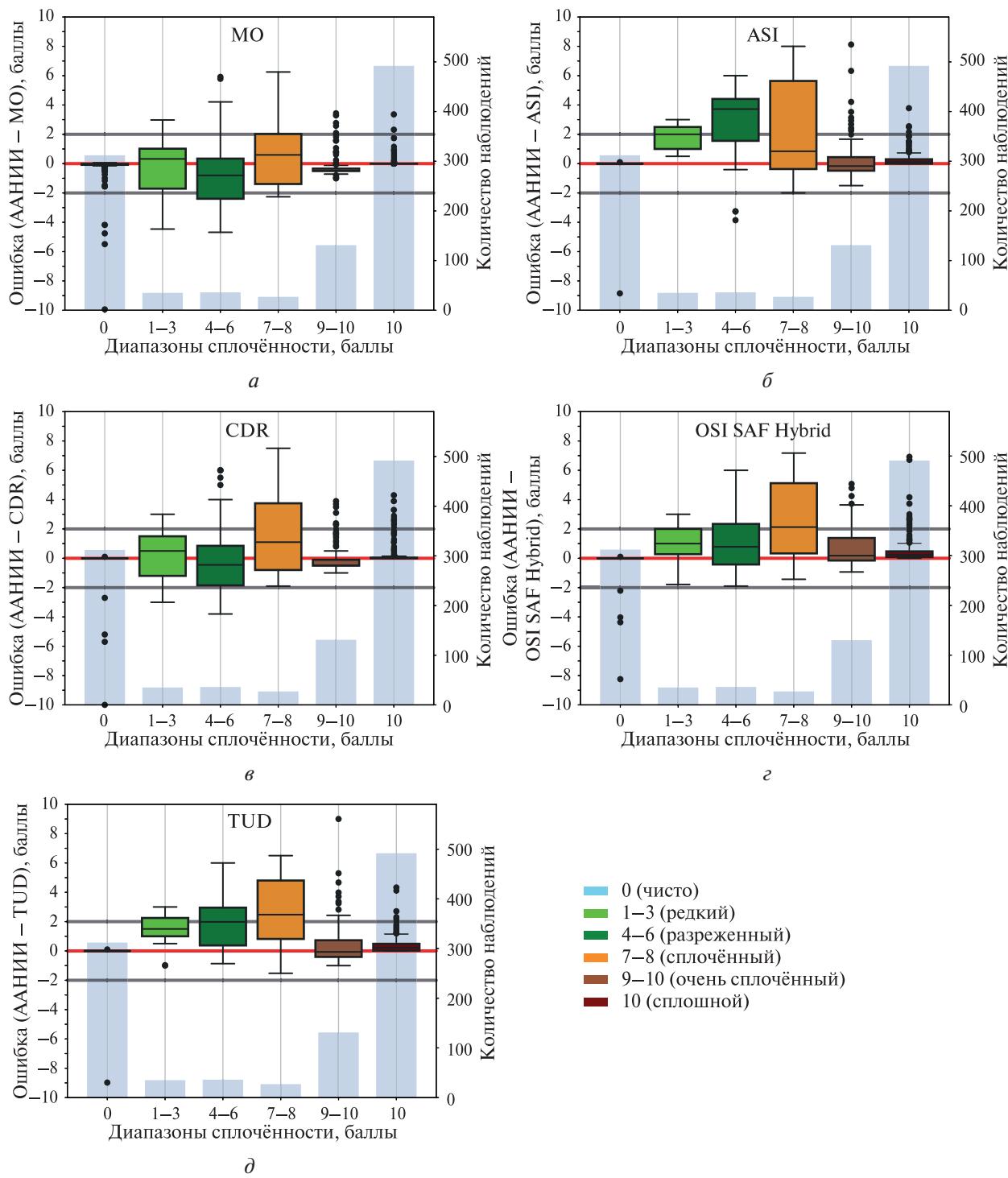


Рис. 2. Диаграммы размаха ошибок для алгоритмов: *а* — MO, исходные данные SMOS (MIRAS); *б* — ASI, исходные данные AMSR-2; *в* — CDR, исходные данные SSMIS; *д* — TUD, исходные данные AMSR-2. На заднем фоне ящиков с усами светло-синим цветом приводятся гистограммы распределения количества наблюдений, использованных для расчёта ошибок (пар значений ААНИИ и алгоритма)

Таблица 3. Медианы ошибок определения сплочённости льда для алгоритмов

Сплочённость, баллы	МО	ASI	CDR	OSI SAF Hybrid	TUD
0	-0,03	0	0	0	0
1–3	0,32	2,00	0,50	1,00	1,50
4–6	-0,80	3,72	-0,45	0,78	1,98
7–8	0,60	0,84	1,10	2,13	2,48
9–10	-0,50	-0,17	-0,50	0,18	-0,07
10	0	0,10	0	0,24	0,22

Таблица 4. Общая статистика по ошибкам алгоритмов

	МО	ASI	CDR	OSI SAF Hybrid	TUD
Среднее	0,60	0,81	0,68	1,11	1,00
Медиана	-0,07	1,08	0,11	0,72	1,02
Стандартное отклонение	1,45	1,46	1,60	1,45	1,31
Минимальное значение	-3,72	-2,62	-3,28	-2,38	-2,23
Максимальное значение	3,67	4,83	4,13	4,71	4,82
IQR	1,51	1,94	1,75	1,87	1,57
Q1	-1,01	0,28	-0,73	0,02	0,30
Q3	0,50	2,22	1,02	1,89	1,87

Сравнение временных рядов СМЛ по алгоритму МО с результатами остальных алгоритмов для исследуемых областей

Для более детального анализа результатов работы алгоритма МО, использующего данные MIRAS для расчёта СМЛ, были рассмотрены временные ряды за 2023 г. по всем областям наблюдения. Они сравнивались с соответствующими временными рядами остальных алгоритмов, данными ААНИИ и метеорологическими параметрами (температура воздуха, температура поверхности моря) (*рис. 3*, см. с. 250–252).

Графики изменения СМЛ за 2023 г. для девяти исследуемых областей принимают преимущественно U-образную форму. Это говорит о том, что все выбранные районы прошли через периоды замерзания и очищения ото льда. Максимальное количество наблюдений ААНИИ и измерений SMOS приходится на первую половину 2023 г. Редкие измерения SMOS в осенний период связаны с радиочастотными помехами, частота и мощность которых значительно увеличилась в Северном полушарии со второй половины 2023 г., что приводит к зашумлённости и делает данные непригодными для использования (Oliva et al., 2016).

Зимний период для всех областей характеризуется высокой сплочённостью ледяного покрова, которая обычно не опускается ниже 9 баллов.

Очищение акватории Карского моря происходило с юга на север и с запада на восток, поэтому районы областей 1–6 (см. *рис. 3а–е*) очистились ото льда примерно в середине – конце июля, районы областей 7–8 (см. *рис. 3ж, и*) — в конце августа. Единственная область 9 (*рис. 3к*), которая находится в западной части моря Лаптевых, очистилась в первой половине сентября. Отдельные пики, отражающие увеличение сплочённости, появляющиеся на графике в летний период (области 8, 9 — *рис. 3и, к*), до момента полного очищения данной части акватории, свидетельствуют о пересечении этих районов льдами разной сплочённости в результате дрейфа.

Активное замерзание, а вместе с тем и увеличение сплочённости до 10 баллов на акватории Карского и моря Лаптевых, началось в начале октября и стремительно продвигалось с востока на запад. К концу октября все исследуемые области были покрыты сплошным льдом. Этот короткий период частично отражён на графиках хода СМЛ лишь для областей 7, 8, 9 (см. *рис. 3ж–к*), для которых имеется достаточное количество измерений SMOS.

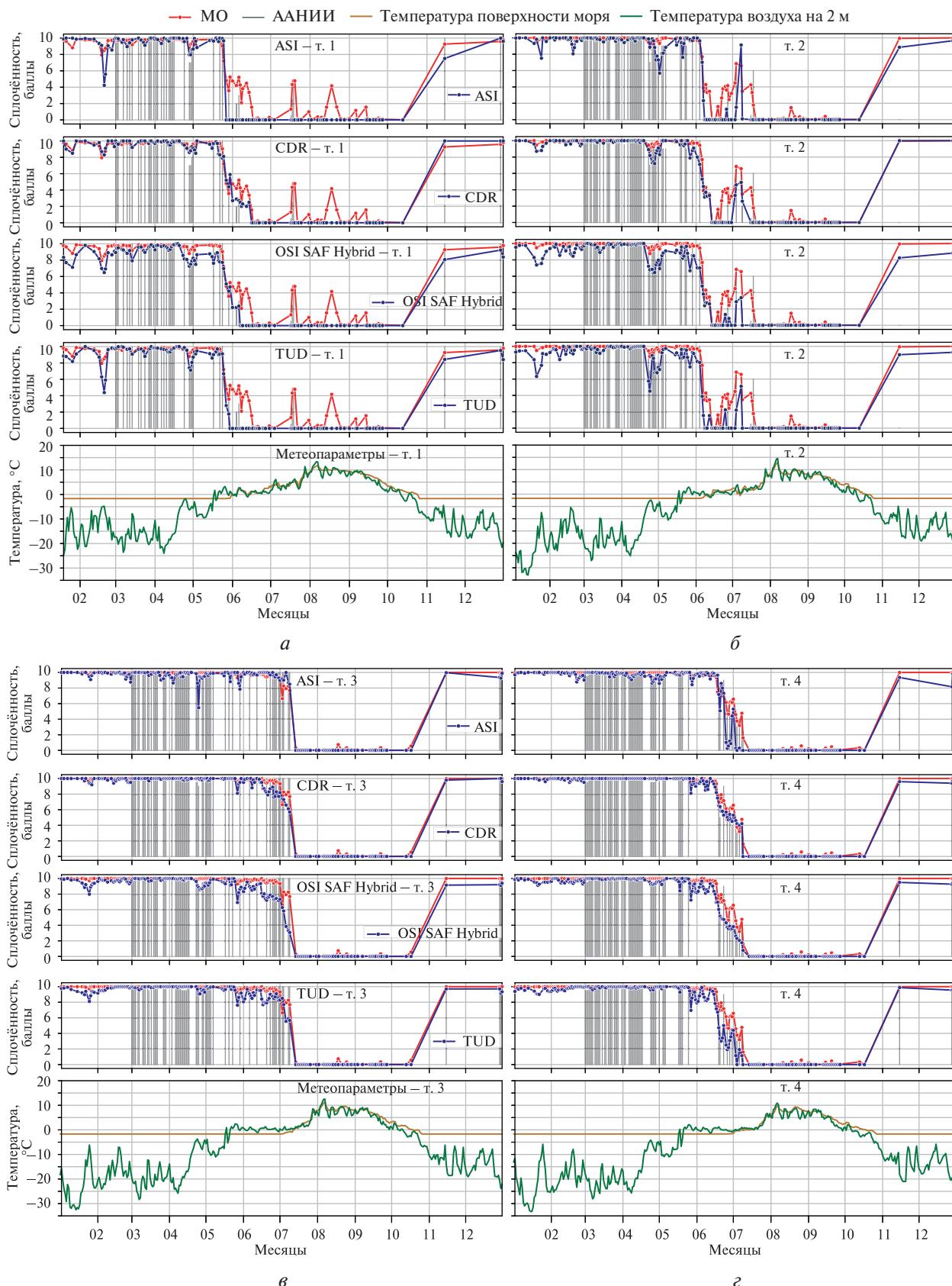


Рис. 3а–г. Графики сравнения временных рядов СМЛ, полученной алгоритмом МО, со СМЛ, определённой алгоритмами ASI, CDR, OSI SAF Hybrid и TUD (сверху вниз соответственно), и СМЛ ААИИ совместно с рядами метеорологических параметров для областей: а – 1; б – 2; в – 3; г – 4 (продолжение на с. 251)

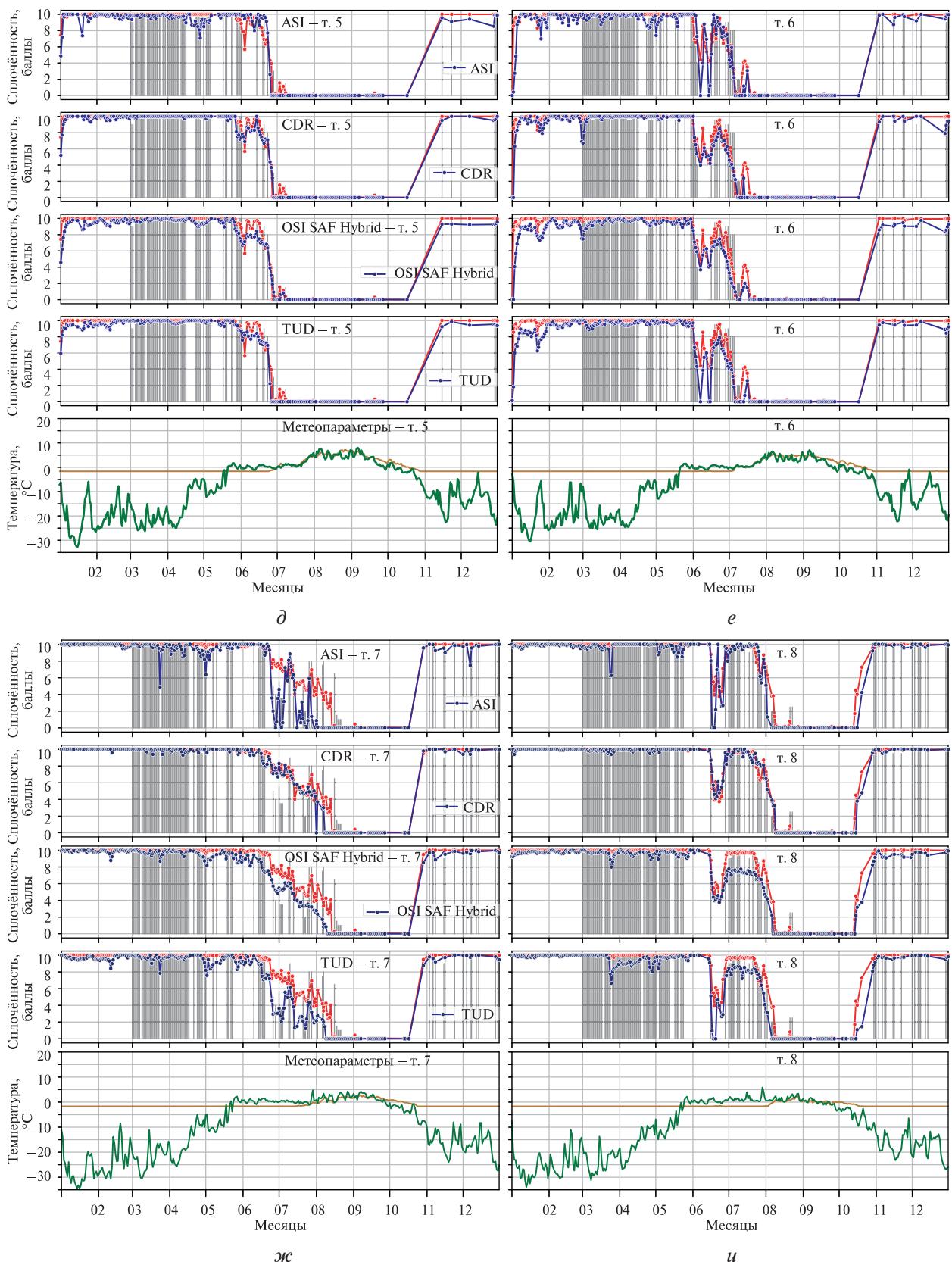


Рис. 3д–и. Графики сравнения временных рядов СМЛ, полученной алгоритмом МО, со СМЛ, определённой алгоритмами ASI, CDR, OSI SAF Hybrid и TUD (сверху вниз соответственно), и СМЛ ААНИИ совместно с рядами метеорологических параметров для областей: ∂ – 5; e – 6; ж – 7; u – 8 (окончание на с. 252)

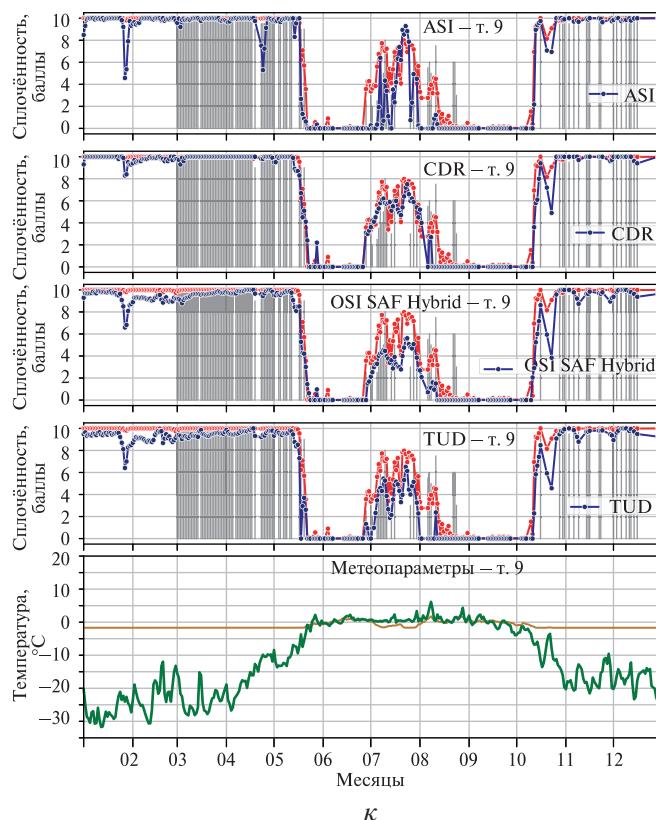


Рис. 3к. Графики сравнения временных рядов СМЛ, полученной алгоритмом МО, со СМЛ, определённой алгоритмами ASI, CDR, OSI SAF Hybrid и TUD (сверху вниз соответственно), и СМЛ ААНИИ совместно с рядами метеорологических параметров для области 9

Анализ графиков приземной температуры воздуха и температуры поверхности моря позволяет установить начало периода таяния и разрушения ледяного покрова для каждой области. Переход температуры воздуха через 0°C запускает активные процессы таяния снежного и ледяного покрова, которые отражаются на графиках сплочённости, полученной различными алгоритмами, увеличением размаха кривых и занижением сплочённости относительно данных ААНИИ. Описанную закономерность наглядно иллюстрирует область 3 (см. рис. 3в). Положительная температура начала регистрироваться в середине мая, тогда как сплочённость 9–10 баллов наблюдалась в этой области до середины июня. Кривые всех алгоритмов в этот период занижали сплочённость (максимально до 3 баллов). Переход температуры поверхности моря через 0°C свидетельствует о полном или частичном очищении акватории от льда в данной области.

В осенне-зимний период, когда на акватории моря преобладают сплочённые (9–10 баллов) и очень сплочённые льды (10 баллов), наиболее точные результаты демонстрирует алгоритм МО, а наилучшую с ним сходимость показывает алгоритм CDR. Оба алгоритма скорее переоценивают сплочённость, тогда как остальные алгоритмы, наоборот, чаще её недооценивают. Это наблюдение согласуется с диаграммами размаха ошибок (см. рис. 2).

Локальные понижения сплочённости в течение осенне-зимнего периода фиксируются всеми алгоритмами, однако наименьшие амплитуды наблюдаются также у МО и CDR. Снижение СМЛ, фиксируемое как алгоритмами, так и по данным ААНИИ, как правило связано с динамическими процессами (расплыв льда в результате дрейфа) и отражается на графиках всех алгоритмов (например, вторая половина мая для областей 1 и 2 (см. рис. 3а, б)). Случай, где алгоритмы показывают значительное ложное снижение сплочённости (выбросы на рис. 2), в основном характерны для алгоритмов ASI, OSI SAF Hybrid, TUD, в меньшей степени для CDR и почти не наблюдаются для МО (например, вторая половина апреля для области 3 (см. рис. 3в) и середина марта для областей 7 и 8 (см. рис. 3ж, и)).

Наблюдаемые ложные локальные понижения СМЛ могут быть связаны с перепадами температуры воздуха, которые изменяют излучательные свойства снега и льда; чувствительность к этим изменениям возрастает с увеличением частоты. Поэтому в первую очередь такие эффекты фиксируются алгоритмами ASI и TUD, использующими в расчётах СМЛ каналы 89 ГГц. Эти наблюдения согласуются с исследованием, опубликованным в работе (Rückert et al., 2023), в котором проанализированы причины занижения СМЛ в зимний период алгоритмами ASI, NT, CDR и OSI SAF iCDR (*англ. Interim Climate Data Record*). На примере вторжений тёплых воздушных масс в район дрейфа судна Polarstern во время экспедиции MOSAiC (*англ. Multidisciplinary Drifting Observatory for the Study of Arctic Climate*) показано, что алгоритмы, основанные на высокочастотных каналах и поляризационных разностях, демонстрировали занижение сплочённости, обусловленное метаморфизмом снежного покрова и образованием ледяной корки на его поверхности, тогда как более низкие частоты (в исследовании канал 6 ГГц) продемонстрировали лучшую устойчивость к этим процессам.

Разброс ошибок увеличивается в период перехода температуры через ноль и сохраняется в течение разрушения ледяного покрова. Основными факторами, влияющими на рост ошибок, являются метаморфизм снега (изменение его структуры и плотности, а также таяние) и присутствие талой воды на поверхности льда, что изменяет его излучательные свойства. В этот период все алгоритмы могут как переоценивать, так и недооценивать фактическую СМЛ, однако алгоритм МО, по сравнению с другими, показывает более высокие значения СМЛ. Эти наблюдения позволяют высказать предположение о том, что низкочастотные данные SMOS позволяют обнаруживать лёд, скрытый под слоем воды или под толщей снега, насыщенного водой (Gabarro et al., 2017).

В безлёдный период на графиках алгоритма МО у всех точек фиксируется множество локальных ложных повышений сплочённости льда, тогда как остальные алгоритмы стабильно показывают нулевые значения. Такие артефакты могут быть связаны с тем, что МО не учитывает гидрометеорологические условия, влияющие на излучательные свойства морской поверхности. Например, при скорости ветра свыше 10–12 м/с на поверхности моря формируются пена и брызговая фаза, которые увеличивают излучательную способность и, соответственно, воспринимаются микроволновыми радиометрами как сигнал, характерный для льда (Hwang, 2012). Алгоритмы ASI, CDR, OSI SAF Hybrid, TUD и др., использующие данные SSMIS или AMSR-2, как правило, включают погодные фильтры или данные атмосферных моделей, корректирующие подобные эффекты (Lu et al., 2022). Кроме того, как отмечалось выше, источником ошибок могут быть радиочастотные помехи, число которых может возрастать в летний период из-за увеличения судового трафика, что приводит к искусственноому росту яркостной температуры и, как следствие, к ложному появлению льда в расчётах.

Исходя из анализа графиков временных рядов всех рассматриваемых алгоритмов можно заключить, что алгоритм МО по данным SMOS показывает наилучшие результаты определения СМЛ в зимний период по сравнению с другими алгоритмами. В летний период МО демонстрирует ошибки, сопоставимые по величине и разбросу с другими алгоритмами, однако в среднем показывает немного более высокую точность (*табл. 4*). В безлёдный период МО выдаёт больше ложных регистраций наличия льда из-за отсутствия погодных фильтров. Наилучшую сходимость с графиком МО показал алгоритм CDR.

В настоящей работе не рассматривалось влияние толщины льда на работу алгоритмов. Тем не менее стоит отметить, что наличие льда толщиной менее 50–60 см приводит к заниженной оценке СМЛ. На частоте 1,4 ГГц электромагнитные волны проникают в лёд на глубину несколько десятков сантиметров, поэтому для тонкого льда сигнал формируется не только его верхними слоями, но и подстилающей водой. В результате измеряемая яркостная температура создаёт неопределенность и ведёт к заниженным значениям сплочённости (Gabarro et al., 2017; Kaleschke et al., 2012). Таким образом, недооценку сплочённости по данным SMOS можно ожидать в периоды замерзания и таяния. Графики временных рядов сплочённости в период таяния для всех точек показывают преимущественно недооценку сплочённости высокочастотными алгоритмами относительно алгоритма МО. Для периода

замерзания аналогичная картина наблюдается только для точек № 8 и 9 (см. рис. 3и, к) (для остальных точек недостаточный объём данных). Вклад толщины льда в определение сплочённости по данным SMOS требует дополнительного исследования.

Заключение

Проведённый анализ показал, что использование низкочастотных данных микроволнового радиометра MIRAS спутника SMOS в сочетании с методами МО позволяет достичь точности определения СМЛ, сопоставимой с результатами распространённых алгоритмов, основанных на данных микроволновых радиометров AMSR-2 и SSMIS.

В зимний период алгоритм МО по данным SMOS продемонстрировал наилучшую сходимость с данными ААНИИ, а также показал устойчивость к изменению метеорологических параметров, таких как перепады температуры, к которой более чувствительны алгоритмы, использующие высокочастотные каналы микроволнового диапазона.

Летний период характеризуется увеличением разброса ошибок для всех алгоритмов, включая МО. Для высокочастотных алгоритмов занижение сплочённости связано в первую очередь с наличием талой воды на поверхности льда. Для низкочастотного алгоритма МО занижение сплочённости ожидается в районах с преобладанием тонкого льда, который в L-диапазоне достаточно прозрачен. В период замерзания присутствие начальных видов льда, ниласа, молодого и тонкого льда будет в разной степени занижать показания сплочённости как высоко-, так и низкочастотных алгоритмов. Вклад толщины льда в общую ошибку определения сплочённости по низкочастотным алгоритмам требует дальнейшего изучения.

Выявленные ложные повышения значений СМЛ в безлёдный период указывают на необходимость дальнейшей доработки методики расчёта СМЛ по данным SMOS — прежде всего за счёт внедрения погодных фильтров для устранения влияния ветрового волнения на изменение шероховатости морской поверхности, а также наличия пенных образований и брызговой фазы.

Результаты исследования показывают перспективность использования низкочастотных данных SMOS в сочетании с методами МО для определения СМЛ. Однако практическое применение данных SMOS ограничено рядом факторов. Прежде всего, это связано с относительно низким пространственным разрешением получаемых измерений. Кроме того, эффективность использования этих данных существенно снижается в районах распространения тонкого льда (толщиной менее 50 см). Наиболее эффективным подходом представляется комбинирование данных SMOS с информацией, получаемой от высокочастотных радиометров SSMIS и AMSR-2. Комплексное использование различных источников данных позволяет компенсировать недостатки каждого отдельного инструмента и обеспечить более точную оценку сплочённости морского льда.

Работа выполнена при поддержке темы «Мониторинг» (гос. регистрация № 122042500031-8) (В. В. Тихонов, Т. А. Алексеева, Е. В. Афанасьева, Ю. В. Соколова), а также темы «Природные и природно-хозяйственные системы Сибири в условиях современных вызовов: диагностика состояний, адаптивные возможности, потенциал экосистемных услуг» (госзадание № FUFZ-2021-0007) (И. В. Хвостов, А. Н. Романов, В. В. Тихонов).

Литература

1. Алексеева Т. А., Афанасьева Е. В., Соколова Ю. В. и др. Влияние загрязненности морского льда на ошибки в определении сплочённости в период таяния по данным спутниковой микроволновой радиометрии // Исслед. Земли из космоса. 2022. № 5. С. 30–45. DOI: 10.31857/S0205961422050037.
2. Афанасьева Е. В., Алексеева Т. А., Соколова Ю. В. и др. Методика составления ледовых карт ААНИИ // Российская Арктика. 2019. № 7. С. 5–20. DOI: 10.24411/2658-4255-2019-10071.
3. Заболотских Е. В., Хворостовский К. С., Животовская М. А. и др. Спутниковое микроволновое зондирование морского льда Арктики: Обзор // Современные проблемы дистанционного зондирования Земли из космоса. 2023. Т. 20. № 1. С. 9–34. DOI: 10.21046/2070-7401-2023-20-1-9-34.

4. Тихонов В. В., Раев М. Д., Шарков Е. А. и др. Спутниковая микроволновая радиометрия морского льда полярных регионов: Обзор // Исслед. Земли из космоса. 2016. № 4. С. 65–84. DOI: 10.7868/S0205961416040072.
5. Тихонов В. В., Алексеева Т. А., Афанасьева Е. В. и др. О возможности определения сплочённости ледяного покрова арктических морей по данным спутника SMOS // Современные проблемы дистанционного зондирования Земли из космоса. 2023. Т. 20. № 6. С. 329–335. DOI: 10.21046/2070-7401-2023-20-6-329-335.
6. Тихонов В. В., Катамадзе Д. Р., Алексеева Т. А. и др. (2024а) Анализ сплочённости ледяного покрова в Карском море по данным радиометра MIRAS спутника SMOS с использованием методов машинного обучения // Современные проблемы дистанционного зондирования Земли из космоса. 2024. Т. 21. № 6. С. 344–355. DOI: 10.21046/2070-7401-2024-21-6-344-355.
7. Тихонов В. В., Хвостов И. В., Романов А. Н. и др. (2024б) Модель собственного микроволнового излучения устьевых областей арктических рек с учетом попадания в пиксель радиометра поверхности суши // Исслед. Земли из космоса. 2024. № 3. С. 16–29. DOI: 10.31857/S0205961424030026.
8. Alekseeva T., Tikhonov V., Frolov S. et al. Comparison of Arctic sea ice concentrations from the NASA Team, ASI, and VASIA2 algorithms with summer and winter ship data // Remote Sensing. 2019. V. 11. No. 21. Article 2481. 31 p. DOI: 10.3390/rs11212481.
9. Andersen S., Tonboe R., Kern S., Schyberg H. Improved retrieval of sea ice total concentration from space-borne passive microwave observations using numerical weather prediction model fields: An intercomparison of nine algorithms // Remote Sensing of Environment. 2006. V. 104. No. 4. P. 374–392. DOI: 10.1016/j.rse.2006.05.013.
10. Comiso J. C. Characteristics of Arctic winter sea ice from satellite multispectral microwave observations // J. Geophysical Research: Oceans. 1986. V. 91. No. C1. P. 975–994. DOI: 10.1029/JC091iC01p00975.
11. Comiso J. C. SSM/I sea ice concentrations using the Bootstrap algorithm. Greenbelt, Maryland: Goddard Space Flight Center, NASA, 1995. 57 p.
12. Comiso J. C., Cavalieri D. J., Markus T. Sea ice concentration, ice temperature, and snow depth using AMSR-E data // IEEE Trans. Geoscience and Remote Sensing. 2003. V. 41. No. 2. P. 243–252. DOI: 10.1109/TGRS.2002.808317.
13. Copernicus Imaging Microwave Radiometer (CIMR) Mission Requirements Document. Iss. 5. Earth and Mission Science Division, 2023. 269 p.
14. Gabarró C., Gupta M. Inter-comparison of high and low microwave frequency sea ice concentration algorithms. OSI SAF Visiting Scientist Activity Report AVS_2017_05. EUMETSAT OSI SAF, 2018. 31 p.
15. Gabarro C., Turiel A., Elosegui P. et al. New methodology to estimate Arctic sea ice concentration from SMOS combining brightness temperature differences in a maximum-likelihood estimator // The Cryosphere. 2017. V. 11. No. 4. P. 1987–2002. DOI: 10.5194/tc-11-1987-2017.
16. Global Sea Ice Concentration (AMSR2) (2017a). EUMETSAT OSI SAF, 2017. DOI: 10.15770/EUM_SAF_OSI_NRT_2023.
17. Global Sea Ice Concentration (netCDF) — DMSP (2017b). EUMETSAT SAF on Ocean and Sea Ice, 2017. DOI: 10.15770/EUM_SAF_OSI_NRT_2004.
18. Hersbach H., Bell B., Berrisford P. et al. ERA5 hourly data on single levels from 1940 to present. Copernicus Climate Change Service (C3S) Climate Data Store (CDS), 2023. DOI: 10.24381/cds.adbb2d47.
19. Hwang P.A. Foam and roughness effects on passive microwave remote sensing of the ocean // IEEE Trans. Geoscience and Remote Sensing. 2012. V. 50. No. 8. P. 2978–2985. DOI: 10.1109/TGRS.2011.2177666.
20. Ivanova N., Pedersen L. T., Tonboe R. T. et al. Inter-comparison and evaluation of sea ice algorithms: towards further identification of challenges and optimal approach using passive microwave observations // The Cryosphere. 2015. V. 9. No. 5. P. 1797–1817. DOI: 10.5194/tc-9-1797-2015.
21. Kaleschke L., Maaf N., Haas C. et al. A sea-ice thickness retrieval model for 1.4 GHz radiometry and application to airborne measurements over low salinity sea-ice // The Cryosphere. 2010. V. 4. No. 4. P. 583–592. DOI: 10.5194/tc-4-583-2010.
22. Kaleschke L., Tian-Kunze X., Maaf N. et al. Sea ice thickness retrieval from SMOS brightness temperatures during the Arctic freeze-up period // Geophysical Research Letters. 2012. V. 39. No. 5. Article L05501. 5 p. DOI: 10.1029/2012GL050916.
23. Kern S., Lavergne T., Notz D. et al. Satellite passive microwave sea-ice concentration data set intercomparison: closed ice and ship-based observations // The Cryosphere. 2019. V. 13. No. 12. P. 3261–3307. DOI: 10.5194/tc-13-3261-2019.
24. Kilic L., Prigent C., Aires F. et al. Ice concentration retrieval from the analysis of microwaves: A new methodology designed for the Copernicus Imaging Microwave Radiometer // Remote Sensing. 2020. V. 12. No. 7. Article 1060. 14 p. DOI: 10.3390/rs12071060.

25. *Kwok R., Comiso J.C., Martin S., Drucker R.* Ross Sea polynyas: Response of ice concentration retrievals to large areas of thin ice // *J. Geophysical Research: Oceans*. 2007. V. 112. No. C12. Article C12012. 13 p. DOI: 10.1029/2006JC003967.
26. *Lu J., Heygster G., Spreen G.* Atmospheric correction of sea ice concentration retrieval for 89 GHz AMSR-E observations // *IEEE J. Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*. 2018. V. 11. No. 5. P. 1442–1457. DOI: 10.1109/JSTARS.2018.2805193.
27. *Lu J., Scarlat R., Heygster G., Spreen G.* Reducing weather influences on an 89 GHz sea ice concentration algorithm in the Arctic using retrievals from an optimal estimation method // *J. Geophysical Research: Oceans*. 2022. V. 127. No. 9. Article e2019JC015912. 31 p. DOI: 10.1029/2019JC015912.
28. *Lubin D., Massom R.* Polar remote sensing. V. I: Atmosphere and oceans. Berlin, Heidelberg: Springer, 2006. 756 p. DOI: 10.1007/3-540-30785-0.
29. *Meier W.N., Fetterer F., Windnagel A.K., Stewart J.S.* NOAA/NSIDC Climate Data Record of Passive Microwave Sea Ice Concentration. Version 4. Boulder, Colorado, USA: National Snow and Ice Data Center, 2021. DOI: 10.7265/EFMZ-2T65.
30. *Oliva R., Daganzo E., Richaume P. et al.* Status of Radio Frequency Interference (RFI) in the 1400–1427 MHz passive band based on six years of SMOS mission // *Remote Sensing of Environment*. 2016. V. 180. P. 64–75. DOI: 10.1016/j.rse.2016.01.013.
31. *Pafilea C., Heygster G., Huntemann M., Spreen G.* Combined SMAP–SMOS thin sea ice thickness retrieval // *The Cryosphere*. 2019. V. 13. No. 2. P. 675–691. DOI: 10.5194/tc-13-675-2019.
32. *Pedersen L. T.* Retrieval of sea ice concentration by means of microwave radiometry: PhD thesis. Denmark: Electromagnetics Institute, 1991. 148 p.
33. *Ricker R., Hendricks S., Kaleschke L. et al.* A weekly Arctic sea-ice thickness data record from merged CryoSat-2 and SMOS satellite data // *The Cryosphere*. 2017. V. 11. No. 4. P. 1607–1623. DOI: 10.5194/tc-11-1607-2017.
34. *Rückert J. E., Rostosky P., Huntemann M. et al.* Sea ice concentration satellite retrievals influenced by surface changes due to warm air intrusions: A case study from the MOSAiC expedition // *Elementa: Science of the Anthropocene*. 2023. V. 11. No. 1. 22 p. DOI: 10.1525/elementa.2023.00039.
35. *Schmitt A. U., Kaleschke L.* Consistent combination of brightness temperatures from SMOS and SMAP over polar oceans for sea ice applications // *Remote Sensing*. 2018. V. 10. No. 4. Article 553. 20 p. DOI: 10.3390/rs10040553.
36. *Shokr M., Sinha N.* Sea ice: Physics and remote sensing. Hoboken, New Jersey: American Geophysical Union, John Wiley and Sons, Inc., 2015. 579 p. DOI: 10.1002/9781119028000.
37. *Spreen G., Kaleschke L., Heygster G.* Sea ice remote sensing using AMSR-E 89-GHz channels // *J. Geophysical Research: Oceans*. 2008. V. 113. No. C2. Article C02S03. 14 p. DOI: 10.1029/2005JC003384.
38. *Tian-Kunze X., Kaleschke L., Maaf N. et al.* SMOS-derived thin sea ice thickness: algorithm baseline, product specifications and initial verification // *The Cryosphere*. 2014. V. 8. No. 3. P. 997–1018. DOI: 10.5194/tc-8-997-2014.
39. *Tonboe R. T., Nandan V., Mäkinen M. et al.* Simulated geophysical noise in sea ice concentration estimates of open water and snow-covered sea ice // *IEEE J. Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*. 2022. V. 15. P. 1309–1326. DOI: 10.1109/JSTARS.2021.3134021.

SMOS MIRAS data for estimation of sea ice concentration

J. V. Sokolova¹, V. V. Tikhonov^{1,2,3}, D. R. Katamadze⁴, T. A. Alekseeva^{2,1},
E. V. Afanasyeva^{2,1}, I. V. Khvostov³, A. N. Romanov³

¹ Space Research Institute RAS, Moscow 117997, Russia

E-mails: j.sokolova@cosmos.ru, vtikhonov@asp.iki.rssi.ru

² Arctic and Antarctic Research Institute, Saint Petersburg 199397, Russia

E-mail: taa@aari.ru

³ Institute for Water and Environmental Problems SB RAS, Barnaul 656038, Russia

E-mail: romanov_alt@mail.ru

⁴ dianakatamadze@mail.ru

The paper explores the feasibility of using low-frequency data from the MIRAS (Microwave Imaging Radiometer using Aperture Synthesis) radiometer installed on the SMOS (Soil Moisture and Ocean Salinity) satellite to estimate sea ice concentration. The XGBoost (eXtreme Gradient Boosting) machine learning method was used to calculate sea ice concentration. Results obtained were compared with reference data from the Arctic and Antarctic Research Institute (AARI), as well as with outputs of the most common algorithms based on processing data from the AMSR-2 (Advanced Microwave Scanning Radiometer 2) and SSMIS (Special Sensor Microwave Imager/Sounder) microwave radiometers. The analysis showed that during the winter period, the SMOS-based algorithm provides accuracy comparable to or exceeding that of high-frequency algorithms, demonstrating resilience to variability in ice emissivity and meteorological conditions. In summer, all algorithms exhibit an increase in errors: for high-frequency algorithms, this is due to presence of meltwater on ice surface, while for the low-frequency algorithm, it is caused by the transparency of ice thinner than 50 cm at L-band. Additionally, false increases in ice concentration, associated with the lack of weather filters in the machine learning algorithm, were identified during the ice-free season. The obtained results confirm the potential of using low-frequency measurements from SMOS MIRAS in sea ice concentration estimation. The best efficiency is expected through their synergistic use with data from high-frequency radiometers AMSR-2 and SSMIS.

Keywords: sea ice concentration, satellite microwave radiometry, machine learning, Arctic, SMOS

Accepted: 26.09.2025

DOI: 10.21046/2070-7401-2025-22-6-241-259

References

1. Alekseeva T. A., Sokolova J. V., Afanasyeva E. V. et al., The contribution of sea-ice contamination to inaccuracies in definition of sea-ice concentration retrieval from satellite microwave radiometry data during the ice-melt period, *Izvestiya, Atmospheric and Oceanic Physics*, 2022, V. 58, No. 12, pp. 1470–1484, DOI: 10.1134/S0001433822120039.
2. Afanasyeva E. V., Alekseeva T. A., Sokolova J. V. et al., AARI methodology for sea ice charts composition, *Russian Arctic*, 2019, No. 7, pp. 5–20 (in Russian), DOI: 10.24411/2658-4255-2019-10071.
3. Zabolotskikh E. V., Khvorostovsky K. S., Zhivotovskaya M. A. et al., Satellite microwave remote sensing of the Arctic sea ice: Review, *Sovremennye problemy distantsionnogo zondirovaniya Zemli iz kosmosa*, 2023, V. 20, No. 1, pp. 9–34 (in Russian), DOI: 10.21046/2070-7401-2023-20-1-9-34.
4. Tikhonov V. V., Raev M. D., Sharkov E. A. et al., Satellite microwave radiometry of sea ice of polar regions: A review, *Izvestiya, Atmospheric and Oceanic Physics*, 2016, V. 52, No. 9, pp. 1012–1030, DOI: 10.1134/S0001433816090267.
5. Tikhonov V. V., Alekseeva T. A., Afanasyeva E. V. et al., On the possibility to determine the concentration of Arctic sea ice using SMOS satellite data, *Sovremennye problemy distantsionnogo zondirovaniya Zemli iz kosmosa*, 2023, V. 20, No. 6, pp. 329–335 (in Russian), DOI: 10.21046/2070-7401-2023-20-6-329-335.
6. Tikhonov V. V., Katamadze D. R., Alekseeva T. A. et al. (2024a), Analysis of ice concentration in the Kara Sea based on SMOS MIRAS data using machine learning methods, *Sovremennye problemy distantsionnogo zondirovaniya Zemli iz kosmosa*, 2024, V. 21, No. 6, pp. 344–355 (in Russian), DOI: 10.21046/2070-7401-2024-21-6-344-355.

7. Tikhonov V.V., Khvostov I.V., Romanov A.N., Sharkov E.A. (2024b), A model of microwave emission from mouth regions of Arctic rivers providing for radiometer pixel land contamination, *Izvestiya, Atmospheric and Oceanic Physics*, 2024, V. 60, No. 9, pp. 1020–1030, DOI: 10.1134/S001433824700981.
8. Alekseeva T., Tikhonov V., Frolov S. et al., Comparison of Arctic sea ice concentrations from the NASA Team, ASI, and VASIA2 algorithms with summer and winter ship data, *Remote Sensing*, 2019, V. 11, No. 21, Article 2481, 31 p., DOI: 10.3390/rs11212481.
9. Andersen S., Tonboe R., Kern S., Schyberg H., Improved retrieval of sea ice total concentration from spaceborne passive microwave observations using numerical weather prediction model fields: An inter-comparison of nine algorithms, *Remote Sensing of Environment*, 2006, V. 104, No. 4, pp. 374–392, DOI: 10.1016/j.rse.2006.05.013.
10. Comiso J.C., Characteristics of Arctic winter sea ice from satellite multispectral microwave observations, *J. Geophysical Research: Oceans*, 1986, V. 91, No. C1, pp. 975–994, DOI: 10.1029/JC091iC01p00975.
11. Comiso J.C., *SSM/I sea ice concentrations using the Bootstrap algorithm*, Greenbelt, Maryland: Goddard Space Flight Center, NASA, 1995, 57 p.
12. Comiso J.C., Cavalieri D.J., Markus T., Sea ice concentration, ice temperature, and snow depth using AMSR-E data, *IEEE Trans. Geoscience and Remote Sensing*, 2003, V. 41, No. 2, pp. 243–252, DOI: 10.1109/TGRS.2002.808317.
13. *Copernicus Imaging Microwave Radiometer (CIMR) Mission Requirements Document*, Iss. 5, Earth and Mission Science Division, 2023, 269 p.
14. Gabarró C., Gupta M., *Inter-comparison of high and low microwave frequency sea ice concentration algorithms*, OSI SAF Visiting Scientist Activity Report AVS_2017_05, EUMETSAT OSI SAF, 2018, 31 p.
15. Gabarro C., Turiel A., Elosegui P. et al., New methodology to estimate Arctic sea ice concentration from SMOS combining brightness temperature differences in a maximum-likelihood estimator, *The Cryosphere*, 2017, V. 11, No. 4, pp. 1987–2002, DOI: 10.5194/tc-11-1987-2017.
16. *Global Sea Ice Concentration (AMSR2)* (2017a), EUMETSAT OSI SAF, 2017, DOI: 10.15770/EUM_SAF_OSI_NRT_2023.
17. *Global Sea Ice Concentration (netCDF) — DMSP* (2017b), EUMETSAT SAF on Ocean and Sea Ice, 2017, DOI: 10.15770/EUM_SAF_OSI_NRT_2004.
18. Hersbach H., Bell B., Berrisford P. et al., ERA5 hourly data on single levels from 1940 to present, *Copernicus Climate Change Service (C3S) Climate Data Store (CDS)*, 2023, DOI: 10.24381/cds.adbb2d47.
19. Hwang P.A., Foam and roughness effects on passive microwave remote sensing of the ocean, *IEEE Trans. Geoscience and Remote Sensing*, 2012, V. 50, No. 8, pp. 2978–2985, DOI: 10.1109/TGRS.2011.2177666.
20. Ivanova N., Pedersen L.T., Tonboe R.T. et al., Inter-comparison and evaluation of sea ice algorithms: towards further identification of challenges and optimal approach using passive microwave observations, *The Cryosphere*, 2015, V. 9, No. 5, pp. 1797–1817, DOI: 10.5194/tc-9-1797-2015.
21. Kaleschke L., Maaß N., Haas C. et al., A sea-ice thickness retrieval model for 1.4 GHz radiometry and application to airborne measurements over low salinity sea-ice, *The Cryosphere*, 2010, V. 4, No. 4, pp. 583–592, DOI: 10.5194/tc-4-583-2010.
22. Kaleschke L., Tian-Kunze X., Maaß N. et al., Sea ice thickness retrieval from SMOS brightness temperatures during the Arctic freeze-up period, *Geophysical Research Letters*, 2012, V. 39, No. 5, Article L05501, 5 p., DOI: 10.1029/2012GL050916.
23. Kern S., Lavergne T., Notz D. et al., Satellite passive microwave sea-ice concentration data set intercomparison: closed ice and ship-based observations, *The Cryosphere*, 2019, V. 13, No. 12, pp. 3261–3307, DOI: 10.5194/tc-13-3261-2019.
24. Kilic L., Prigent C., Aires F. et al., Ice concentration retrieval from the analysis of microwaves: A new methodology designed for the Copernicus Imaging Microwave Radiometer, *Remote Sensing*, 2020, V. 12, No. 7, Article 1060, 14 p., DOI: 10.3390/rs12071060.
25. Kwok R., Comiso J.C., Martin S., Drucker R., Ross Sea polynyas: Response of ice concentration retrievals to large areas of thin ice, *J. Geophysical Research: Oceans*, 2007, V. 112, No. C12, Article C12012, 13 p., DOI: 10.1029/2006JC003967.
26. Lu J., Heygster G., Spreen G., Atmospheric correction of sea ice concentration retrieval for 89 GHz AMSR-E observations, *IEEE J. Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 2018, V. 11, No. 5, pp. 1442–1457, DOI: 10.1109/JSTARS.2018.2805193.
27. Lu J., Scarlat R., Heygster G., Reducing weather influences on an 89 GHz sea ice concentration algorithm in the Arctic using retrievals from an optimal estimation method, *J. Geophysical Research: Oceans*, 2022, V. 127, No. 9, Article e2019JC015912, 31 p., DOI: 10.1029/2019JC015912.
28. Lubin D., Massom R., *Polar remote sensing. V. I: Atmosphere and oceans*, Berlin, Heidelberg: Springer, 2006, 756 p., DOI: 10.1007/3-540-30785-0.

29. Meier W.N., Fetterer F., Windnagel A.K., Stewart J.S., *NOAA/NSIDC Climate Data Record of Passive Microwave Sea Ice Concentration. Version 4*, Boulder, Colorado, USA: National Snow and Ice Data Center, 2021, DOI: 10.7265/EFMZ-2T65.
30. Oliva R., Daganzo E., Richaume P. et al., Status of Radio Frequency Interference (RFI) in the 1400–1427 MHz passive band based on six years of SMOS mission, *Remote Sensing of Environment*, 2016, V. 180, pp. 64–75, DOI: 10.1016/j.rse.2016.01.013.
31. Pațilea C., Heygster G., Huntemann M., Spreen G., Combined SMAP – SMOS thin sea ice thickness retrieval, *The Cryosphere*, 2019, V. 13, No. 2, pp. 675–691, DOI: 10.5194/tc-13-675-2019.
32. Pedersen L.T., *Retrieval of sea ice concentration by means of microwave radiometry: PhD thesis*, Denmark: Electromagnetics Institute, 1991, 148 p.
33. Ricker R., Hendricks S., Kaleschke L. et al., A weekly Arctic sea-ice thickness data record from merged CryoSat-2 and SMOS satellite data, *The Cryosphere*, 2017, V. 11, No. 4, pp. 1607–1623, DOI: 10.5194/tc-11-1607-2017.
34. Rückert J.E., Rostosky P., Huntemann M. et al., Sea ice concentration satellite retrievals influenced by surface changes due to warm air intrusions: A case study from the MOSAiC expedition, *Elementa: Science of the Anthropocene*, 2023, V. 11, No. 1, 22 p., DOI: 10.1525/elementa.2023.00039.
35. Schmitt A.U., Kaleschke L., Consistent combination of brightness temperatures from SMOS and SMAP over polar oceans for sea ice applications, *Remote Sensing*, 2018, V. 10, No. 4, Article 553, 20 p., DOI: 10.3390/rs10040553.
36. Shokr M., Sinha N., *Sea ice: Physics and remote sensing*. Hoboken, New Jersey: American Geophysical Union, John Wiley and Sons, Inc., 2015, 579 p., DOI: 10.1002/9781119028000.
37. Spreen G., Kaleschke L., Heygster G., Sea ice remote sensing using AMSR-E 89-GHz channels, *J. Geophysical Research: Oceans*, 2008, V. 113, No. C2, Article C02S03, 14 p., DOI: 10.1029/2005JC003384.
38. Tian-Kunze X., Kaleschke L., Maaß N. et al., SMOS-derived thin sea ice thickness: algorithm baseline, product specifications and initial verification, *The Cryosphere*, 2014, V. 8, No. 3, pp. 997–1018, DOI: 10.5194/tc-8-997-2014.
39. Tonboe R.T., Nandan V., Mäkinen M. et al., Simulated geophysical noise in sea ice concentration estimates of open water and snow-covered sea ice, *IEEE J. Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 2022, V. 15, pp. 1309–1326, DOI: 10.1109/JSTARS.2021.3134021.