



СПУТНИКОВЫЙ МОНИТОРИНГ ЛЕДЯНОГО ПОКРОВА АРКТИЧЕСКИХ МОРЕЙ



ФЕДЕРАЛЬНАЯ СЛУЖБА
ПО ГИДРОМЕТЕОРОЛОГИИ
И МОНИТОРИНГУ ОКРУЖАЮЩЕЙ СРЕДЫ



ГОСУДАРСТВЕННЫЙ НАУЧНЫЙ ЦЕНТР РОССИЙСКОЙ ФЕДЕРАЦИИ
АРКТИЧЕСКИЙ И АНТАРКТИЧЕСКИЙ
НАУЧНО-ИССЛЕДОВАТЕЛЬСКИЙ ИНСТИТУТ



СПУТНИКОВЫЙ МОНИТОРИНГ ЛЕДЯНОГО ПОКРОВА АРКТИЧЕСКИХ МОРЕЙ

Методическое пособие

Под редакцией
канд. физ.-мат. наук В.Г. Смирнова

Санкт-Петербург
ААНИИ
2020

УДК 551.467
ББК 26.221

Спутниковый мониторинг ледяного покрова арктических морей.
Методическое пособие. Под ред. канд. физ.-мат. наук В.Г. Смирнова.
СПб: ААНИИ, 2020. 82 с., ил.

ISBN 978-5-98364-099-3

Рецензент: д-р техн. наук В.В. Степанов

Систематизированы сведения научно-методического характера, касающиеся вопросов мониторинга ледяного покрова арктических морей с помощью методов дистанционного зондирования, включая автоматизированные методы определения возраста и сплоченности ледяного покрова. Автоматизированные методы применяются для повышения объективности оценок и качества ледовой информации, предоставляемой различным пользователям с целью обеспечения эффективности и безопасности хозяйственной деятельности на акватории арктических морей.

Методическое пособие предназначено для подготовки ледовых экспертов, профессионально занимающихся интерпретацией спутниковых изображений ледяного покрова с целью анализа его состояния. Пособие рассчитано также на послевузовское образование и может использоваться при обучении на профильных курсах ледовых экспертов, для повышения квалификации. Может быть полезно специалистам, занятым обеспечением научной и хозяйственной деятельности в арктических морях.

ISBN 978-5-98364-099-3

© Государственный научный центр РФ
Арктический и антарктический
научно-исследовательский институт, 2020

СОДЕРЖАНИЕ

Введение	4
1. Ледяной покров арктических морей	6
2. Спутниковые средства мониторинга морского ледяного покрова	18
2.1. Спутники с аппаратурой видимого и ближнего ИК диапазона	18
2.2. Спутники с аппаратурой теплового ИК диапазона	21
2.3 Спутники с микроволновыми радиометрами	22
2.4. Радиолокационные спутники	23
3. Экспертные оценки возраста и сплоченности ледяного покрова с использованием спутниковых данных различных спектральных диапазонов	26
3.1. Оценка возраста ледяного покрова	26
3.2. Оценка общей и частной сплоченности ледяного покрова	41
4. Автоматизированные спутниковые методы классификации ледяного покрова	44
4.1. Радиолокаторы с синтезированной апертурой — основное средство мониторинга ледяного покрова	44
4.2. Предварительная обработка РСА изображений	49
4.3. Метод Байеса	55
4.4. Нейросетевые алгоритмы	61
4.5. Метод опорных векторов	67
5. Определение частной и общей сплоченности ледяного покрова с использованием автоматизированных процедур	70
5.1. Автоматизированные методы определения общей сплоченности ледяного покрова с использованием спутниковой информации видимого диапазона	70
5.2. Автоматизированные методы определения частной и общей сплоченности ледяного покрова с использованием спутниковой радиолокационной информации	75
Заключение	79
Список литературы	80

ВВЕДЕНИЕ

Ускорение темпов освоения природных ресурсов в Арктике, интенсификация грузоперевозок по основным транспортным маршрутам в морях арктической зоны РФ предъявляют повышенные требования к специализированному гидрометеорологическому обеспечению (СГМО) в Арктике. В частности, организации-поставщики СГМО должны предоставлять в режиме ежесуточного мониторинга оперативную информацию о ледовой обстановке и прогноз изменения этой обстановки в синоптические сроки в конкретном регионе, причем таким регионом может быть любой участок арктической зоны РФ. Решить подобную задачу в полном объеме можно лишь с использованием спутниковых методов мониторинга и технологий автоматизированного определения характеристик ледяного покрова в Арктике. В настоящее время для определения возраста ледяного покрова и сплоченности морского льда в Арктике широко используются спутниковые данные оптического спектрального диапазона и спутниковые радиолокационные изображения высокого пространственного разрешения. Однако подготовка информационного продукта — карт ледовой обстановки — осуществляется, как правило, ледовыми экспертами на основе визуального анализа и применения совокупности дешифровочных признаков.

В настоящем пособии особое внимание уделяется изложению методов автоматизированного определения характеристик ледяного покрова в оперативном режиме, требующих применения оригинальных программных средств обработки к спутниковым изображениям высокого разрешения либо адаптации существующих программных продуктов для целей ледового картоирования. Особенностью таких программ является необходимость работы в экспресс-режиме с большими массивами данных. Так, объемы спутниковых изображений высокого разрешения составляют от сотен мегабайт до нескольких гигабайт. При этом время от загрузки спутникового снимка в программный комплекс и до получения выходной продукции в готовом виде для отправки потребителям по спутниковым (или иным) каналам связи, не должно превышать двух часов. Такие условия предъявляют высокие требования к быстродействию программ, к оптимальной организации работы программных блоков с большими информационными массивами.

Методическое пособие подготовлено в ААНИИ в рамках темы 1.5.4.3 ЦНТП Росгидромета. При составлении пособия использовался опыт

ААНИИ по организации курсов подготовки ледовых экспертов (ледовых наблюдателей), проводившихся в 2009—2019 гг. лекторами ФГБУ «ААНИИ» для специалистов различных ведомств и для сотрудников ААНИИ. Материалы лекций, подготовленные в рамках этих курсов, также были использованы при написании данного пособия. В настоящее время слушатели курсов подготовки ледовых наблюдателей знакомятся с теоретическими основами дистанционных методов мониторинга ледяного покрова лишь во время публичных лекций. Наличие методического пособия по теме лекций даст возможность слушателям углубленно изучить проблемы мониторинга ледяного покрова, что, надеемся, позволит повысить эффективность обучения специалистов — ледовых экспертов.

В подготовке текста пособия принимали участие: В.Г. Смирнов (введение, заключение, разделы 1—5), С.Р. Буткевич (п. 5.1), И.А. Бычкова (п. 3.1; раздел 5), А.В. Григорьев (п. 3.1, 5.1), А.Г. Егоров (раздел 1), Н.Ю. Захваткина (разделы 4, 5), С.В. Михальцева (п. 3.2, 5.1), Е.В. Платонова (раздел 2).

Авторы выражают благодарность сотруднику ААНИИ С.В. Клячкину за предоставленные материалы, которые использовались при подготовке рисунков к главе 5.

1. ЛЕДЯНОЙ ПОКРОВ АРКТИЧЕСКИХ МОРЕЙ

Годовой цикл существования ледяного покрова состоит из двух естественных частей: холодного сезона, когда происходит образование льдов и увеличение их толщины, и теплого сезона, когда происходит таяние и разрушение льдов.

Режим морских льдов в арктических морях России в течение холодного периода гидрологического года естественным образом разделяется на несколько составных частей:

- устойчивое ледообразование в течение осени,
- нарастание ледяного покрова и формирование его возрастного состава в течение зимы,
- становление неподвижных припайных льдов.

Процесс устойчивого ледообразования в арктических морях России является результатом взаимодействия факторов, формирующих, с одной стороны, тепловой запас моря в период его нагревания и, с другой стороны, интенсивность теплоотдачи в период охлаждения (Спичкин, 1987). Выхолаживание арктической морской поверхности обычно начинается в конце августа — начале сентября (Гудкович, 1972), совпадая во времени с максимальным накоплением тепла в поверхностном слое (Крутских, 1970), и завершается появлением на свободных от льда пространствах начальных видов льда: игл, сала, снежуры и шуги (Горбунов, 1983).

В период с конца августа до начала октября температура воздуха над морем устойчиво переходит через критически важный порог 0 °С, и через одну-две декады начинается образование начальных видов льда (Опасные ледовые явления, 2010). Ледообразование в арктических морях сибирского шельфа сначала начинается на их северных границах среди сплоченных льдов (Визе, 1944). Затем процессы ледообразования распространяются на зоны разреженных и редких льдов, а после — на зоны чистой воды. Первичные виды льда обычно образуются одновременно на больших по площади акваториях морей (Егоров, 2005).

При средних многолетних условиях (ряд наблюдений за 1942—2018 гг.) устойчивое ледообразование на акватории арктических морей России начинается в первой декаде сентября, а завершается во второй декаде ноября, т. е. продолжается в течение примерно восьми декад осеннего периода

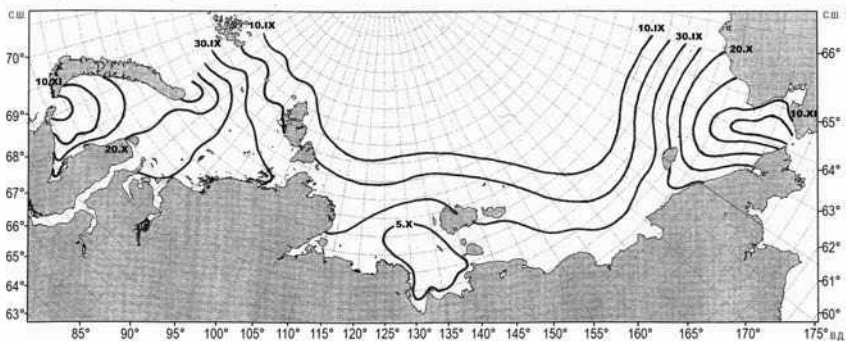


Рис. 1.1. Карта пространственного распределения изохрон начала устойчивого ледообразования в арктических морях России для периода 1942—2018 гг.

(рис. 1.1). Растянутый во времени почти на три месяца процесс устойчивого ледообразования может быть разделен на три квазиоднородных периода.

На первом этапе продолжительностью около трех декад ледообразование, начавшееся в самых северных акваториях, на отдельных участках достигает северного побережья Евразии. Начало ледообразования в первой декаде сентября наблюдается на самом севере арктических акваторий вблизи следующих параллелей: в Карском море — 82° , в море Лаптевых — $79\text{--}80^\circ$, в Восточно-Сибирском море — $74\text{--}75^\circ$, в Чукотском море — $75\text{--}76^\circ$. Таким образом, исходный очаг начального ледообразования тяготеет к региону, располагающемуся на границе арктических морей и Арктического бассейна; отсюда осеннее замерзание моря постепенно распространяется в генеральном направлении с севера на юг. В конце сентября изохрона начала ледообразования достигает материковой и островной суши в районе северного побережья п-ова Таймыр, а также Новосибирских о-вов. Описываемый этап заканчивается, когда волна замерзания при движении по морю с севера на юг достигает побережья материка в двух регионах Евразийского материка — на п-ове Таймыр и в Северной Якутии в районе о-ва Айон. Однако процесс ледообразования еще не распространяется на всю акваторию от п-ова Таймыр до о-ва Врангеля.

В течение достаточно непродолжительного второго этапа ледообразование полностью достигает побережья материка на центральном участке сибирского мелководья — между п-овом Таймыр и Новосибирскими о-вами. Этот этап длится всего одну декаду. К окончанию первой декады октября все арктическое побережье от устья реки Енисей до п-ова Чукотка (между 80 и 180° в.д.) занято молодыми льдами осеннего образования. Самый важный содержательный элемент этого этапа — замерзание прибрежной акватории между устьем реки Лена и Новосибирскими о-вами. Волна замерзания от п-ова Таймыр распространяется на восток, волна замерзания от Айонского региона — на запад, и встреча этих двух процессов в районе о-ва Столбовой означает окончание данного этапа.

На третьем этапе продолжительностью примерно четыре декады происходит завершение процесса ледообразования в арктических морях. Последними по времени замерзают акватории на крайнем западе и крайнем востоке зональной полосы сибирского шельфа (соответственно к западу от меридиана 80° и к югу от параллели 79° , а также к востоку от меридиана 180° и к югу от параллели 71°). Этап начинается во второй декаде октября и завершается во второй половине ноября, когда окончательно замерзают акватории пролива Карские Ворота на западе и Берингова пролива на востоке.

В течение первой декады сентября — первой декады октября площадь льдов осеннего образования прирастает на 17—18 % за каждую декаду, так что к началу октября льдами покрывается огромная акватория — примерно 70 % суммарной площади всех арктических морей России. Процесс ледообразования развивается стремительно, и наблюдается прогрессирующее вовлечение в процесс ледообразования все больших и больших по площади акваторий: в первой декаде сентября замерзает примерно 5,6 % площади акватории, во второй декаде сентября — 15,2 %, в третьей декаде сентября — 21,6 %, в первой декаде октября — 28,0 %. Многолетняя изменчивость сроков начала устойчивого ледообразования на суммарной акватории арктических морей России показывает, что в XXI столетии режим ледообразования стал существенно отличаться от природных условий предыдущего XX столетия. Начиная с 2003 г., т. е. в течение двух десятилетий подряд, наблюдаются только положительные аномалии сроков начала устойчивого ледообразования (рис. 1.2). При этом начиная с 2005 г. в 11 случаях из 13 отмечается такая величина положительной аномалии,

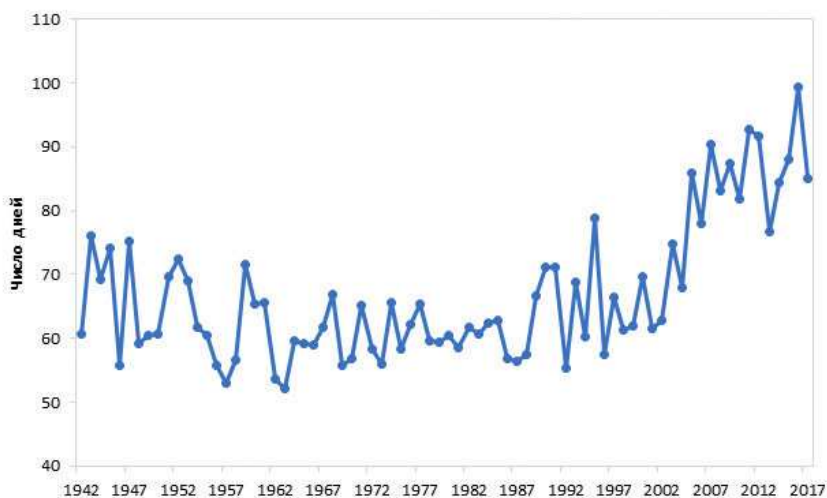


Рис. 1.2. Средняя дата начала устойчивого ледообразования (число дней, отсчитываемых от 1 августа) на суммарной акватории арктических морей России в период 1942—2017 гг.

какой ни разу не наблюдалась в течение всего XX века. Средняя аномалия за 11-летний период (2007—2017 гг.) составляет +1,92 значения среднего квадратического отклонения (СКО).

С учетом исключительной аномальности сроков начала устойчивого ледообразования в последние два десятилетия весь ряд наблюдений может быть разделен на два периода: 1942—2002 и 2003—2017 гг. Для суммарной акватории арктических морей устойчивое ледообразование в период 2003—2018 гг. по сравнению с периодом 1942—2002 гг. наблюдалось в среднем на 21,9 суток позже. На гистограммах распределения наблюдаются две основные особенности изменения сроков начала устойчивого ледообразования (см. рис. 1.2).

Во-первых, отмечается общий сдвиг основных составляющих гистограммы примерно на две декады вправо, т. е. в сторону поздних сроков. При этом первые четыре декады активного прогрессирующего развития процесса замерзания остались очень схожими, и на них приходится около 52,1 % площади акватории в 1942—2002 гг. и около 58,3 % площади акватории в 2003—2017 гг. Максимум развития интенсивности процесса ледообразования отмечается в третьей декаде сентября (примерно 26 % всех случаев) в XX столетии и во второй декаде октября (примерно 30 % всех случаев) в XXI столетии.

Во-вторых, после декады наибольшей повторяемости наблюдаются характерные изменения на затухающем этапе процесса ледообразования — этот период длится примерно пять декад (вторая декада октября — вторая декада ноября) в XX столетии и примерно семь декад — в XXI столетии (третья декада октября — третья декада декабря); в первом случае ледообразование охватывает 48 % суммарной площади арктической акватории, во втором — 42 %. Соответственно, примерно в два раза изменяется пространственная интенсивность замерзания моря: в первом случае средняя скорость развития ледообразования составляет примерно 12 % за декаду, во втором — только 6 % за декаду.

Сразу после начала устойчивого ледообразования начинается нарастание всех льдов, как припайных, так и дрейфующих, которые постепенно проходят через различные стадии возрастного состава (Океанография, 2011). В течение холодного сезона можно выделить три квазиоднородных периода относительного доминирования льдов разного возраста.

В течение относительно короткого периода (обычно в октябре — начале ноября) в морях преобладают сравнительно нетолстые льды, толщиной не более 30 см (начальные, молодые, серые, серо-белые).

В течение первой половины зимы (ноябрь — декабрь — январь) большую часть пространства акватории арктических морей занимают однолетние тонкие и однолетние средние льды толщиной 30—70 и 70—120 см соответственно.

Наконец, в течение большей части зимы (обычно с января — февраля по май) в арктических морях России наблюдается абсолютное преобладание

льдов толщиной более 120 см (однолетние толстые, двухлетние и многолетние льды).

Таким образом, в течение большей части зимы в арктических морях преобладают однолетние льды — тонкие, средние, толстые (Думанская, 2017). Двухлетние и многолетние льды в виде отрогов океанических ледяных массивов чаще всего наблюдаются в Восточно-Сибирском море, а также на севере морей Лаптевых, Карского и Чукотского.

К концу ноября процессы ледообразования распространяются на ранее свободные от льдов акватории юго-западной части Карского и Чукотского морей, и, таким образом, все арктические моря полностью покрываются льдами различного возраста (рис. 1.3). Наиболее тонкие льды наблюдаются на крайней западной и восточной периферии зональной полосы сибирского шельфа. Подавляющая часть акватории занята однолетними тонкими льдами; крупный фрагмент однолетних средних льдов отмечается в восточной части Восточно-Сибирского моря. Наконец, наиболее толстые льды располагаются вдоль западного побережья арх. Северная Земля (толщиной 1,5—2,0 м) и в районе Айонского массива (толщиной 1,2—1,5 м).

Во второй половине зимы, когда преобладающая толщина ледяного покрова начинает превышать 1,0—1,2 м, пространственная неоднородность возрастной структуры ледяного покрова заметно уменьшается.

Однолетние толстые льды преобладают среди ледового ландшафта и абсолютно доминируют в морях Восточно-Сибирском и Лаптевых, где их площадь составляет около 60 %.

Однолетние средние льды занимают заметную часть морей Карского и Чукотского (т. е. на западе и на востоке сибирского шельфа), где их площадь составляет 25—30 %.

В центральной части сибирского шельфа, к северу от Новосибирских о-вов и в море Лаптевых, наблюдается квазизональное образование льдов пониженной толщины, состоящее из однолетних тонких и средних льдов, которое маркирует пространственное положение заприпайной полыньи, расположенной между припайными и дрейфующими льдами. К концу хо-

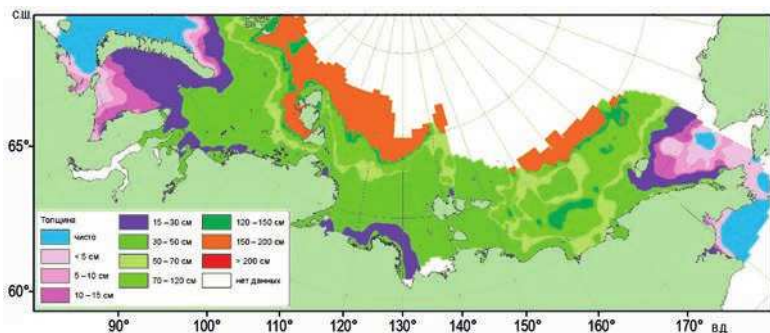


Рис. 1.3. Распределение льдов различного возраста (толщины) в ноябре.

лодного сезона, когда ледяной покров в мае достигает сезонного максимума своего развития, ледовый ландшафт еще больше упрощается, так что однолетние толстые льды доминируют во всех арктических морях. В юго-западной части Карского моря и в Чукотском море наблюдаются заметные ареалы однолетних льдов средней толщины, а в море Лаптевых наглядно оформлена сибирская полынья (состоящая даже из серо-белых льдов).

Таким образом, вследствие огромной зональной протяженности (примерно 150° по долготе) акваторий арктических морей, различия климатических условий и своеобразия региональных и локальных физико-географических условий нарастание льда там происходит неравномерно, что предопределяет неоднородность возрастного состава (толщины) ледяного покрова. В более суровых климатических условиях находятся центральные моря сибирского шельфа — Лаптевых и Восточно-Сибирское, а в периферийных акваториях — морях Карском и Чукотском — ледовые условия заметно легче.

Наиболее важной особенностью в изменении зимнего состояния льдов в XXI столетии является общее и повсеместное уменьшение толщины ледяного покрова в Арктике и в арктических морях России (Второй оценочный доклад, 2014); это относится как к припайным, так и к дрейфующим льдам. Так, например, по данным наблюдений на одной из полярных станций, расположенной на острове в Карском море, в конце апреля расчетная толщина неподвижных припайных льдов составляла в период 1946—2004 гг. в среднем около 159 см, а в период 2004—2018 гг. в среднем около 137 см. Таким образом, толщина ледяного покрова уменьшилась в среднем на 22 см, или на 1,06 величины среднего квадратического отклонения. Для еще более короткого ряда (2010—2018 гг.) средняя толщина ледяного покрова составляет еще меньше — 134 см, т. е. толщина уменьшилась на 25 см, или 1,21 величины СКО.

Устойчивое и постоянное сокращение толщины льдов приводит к тому, что в возрастном составе, во-первых, увеличивается доля относительно тонких льдов и, во-вторых, уменьшается доля относительно толстых льдов (Фролов и др., 2007).

Начало таяния льда в арктических морях сибирского шельфа приходится на период середина мая — вторая декада июня. Интенсивность таяния зависит от сроков начала таяния. Чем раньше начинается таяние льда, тем больше толщина вытаявшего льда и тем скорее происходит очищение морей от льда. При средних условиях таяния к концу летнего периода вытаивают все возрастные виды льда, кроме однолетнего толстого (толщина которого уменьшается до 20—40 см), старого, а также торосистого льда.

В процессе таяния льда увеличивается его разрушенность и начинается взлом припая, а затем и окончательное его разрушение. Взлом обычно начинается со стороны кромки припая и в короткий промежуток времени охватывает значительные пространства, иногда распространяясь до самого берега. Об-

разрушающийся в результате взлома припая дрейфующий лед представляет собой скопления обширных ледяных полей, которые по мере разрежения и таяния разламываются на более мелкие формы (обломки полей, битый лед). Между взломом припая и его окончательным разрушением обычно проходят одна-две декады. В среднем взлом припая происходит в течение июля (в юго-западной части Карского моря и у Чукотки во второй половине июня).

Очагами очищения морей от ледяного покрова являются зоны открытой воды, приустьевые участки рек, а также полыньи, в прикромочной зоне которых таяние льда происходит особенно интенсивно.

С началом таяния льда, а также под влиянием динамических процессов в арктических морях появляются зоны чистой воды, разреженных (сплоченностью 4—6 баллов) и редких (сплоченностью 1—3 балла) льдов. Площадь акватории арктических морей, занятая льдами всех категорий сплоченности, по мере вытаивания льда начинает уменьшаться. Однако начинают очищаться от льда моря не одновременно, и протекает этот процесс с различной интенсивностью, что связано с режимными особенностями каждого из районов арктических морей. Так, в конце июня ледяной покров полностью сохраняется в районах Восточно-Сибирского моря и северо-восточной части Карского моря. В это же время от 10 до 27 % акваторий других районов арктических морей свободны от льда (табл. 1.1).

Наиболее интенсивно очищение арктических морей происходит в течение августа и прекращается в конце сентября, когда в северных районах морей начинается ледообразование. В среднем перед началом ледообразования почти полностью свободна от льда юго-западная часть Карского моря, на 80 % — восточная часть моря Лаптевых и на 85 % — юго-западная часть Чукотского моря. Примерно на 50 % очищаются северо-восточная часть Карского моря и западные части морей Лаптевых и Восточно-Сибирского. Больше всего льда к концу периода таяния остается в восточной части Восточно-Сибирского моря: в среднем только 27 % ее акватории освобождаются от льда. Статистические данные о площади морских льдов в период очищения приведены в табл. 1.1.

В среднем за летний период может очищаться до 3/4 акватории Карского моря, до 2/3 акватории моря Лаптевых, до половины акватории Восточно-Сибирского моря и до 4/5 акватории Чукотского моря. Характерной особенностью сезонного хода изменения площади льдов в морях является высокая изменчивость. Площадь льдов в разные годы может меняться как от полного исчезновения льдов на акватории моря (легкие ледовые условия), так и до значительного сохранения льдов в течение всего летнего периода (тяжелые ледовые условия). Величина среднего квадратического отклонения площади льдов в морях Карском и Чукотском составляет около 20 %, а в морях Лаптевых и Восточно-Сибирском вырастает до 24—27 %.

Многолетними наблюдениями установлено, что сплоченные льды (7—10 баллов) обычно скапливаются в определенных районах арктических

**Статистические характеристики среднемесячных значений
доли (%) площади акватории арктических морей, занятой льдом**

Море	Показатель	Месяц									
		VI		VII		VIII			IX		
		3	1	2	3	1	2	3	1	2	3
Карское	Среднее	85	81	74	64	53	42	34	28	25	24
	Минимум	35	27	21	10	8	3	0	0	0	0
	Максимум	99	99	98	98	96	92	85	74	65	67
	СКО	12	15	17	21	21	20	19	18	17	17
Лаптевых	Среднее	86	83	78	68	74	55	43	35	34	31
	Минимум	65	55	30	16	5	1	0	0	0	0
	Максимум	100	100	97	98	97	92	95	84	89	83
	СКО	9	11	15	20	18	24	24	24	24	22
Восточно-Сибирское	Среднее	96	95	92	88	79	71	63	57	53	52
	Минимум	75	71	63	46	14	6	0	0	0	0
	Максимум	100	100	100	99	99	98	97	95	94	94
	СКО	4	5	7	10	20	22	24	25	26	27
Чукотское	Среднее	67	58	47	38	30	25	20	16	14	13
	Минимум	38	18	5	1	0	0	0	0	0	0
	Максимум	98	98	89	85	74	67	60	60	59	69
	СКО	14	19	18	18	17	17	17	17	18	18

морей. Эти скопления льдов получили название ледяных массивов. Лды ледяных массивов отличаются большей толщиной и торосистостью. В арктических морях сибирского шельфа выделено девять ледяных массивов. Они названы по их географическому положению: Новоземельский, Североземельский и Карский Северный в Карском море; Таймырский и Янский в море Лаптевых; Новосибирский и Айонский в Восточно-Сибирском море; Врангелевский и Чукотский Северный в Чукотском море (рис. 1.4).

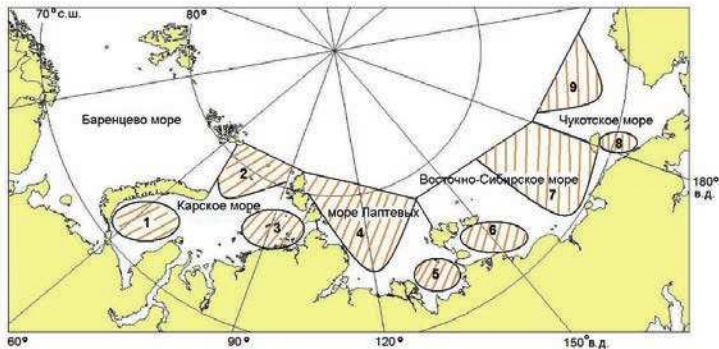


Рис. 1.4. Схема расположения ледяных массивов арктических морей.

1 — Новоземельский, 2 — Карский Северный, 3 — Североземельский, 4 — Таймырский, 5 — Янский, 6 — Новосибирский, 7 — Айонский, 8 — Врангелевский, 9 — Чукотский Северный.

Новоземельский массив состоит из однолетних льдов и чаще располагается у побережья Новой Земли, препятствуя плаванию судов через Новоземельские проливы до второй декады августа. Североземельский массив состоит также из однолетних льдов, но в отдельные годы в его состав входят и двухлетние льды.

Таймырский массив является одним из наиболее крупных массивов. Площадь массива в начале сентября составляет около 30 % площади района, и его льды могут располагаться на трассе в течение всей навигации. В массиве преобладают однолетние льды, а в его северной части присутствуют двухлетние и многолетние льды. Янский массив формируется из однолетних льдов. Массив разрушается обычно во второй декаде августа. Очень редко массив сохраняется до конца летнего сезона.

В Новосибирском массиве преобладают однолетние льды, в северной его части наблюдаются двухлетние и многолетние льды, сохранившиеся с предыдущей навигации. Сплоченные льды массива во второй половине сентября обычно вытаивают. При средних ледовых условиях пятна сплоченных льдов массива сохраняются на восточных подходах к проливу Санникова и в самом проливе до начала сентября. Айонский массив — самый крупный массив арктических морей. В его состав входят однолетние льды, а также двухлетние и многолетние, поступающие из Арктического бассейна. Эти льды отличаются повышенной толщиной и торосистостью. Льды массива располагаются вблизи побережья до конца августа. При неблагоприятных условиях сплоченные льды массива располагаются на подходах к проливу Лонга и через пролив поступают в Чукотское море.

Врангелевский массив занимает юго-западную часть Чукотского моря и блокирует подходы к проливу Лонга с востока. Массив в основном состоит из однолетних льдов и небольшого количества двухлетних льдов, приносимых с севера. Сплоченные льды массива в среднем уже во второй декаде августа не препятствуют судоходству.

Карский Северный и Чукотский Северный ледяные массивы располагаются в северной части сибирского мелководья, за пределами трассовой зоны Северного морского пути.

Положение зон льда различной сплоченности в период таяния и очищения арктических морей от льда иллюстрируется картами медианного (50 %-ного) распределения льда в конце июня — сентября (рис. 1.5 — 1.8), построенными по 10-дневным обзорным картам ААНИИ для периода 1933—1992 гг. из архива данных проекта ВМО «Глобальный банк цифровых данных по морскому льду».

По мере того как уменьшается площадь сплоченных льдов (7—10 баллов), увеличивается количество редких и разреженных льдов (1—6 баллов), которые образуются как из-за неравномерного вытаивания сплоченных льдов за счет присутствия в их составе льдов разной толщины, так и вследствие динамических процессов. Площадь, занимаемая этими льдами,

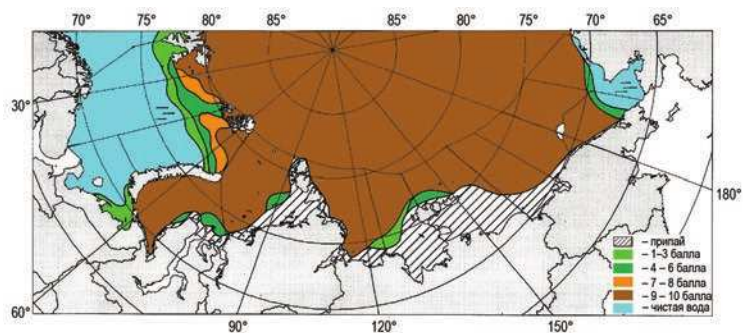


Рис. 1.5. Среднее распределение льдов различной сплоченности в июне.

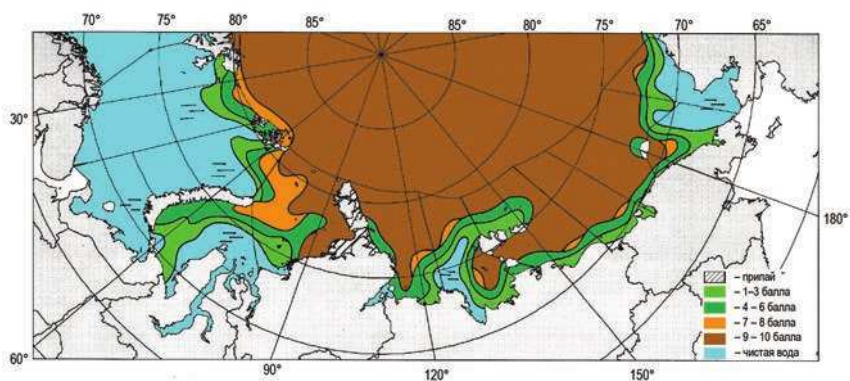


Рис. 1.6. Среднее распределение льдов различной сплоченности в июле.

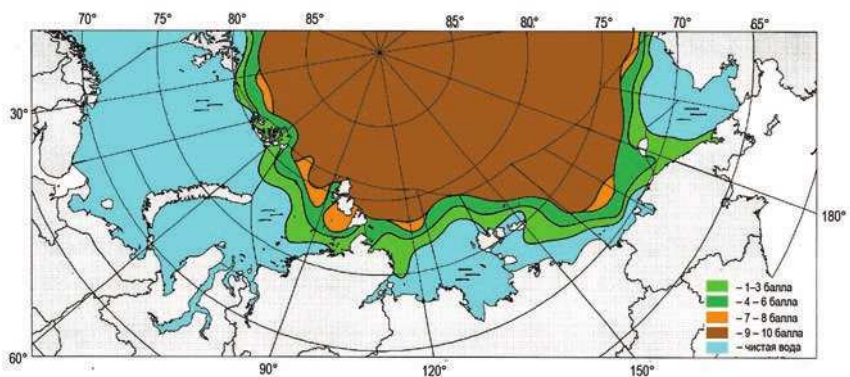


Рис. 1.7. Среднее распределение льдов различной сплоченности в августе.

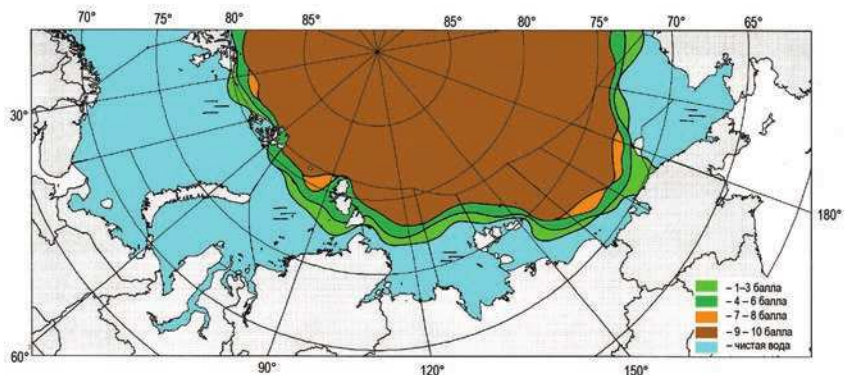


Рис. 1.8. Среднее распределение льдов различной сплоченности в сентябре.

резко увеличивается в июле — августе, влияя на судоходство по акватории арктических морей. Если в июле значительная часть трассы Северного морского пути блокируется сплоченными льдами, то в августе только редкие и разреженные льды наблюдаются на подходах к проливам Вилькицкого и Лонга с запада и востока, а остальная часть трассы свободна от льдов.

Межгодовые изменения площади льдов в Северном Ледовитом океане проявляют значительные колебания от года к году.

В годы с хорошо развитым ледяным покровом дрейфующие льды наблюдаются на акватории всех российских арктических морей, блокируя судоходные трассы и участки побережья. В годы минимального развития ледяного покрова освобождаются от льдов акватории всех российских арктических морей и даже часть Центрального арктического бассейна.

Анализировать изменчивость ледовых условий российских арктических морей можно только для летнего периода, когда проходит активное очищение морей и осуществляется навигация по трассе Северного морского пути. С октября по май все российские арктические моря покрыты сплошным ледяным покровом. В июне начинается очищение морей от льдов, которое активно продолжается до сентября. Анализ изменчивости ледовитости арктических морей целесообразно проводить для августа, когда уже достаточно развиты процессы летнего разрушения и таяния ледяного покрова, но при этом не достигнут максимум его разрушения. На рис. 1.9 приведен многолетний ход изменения суммарной ледовитости российских арктических морей в августе.

Из хода кривой изменения суммарной ледовитости следует, что межгодовые колебания площади льда в арктических морях в XX веке и начале XXI века имеют сложный характер, причем эти изменения происходят на фоне постепенного ее уменьшения от начала периода наблюдения к его концу.

Основная особенность межгодовой изменчивости площади льдов в российских арктических морях заключается в том, что уменьшение средней ледовитости морей в первые два десятилетия XXI века примерно вдвое

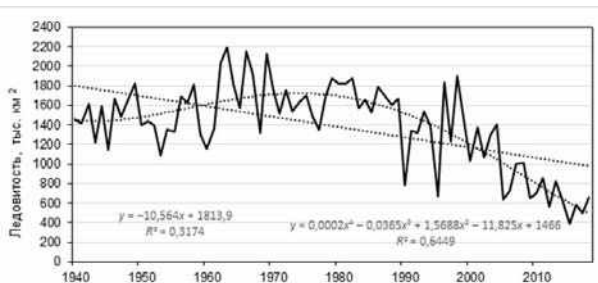


Рис. 1.9. Суммарная ледовитость российских арктических морей в августе в 1940—2018 гг.

больше, чем уменьшение в предыдущий период пониженной ледовитости (с середины 1930-х годов до конца 1950-х годов). Средняя за десятилетие площадь льдов уменьшилась в XXI веке до 600 тыс. км² (в 1930—1950-е годы составляла около 1300 тыс. км²). Таким образом, сокращение площади льдов в последние два десятилетия примерно в два раза больше, чем наблюдавшееся в 1930—1950-х годах.

2. СПУТНИКОВЫЕ СРЕДСТВА МОНИТОРИНГА МОРСКОГО ЛЕДЯНОГО ПОКРОВА

Для мониторинга ледяного покрова используются спутниковые изображения видимого и инфракрасного диапазона, данные радиометров теплового ИК диапазона и СВЧ диапазона, радиолокационные изображения. В Арктике наиболее востребованы радиолокационные данные в силу их всепогодности и независимости от условий естественного освещения. Потребителям, как правило, требуется оперативная информация о ледяном покрове на протяженных акваториях, что дает преимущества спутниковой аппаратуре, имеющей большой пространственный охват и необходимую частоту съемки (ежесуточный охват конкретного района).

2.1. СПУТНИКИ С АППАРАТУРОЙ ВИДИМОГО И БЛИЖНЕГО ИК ДИАПАЗОНОВ

Для съемки Земли в оптическом диапазоне применяются цифровые фотокамеры, спектрорадиометры, гиперспектрометры и пр., установленные на метеоспутниках и спутниках природоресурсного назначения.

На сегодняшний день на орбите функционируют метеоспутники России, Китая, США, Японии и Европейского космического агентства (ЕКА). Основу системы всемирных космических метеонаблюдений составляет американская полярно-орбитальная система POES, все страны получают информацию с этой системы бесплатно.

В систему метеоспутников POES входят два оперативных метеоспутника и два-три резервных аппарата. Изображения Земли передаются по радиолинии L-диапазона частот в формате HRPT со скоростью 0,665 Мбит/с. В 2019 г. группировка американских метеоспутников на полярных орбитах включала спутники NOAA-18, -19, а также три-четыре военных метеоспутника DMSP серии Block-5D2/3. Метеоспутник NOAA-19 — последний спутник в серии ATN; в 2011 г. введен в эксплуатацию спутник нового поколения NPOESS — Suomi NPP.

Спутники NOAA выводятся на солнечно-синхронные орбиты высотой 830—870 км с наклоном 98,8°. Ширина полосы обзора составляет около 3000 км. Радиометр AVHRR/3, установленный на спутниках NOAA, имеет два канала в видимом диапазоне (0,58—0,68 и 0,725—1,0 мкм), два коротковолновых ИК канала и два длинноволновых ИК канала (10,3—11,3 и 11,5—12,5 мкм). У радиометра VIIRS спутника Suomi NPP 22 спектральных ка-

нала, пространственное разрешение от 375 до 750 м. Информация AVHRR передается в реальном масштабе времени в двух режимах: 1,1 км (режим HRPT) и 4 км (режим APT). На спутниках NOAA обычно используется режим с разрешением 1,1 км (HRPT); непрерывная передача информации осуществляется на частоте 1,7 ГГц.

В настоящее время принята следующая классификация спутников, осуществляющих съемку поверхности Земли в видимом диапазоне:

- спутники глобальной съемки Земли и океана (низкое разрешение, 250 м и более),
- ресурсные спутники (разрешение 10—250 м),
- ресурсно-картографические спутники (разрешение 1—10 м),
- кадастровые спутники (сверхвысокое разрешение — лучше 1 м).

К спутникам глобальной съемки, выполняющим ежедневную съемку всей земной поверхности в видимом и ближнем ИК диапазонах, относятся следующие: Terra и Aqua (установленный на них прибор MODIS работает также в тепловом ИК-диапазоне (табл. 2.1)); метеоспутники NOAA и Suomi NPP (США), MetOp (ЕКА), FY-1D и FY-3C (Китай); европейский спутник Sentinel-3; спутник «Метеор-М № 2» (Россия) (табл. 2.2), «Канопус-В-ИК» (Россия) и др. Снимки с этих спутников могут приниматься без ограничений на автономных станциях приема спутниковой информации, данные спутников доступны также в сети Интернет, где они распространяются на некоммерческой основе и доступны как в оперативном режиме, так и из архива.

Таблица 2.1

**Характеристики спектрорадиометра MODIS ИСЗ Terra и Aqua
(ширина полосы обзора во всех каналах 2330 км)**

Спектральные каналы	Спектральный диапазон, мкм	Пространственное разрешение, м
1—2	0,62—0,88	250
3—7	0,46—2,16	500
8—19	0,41—0,97	1 000
20—25	3,66—4,55	1 000
26	1,36—1,39	1 000
27—36	6,54—14,39	1 000

Таблица 2.2

Характеристики оптической аппаратуры ИСЗ «Метеор-М № 2»

Характеристика	МСУ-МР	КМСС
Полоса обзора	Не менее 2800 км	450/900 км
Пространственное разрешение (в надире)	1000 м	50 м / 100 м
Спектральные зоны, мкм	0,5—0,7; 0,7—1,1; 1,6—1,8; 3,4—4,1; 10,5—11,5; 11,5—12,5	0,370—0,450; 0,450—0,510; 0,535—0,575; 0,580—0,690; 0,630—0,680; 0,760—0,900
Радиометрическая точность (видимый диапазон)	Относительная 0,5 %, абсолютная 3 %	

Характеристики ИСЗ Landsat-7 и Landsat-8

Параметр	Значение	
	Landsat-7	Landsat-8
Спектральный диапазон, мкм	0,45—0,52 (синий)	0,43—0,45
	0,53—0,61 (зеленый)	0,45—0,52 (синий)
	0,63—0,69 (красный)	0,53—0,60 (зеленый)
	0,78—0,90 (ближний ИК)	0,63—0,68 (красный)
	1,55—1,75 (коротковолновый ИК)	0,85—0,89 (ближний ИК)
	2,09—2,35 (коротковолновый ИК)	1,56—1,66; 2,1—2,3
	10,40—12,50 (тепловой ИК)	10,30—12,50
	0,45—0,90 (панхром)	0,50—0,68 (панхром) 1,36—1,39
Полоса съемки, км	185 км	185 км
Пространственное разрешение (в надире)	15 м (панхром);	15 м (панхром)
	30 м (мультиспектр);	30 м (мультиспектр)
	60 м (ИК)	100 м (дальний ИК)

Информация спутников глобальной съемки в условиях малооблачной погоды и достаточной естественной освещенности может использоваться в Арктике для картирования кромки ледяного покрова и построения обзорных ледовых карт.

К группе ресурсных спутников (среднее разрешение) относят ИСЗ Landsat-7, -8 (США) (табл. 2.3), европейский спутник Sentinel-2 (разрешение в мультиспектральном режиме от 10 до 60 м при полосе охвата 290 км) и др. Ресурсную съемку выполняют также прибор ASTER ИСЗ Terra; датчик AWIFS спутника IRS-P6 (Индия, разрешение 60 м); IRS-1C/1D (Индия, разрешение в мультиспектральном режиме 23,5 м); отечественный спутник «Канопус-В» (разрешение 2,5 м в полосе 23 км, панхроматический режим; 12 м — мультиспектр, полоса 20 км).

Информация со спутников Landsat-7, -8 выкладывается в Интернете в оперативном режиме и доступна для зарегистрированных пользователей с условием некоммерческого использования.

Спутниками ресурсно-картографического назначения являются индийский IRS-P6 (Индия, аппаратура LISS-IV, разрешение 5,8 м); KazEOSat-1 (Казахстан, разрешение 1 м — панхром, 4 м — мультиспектр, в полосе 20 км); KazEOSat-2 (Казахстан, разрешение 6,5 м в полосе 77 км); «Ресурс-П» (Россия, разрешение 0,9 м — панхром, в полосе 38 км; 3—4 м — мультиспектр при той же полосе, табл.2.4); SPOT-6, -7 (Франция, разрешение от 1,5 до 6 м в полосе 60 км); FORMOSAT-2 (Тайвань, разрешение 2 м — панхром, 8 м — мультиспектр; полоса 24 км); RapidEye (Германия, группировка из пяти спутников, разрешение 6,5 м, мультиспектр) и др.

К кадастровым спутникам (сверхвысокое разрешение) относятся израильский EROS-B (разрешение 0,7 м; полоса 7 км), американские CARTOSAT-2 (0,7 м — панхром, 2,8 м — мультиспектр), WorldView-1 (0,5 м — панхром, полоса 17,6 км)

Основные характеристики оптической аппаратуры ИСЗ «Ресурс-П»

Характеристика	Режим	
	панхроматический	мультиспектральный
Спектральный диапазон, мкм	0,58—0,80	0,45—0,52 0,52—0,60 0,61—0,68 0,72—0,80 0,80—0,90
Пространственное разрешение	0,9 м	3—4 м
Максимальное отклонение от надира	30°	
Ширина полосы охвата (высота орбиты 350 км, надир)	До 38 км	
Радиометрическое разрешение	12 бит на пиксел	

и WorldView-2 (0,46 м — панхром, 1,8 м — мультиспектр), QuickBird-2 (0,61 м — панхром, 2,44 м — мультиспектр), GeoEye-1 (0,46 м — панхром, 1,85 м — мультиспектр, полоса 17,3 км), корейский KOMPSAT-3 (0,7 м — панхром, 2,8 м — мультиспектр, полоса 16 км).

Доступ к информации ресурсно-картографических и кадастровых спутников предусматривает режим предварительного заказа съемки и оплату полученных снимков (покадрово или за 1 км² отснятой территории).

Спутниковые снимки высокого разрешения в видимом диапазоне позволяют при благоприятных погодных условиях и достаточной естественной освещенности получить детальные снимки ледяного покрова, выявить снежницы, торосы. К сожалению, в условиях Арктики такие благоприятные для съемки дни бывают крайне редко.

2.2. СПУТНИКИ С АППАРАТУРОЙ ТЕПЛОВОГО ИК ДИАПАЗОНА

Съемку поверхности Земли в тепловом ИК диапазоне осуществляют в настоящее время спутники США, Китая, России, Индии, Европейского космического агентства. Большинство из таких спутников в тепловых ИК каналах имеют разрешение 1 км. Лучшим пространственным разрешением обладает радиометр ASTER (Advanced Spaceborne Thermal Emission and Reflection Radiometer), установленный на ИСЗ Terra. В тепловом ИК диапазоне радиометр имеет пять каналов с разрешением 90 м: 8,125—8,475; 8,475—8,825; 8,925—9,275; 10,25—10,95; 10,95—11,65. Размер сцены ASTER 60 × 60 км. Европейский метеоспутник MetOp-A, оснащенный 6-канальным радиометром AVHRR/3, передает изображения с пространственным разрешением 1,1 км в полосе 2900 км. Изображения передаются в L-диапазоне частот в цифровом формате АНРПТ со скоростью 3,5 Мбит/с.

В РФ в 2017 г. запущен спутник «Канопус-В-ИК» с ИК радиометром МСУ-ИК-СРМ на борту; прибор имеет пространственное разрешение 200 м, полосу обзора 2000 км, работает в диапазоне 8,4—9,4 мкм.

Тепловые ИК диапазоны могут быть полезны в Арктике для расширения возможностей оптических каналов по картированию ледяного покрова в ночное время суток и в период полярной ночи, когда съемка в видимом диапазоне невозможна. Облачность для теплового ИК диапазона, так же как и для видимых каналов, препятствует получению информации о состоянии ледяного покрова.

2.3. СПУТНИКИ С МИКРОВОЛНОВЫМИ РАДИОМЕТРАМИ

В СВЧ диапазоне съемка ледяного покрова проводится с помощью радиометров, установленных на спутниках США, Японии, России.

В 1987 г. начал работу микроволновый датчик Special Sensor Microwave/Imager (SSM/I) на ИСЗ DMSP (США). Спутники данной серии находятся в эксплуатации по настоящее время. Характеристики аппаратуры спутника приведены в табл. 2.5.

В 2012 г. Япония осуществила запуск спутника SHIZUKU GCOM-W (Global Change Observation Mission Water), основным инструментом которого является усовершенствованный микроволновый сканирующий радиометр AMSR2 (Advanced Microwave Scanning Radiometer 2). AMSR2 принимает излучение на семи частотах (6,9; 7,3; 18,7; 23,8; 36,5 и 89,0 ГГц) на вертикальной и горизонтальной поляризациях (табл. 2.5). В России микроволновый радиометр МТВ3А-ГЯ установлен на спутниках «Метеор-М», № 1 и № 2 (см. табл. 2.5).

Данные спутниковых микроволновых радиометров, несмотря на низкое пространственное разрешение, получили широкое распространение для картирования ледяного покрова полярных регионов (возрастные характеристики льда при этом не определяются). Оперативная информация о сплоченности ледяного покрова и положении кромки многолетних льдов в Арктике по данным радиометра AMSR2 ИСЗ SHIZUKU ежедневно выставляется в Интернете на сайте Национального центра снега и льда США (NSIDC) и сайте Бременского университета (<http://www.iup.uni-bremen.de>).

Таблица 2.5

Характеристики микроволновых спутниковых систем SSM/I, AMSR-E, AMSR2 (Спутниковые методы, 2011)

Параметр	Микроволновая аппаратура /ИСЗ		
	SSMIS (DMSP-F15, F16, F17, F18)	AMSR2/ (GCOM-W)	МТВ3А-ГЯ/ «Метеор-М»
Период функционирования	С 1999 г. по наст. время	С 2012 г. по наст. время	С 2009 г. по наст. время
Частота, ГГц	19,3; 22,3; 36,5; 85,5	6,9; 10,7; 18,7; 23,8; 36,5; 89,0	10,6—183,31 (29 каналов)
Размер элемента разрешения, км	37 × 28 (37 ГГц) 15 × 13 (85,5 ГГц)	62 × 35 (6,9 ГГц) 12 × 7 (36,5 ГГц) 5 × 3 (89,0 ГГц)	16—198
Ширина полосы, км	2400	1450	1500

2.4. РАДИОЛОКАЦИОННЫЕ СПУТНИКИ

Современные радиолокационные спутники оснащены радиолокаторами с синтезированной апертурой (РСА). Синтезирование апертуры представляет собой технический прием, позволяющий существенно повысить разрешающую способность радиолокатора в направлении, поперечном относительно направления полета. За счет искусственного увеличения апертуры бортовой антенны путем использования когерентного накопления отраженных радиолокационных сигналов на интервале синтеза получается разрешение по углу.

Таблица 2.6

**Основные характеристики спутника TerraSAR-X. X-диапазон ($\lambda=3,1$ см)
(Спутниковые методы, 2011)**

Параметры	Режим			
	Сверхвысокого разрешения (High Resolution SpotLight)	Высокого разрешения (SpotLight)	Широкополосный высокого разрешения (StripMap)	Среднего разрешения (ScanSAR)
Номинальное пространственное разрешение, м	1	2	3	16
Размер сцены, км	10 × 5	10 × 10	30 × 50	100 × 150
Скорость передачи данных на наземный сегмент	300 Мбит/с			
Радиометрическое разрешение	16 бит на пиксель			
Формат файлов	GeoTIFF			
Периодичность съемки	11 сут, подцикл 2,5 сут			

Таблица 2.7

**Основные характеристики спутника CosmoSkyMed. X-диапазон ($\lambda = 3,1$ см)
(Caltagirone et al., 2014)**

Параметры	Режим				
	Детальный (Spotlight)	Маршрутный (Himage)	Маршрутный поляризационный (Pingpong*)	Обзорный широкий (Wideregion)	Обзорный большой (Hugeregion)
Разрешение, м	1	От 3 × 3 до 5 × 5	15 × 15	30 × 30	100 × 100
Размер кадра, км	10 × 10	40 × 40	30 × 30	100 × 100	200 × 200

* Возможность выбора двух любых поляризаций из всевозможных комбинаций (HH/HV/VV/VH).

Таблица 2.8

Основные характеристики спутника Sentinel-1A, С-диапазон
(Sentinel-1 User Handbook, 2013)

Режим	Пространственное разрешение, м	Ширина полосы съемки, км	Поляризация
Маршрутный (Stripmap, SM)	5×5	80	Двойная (по выбору — HH/HV или VV/VH)
Интерферометрический широкозахватный (Interferometric Wide Swath, IWS)	5×20	250	
Сверхширокозахватный (Extra Wide Swath, EWS)	20×40	400	
Wave mode (WM)	5×5	20×20	

Таблица 2.9

Основные характеристики спутника RISAT-1. С-диапазон (Misra et al., 2013)

Режим	Поляризация			
	Одинарная HH/HV/VV/VH	Двойная HH + HV/VV + VH	Круговая TX: CP Rx: V и H (экспериментально)	Квадро HH + HV + VV + VH
HRS*				
Разрешение	1 м (азимут) × 0,67 м (дальность) 10 × 10 км (10 × 100 км), экспериментально			
Шум, min σ ⁰	−16 дБ			
FRS-1				
Разрешение	3 м (азимут) × 2 м (дальность)			
Полоса	25 км			
Шум, min σ ⁰	−17 дБ			
FRS-2				
Разрешение			3 × 4 м	9 × 4 м
Полоса			25 км	
Шум, min σ ⁰			−19 дБ	
MRS				
Разрешение	21—23 м (азимут) × 8 м (дальность)			
Полоса	115 км			
Шум, min σ ⁰	−17 дБ			
CRS				
Разрешение	41—55 м (азимут) × 8 м (дальность)			
Полоса	223 км			
Шум, min σ ⁰	−17 дБ			

Примечания: 1. HRS — High Resolution SpotLight; FRS — Fine Resolution StripMap; MRS — Medium Resolution scanSAR; CRS — Coarse Resolution scanSAR. 2. σ^0 — безразмерная величина УЭПР, нормированная на единицу площади поверхности, которая чаще всего выражается в дБ ($10 \lg \sigma^0$).

Основные характеристики спутника PAZ. X-диапазон (directory.eoportal.org/)

Режим	Поляризация	Размер сцены, км	Пространственное разрешение, м
Stripmap	Одинарная	30×50	3×3
	Двойная	15×50	6×6
ScanSAR	Одинарная	100×150	16×6
Spotlight	Одинарная	10×5	1×1
	Двойная	10×10	2×2
HR Spotlight	Одинарная	5×5	$< (1 \times 1)$
	Двойная	5×5	$< (2 \times 2)$

Примечание. Шум (NESZ, Noise Equivalent Sigma Zero) меньше –21 дБ.

Улучшения разрешения по дальности достигают за счет применения внутриимпульсной модуляции, например линейно-частотной (ЛЧМ). Интервал синтезирования апертуры антенны прямо пропорционален высоте полета носителя PCA, что обеспечивает независимость разрешения съемки от высоты. В настоящее время эксплуатируется несколько спутников, оснащенных PCA. Так, с 2007 г. функционирует PCA С-диапазона на канадском спутнике RADARSAT-2. Успешно эксплуатируются немецкие PCA X-диапазона, установленные на ИСЗ TerraSAR-X (2007 г.) и Tandem-X (2010 г.) (см. табл. 2.6). В Италии на орбиту выведено четыре радиолокационных спутника CosmoSkyMed с PCA X-диапазона (см. табл. 2.7). С 2014 г. эксплуатируется некоммерческий спутник Европейского космического агентства Sentinel-1A с PCA С-диапазона (см. табл. 2.8), в 2016 г. запущен второй аппарат с таким же PCA (Sentinel-1B). В 2012 г. свой радиолокационный спутник RISAT-1 с локатором С-диапазона запустила Индия (см. табл. 2.9). В 2019 г. в Канаде осуществлен запуск группировки спутников RADARSAT-3, работающих в режиме круговой поляризации; однако информацию с этих спутников предполагается поставлять только потребителям США и Канады. В 2018 г. был запущен испанский радиолокационный спутник X-диапазона PAZ — третий в группировке TerraSAR-X и TanDEM-X (табл. 2.10).

3. ЭКСПЕРТНЫЕ ОЦЕНКИ ВОЗРАСТА И СПЛОЧЕННОСТИ ЛЕДЯНОГО ПОКРОВА С ИСПОЛЬЗОВАНИЕМ СПУТНИКОВЫХ ДАННЫХ РАЗЛИЧНЫХ СПЕКТРАЛЬНЫХ ДИАПАЗОНОВ

3.1. ОЦЕНКА ВОЗРАСТА ЛЕДЯНОГО ПОКРОВА

Ледовые эксперты определяют возраст ледяного покрова по спутниковым снимкам, используя и прямые, и косвенные признаки (Спутниковые методы..., 2011). К прямым признакам относят яркость и текстуру объекта на снимке, а также его размер и форму. В качестве косвенных признаков рассматриваются местоположение и взаимосвязь объектов, а также следы взаимодействия объектов.

Яркость. На изображениях видимого диапазона яркость льдов различного возраста (толщины) зависит от альбедо, а на снимках теплового ИК диапазона — от температуры подстилающей поверхности. При этом чем

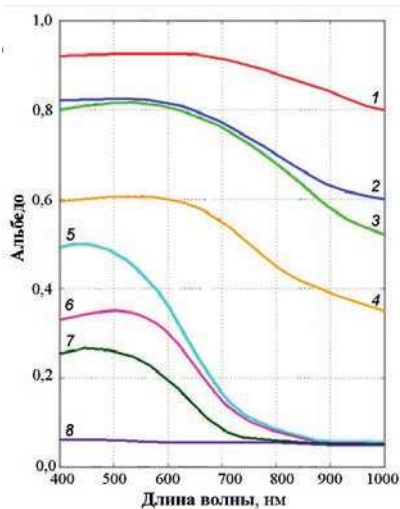


Рис. 3.1. Альбедо снежно-ледяной поверхности при различных состояниях (Rosel, 2013)

1 — лед, покрытый снегом (сухой снег); 2 — лед без снега; 3 — сырой снег;
4 — тающий однолетний лед; 5 — молодая снежица; 6 и 7 — два типа зрелых снежиц;
8 — открытая вода.

тоньше лед, тем меньше его альbedo (меньше яркость на снимке) и выше температура, и соответственно чем толще лед, тем выше его яркость и ниже температура. Яркость ледяного покрова зависит не только от толщины льда, но и от наличия снега на поверхности, высоты снежного покрова и состояния самого снега (рис. 3.1).

На яркость льда оказывают влияние шероховатость ледяного покрова, наличие снежиц, трещин и разводей, соленость льда, размеры льдин и торсисность поверхности, степень разрушенности и влажности льда. Ввиду сложной зависимости яркости льда от многих факторов, обладающих высокой пространственно-временной изменчивостью, на спутниковом снимке однородные по толщине ледяные поля часто выглядят как совокупность отдельных пятен и полос, существенно различающихся по тону.

Форма и размеры объекта. В соответствии с Номенклатурой морских льдов (2017) морской лед по формам и размерам подразделяют на гигантские поля (горизонтальные размеры более 10 км), обширные ледяные поля (2—10 км), большие ледяные поля (от 500 м до 2 км), обломки полей (100—500 м), крупнобитый лед (20—100 м), мелкобитый лед (менее 20 м). Чем больше толщина льда, тем больше горизонтальные размеры однородных по возрасту ледяны полей и полей сморози, состоящих из разных по возрасту полей. Форма полей также является индикатором возраста льдов. Вытянутая угловатая форма соответствует серо-белым и однолетним тонким льдам, а их, в свою очередь, различают по яркости на оптических изображениях — серо-белому или белому оттенку соответственно. С увеличением толщины возрастают и горизонтальные размеры полей. Для однолетнего среднего льда характерны поля протяженностью 2—10 км вытянутой или округлой формы. Более округлая форма характерна для полей однолетнего толстого льда.

Ледовые эксперты обычно имеют большой опыт визуальных наблюдений ледяного покрова с судов и различных авиационных носителей и знают основные формы и размеры, характерные для льдов разного возраста. Опыт дешифрирования льдов в конкретном регионе позволяет ледовому эксперту сформировать собственное представление о ледяном покрове в этом районе. Хорошее знание ледового режима морей и последовательное картирование ледовой обстановки в течение всего года дают возможность исключить грубые ошибки при дешифрировании. Так, например, из Енисейского залива и Обской губы в Карское море выносятся льды речного происхождения. По характеру изображения на РЛ снимках они очень похожи на многолетние льды, которые, однако, в осенне-зимний период в этих районах не встречаются (Спутниковые методы..., 2011).

НАЧАЛЬНЫЕ ВИДЫ ЛЬДА

Снежура, сало и шуга представляют собой выпавший снег и ледяные кристаллы на поверхности моря. В дальнейшем из сала и ледяных игл образуется нилас, а из снежуры и шуги при волнении — блинчатый лед. Эти начальные виды льда дешифрируются на снимках всех каналов (видимого,

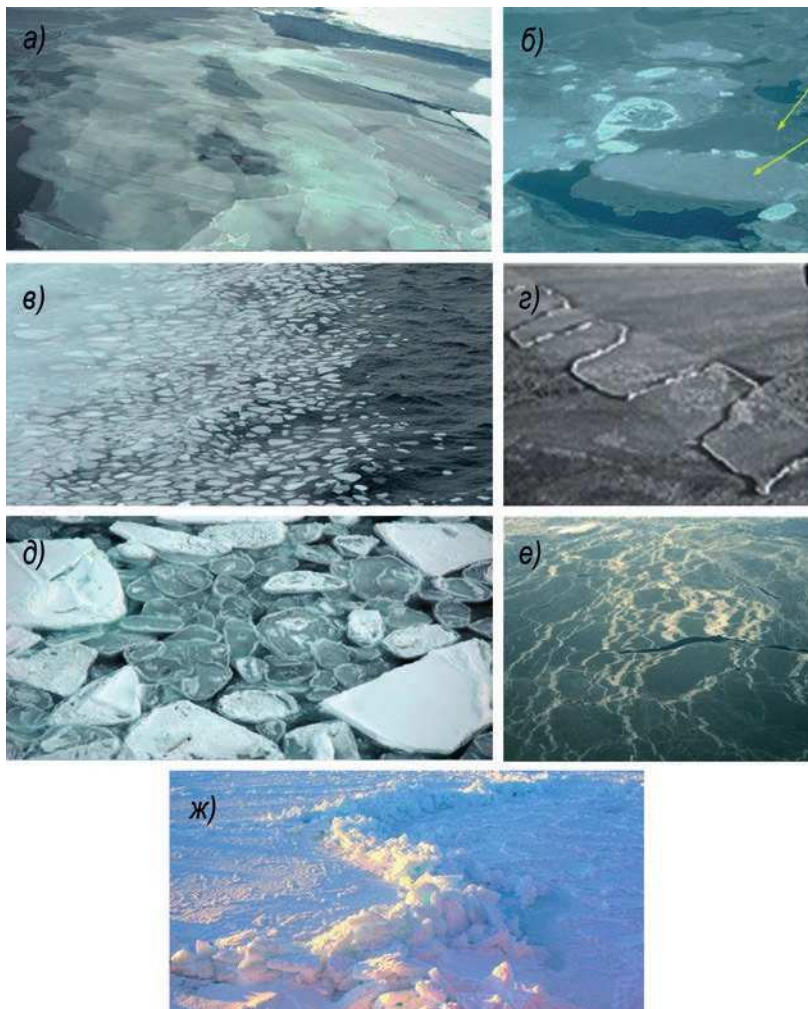


Рис. 3.2. Изображение различных видов льда на снимках в видимом диапазоне.

а) нилас; б) темный (верхняя стрелка) и светлый (нижняя стрелка) нилас; в) блинчатый лед; г) зубчатый лед; д) наслоенный лед; е) нилас с наслоениями и разрывами; ж) торос.

ИК и РЛ) в полыньях и прикромочных районах. На оптических изображениях они выделяются по несколько более светлому по сравнению с темной открытой водой тоном (рис. 3.2).

Переохлажденная вода на ИК изображениях также может выглядеть как начальные виды льда или даже нилас. Во избежание ошибок необходим контроль дешифрируемой акватории с помощью РЛ изображений, на которых начальные виды льда отображаются темно-серым тоном с нечетко выраженными размытыми границами (рис. 3.3). Особенно легко на РЛ

изображениях дешифрируется шуга, шероховатость которой достаточно велика и близка к длине волны. Поэтому шуга имеет большой коэффициент отражения и отображается темно-серым тоном со сложной тональной структурой (Спутниковые методы..., 2011).

НИЛАСОВЫЕ ЛЬДЫ

Ниласовые льды подразделяются на темные (0—5 см) и светлые (5—10 см). Эти льды пластичны и на волне изгибаются, не ломаясь, а при сжатиях наслаиваются (рис. 3.2).

В зависимости от степени наслоенности на снимках в видимом и ИК диапазонах ниласовые льды на акваториях морей и в полыньях отображаются оттенками от темно-серого до серого (рис. 3.3). Каналы и разводья между полями многолетнего льда, покрытые ниласом, имеют низкую яркость на снимках видимого диапазона, такую же, как участки чистой воды.

На РЛ снимках нилас в полыньях, на кромке льда, в каналах и разводьях имеет очень темный тон (рис. 3.4). Аналогичный тон имеют и каналы, покрытые ровным однолетним тонким льдом среди старых (двухлетних и многолетних) льдов. Поэтому для правильного дешифрирования возраста каналов среди старых льдов необходимо иметь несколько последовательных РЛ изображений. Если спустя трое-четыре суток тон изображения остается



Рис. 3.3. РЛ изображение с ИСЗ Envisat за 5 октября 2009 г. Гренландское море.

1 — чистая вода, 3 — нилас, 4 — блинчатый лед, 10 — остаточный лед.

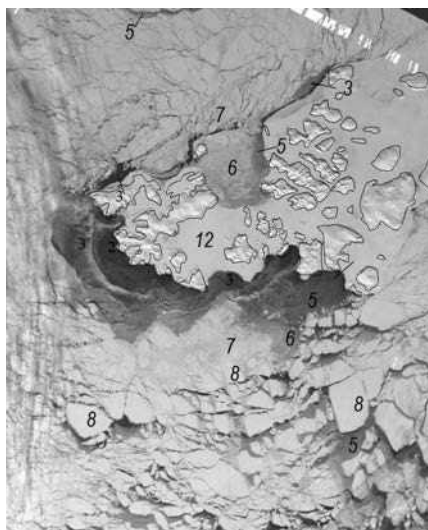


Рис. 3.4. Снимок видимого канала Terra/MODIS. 4 апреля 2009 г. Баренцево море (идентификация видов льда выполнена А.Д. Масановым).

2 — начальные виды льда, 3 — темный и светлый нилас, 5 — серый лед, 6 — серо-белый лед, 7 — однолетний тонкий лед, 8 — однолетний средний лед, 12 — припай.

по-прежнему темным, значит, это канал, покрытый ровным однолетним тонким льдом. Изменение тона на снимке от темного до серого (светло-серого) означает процесс нарастания льда, и, следовательно, канал покрыт молодым льдом (Спутниковые методы..., 2011).

БЛИНЧАТЫЕ ЛЬДЫ

В Арктике в зимний период наибольшее распространение блинчатые льды имеют в прикромочных районах Гренландского, Баренцева и Чукотского морей. Ширина зон блинчатых льдов может составлять от 10 до 100 км.

Блинчатые льды толщиной 10—30 см с горизонтальными размерами 1—3 м имеют характерную округлую форму с «валиками» из тертого льда по периметру (рис. 3.5). Эти льды легко дешифрируются на спутниковых снимках во всех спектральных диапазонах благодаря характерному «рисунку» изображения в виде вытянутых причудливых полос различной конфигурации и толщины, нитей и пятен, грибовидных структур светло-серого или белого тона (рис. 3.3, 3.6).



Рис. 3.5. Блинчатый лед (горизонтальные размеры 1—2 м, толщина 10—15 см). Карское море (фото А.Д. Масанова).

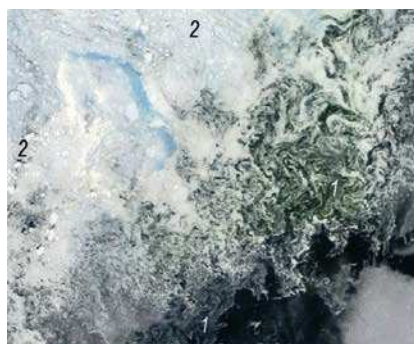


Рис. 3.6. Блинчатый лед (1) и остаточный лед (2). Море Лаптевых, 18 сентября 2018 г. Композитный снимок Terra/MODIS.

Особенно контрастно эти льды отображаются на РЛ снимках, поскольку имеют очень яркий тон, обусловленный большой шероховатостью поверхности (см. рис. 3.4). В прикромочной зоне за блинчатыми льдами часто следуют битые серые льды, которые практически неотличимы от них, так как на РЛ изображениях и тот, и другой вид льда имеет одинаковый светло-серый тон. В этом случае на карте эксперт указывает в дешифрируемой зоне оба вида льда (Спутниковые методы..., 2011).

СЕРЫЕ ЛЬДЫ

Для серых льдов толщиной 10—15 см уже характерны такие формы льда, как поля и обломки, которые необходимо указывать на картах. При сжатиях серый лед наслаивается, так же как и нилас, но на волне он ломается (рис. 3.7) (Спутниковые методы..., 2011).



Рис. 3.7. Серый лед, ломающийся в канале за кормой судна. 6 апреля 2010 г.
Баренцево море.

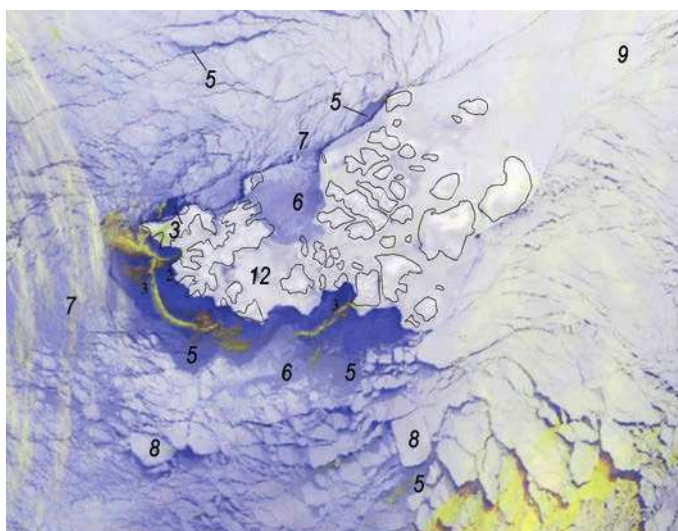


Рис. 3.8. ИК изображение (RGB, 5-, 4- и 3-й каналы) с ИСЗ NOAA. 4 апреля 2009 г.
Баренцево море (идентификация видов льда выполнена А.Д. Масановым).

3 — темный и светлый нилас, 5 — серый лед, 6 — серо-белый лед, 7 — однолетний тонкий лед, 8 — однолетний средний лед, 9 — однолетний толстый лед, 12 — припай.

На снимках в видимом и ИК диапазонах серые льды отображаются серым тоном. Удлиненные поля размером 0,5—3 км на 1—3 км различимы благодаря крупным каналам, покрытым ниласом, которые разделяют эти поля (рис. 3.8). На снимках в видимом и ИК диапазонах в массиве однолетних и многолетних льдов, которые имеют яркий тон, серые льды также отчетливо дешифрируются и возможно определить их частную сплоченность.



Рис. 3.9. РЛ изображение с ИСЗ Envisat. 4 апреля 2009 г. Баренцево море (идентификация видов льда выполнена А.Д. Масановым).

2 — начальные виды льда, 3 — темный и светлый нилас, 5 — серый лед, 6 — серо-белый лед, 7 — однолетний тонкий лед, 8 — однолетний средний лед, 12 — припай.

На РЛ изображениях серые льды имеют очень высокий уровень сигнала и отображаются светло-светло-серыми, почти белыми оттенками (рис. 3.9). Эти льды на РЛ изображениях безошибочно дешифрируются на фоне ниласовых и однолетних льдов. Старые льды отображаются практически таким же тоном, что и серые льды. Поэтому невозможно отличить поле старого льда от соседнего канала или разрыва, покрытого серым льдом. По мере увеличения толщины льда и перехода серого льда в стадию серо-белого (в течение нескольких дней) тон его изображения становится более темным — серым и светло-серым. Таким образом, при последовательном анализе изображений в течение нескольких дней становится возможным определение частной сплоченности всех возрастных видов льда, как старых, так и молодых (Спутниковые методы..., 2011).

СЕРО-БЕЛЫЕ ЛЬДЫ

Толщина серо-белых льдов составляет 15—30 см. Эти льды уже не пластичны и при деформации торосятся. Поля, ограниченные каналами, разводьями и свежими грядами торосов, имеют преимущественно вытянутую форму, а их размер составляет около 1 км в узкой части и от 5 до 10 км в длину. На серо-белом льду уже удерживается снег, толщина которого может быть равной 2—5 см.

На изображениях в видимом и ИК диапазонах серо-белые льды имеют серо-белый тон. По сравнению с серыми льдами размеры их полей больше и тон изображения более светлый (см. рис. 3.8).

На РЛ снимках серо-белые льды отображаются различными оттенками светло-серого тона (см. рис. 3.3, 3.9). Гряды торосов увеличивают шероховатость ледяного покрова, повышая тем самым его отражательную способность и эффективную площадь рассеяния. Чем больше торосистость, тем выше отражательная способность и тем более светлым становится тон серо-белого льда на изображении. Наибольшая яркость на снимках характерна для имеющих повышенную шероховатость полей серо-белого льда, образовавшегося из смерзшегося блинчатого льда.

ОДНОЛЕТНИЕ ТОНКИЕ ЛЬДЫ

Однолетние тонкие льды образуются на акваториях арктических морей примерно через месяц после начала ледообразования. Толщина однолетних тонких льдов составляет 30—70 см. По сравнению с серо-белыми льдами они отображаются в видимом и ИК каналах более светлым, практически белым тоном (см. рис. 3.8).

В результате подвижек на этом льду образуются гряды торосов в виде цепочек. На ИК изображениях однолетний тонкий лед торосистостью до 3 баллов имеет более темный тон (серый) по сравнению с однолетним средним льдом (светло-серый тон) (см. рис. 3.8) и эти два типа льда хорошо различимы. Однако если торосистость однолетнего тонкого льда составляет 4—5 баллов, то его толщина возрастает до 1—2 м и более. Лед такой толщины на снимке приобретает светло-серые и белые оттенки, так же как и однолетний средний или толстый лед. Выделить эти торосистые участки по ИК снимкам не представляется возможным. Такие более светлые участки в зонах ровных однолетних льдов могут занимать 10—50 % и ошибочно могут быть определены дешифровщиком как 1—5 баллов однолетнего среднего (толстого) льда. В этих случаях только контроль по визуальным наблюдениям с судов или вертолетов поможет избежать ошибки.

Поля однолетнего тонкого льда на РЛ изображениях также хорошо различимы. Более ровные поля (торосистостью до 1—2 баллов) отображаются более темным по сравнению с серо-белым льдом тоном. Часто поля однолетнего тонкого льда представляют собой сморози, состоящие из более ровных и торосистых льдин (участков), поэтому на РЛ изображениях может быть различима пятнистая текстура с более светлыми (торосистыми) и темными (ровными) участками льдин.

Если формирование тонкого льда происходило при сравнительно спокойных условиях, то образующиеся при этом поля имеют размеры 5—10 км и угловатую форму. В динамичных районах, например на акватории Печорского моря с его значительными приливо-отливными течениями и интенсивным ветровым дрейфом (до 10—20 км в сутки), наблюдаются обширные зоны обломков полей битого и тертого однолетнего льда. Ледяные поля однолетнего тонкого льда в этом районе имеют округлую форму и меньшие размеры — от 0,5 до 1—3 км (рис. 3.10). Такой лед на снимках видимого диапазона имеет серый тон и ошибочно может быть дешифрован как



Рис. 3.10. Синтезированное изображение с ИСЗ Terra/MODIS (1-й и 2-й каналы). 8 апреля 2008 г. Ледяной покров Баренцева и Карского морей (идентификация видов льда выполнена А.Д. Масановым).

2 — начальные виды льда, 3 — нилас, 4 — блинчатый лед, 5 — серый лед, 7 — обломки и битый однолетний тонкий лед, 7 — поля однолетнего тонкого льда, 8 — поля однолетнего среднего льда.

серо-белый лед. Чтобы избежать подобных ошибок, при дешифрировании используется последовательный анализ распределения льда в данном районе в течение предшествующего месяца, что позволяет выяснить время образования и возможную толщину льда в той или иной зоне.

В переходной стадии, при толщине льда около 30 см, по изображениям видимых каналов ИСЗ Terra/MODIS уверенно констатировать, какой это лед — серо-белый или тонкий однолетний, практически невозможно. В этом случае необходимо анализировать синхронный ИК снимок, а также вычислять толщину льда по сумме градусо-дней мороза. Кроме того, для контроля используется толщина припайного льда по данным полярных станций, расположенных в районе картирования льда (Спутниковые методы..., 2011).

ОДНОЛЕТНИЕ СРЕДНИЕ ЛЬДЫ

Однолетние средние льды образуются в Арктике к середине зимы: в январе — феврале, а в Беринговом море — в конце зимы (март). Толщина однолетнего среднего льда составляет 70—120 см. Поля однолетних средних льдов представляют собой поля сморози и имеют преимущественно вытянутую и округлую форму и горизонтальные размеры 2—15 км (рис. 3.11). Торосистость льда может составлять от 1 до 5 баллов, при средних значе-



Рис. 3.11. Поля сморози из однолетнего среднего льда; торосы (фото с вертолета, высота 200 м). 28 апреля 2003 г. Баренцево море.

Торосистость 2—4 балла.

ниях в 2—3 балла. Высота торосов не превышает 3 м, составляя в среднем 0,5—1,5 м. Общая толщина льда в торосе с подводной частью достигает 2—10 м. На ровной поверхности этого льда толщина снега обычно составляет 10—15 см, а на торосистых участках за грядами торосов — 0,5—1,2 м (Спутниковые методы..., 2011).

На снимках в видимом и ИК диапазонах однолетние средние льды отображаются белым тоном. На изображениях в видимом диапазоне часто трудно разделить однолетние тонкие и средние льды, поскольку, после того как толщина однолетних тонких льдов достигнет 50—60 см, они по тону и размерам становятся похожими на однолетние средние льды (см. рис. 3.4). В этом случае необходимо совместное дешифрирование с ИК снимками, на которых однолетние тонкие льды имеют более темный тон. Кроме того, дешифрируемую зону также необходимо контролировать по данным о толщине льда с полярных станций.

Обычно толщина дрейфующего однолетнего льда на 10—15 см меньше толщины припая на полярных станциях. На РЛ изображениях однолетние средние льды отображаются темно-серым тоном с более светлыми торосистыми участками, а также практически черным тоном. Более темный тон изображения обусловлен, вероятно, большей распресненностью поверхностного слоя, увеличивающей объемное рассеяние. Возраст полей однолетнего среднего льда составляет 1—1,5 месяца. В результате неоднократного торошения на их поверхности образуется большое количество гряд торосов, торосистых участков и зон тертого льда, дающих на РЛ изображении более светлые линии и участки светло-серого или белого тона. Необходимо отметить, что однолетний средний лед на РЛ изображениях уверенно дешифрируется на фоне полыней или более ровного однолетнего

тонкого льда. В случае если торосистость однолетних тонких и средних льдов одинаково высокая (4—5 баллов), то на РЛ изображениях границу между ними выделить практически невозможно.

Таким образом, для того чтобы уверенно дешифровать однолетний средний лед и отличить его от однолетнего тонкого льда, необходимо совместное дешифрирование снимков в видимом диапазоне с ИК и РЛ изображениями.

ОДНОЛЕТНИЕ ТОЛСТЫЕ ЛЬДЫ

К этому типу относятся льды толщиной более 120 см. В зависимости от района и времени образования однолетних толстых льдов толщина их может достигать 150—250 см. Поля однолетнего толстого льда представляют собой поля сморози с горизонтальными размерами 2—20 км (рис. 3.12). Торосистость однолетнего толстого льда может составлять от 1 до 5 баллов, при высоте торосов от 0,5 до 10 м.

На снимках оптического диапазона однолетние толстые льды отображаются белым тоном (рис. 3.13).

Так же как и в случае дешифрирования однолетних тонких и средних льдов, при определении возраста (толщины) льда необходимо учитывать форму и размеры полей сморози и косвенную информацию — толщину льда по данным полярных станций и количество градусо-дней мороза.

На изображениях видимого диапазона иногда трудно разделить однолетние средние и толстые льды, поскольку они имеют близкие значения альбедо (рис. 3.13 *а*). В этом случае необходимо также совместное дешифрирование с ИК изображениями, на которых однолетние средние



Рис. 3.12. Поля сморози и обломки полей однолетнего толстого льда (фото с вертолета, высота 200 м). 16 июня 2010 г. Арктический бассейн.

Торосистость 2—3 балла.

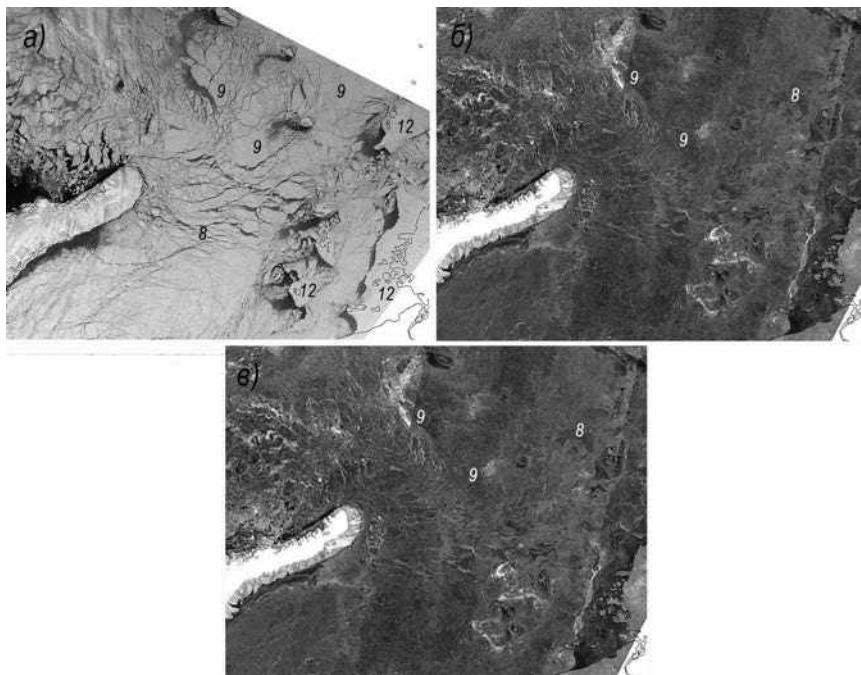


Рис. 3.13. Ледовая обстановка в Карском море на снимках видимого и теплового ИК диапазона и РЛ изображение (идентификация видов льда выполнена А.Д. Масановым).

- а) композитный снимок видимого диапазона с ИСЗ Terra/MODIS (1-й и 2-й каналы) за 14 апреля 2008 г.; б) композитный ИК снимок с ИСЗ NOAA за 14 апреля 2008 г.; в) РЛ изображение с ИСЗ Envisat за 15 апреля 2008 г.

8 — однолетний средний лед, 9 — однолетний толстый лед, 12 — припай толстого льда.

льды имеют более темный тон по сравнению с однолетними толстыми льдами (рис. 3.13 б).

На РЛ изображениях тон однолетних толстых льдов темно-серый (рис. 3.13 в). В результате многочисленных торосений средняя торосистость поверхности однолетнего толстого льда составляет 2—3 балла. На границах полей повсеместно наблюдаются гряды торосов, поэтому на РЛ изображениях такие поля имеют резко очерченные границы. Тертые и смерзшиеся мелкобитые льды более распространены по сравнению с однолетним средним льдом, что также хорошо проявляется на РЛ изображениях. В случае если торосистость однолетних толстых льдов составляет 4—5 баллов, разделить их и однолетние средние льды практически невозможно. В переходной стадии льда при толщине 110—130 см по РЛ изображениям тоже не удастся уверенно определить границу между средними и толстыми льдами. Поэтому при картировании выделяется переходная зона, в которой указывается возраст обоих типов льда.

ОСТАТОЧНЫЙ ОДНОЛЕТНИЙ ЛЕД

Остаточным является лед, который не растаял за лето к моменту нового ледообразования. После 1 января эти льды в Северном полушарии уже называют двухлетними.

На спутниковых снимках в видимом и ИК диапазонах остаточный лед отображается белым тоном (см. рис. 3.6). Такие изображения позволяют уверенно дешифровать зоны, покрытые однолетними тонкими, молодыми и ниласовыми льдами, а также каналы и разводья на фоне остаточных льдов.

На РЛ изображениях остаточный лед имеет более яркий тон — светло-серый (см. рис. 3.13). Дешифрирование по этим изображениям серых льдов на фоне остаточных льдов весьма затруднено, поскольку они имеют одинаковый тон изображения. В этом случае необходимо привлекать ИК изображения.

СТАРЫЙ ЛЕД

В соответствии с Российской номенклатурой морских льдов к старым льдам относятся двухлетние и многолетние льды. Толщина двухлетних льдов зимой обычно составляет 160—300 см, а в середине лета — 150—250 см. Торосистость двухлетних льдов может составлять от 1 до 5 баллов.

В зимний период никакие спутниковые изображения не позволяют разделить двухлетние и многолетние льды, поэтому они вместе дешифрируются и картируются как «старые» льды (рис. 3.14).

На спутниковых изображениях в видимом и ИК диапазонах старый лед отображается так же, как и остаточный лед, — белым тоном. Принципы дешифрирования старых льдов такие же, как и для остаточных льдов. По данным ИК и видимых каналов зоны, покрытые однолетними тонкими, молодыми и ниласовыми льдами, а также каналы и разводья хорошо дешифрируются на фоне старых льдов (см. рис. 3.14). На РЛ изображениях старый лед имеет более яркий тон — светло-серый и белый (рис. 3.15). Дешифрирование серых льдов на фоне старых весьма затруднительно, поскольку они имеют одинаковый тон изображения. В этом случае необходимо привлекать РЛ изображения (см. рис. 3.14).

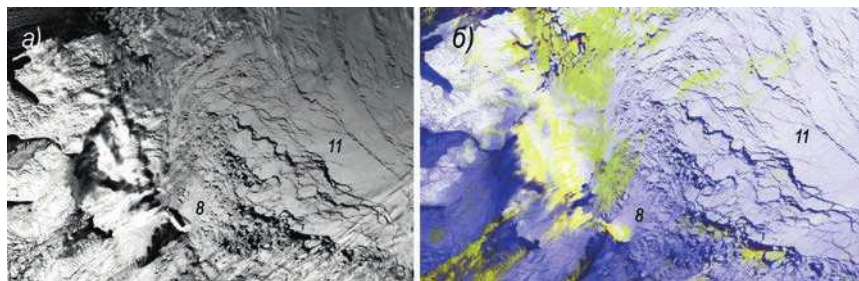


Рис. 3.14. Ледовая обстановка в Баренцевом море на снимках видимого и теплового ИК диапазонов ИСЗ NOAA-18.16 апреля 2009 г.

а) видимый канал; б) композит тепловых ИК каналов.

8 — однолетний средний лед, 11 — старый лед.



Рис. 3.15. РЛ изображение с ИСЗ Envisat. 4 апреля 2009 г. Арктический бассейн (идентификация видов льда выполнена А.Д. Масановым).

5 — серый лед, 8 — однолетний средний лед, 11 — старый лед.

СЕЗОННЫЕ ОСОБЕННОСТИ КАРТИРОВАНИЯ ЛЕДЯНОГО ПОКРОВА

В летний и осенний периоды в Арктике (с июня по ноябрь) для картирования ледовой обстановки используются снимки в видимом диапазоне и РЛ изображения. ИК изображения не могут использоваться, поскольку полностью отсутствуют температурные контрасты между льдами разного возраста (разной толщины). В Северном полушарии начиная с мая — июня в результате таяния снега и льда на поверхности льда появляется вода, а в августе — сентябре происходит разрушение полей, в которых повсеместно наблюдаются сквозные промоины (кружевной лед) (рис. 3.16). По этой причине на спутниковых изображениях в видимом и РЛ диапазонах также

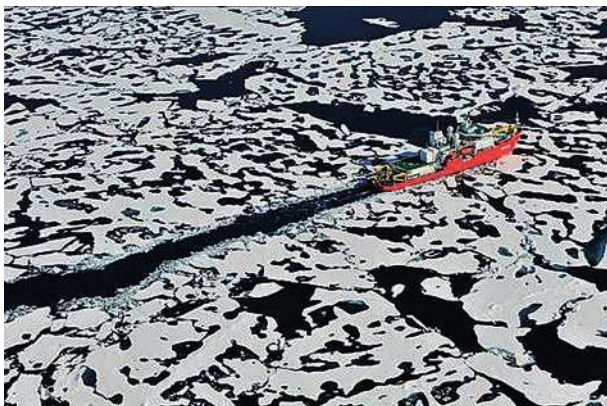


Рис. 3.16. Однолетний лед. 3 августа 2010 г. Чукотское море. Торосистость 1—2 балла, разрушенность 4—5 баллов (кружевной лед).

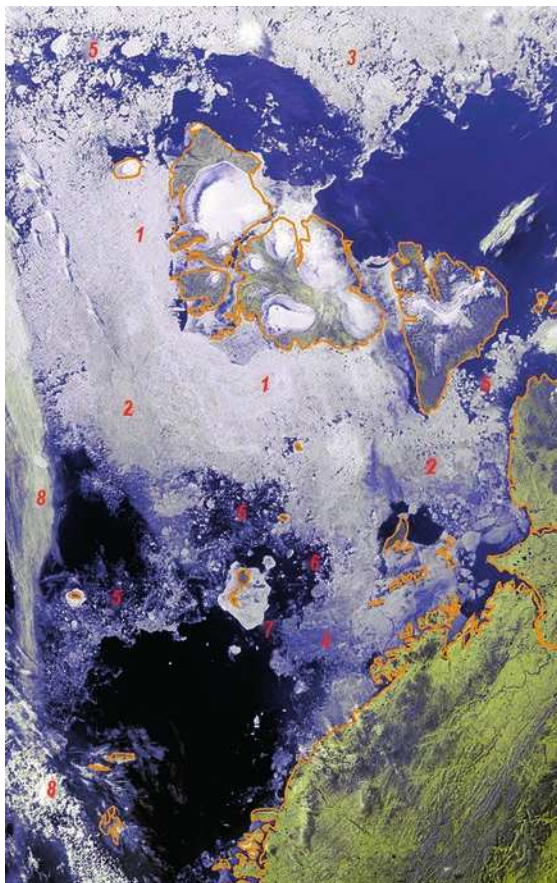


Рис. 3.17. Синтезированное изображение с ИСЗ Terra/MODIS (1-й и 2-й каналы).
20 июля 2009 г., моря Карское и Лаптевых
(идентификация видов льда выполнена А.Д. Масановым).

1 — лед сплоченностью 10 баллов, не загрязненный; 2 — лед сплоченностью 10 баллов, загрязненный; 3 — лед сплоченностью 9—10 баллов; 4 — лед сплоченностью 9 баллов, разрушенность 3—4 балла; 5 — лед сплоченностью 7—8 баллов; 6 — лед сплоченностью 4—6 баллов; 7 — лед сплоченностью 1—3 балла; 8 — облачность.

пропадают контрасты, обусловленные разной толщиной льда. В результате становится невозможным определение возраста льда и картируется только его сплоченность.

В прибрежной зоне, в устьях рек и в мелководных морях (например, в море Лаптевых) лед значительно более грязный (загрязненность 2—3 балла) по сравнению со льдами Центрального арктического бассейна. Загрязненность льда обусловлена, во-первых, загрязненностью воды в момент ледообразования, во-вторых, выносом осадков сибирскими реками и, в-третьих, ветровым выносом материковых осадков.

3.2. ОЦЕНКА ОБЩЕЙ И ЧАСТНОЙ СПЛОЧЕННОСТИ ЛЕДЯНОГО ПОКРОВА

Информация о ледовых условиях Арктического региона имеет большое значение для решения практических задач, таких как судоходство, добыча полезных ископаемых. Кроме того, морской лед является ярким индикатором состояния климатической системы.

Для мониторинга (оценки состояния) ледяного покрова используются данные наблюдений береговых станций, судов, ледовой авиаразведки, автоматических дрейфующих станций, а также искусственных спутников Земли.

Внедрение дистанционных методов зондирования открыло огромные возможности изучения ледяного покрова полярного региона. Очень важной ледовой характеристикой дрейфующего льда является его сплоченность. Для этой характеристики выделяют две составляющих: общую и частную сплоченность.

Общей сплоченностью называют отношение площади льдин в зоне, где они распространены относительно равномерно, к общей площади этой зоны, выраженное в баллах. Чистой воде соответствует 0 баллов, а максимально сжатому льду без промежутков — 10 баллов. Поскольку зачастую на поверхности моря, особенно в зимний период, находится не один возрастной тип дрейфующего льда, выделяют частную сплоченность. Общая сплоченность равна сумме частных сплоченностей. Наряду с оценкой сплоченности в целых баллах (1, 2, 3 балла и т. д.) допускается определять интервал сплоченности, равный двум баллам (1—2, 2—3, 5—6 баллов и т. д.).

Подробное описание градаций сплоченности льда приведено в табл. 3.1, градации относятся и к общей, и к частной сплоченности. Рас-

Таблица 3.1

Таблица сплоченности льда в баллах

Баллы	Вид льда	Описание
0	Айсберговые воды / чистая вода	Большое судоходное пространство: сплоченность льда менее 1/10 / льда нет
1	Редкий лед	Плавучий лед, в котором сплоченность составляет от 1/10 до 3/10 и пространства чистой воды преобладают надо льдом
2		
3		
4	Разреженный лед	Плавучий лед, сплоченность которого составляет от 4/10 до 6/10 с большим числом разводий; льдины обычно не соприкасаются одна с другой
5		
6		
7	Сплоченный лед	Плавучий лед, сплоченность которого равна от 7/10 до 8/10, состоящий из льдин, большинство которых соприкасаются друг с другом
8		
9	Очень сплоченный лед	Плавучий лед сплоченностью больше 9/10, но меньше 10/10
10	Сжатый лед / смерзшийся лед	Плавучий лед, сплоченность которого составляет 10/10; воды не видно, льдины плотно соприкасаются одна с другой / Плавучий лед, сплоченность которого составляет 10/10, льдины смерзлись вместе

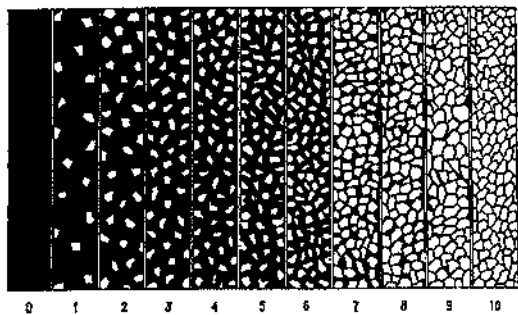


Рис. 3.18. Графическая шкала сплоченности льда в баллах.

пределение льда на морской поверхности обычно бывает неравномерным, и сплоченность в зависимости от сектора моря может изменяться.

Для определения сплоченности льда на отдельных участках ледовым экспертам рекомендуется использовать графическую шкалу разделения сплоченности по градациям в баллах, представленную на рис. 3.18.

Характеристика сплоченности морских льдов важна в первую очередь для судоводителей, так как именно сплоченность льдов, в частности, определяет условия ледового плавания. Карты сплоченности льда позволяют проложить оптимальный маршрут следования судна ледового класса или ледокола по участкам с наименьшими значениями сплоченности. Стоит отметить, что эта характеристика играет важную роль в составлении ледовых карт именно в летний период, тогда как в зимний период более важным навигационным параметром является возраст морского льда. Использование количественной оценки ледовой ситуации, а именно общей сплоченности, по спутниковым изображениям существенно повышает точность, достоверность и оперативность составления ледовых карт.

В то же время наличие данных о сплоченности льда важно для научных исследований. Сплоченность льда оказывает непосредственное влияние на тепло- и энергообмен между атмосферой и подстилающей морской поверхностью в высоких широтах. Таким образом, наблюдение за общей сплоченностью морского льда в Арктическом регионе необходимо лишь для мониторинга климатических показателей в то время как для осуществления судоходной деятельности важны данные как об общей, так и о частной сплоченности.

Первые визуальные наблюдения за сплоченностью ледяного покрова проводились с береговых станций и судов по ходу их движения. Естественно, что данные таких наблюдений содержали ошибки, связанные в том числе с человеческим фактором — субъективностью системы оценки любого природного явления человеком, а также несовершенным глазомером. Еще одной причиной возможных ошибок является разное расстояние до предмета наблюдения. Так, например, с увеличением дальности наблюдения значение сплоченности увеличивается, и при увеличении расстояния она может достигнуть 10 баллов.

При использовании спутниковых снимков видимого диапазона для оценки сплоченности ошибки могут возникнуть из-за наличия облачности, которая отображается на снимках белым цветом, как и лед. Такая ситуация возникает при небольшой облачности, когда отдельное облако или группа облаков могут быть приняты за лед. Холодные облака и лед в инфракрасном диапазоне также имеют схожий сигнал (радиационную температуру), что тоже может привести к неточностям в оценке сплоченности ледяного покрова.

4. АВТОМАТИЗИРОВАННЫЕ СПУТНИКОВЫЕ МЕТОДЫ КЛАССИФИКАЦИИ ЛЕДЯНОГО ПОКРОВА

4.1. РАДИОЛОКАТОРЫ С СИНТЕЗИРОВАННОЙ АПЕРТУРОЙ — ОСНОВНОЕ СРЕДСТВО МОНИТОРИНГА ЛЕДЯНОГО ПОКРОВА

Радиолокаторы с синтезированной апертурой (РСА) являются наиболее эффективными средствами мониторинга ледяного покрова в Арктике. Съемка с помощью РСА не зависит от условий освещенности, а рабочий диапазон длин волн располагается в окне прозрачности атмосферы, облачности и осадков. Для реализации алгоритмов автоматизированной обработки данных РСА предложено несколько методов, наиболее распространенными из которых являются методы нейронной сети и опорных векторов, метод Байеса.

В РСА применяется когерентное излучение, и высокое пространственное разрешение достигается путем суммирования отраженных сигналов, получаемых в процессе движения спутника. Однако у синтезированного изображения РСА есть существенный недостаток: получаемое изображение земной поверхности является сильно зашумленным, зернистым, со значительными перепадами яркости отдельных элементов изображения. Такой шум называется спекл-шумом.

Интенсивность обратного рассеяния морским льдом электромагнитных волн, поступающих с РСА, зависит от физико-химических свойств поверхностного слоя льда, состояния его поверхности (шероховатости, торосистости), поляризации сигнала, угла падения и измеряется величиной удельной эффективной площади рассеяния (УЭПР). Существенно влияет на процесс рассеяния радиоволн морским льдом наличие или отсутствие снежного покрова (сухого или мокрого снега), образование пленки воды или небольших луж талой воды (снежиц), поэтому УЭПР снежно-ледяной поверхности также характеризуется сильной сезонной изменчивостью.

Различные технологии классификации используют разные признаки изображения, являющиеся отличительной характеристикой, или свойством изображения. Яркость (тон) изображения является основной простейшей характеристикой при визуальной интерпретации РСА изображения. В результате основным прямым дешифровочным признаком РСА изображения морского льда является яркость, которая соответствует отражательной

способности исследуемой поверхности и может значительно изменяться в зависимости от диэлектрических свойств зондируемого объекта, шероховатости поверхности и геометрии элементов подстилающей поверхности, т. е. вида льда и его форм. В процессе автоматизированной обработки РСА-изображение рассматривается как матрица чисел, а именно значений УЭПР. Разные виды морского льда могут давать одинаковую яркость тона на изображении, поскольку интенсивность сигнала зависит от многих естественных параметров (погодные условия, время года, микрорельеф и торосистость поверхности ледяного покрова, технические характеристики датчиков). Так, для УЭПР начальных, молодых, однолетних и многолетних льдов характерна большая изменчивость, и простая связь между значениями УЭПР и типом льда отсутствует.

При дешифрировании РСА-изображений ледовый эксперт должен учитывать географическое положение, синоптические условия и состояние моря в исследуемом районе, местное время и сезон, а также диапазон изменения угла падения сигнала в пределах рассматриваемого участка, наличие помех и особенности обработки информации.

Кроме яркости, еще одним дешифровочным признаком при визуальной классификации радиолокационных изображений различных видов льда является текстура. Текстура обычно описывается таким термином, как «узор», воспринимаемый глазом при визуальном анализе. Характер текстуры, соответствующей разным видам льда, может быть весьма разнообразен. Особенности формирования ледяного покрова, стадии его развития, состояние поверхности и другие факторы определяют внешний вид текстуры. Таким образом, текстурой является совокупность элементов изображения, характеризующих целостность структурных единиц сцены. В свою очередь, структура, или «рисунок» определяется различием объектов сцены (Сонечкин, 1968). Например, многолетний лед в летний период характеризуется пятнистой структурой изображения, формирование которой объясняется наличием на его поверхности большого количества снежиц. Другим примером текстуры является сеть ярких линейных участков изображения, формируемая грядами торосов на деформированном однолетнем льду. На рис. 4.1 приведены примеры текстуры изображения ледяного покрова на снимках РСА. В общем случае текстура зависит от пространственного разрешения радиолокатора и пространственного масштаба неоднородностей на поверхности морских льдов и в его объеме.



Рис. 4.1. Пример текстуры изображения ледяного покрова на снимках РСА.

а) nilas; б) разрыв, заполненный молодым льдом; в) деформированный однолетний лед; г) поля многолетнего льда; д) ровный однолетний лед.

Математически текстура выражается с помощью так называемых текстурных признаков или характеристик. При этом под текстурными признаками понимается описание пространственных изменений яркости изображения между его элементами, т. е. текстура описывается характеристиками статистической взаимосвязи значений яркостей соседних пикселей РСА-изображений. Один из механизмов формирования текстурных характеристик, основанных на свойствах гистограммы распределения частот совместных значений яркости пары элементов изображения, впервые был предложен Р.М. Хараликом (Haralick et al., 1973). Характеристики текстур различных типов поверхностей вычисляются на основе матрицы совместной встречаемости (или матрицы смежности тонов) уровней яркости (МСВ), которая определяется на основе анализа яркостей пар пикселей, разделенных заданным направлением и расстоянием (см. формулу (4.1)). Если на изображении имеется область с мелкой текстурой, то ее матрица будет близка к однородной, а для грубой текстуры окажется сосредоточенной вдоль диагонали.

Для построения МСВ весь диапазон значений яркости РСА изображения разбивается на интервалы — уровни квантования K , внутри которых все яркости считаются одинаковыми, так как при использовании полного диапазона возможных уровней яркости (0—255) и небольшом размере окна вычислений почти все ячейки (i, j) построенной матрицы будут нулевыми. МСВ ($S_{d,a}$) строится для разных направлений (чаще всего 0, 45, 90, 135°) и расстояний между соседними пикселями $d = 1 \dots N - 1$. Расчет МСВ производится по формуле

$$S_{d,a}(i, j) = \frac{P_{d,a}(i, j)}{\sum_{i=1}^K \sum_{j=1}^K P_{d,a}(i, j)}, \quad (4.1)$$

где $P_{d,a}$ — число пар пикселей; d — межпиксельное расстояние; a — направление или угол вычислений; K — число уровней квантования; i и j — уровни серого (0—255) в случае обработки 8-битного изображения; $i, j = 0 \dots K - 1$ (где K — число уровней яркости или квантования).

Для каждого направления и расстояния создается собственная матрица, в каждую ячейку которой в качестве меры записывается вероятность того, что разделенные расстоянием d пиксели имеют яркости i и j . Таким образом, МСВ является квадратной с размерностью по вертикали и горизонтали, равной числу использованных уровней яркости (квантования) K . По МСВ рассчитывается набор текстурных признаков по следующим формулам (Haralick et al., 1973; Shokr 1991):

энергия или угловой момент второго порядка

$$\sum_{i=1}^K \sum_{j=1}^K [S_{d,a}(i, j)]^2; \quad (4.2)$$

энтропия

$$\sum_{i=1}^K \sum_{j=1}^K S_{d,a}(i, j) \lg S_{d,a}(i, j); \quad (4.3)$$

инерция (или контраст)

$$\sum_{i=1}^K \sum_{j=1}^K |i-j|^2 [S_{d,a}(i, j)]; \quad (4.4)$$

однородность или обратный момент разности

$$\sum_{i=1}^K \sum_{j=1}^K \frac{[S_{d,a}(i, j)]}{1+|i-j|^2}, \quad (4.5)$$

корреляция

$$\frac{\sum_{i=1}^K \sum_{j=1}^K (i-\mu_x)(j-\mu_y)S_{d,a}(i, j)}{\sigma_x \sigma_y}, \quad (4.6)$$

где средние значения строк и столбцов соответственно:

$$\mu_x = \sum_{i=1}^K \sum_{j=1}^K i S_{d,a}(i, j), \mu_y = \sum_{i=1}^K \sum_{j=1}^K j S_{d,a}(i, j);$$

дисперсия значений яркости по строкам и столбцам

$$\sigma_x = \sum_{i=1}^K \sum_{j=1}^K (i-\mu_x)^2 S_{d,a}(i, j), \quad (4.7) \quad \sigma_y = \sum_{i=1}^K \sum_{j=1}^K (j-\mu_y)^2 S_{d,a}(i, j); \quad (4.8)$$

среднее значение яркости

$$\mu = \sum_{i=1}^K \sum_{j=1}^K i S_{d,a}(i, j); \quad (4.9)$$

дисперсия

$$\sigma^2 = \sum_{i=1}^K (i-\mu)^2 \sum_{j=1}^K S_{d,a}(i, j); \quad (4.10)$$

выпуклость кластера

$$\sum_{i=1}^K \sum_{j=1}^K (i+j-\mu_x-\mu_y)^4 S_{d,a}(i, j); \quad (4.11)$$

тень кластера

$$\sum_{i=1}^K \sum_{j=1}^K (i+j-\mu_x-\mu_y)^3 S_{d,a}(i, j); \quad (4.12)$$

третий центральный статистический момент яркости или коэффициент асимметрии

$$\sum_{i=1}^K \sum_{j=1}^K \frac{(S_{d,a}(i, j)-\mu)^3}{\sigma^3}; \quad (4.13)$$

четвертый центральный статистический момент яркости или коэффициент эксцесса

$$\sum_{i=1}^K \sum_{j=1}^K \frac{(S_{d,a}(i, j)-\mu)^4}{\sigma^4}. \quad (4.14)$$

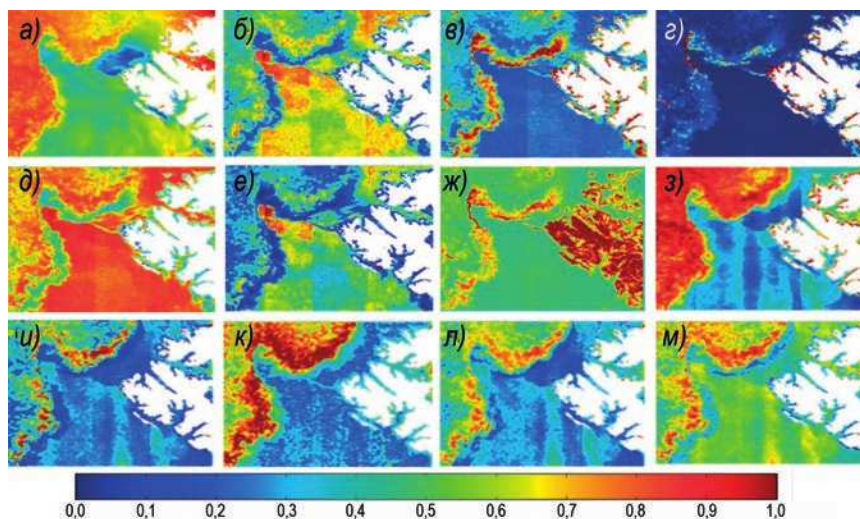


Рис. 4.2. Пример рассчитанных текстурных характеристик для сцены RADARSAT-2 ScanSAR Wide HH- и HV-поляризации. 28 ноября 2011 г. Пролив Фрама.

а) УЭПР, б) энергия, в) инерция, г) выпуклость кластера, д) энтропия, е) третий статистический момент яркости, ж) стандартное отклонение на HH-поляризации, з) УЭПР, и) энергия, к) корреляция, л) однородность, м) энтропия на HV-поляризации.

Особенности текстур могут различаться в зависимости от типа поверхности и отражать изменчивость свойств морского льда, определяемых по РСА. Характеристики текстуры обеспечивают более полное разграничение параметров ледяного покрова, как показано на рис. 4.2 а — в, где отчетливо видны зоны льда, воды и кромка. Соответственно, необходимо определить набор значимых или наиболее эффективных текстурных характеристик для данной поляризации исходя из выявляемых особенностей того или иного вида морского льда.

При расчетах можно получить большое число текстурных характеристик, и некоторые из них тесно связаны друг с другом, т. е. имеют высокую корреляцию (Albregtsen, 2008). Это высокое соответствие между текстурами показывает схожие свойства классов, и нет смысла использовать весь набор извлеченных текстурных признаков. Такое сходство может вызвать ошибки классификации и фактически является частичной мотивацией для уменьшения числа характеристик, т. е. размерности.

Таким образом, мы используем ограниченный набор текстурных характеристик, что обеспечивает хорошую классификацию с небольшой вычислительной нагрузкой. Другими словами, мы ограничиваем число текстурных признаков, стремясь к балансу между временем вычислений и надежным оптимальным разделением классов с учетом деталей PCA изображения. Такой набор текстурных признаков выбирается на основе предыдущего опыта, анализа и статистических исследований применительно к конкретной задаче распознавания видов морского льда (Zakhvatkina et al., 2017; Leigh et al., 2013).

Совокупность УЭПР и текстурных признаков представляет собой массив данных измерений, который можно рассматривать как многомерную матрицу, где каждому участку поверхности будет соответствовать целый набор значений, называемый вектором характеристик.

4.2. ПРЕДВАРИТЕЛЬНАЯ ОБРАБОТКА РСА ИЗОБРАЖЕНИЙ

Поскольку основную информацию о состоянии ледяного покрова содержат его спектральные характеристики, в большинстве известных алгоритмов классификации используются спектральные образы (сигнатуры) или получаемые по ним УЭПР видов морского льда. Поэтому процесс пользовательской предварительной обработки РСА-данных является важной стадией технологий их использования при мониторинге ледяного покрова.

До перехода непосредственно к работе с РСА-данными после приема спутниковой информации операторы космических систем ДЗЗ проводят предварительную обработку с целью фильтрации помех, коррекции сбойных участков, исключения служебной информации и сохранения всей вспомогательной информации, а также упорядочение данных с полным разрешением (*уровень 0*). Далее производится первичная обработка данных измерений РСА, которая заключается в восстановлении или радиометрической и геометрической коррекции информации с полным или частичным пространственным разрешением. Этот этап завершается формированием кадров цифровых изображений, предназначенных для использования в дальнейшем (*уровень 1 (Level1 или L1)*).

Важным аспектом для пользователей является возможность получения в зависимости от задач уже предварительно обработанных продуктов *уровня 1 (L1)* в формате GRD (*Ground Range Detected*) или SLC (*Single Look Complex*). Снимки в формате GRD — это амплитудное изображение в проекции наклонной дальности, прошедшее операции некогерентного накопления и передискретизации, т. е. прошедшее коррекцию величины элемента разрешения в направлении наземной дальности для разных углов падения. При этом пространственное разрешение одинаково как вдоль азимутальной линии, так и вдоль линии наземной дальности, так что пиксели отображают квадратные участки местности. Например, для ИСЗ Sentinel-1 в продукте GRD высокого разрешения (GRDH — *high resolution*) размер пикселя составляет 10×10 м с разрешением 20×22 м, для GRD среднего разрешения (GRDM — *medium resolution*) размер пикселя составляет 40×40 м с разрешением 93×87 м.

Продукты SLC (*комплексное радиолокационное изображение*) представляют собой изображения в наклонной дальности по плоскости азимутального изображения в плоскости изображений сбора спутниковых данных. Каждый пиксель изображения представлен комплексным значением магнитуды (I и Q) и, следовательно, содержит как амплитудную, так и фазовую информацию. Таким образом, продукты РСА характеризуются не только режимом съемки (широта полосы обзора, разрешение и т. п.), используемым спутником, но и уровнем обработки данных (*уровень 0, уровень 1 и т. д.*).

Этапы предварительной и первичной обработки проходят после приема радиолокационных данных, как правило, в центре управления и на наземных станциях приема данных ДЗ с использованием стандартных алгоритмов (Sentinel-1 Level 1 Detailed Algorithm Definition. Technical Report, ESA, 2016). Затем следует операция пользовательской предварительной обработки: относительной или абсолютной калибровки, а также проведение всех необходимых операций для компенсации и коррекции некоторых искажений яркости с удалением различных артефактов.

Для преобразования значений яркости пикселей РСА изображения в значения УЭПР морских льдов и получения абсолютных значений УЭПР на основе значений амплитуды или мощности принимаемого сигнала выполняется абсолютная (радиометрическая) калибровка. Абсолютная калибровка РСА основана на методологии, разработанной Европейским космическим агентством. В процессе калибровки происходит преобразование безразмерных данных, получаемых с датчиков (значений яркости пикселей РСА изображения), в нормализованные значения отраженной или переизлучаемой энергии — значения УЭПР морских льдов, выражаемые чаще всего в децибелах (дБ). Калибровка производится для получения массивов абсолютных значений коэффициента обратного рассеяния любого объекта, который, в свою очередь, является функцией отраженной характеристики (энергии) объекта, частоты, угла падения и поляризации. Некалиброванные изображения не будут отражать истинное значение коэффициентов обратного рассеяния, что не позволит получить по ним достоверные количественные характеристики земной поверхности и осуществить качественную интерпретацию характеристик поверхности.

Предварительная обработка изображения может включать в себя подавление спекл-шума и теплового шума, фильтрацию и/или улучшение контрастности. В бортовых РЛС, применяемых для дистанционного зондирования, используется наклонное зондирование поверхности, что создает неравномерное распределение отраженного (или рассеянного) излучения от земной поверхности. Это наиболее заметно на изображениях НН-поляризации, получаемых в некоторых режимах, когда наблюдается неравномерность распределения сигнала вдоль поперечной траектории полета (дальности), т. е. сигнал уменьшается с увеличением угла обзора. Поэтому при обработке РСА-изображений с широкой полосой обзора необходимо учитывать угловую зависимость УЭПР морских льдов на НН-поляризации.

Визуально РСА изображения ледяного покрова, обработанные по инвариантной к дальности формуле преобразования значений пикселей в УЭПР, значительно темнее в дальней части полосы обзора, чем в ближней. Различия УЭПР морского льда одного возраста с изменением угла падения могут достигать значительных величин, а для водной поверхности такие различия еще больше, поэтому необходима компенсация значений обратного рассеяния.

Таким образом, для выполнения как визуальной, так и автоматизированной интерпретации необходимо приводить УЭПР к некоторому фиксированному углу падения, что позволяет получить приблизительно равно-контрастное по всей полосе обзора PCA-изображение (Zakhvatkina et al., 2013; Mäkyinen and Karvonen, 2017):

$$\sigma_{j_{\text{HH}}}^0 = 10 \lg(\sigma_j^0) - B(\theta_j - \theta_{\text{fix}}), \quad (4.15)$$

где $\sigma_{j_{\text{HH}}}^0$ — значение УЭПР j -го пикселя изображения; θ_j — угол падения, соответствующий j -му пикселю изображения; θ_{fix} — угол падения, к которому приводятся PCA изображения (чаще всего это центральный угол, величина которого зависит от режима съемки конкретного PCA); B — коэффициент тренда, равный отношению изменения УЭПР (дБ) преобладающего вида льда к изменению угла сканирования режима съемки конкретного PCA.

PCA данные, получаемые в режиме широкой полосы обзора (ScanSAR для RADARSAT-2 или ExtraWide (EW) для Sentinel-1), формируются из более узких полос, что вызывает видимые модуляции интенсивности по дальности изображения как внутри полос, так и на их смежных границах на HV-поляризации — так называемый тепловой, или «термический» шум. Для его уменьшения существует процедура сглаживания изображения по полосам обзора и их границам. Функция удаления теплового шума может выполняться для данных RADARSAT-2 SCW и Sentinel-1 продуктов GRD и SLC. У продуктов Sentinel-1 GRD в режиме сверхширокой полосы обзора существует еще так называемый «гребешковый» шум, который также подавляется в процессе этой же операции начиная с середины марта 2018 г. (Thermal denoising ..., 2017).

Таким образом, пользовательская предварительная обработка проходит следующие стадии: для HH-поляризации исходные данные подвергаются коррекции зависимости значений обратного рассеяния от угла падения; для HV-поляризации снижаются эффекты шума, вызванного техническими особенностями аппаратуры данного режима съемки. В итоге PCA-изображение калибруется для получения значения УЭПР на обеих поляризациях. После этого возможна корректная тематическая обработка PCA-изображений.

СОЗДАНИЕ И ПРЕДВАРИТЕЛЬНАЯ ОБРАБОТКА ДАННЫХ ОБУЧАЮЩЕЙ И ТЕСТОВОЙ ВЫБОРКИ

При обучении с учителем необходимо выбирать наиболее характерные участки типов определяемой поверхности (воды, льда или его возрастных градаций) на обучающих PCA изображениях и таким образом сформировать тренировочную выборку. Отличительной особенностью такой выборки является наличие набора пар входов и выходов, т. е. обучающий массив состоит из вектора входных данных (несколько «атрибутов» для класса) и соответствующих им выходных значений (т. е. «идентификаторов» класса видов льда или воды), для которого эти данные были рассчитаны. На первом шаге алгоритма исходные (обучающие) снимки проходят предварительную

обработку. Затем из них извлекаются их особенности (УЭПР, текстурные признаки) и формируется нормированный вектор характеристик для классификатора. На следующем шаге формируется массив для обучения.

Для формирования обучающей выборки необходимо отобрать обучающие примеры и преобразовать соответствующую информацию к виду, используемому на входе классификатора. Так, применительно к системе распознавания объектов на изображениях это соответствует выбору участков на изображениях и их преобразованию в некоторое множество чисел, число которых соответствует числу входов классификатора НС. Такой набор чисел — совокупность записей, каждая из которых сформирована по отдельному объекту, класс которого требуется распознавать, — образует обучающую выборку. Процесс создания обучающей выборки можно разделить на следующие этапы.

1. *Получение абсолютных значений яркости с проведением необходимых коррекций УЭПР для обеих поляризаций.* Для выполнения этой операции можно использовать программный комплекс с открытым исходным кодом SNAP (Sentinel Application Platform Toolbox), разработанный Европейским космическим агентством для обработки данных PCA Envisat, RADARSAT-2, Sentinel-1 и TerraSAR-X. Для получения скорректированных изображений для двух поляризаций выполняются определенные встроенные процедуры удаления тепловых шумов, пересчет значений яркости пикселей в УЭПР, коррекция зависимости УЭПР от угла падения излучения с учетом вычисленных коэффициентов для льдов разного возраста. Также возможно использование нескольких бесплатно распространяемых библиотек Python для получения абсолютных значений УЭПР морского льда скорректированных изображений.

2. *Выбор участков на изображениях с характерными видами льдов: экспертный анализ РСА-данных.* Необходимо выбрать участки изображения с характерными типами льда (можно разного размера) таким образом, чтобы была гарантия, что на имеющихся РСА изображениях эти участки содержат только один тип льда. Достоверность выбранных участков морского льда основывается на экспертных оценках (рис. 4.3) двух ледовых экспертов и/или

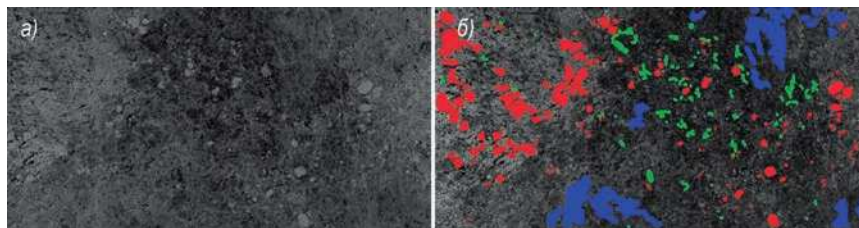


Рис. 4.3. Пример обучающего калиброванного РСА изображения Envisat ледяного покрова, НН-поляризация.

- а) калиброванное и приведенное к фиксированному углу падения изображение; б) примеры обучающих классов морского льда, нанесенных согласно экспертной оценке:
синий — деформированный однолетний лед; красный — поля многолетнего льда;
зеленый — ровный однолетний лед.

имеющихся *in situ* данных для некоторых изображений. Для этой цели каждый ледовый эксперт интерпретирует PCA изображения, полученные оценки сравниваются и в результате выбираются участки, где эти оценки совпали.

Число выбранных участков соответствует числу векторов характеристик в обучающем и тестовом массивах. Для успешного обучения алгоритма в дальнейшем полезно, чтобы различные классы, которые классификатор должен распознавать, были представлены в обучающей выборке примерно поровну. Лучше всего обеспечить это на этапе формирования обучающей выборки. Выборки наиболее широко представленных классов можно прореживать, тогда как выборки, соответствующие классам, имеющим малое представительство, можно дублировать.

3. *Сравнение текстурных характеристик для более точного заключения о сходстве изображений.* Для расчета TX можно использовать несколько библиотек Python (*mahotas*, *scikit-learn* и т. п.) или SNAP, где текстурные признаки PCA изображения рассчитываются по известной методологии. Предварительно проводится нормировка исходных данных (значений УЭПР) по числу уровней квантования K . Уровни квантования получены равномерным делением диапазона УЭПР на K делений с целью преобразования в шкалу значений от 1 до K . Значение K может варьироваться от 16 до 128 согласно литературным источникам и определяться с помощью статистического анализа PCA-данных (Clausi 2002; Soh and Tsatsoulis 2002). Например, число уровней $K = 16$ было выбрано из условия достаточно точного отражения характера исследуемых текстур и минимального времени классификации PCA-изображений. Для каждого участка рассчитывается набор текстурных характеристик и средних значений УЭПР. Набор характеристик может быть рассчитан также для разных расстояний между соседними пикселями (согласно методологии расчета TX). Выбор межпиксельного расстояния так же, как и в случае определения оптимального K , должен быть основан на ранее проведенных статистических оценках текстурных характеристик.

После расчета набора текстурных характеристик и УЭПР проводится обрезание по границам для получения данных в одинаковом диапазоне для любых PCA-изображений для обеих поляризаций (при наличии) — определение минимальных и максимальных значений УЭПР и текстурных характеристик при исследовании значительного числа снимков. Полученные минимальные и максимальные значения (или средние и стандартные отклонения) набора TX и УЭПР необходимо сохранить в отдельный вспомогательный файл для дальнейшего использования при работе или тестировании алгоритма на неизвестных PCA-данных.

4. *Нормирование или масштабирование полученных данных* — осредненных значений УЭПР, текстурных характеристик — для получения диапазона от -1 до 1 (или $0-1$), что является необходимым условием для всех входных данных для реализации как нейронных сетей (НС), так и метода опорных векторов (SVM).

Масштабированием называется общий процесс изменения диапазона признака. Признаки измеряются в разных единицах, а значит, покрывают разные диапазоны, что сильно искажает результаты таких алгоритмов, как метод опорных векторов и метод k ближайших соседей, которые учитывают расстояние между измерениями. Масштабирование позволяет этого избежать. И хотя методы типа линейной регрессии и «случайного леса» не требуют масштабирования признаков, лучше не пренебрегать этим этапом при сравнении нескольких алгоритмов. Методы НС и SVM чувствительны к масштабам признаков, поэтому применяют масштабирование всех параметров с помощью приведения каждого признака (УЭПР, текстурные характеристики) к диапазону от 0 до 1. Для этого из всех значений признака выбирают минимальное и делят его на разницу между максимальным и минимальным (диапазон). Эта масштабированная информация является вектором данных конкретно определенного (известного) вида морского льда.

5. Присвоение каждому вектору уникального идентификатора класса. Создание тренировочного массива осуществляется с учетом определенного синтаксиса, который поддерживает пакет реализации алгоритма классификации (нейронные сети или метод опорных векторов). Особенностью такой выборки, отличающей ее от рабочей (неизвестной), является наличие набора пар входов и выходов. Таким образом, каждому вектору данных (набору характеристик, полученных для определенного участка изображения) соответствует наверняка известный вид морского льда. В итоге обучающий массив состоит из вектора данных и «номера» класса льда, для которого эти данные были рассчитаны.

ПРИМЕНЕНИЕ ГОТОВОГО КЛАССИФИКАТОРА

Использование готового классификатора РСА изображения также предполагает необходимость предварительной обработки сырого РСА изображения, практически аналогичной описанной выше.

1. Исходное РСА-изображение следует откалибровать и провести необходимые предварительные коррекции (шаг 1 при подготовке тренировочного массива), получив значения УЭПР.

2. Калиброванное изображение сканируется окном, использованным при тренировке конкретного классификатора, для которого были рассчитаны наборы текстурных характеристик для определенных ранее межпиксельного расстояния, уровня квантования и т. п. Для уменьшения времени обработки промежутков между «стартовым положением» скользящего окна выбирается равным, например, 10 пикселям (может быть меньше, но не больше размера скользящего окна).

3. Для получения необходимого диапазона от -1 до 1 или от 0 до 1 проводится нормирование полученных данных — осредненных значений УЭПР в выбранном окне и всех текстурных характеристик с учетом границ при нормировании соответствующих данных тренировочного массива.

4.3. МЕТОД БАЙЕСА

Байесовский подход является классическим в теории распознавания образов и лежит в основе метода классификации (Спутниковые методы..., 2017). Этот подход основан на теореме о том, что если плотности распределения классов известны, то алгоритм классификации, имеющий минимальную вероятность ошибок, можно записать в явном виде. Однако никакого алгоритма самим британским математиком Томасом Байесом предложено не было — он предложил формулу для вычисления апостериорных вероятностей событий через априорные вероятности, получившую в дальнейшем название формулы Байеса. Термины «логика Байеса», «байесовский подход», «байесовская оценка» появились и стали широко использоваться уже значительно позднее, и в последние 30—40 лет появился целый ряд статистических методов, получивших название «байесовских». Microsoft предложил классификационный алгоритм под названием Microsoft Naive Bayes Algorithm. Эта «наивная» классификация называется так потому, что исходит из предположения о взаимной независимости признаков и является наиболее простым вариантом метода. Классификация по Байесу относится к алгоритмам обучения с учителем (supervised learning), которые также называют контролируемым или управляемым обучением. Под классификацией понимается отнесение объектов (наблюдений, событий) к одному из заранее известных классов.

Разработанный метод определения возраста льдов в Арктическом бассейне основывается на байесовской классификации, обеспечивающей оптимальное решение с точки зрения минимума вероятности ошибки. Этот метод учитывает различия в функциях плотности вероятности, позволяющих минимизировать частоту ошибок, если, например, дисперсия σ^0 для однолетнего льда больше, чем для многолетнего (Kwok et al., 1992). Большинство других методов классификации предполагают, что перед началом классификации вероятность того, что объект принадлежит к тому или иному классу, одинакова (что далеко не всегда так). Байесовская классификация исходит из известной априорной вероятности существования объекта данного класса. Так алгоритм использует плотности распределения (апостериорную вероятность) типов льда, которые необходимо оценить. При этом принимается решение в пользу того вида льда, для которого величина апостериорной вероятности $p(\omega_j/x_i)$ максимальна. Эта вероятность вычисляется по формуле (Спутниковые методы..., 2017)

$$\begin{aligned} p(\omega_j / x_i) &= p(x_i / \omega_j) p(\omega_j) / p(x_i), \\ p(x_i) &= \sum_{j=1}^N p(x_i / \omega_j) p(\omega_j), \end{aligned} \tag{4.16}$$

где $p(\omega_j)$ — априорная вероятность, $p(x_i/\omega_j)$ — условная плотность распределения величины x_i в состоянии ω_j .

При классификации типов льда по спутниковым радиолокационным изображениям условные плотности распределения значений σ^0 (апосте-

риорные вероятности) определялись по областям рассматриваемых видов льдов, которые идентифицировались визуально. Достаточно точный выбор примеров всех типов морского льда необходим на этапе визуального экспертного анализа, когда делаются выборки значений σ^0 .

Применение метода Байеса для оценки и анализа УЭПР различных видов морских льдов проиллюстрировано ниже на примере серии изображений ASAR/Envisat WS (разрешение 150 м при ширине полосы обзора 420 км), RADARSAT-2 SCW (разрешение 100 м, полоса обзора 500 км), Sentinel-1 EW (разрешение 80 м, полоса обзора 500 км) на НН-поляризации, полученных в различных районах Арктики зимой. Как было отмечено выше, уменьшение УЭПР морских льдов с увеличением угла зондирования приводит к значительному уменьшению яркости PCA изображения в дальней части полосы обзора относительно ближней, что хорошо видно на «сыром» изображении. Для получения равноконтрастного изображения по всей полосе обзора была разработана методология приведения УЭПР морских льдов к одному углу зондирования в зависимости от PCA конкретного спутника.

При формировании выборки было необходимо отобрать примеры трех типов льда, поэтому экспертные оценки проводились для PCA-изображений, уже прошедших процедуру угловой коррекции, с целью извлечения значений УЭПР многолетнего, однолетнего ровного и однолетнего деформированного льда. Полученные данные образуют выборку значений УЭПР каждого вида льда, которая считается характерным распределением льда для данного района. В дальнейшем из этих данных рассчитывается условная плотность распределения величины УЭПР каждого класса. Этот процесс можно разделить на этапы.

1. Каждое PCA-изображение калибруется для получения абсолютных значений УЭПР с учетом угловой коррекции, т. е. все PCA изображения приводятся к одному углу падения (обычно к центральному углу диапазона углов сканирования данного режима съемки PCA). Для ASAR/Envisat WS — 31° , для RADARSAT-2 SCW — 35° , для Sentinel-1 EW — 34° .

2. Выбираются участки изображения с характерными типами льда размером от 5×5 до 15×15 пикселей для многолетнего, однолетнего ровного и однолетнего деформированного льда, если существует такая возможность, т. к. необходима гарантия, что на имеющихся PCA изображениях эти участки содержат только один тип льда. Достоверность выбранных участков морского льда основывается на экспертных оценках ледовых экспертов. Число выбранных участков различно для каждого вида льда. Число определенных (найденных) типов льда соответствует числу выходов классификатора, т. е. только эти льды будут определены впоследствии.

Таким образом, УЭПР различных видов льдов определяются при определенном для каждого режима съемки PCA угле зондирования, и затем для уменьшения спекл-шума измерения в каждой точке усредняются по квадратам 5×5 или 15×15 пикселей (рис. 4.4).



Рис. 4.4. Пример выбора участков на изображениях некоторых видов морского льда. Исходное некалиброванное PCA-изображение. 5 марта 2010 г., ASAR Wide Swath Medium Resolution Image, Гренландское море.

Красные точки — однолетний деформированный лед, желтые точки — однолетний ровный лед.

Условные вероятности $p(x/\omega_i)$ были оценены по калиброванным изображениям ASAR/Envisat WS и RADARSAT-2 SCW и взяты как «типичные» для этой части Арктики. Статистически значимые оценки условных вероятностей были получены для различных типов льда (рис. 4.5).

Байесовский метод классификации имеет некоторые ограничения, налагаемые его особенностями. Для использования этой методики требуются надежные значения априорных вероятностей появления определяемых типов морского льда. Поэтому для успешного применения байесовского метода классификации морского льда необходимо получить наиболее точные условные плотности распределения и значения априорной вероятности существования каждого класса морского льда в определенное время года в определенном регионе (акватории).

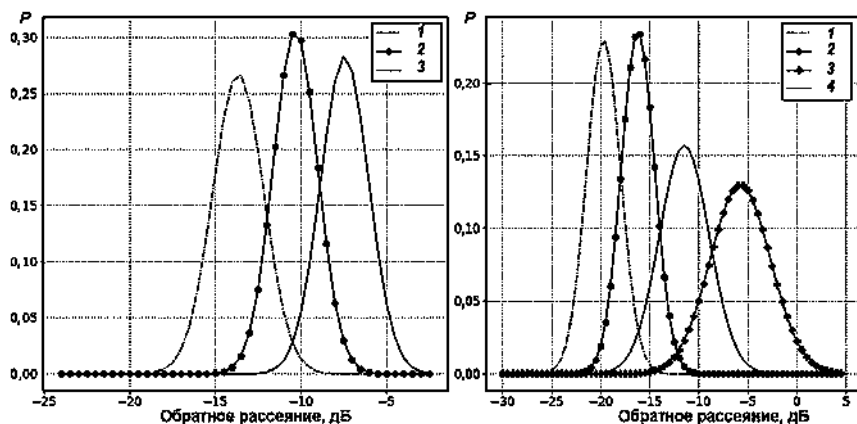


Рис. 4.5. Функции плотности вероятности нормального распределения для значений УЭПР, полученные по калиброванным PCA изображениям для района центральной Арктики.

Слева: 1 — однолетний ровный лед; 2 — однолетний деформированный лед; 3 — многолетний лед по PCA изображениям Envisat SWM с ноября по апрель 2008 и 2010 гг., приведенным к углу зондирования 31°; справа: 1 — однолетний ровный лед; 2 — однолетний деформированный лед; 3 — молодой лед; 4 — многолетний лед по PCA изображениям RADARSAT-2 с ноября по апрель 2011—2013 гг., приведенным к углу зондирования 35°.

Алгоритм классификации видов льда с учетом региональных особенностей этих типов льда для различных секторов Арктики был разработан с использованием метода Байеса (Бычкова и Захваткина, 2014). В этом алгоритме априорные оценки вероятности наблюдения определенного типа льда в конкретном районе Арктики были получены двумя способами: 1) по опубликованным значениям распространенности льда в определенное время года в известной области, полученным в результате многолетних наблюдений; 2) на основе анализа карт ледовой обстановки в арктических морях с использованием спутниковых данных за предыдущие годы, предоставленных ААНИИ.

Первый метод предполагает использование осредненных результатов многолетних наблюдений в Арктике с использованием классических средств для оценки априорной вероятности существования ледяных объектов определенного типа. В центральной части Арктики, где преобладает многолетний лед, его частная сплоченность составляет около 90 %, а частная сплоченность других типов льда (однолетнего ровного, однолетнего деформированного, молодого и ниласа) не превышает 10 % (Johannessen et al., 2007). Из-за отсутствия надежных оценок условных вероятностей для ниласа и молодого льда было принято допущение, что в центральной части Арктики наблюдаются три типа льда (многолетний, однолетний ровный и однолетний деформированный), а разрывы в массиве многолетнего льда покрыты ровным однолетним льдом. Поэтому были выбраны следующие значения априорной вероятности образования многолетнего, однолетнего ровного и однолетнего деформированного льда: $p(\omega_{my}) = 0,9$, $p(\omega_{fy}) = 0,05$ и $p(\omega_{dfy}) = 0,05$ соответственно. Классификация была проведена для этих трех ледовых классов. К сожалению, этот метод оценки априорных вероятностей может привести к значительным ошибкам в байесовской классификации, поскольку использование средних долгосрочных данных не учитывает фактические тенденции изменения ледяного покрова арктических морей, появившиеся в последние годы.

Второй метод позволяет избежать ошибок такого типа, поскольку априорная вероятность определяется с использованием статистических оценок, полученных на основе выборки из ледовых карт, подготовленных ААНИИ. На официальном сайте ААНИИ (<http://www.aari.ru>) представлены комплексные карты ледовой обстановки арктических и замерзающих морей России. В зимний период (1 ноября — 31 мая) учитывается распределение льда по грациям возраста (толщины) льда: нилас, молодые, однолетние (тонкие, средние, толстые) и старые льды. Сбор (осреднение) информации выполняется за 2—5-суточный период. Эти «ручные» ледовые карты составляются по регулярным спутниковым данным за последние годы (видимый и ИК диапазоны, радарные снимки), данным наблюдений с судов и полярных станций.

Статистический анализ ледовых карт для арктических морей за период с 2008 по 2012 г. (четыре карты за каждый месяц каждого года), подготов-

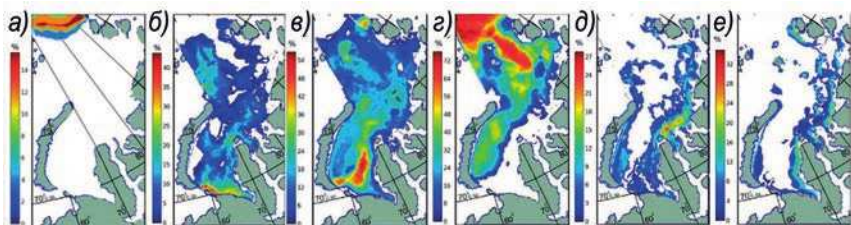


Рис. 4.6. Распределение средневзвешенной сплоченности (в процентах) основных видов льда в Карском море в мае, полученное по данным комплексных карт ледовой обстановки ААНИИ за 2008—2012 гг.

а) многолетний лед, б) однолетний тонкий лед, в) однолетний средний лед,
г) однолетний толстый лед, д) молодой лед, е) нилас.

Зоны припая не рассматривались.

ленных Ледовым центром ААНИИ, позволил получить средние сезонные и средние месячные значения сплоченности. Эти карты распределения сплоченности льда (в процентах) были использованы как карты априорных вероятностей появления основных типов льда (многолетний лед, несколько этапов развития однолетнего льда, молодой лед и нилас). Подобные карты были получены для зимнего и весеннего периодов, а также для каждого весеннего месяца года.

Хотя такой подход не позволяет полностью избежать ошибок, связанных с человеческим фактором, можно повысить точность априорных оценок вероятности наблюдения каждого типа льда. На рис. 4.6 представлены распределения сплоченности (т. е. априорных вероятностей в процентах) каждого типа льда в Карском море в мае (Бычкова и Захваткина, 2014).

В байесовском подходе решение принимается в пользу наличия конкретного вида льда при сопоставлении значений вероятности:

$$\begin{aligned} \omega_{my}, & \text{ если } p(\omega_{my}/x_i) > p(\omega_{fy}/x_i) \text{ и } p(\omega_{my}/x_i) > p(\omega_{fd}/x_i), \\ \omega_{fy}, & \text{ если } p(\omega_{fy}/x_i) > p(\omega_{my}/x_i) \text{ и } p(\omega_{fy}/x_i) > p(\omega_{fd}/x_i), \\ \omega_{fd}, & \text{ если } p(\omega_{fd}/x_i) > p(\omega_{my}/x_i) \text{ и } p(\omega_{fd}/x_i) > p(\omega_{fy}/x_i). \end{aligned} \quad (4.17)$$

Вероятность ошибки при использовании правила Байеса рассчитывается по формуле

$$p(e) = \sum_{i=1}^N p(e, x_i) = \sum_{i=1}^N p(e / x_i) p(x_i), \quad (4.18)$$

где $p(e/x_i) = 1 - p(\omega_{my}/x_i)$, если пиксель идентифицирован как многолетний лед; $1 - p(\omega_{fy}/x_i)$, если пиксель идентифицирован как однолетний лед; $1 - p(\omega_{fd}/x_i)$ если пиксель идентифицирован как деформированный лед,

Байесовский алгоритм классификации видов морского льда с учетом региональных особенностей этих типов льда для различных секторов Арктики был разработан на основе данных ASAR/ Envisat WSM (рис. 4.7), а в дальнейшем расширен для изображений RADARSAT-2 SCW и Sentinel-1 EW (рис. 4.8).

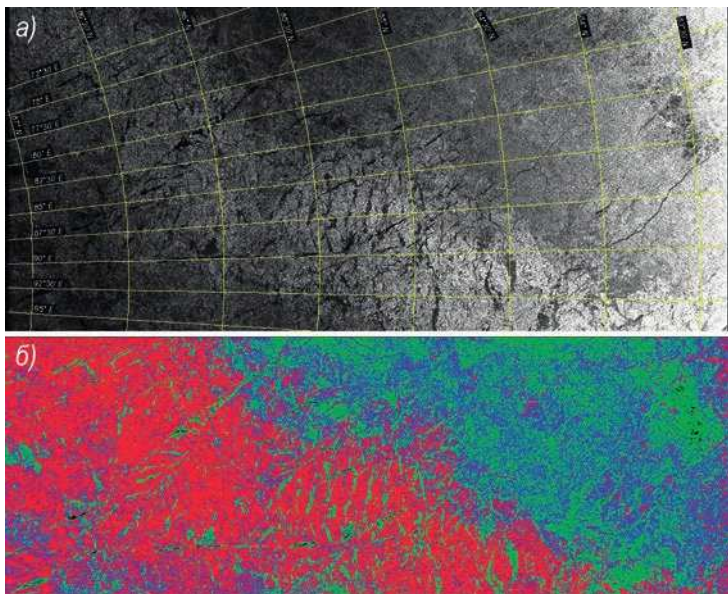


Рис. 4.7. Фрагмент изображения района Центральной Арктики с ASAR/ Envisat за 18 января 2008 г.

а) скорректированное PCA-изображение; б) результат классификации скорректированного изображения с использованием формулы Байеса.

Красный цвет — многолетний лед, синий — однолетний деформированный, зеленый — однолетний ровный, черный — неклассифицированные пиксели.

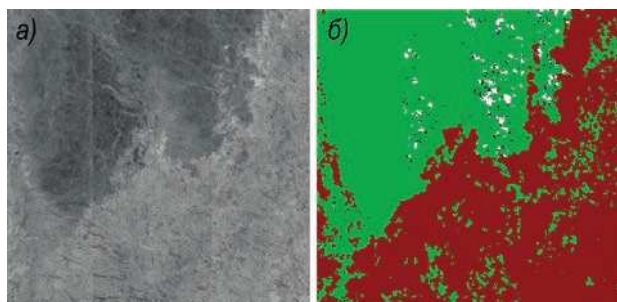


Рис. 4.8. PCA изображения района Центральной Арктики с Sentinel-1A EW за 7 января 2013 г.

а) скорректированное PCA-изображение; б) результат классификации скорректированного изображения с использованием формулы Байеса.

Коричневый цвет — многолетний лед, зеленый — однолетний лед, черный — неклассифицированные пиксели.

4.4. НЕЙРОСЕТЕВЫЕ АЛГОРИТМЫ

В течение последних десятилетий развитию метода искусственных нейронных сетей (НС) для классификации спутниковых изображений уделяется повышенное внимание. Метод, основанный на НС, позволяет, используя нелинейную функцию отклика, путем многократного повторения (обучения НС) найти взаимосвязь между входными и выходными данными из независимой выборки (массива обучения).

Нейронная сеть является универсальной аппроксимирующей функцией, адаптирующейся к любой нелинейной зависимости, обнаруженной в наборе обучающих данных. Однажды обученная НС может запомнить полученные функциональные зависимости и использоваться в последующих расчетах. Опыт проведения исследований показывает, что методы, основанные на НС, имеют преимущества перед традиционными статистическими методами, особенно при наличии неоднозначности данных и/или сильной зашумленности исходных данных (спекл-шум). Эмпирические сравнения показали, что НС могут превосходить стандартные параметрические статистические классификаторы до тех пор, пока достаточное число репрезентативных выборок (примеров) представлены на его вход. Кроме того, НС могут быть использованы для синтеза данных без определения их информационного содержания и любых предшествующих предположений о статистическом распределении данных (Benediktsson, 1990). С данной точки зрения концепция НС часто является эффективным подходом при решении задач классификации ледяного покрова и может использоваться для разработки нелинейных моделей классификации типов морского льда.

Вследствие сильной изменчивости морского льда достаточно трудно получить выборку, описывающую все разнообразие его свойств, четко характеризующих разные возрастные градации. В задачах распознавания видов морских льдов по их изображениям обучающая выборка не может не охватывать всех возможных состояний морского льда. И способность НС к обобщению становится важнейшим свойством, когда НС способны классифицировать векторы данных, которые ранее не использовались при тренировке алгоритма. Обучение сводится к обработке сетью множества примеров, состоящих из набора пар входов и выходов (обучение с учителем), которые содержатся в подготовленных массивах данных. В случае обучения с учителем сеть по заданным входам генерирует свои выходы и сравнивает последние с выходами из имеющегося обучающего набора.

Для максимизации выходов, попадающих в допустимый интервал отклонения от обучающих данных, нейронная сеть модифицирует интенсивности связей между нейронами, из которых она построена, и таким образом самообучается. Прогонка обучающих примеров проводится до тех пор, пока не достигается желаемая точность совпадения реальных и обучающих выходов. С этого момента НС считается обученной и может быть применена к обработке данных, похожих на обучающие, но не совпадающие с ними.

Тем самым НС может обучаться на опытном учебном массиве, а также извлекать характерные особенности из поступающей информации на основе обобщений предыдущих примеров. Это свойство позволяет использовать нейронные сети как универсальный классификатор в задачах классификации изображений, полученных при дистанционном зондировании. Успех нейросетевых алгоритмов зависит от типа информации, подаваемой на вход, и от того, какие характеристики выходных данных значимы в задаче распознавания. Поэтому подготовка исходных данных для НС является важным этапом работы.

ПОДГОТОВКА НС (ОБУЧЕНИЕ)

Искусственные НС имеют разнообразные конфигурации, различающиеся по типу входной информации и способу ее преобразования, а также по методу обучения или по характеру распространения информации в сетях. Наиболее широкое применение при обработке данных ДЗ нашли модели многослойных НС, когда сеть может иметь один или несколько скрытых слоев нейронов между входным и выходным слоями.

Основу каждой НС составляют относительно простые, в большинстве случаев однотипные элементы — нейроны, представляющие собой первичные элементы обработки информации, которые характеризуются своим текущим состоянием — возбужденным или заторможенным. Каждый нейрон имеет сигнальные каналы, которые описываются однонаправленными входными связями, соединенными с выходами других нейронов, и характеризуется уникальным вектором весовых коэффициентов w . Выход нейрона может разветвляться и соединять его с необходимым числом других элементов (нейронов) сети.

Входной слой сети состоит из нескольких нейронов, каждый из которых представляет отдельный нормированный фактор, полученный из изображения. Таким образом, число нейронов входного слоя соответствует числу параметров, полученных из РСА изображения.

Внутренний (скрытый) слой сети также состоит из нескольких нейронов. Каждый нейрон суммирует поступающие к нему сигналы от нейронов входного слоя, вычисляет взвешенную сумму и формирует ответный сигнал, оценивая результат с помощью *функции активации*. Наиболее распространена *сигмоидная* функция активации. Количество нейронов в скрытом слое определяется таким образом, когда достигается хорошее обобщение при как можно меньшем числе нейронов.

Каждый нейрон сети обладает собственным весом (положительным, отрицательным) и так называемой функцией активации. Нейрон обрабатывает входные сигналы, суммируя входы с весами и трансформируя полученный результат в выходной сигнал с помощью функции активации. Нейроны сети взаимодействуют друг с другом в зависимости от топологии связей. Последние бывают полными (каждый с каждым), частичными (противоположность полной связи), с петлями обратных связей, без таковых. В каждой задаче

требуется свой выбор архитектуры сети. Наличие обратных связей влияет на обучаемость сети (улучшая ее), тогда как степень внутренних связей определяет параллелизм вычислений. В сети, применяемой в ААНИИ, межслойные нейронные соединения полносвязны.

Иными словами, функция нейрона заключается в вычислении взвешенной суммы его входов с дальнейшим нелинейным преобразованием ее в выходной сигнал. При этом текущее состояние j -го нейрона (s) отображает взвешенные суммы его входов — сигналов, поступающих к нему от нейронов предыдущего слоя. Величина s каждого нейрона j вычисляется как взвешенная сумма входов нейрона и описывается следующим выражением:

$$s_j^{(n)} = \sum_{i=0}^M y_i^{(n-1)} w_{ij}^{(n)}, \quad (4.19)$$

где w_{ij} — синаптический вес связи j -го нейрона слоя n с i -м нейроном предыдущего слоя $n - 1$; $y_i^{(n-1)}$ — выходной сигнал i -го нейрона, расположенного в предыдущем слое $n - 1$, который является входом j -го нейрона слоя n ; M — число нейронов в слое $n - 1$ с учетом нейрона $i = 0$ с постоянным выходным состоянием $+1$, задающего смещение.

Активационная функция f «сжимает» s и преобразует в выходной сигнал y для j -го нейрона в этом слое:

$$y_j^{(n)} = f(s_j^{(n)}), \quad (4.20)$$

где $f(\dots)$ — сигмоид.

После расчета множества выходов слоя n выходной вектор одного слоя является входным вектором для следующего. Процесс применяется последовательно ко всем слоям до тех пор, пока не будет получено заключительное множество нейронов слоя N . Данное множество образует выходной вектор сети. Далее вычисляется разность значений между выходом сети и эталонным или желаемым вектором обучающей пары. Для этого используется *метод обратного распространения ошибки*, который является наиболее эффективным способом обучения. Поэтому наиболее часто в задачах ДЗЗ используется многослойная НС с обратным распространением ошибки.

Алгоритм обучения означает процедуру, осуществляющую последовательность действий выполнения правил обучения для настройки весов. При настройке НС с обратным распространением ошибок для вычисления весовых коэффициентов используется правило коррекции по ошибке. Указанное правило предусматривает, что на входной слой НС подаются тренировочные векторы x и одновременно с этим на выходной слой подаются «эталонные» или желаемые значения вектора d , соответствующие x . Реальный выход сети y может не совпадать с оптимальным. В этом случае коррекция по ошибке состоит в использовании *сигнала ошибки* ($d - y$) для модификации весов, что обеспечивает постепенное уменьшение ошибки. Полученное значение сигнала ошибки умножается на производную сжимающей функции, что дает значение ошибки восстановления δ . Модификация весовых коэффициентов определяется по формуле

$$\Delta w_{ij}^{(n)} = \eta \delta_l^{(N)} y_j^{(n)}, \quad (4.21)$$

где w_{ij} — весовой коэффициент синаптической связи, соединяющей i -й нейрон слоя $n - 1$ с j -м нейроном слоя n ; η — коэффициент скорости обучения (обычно составляет от 0,01 до 1,0); $y_j^{(n)}$ — реальное выходное состояние j -го нейрона выходного слоя n нейронной сети. Вычисление скорректированных весов производится по формуле

$$w_{ij}^{(n)}(t+1) = w_{ij}^{(n)}(t) + \Delta w_{ij}^{(n)}(t), \quad (4.22)$$

где t — номер текущей итерации; $w_{ij}^{(n)}(t+1)$ — «новое» значение веса от i -го нейрона к j -му нейрону после подстройки; $w_{ij}^{(n)}(t)$ — «старое» значение веса от i -го нейрона к j -му нейрону до подстройки; $\Delta w^{(n)}$ — изменения синаптического веса.

Процесс обучения происходит только в том случае, когда сеть ошибается. После нескольких повторений разность между действительными и желаемыми выходами (ошибка восстановления) должна уменьшиться, и вместе с ней должна снизиться скорость обучения (до некоторого заранее установленного значения). Это будет означать, что сеть обучилась или натренировалась. Далее распознавание будет идти с постоянными весами.

Таким образом, основная идея способа обратного распространения состоит в получении оценки ошибки для нейронов скрытых слоев. Чем больше значение синаптической связи между нейроном скрытого слоя и выходным нейроном, тем сильнее ошибка первого влияет на ошибку второго. Таким образом, оценка ошибки элементов скрытых слоев определяется как взвешенная сумма ошибок последующих слоев. При обучении информация усваивается в направлении «от низших слоев к высшим», а оценки ошибок сети — в обратном направлении. Выходной слой содержит один или несколько нейронов в зависимости от числа определяемых классов (выходов). Таким образом, выходы нейронов последнего слоя описывают результат классификации. Число определенных (найденных) типов льда соответствует числу выходов нейронной сети, т. е. только эти льды будут определены впоследствии в результате работы обученной НС.

Обучение сетей обычно начинается с малых значений весов, задаваемых случайным образом. Пока значения весов малы по сравнению с характерным масштабом нелинейной функции активации (обычно принимаемым равным единице), вся сеть представляет собой суперпозицию линейных преобразований, т. е. является также линейным преобразованием с эффективным числом параметров, равным числу входов, умноженному на число выходов. По мере увеличения весов возрастает и степень нелинейности, а вместе с ней и эффективное число параметров — до тех пор, пока оно не сравняется с общим числом весов в сети.

Наиболее трудным в использовании НС является выбор момента остановки обучения. Если сеть обучать недолго, то она не выучит выборку обучающих примеров. Если сеть обучать слишком долго, то она выучит

примеры с шумами со сколь угодно высокой точностью, но окажется неспособной обобщать примеры (т. е. будет действовать схожим образом на данных, не входивших в обучающее множество). Для преодоления этой трудности используется процедура калибровки с тем, чтобы оптимизировать сеть, применяя ее к независимому тестовому множеству примеров в процессе обучения, на котором оценивается предсказательная способность сети и выбирается оптимальная сложность модели.

Таким образом, набор данных делится на два: тренировочный (примеры, на которых обучается сеть) и тестовый (примеры, которые служат для предотвращения переучивания сети или калибровки). Последний используется для определения производительности в НС на независимых (условно неизвестных) примерах (в соотношении около 0,7). В итоге калибровка позволяет найти оптимум НС на тестовом множестве, означая способность сети к обобщению, т. е. получению хороших результатов на новых данных. Это достигается вычислением среднеквадратической ошибки между реальными и предсказанными выходами, которая используется как стандартная статистическая мера качества. Среднеквадратическая ошибка должна уменьшаться в процессе обучения.

Наиболее трудным в использовании НС является определение времени остановки обучения. Не существует теоретического доказательства сходимости алгоритма обратного распространения, как и не существует однозначного определения критерия для остановки процесса. Обучение прекращается в момент, когда сложность сети достигнет оптимального значения. Этот момент оценивается по поведению во времени ошибки валидации как момент минимума ошибки валидации. При этом ошибка обучения продолжает понижаться. Таким образом, обучение прекращается, когда среднеквадратическая ошибка в течение длительного времени (несколько часов или один день — в зависимости от топологии НС) уменьшается незначительно или кривые наборов данных тренировки и проверки начинают расходиться.

Еще одним важным параметром НС является число эпох — показатель того, как долго сеть способна улучшать предсказания на тестовом множестве. Под эпохой обучения понимают однократное предъявление сети набора обучающих примеров. Число эпох и, соответственно, время обучения меняются в зависимости от заданного темпа обучения, устанавливаемого из желаемой точности предсказания. Чем меньше его значение, тем более точен результат и тем дольше обучается НС. В использованной сети этот параметр имел значение 0,2.

При выборе архитектуры сети производится глубокая предварительная обработка данных. Следует заметить, что выбор топологии сети осуществляют исходя из условий поставленной задачи и качества как исходных, так и анализируемых впоследствии данных. Для получения наилучшего результата НС в идеале необходимо создавать и настраивать новую НС для каждого случая. Например, для разных сезонов (зима/лето) и разных райо-

нов Арктики (какого-либо моря и Центральной Арктики). Это означает, что при обработке РСА-изображений другого временного периода или другой акватории могут возникнуть ошибки классификации. В связи с этим, прежде чем будет получена подходящая сеть, необходимо провести серию экспериментов с различными сетями, изменяя число входов, скрытых слоев и число нейронов в этих слоях. При этом чтобы не быть введенным в заблуждение локальными минимумами функции ошибки, следует несколько раз обучать каждую сеть. Обученная НС сохраняется в специальный файл, который содержит описание архитектуры сети и полученные настроенные веса.

Для реализации метода классификации НС может быть использовано свободно распространяемое программное обеспечение *Stuttgart Neural Network Simulator (SNNS)*, *Fast Artificial Neural Network (FANN)* или набирающий популярность фреймворк глубокого машинного обучения *PyTorch* для Python.

ПРИМЕНЕНИЕ ГОТОВОЙ НС

Обученная НС может использоваться для непосредственной классификации изображений: на вход подается набор подобных ранее извлеченным для тренировочного и тестового массивов характеристик РСА изображения. На выходе нейрон с максимальной активностью указывает принадлежность к распознанному классу льда. Если эта активность ниже некоторого порога, то считается, что поданный образ не относится ни к одному из известных классов. Для этого также необходимо провести процедуры, описанные в п. 4.2 (подраздел «Применение готового классификатора»).

На рис. 4.9 и 4.10 приведены примеры использования НС для классификации ледяного покрова. Для каждой точки РСА изображения был

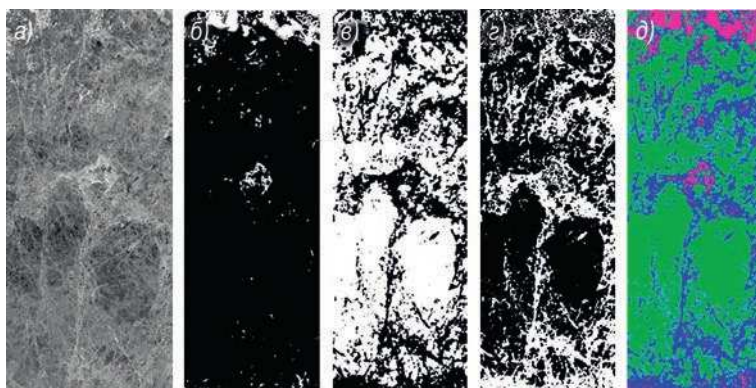


Рис. 4.9. Выходные значения-матрицы результата применения готовой НС к изображению ASAR/ Envisat за 23 октября 2007 г., НН-поляризация.

а) скорректированное РСА-изображение, УЭПР в градациях серого; б) многолетний лед; в) ровный однолетний лед; г) деформированный однолетний лед; д) результат классификации — композиция RGB: красный — многолетний лед; зеленый — однолетний ровный; синий — однолетний деформированный.

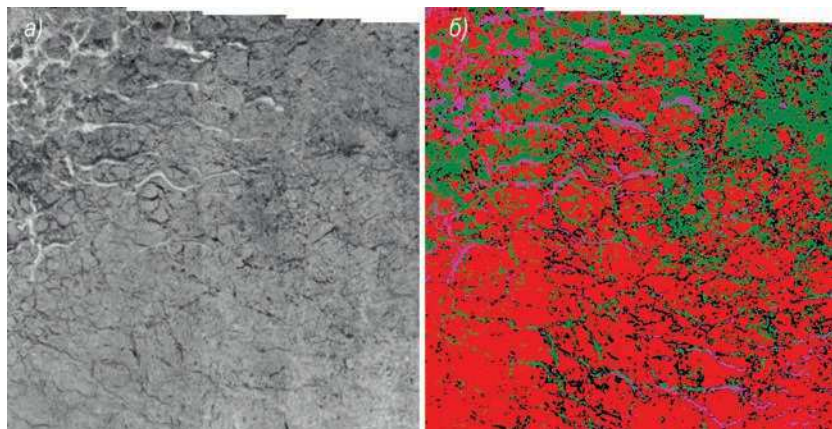


Рис. 4.10. PCA-изображение Sentinel-1 за 8 января 2019 г.

а) скорректированное PCA-изображение, НН-поляризация;

б) результат классификации с использованием НС.

Красным цветом обозначен многолетний лед, зеленым — однолетний, розовым — молодой лед и разрывы, заполненные молодым льдом, черным — неклассифицированные пиксели.

получен вектор входных данных, содержащий точно повторяющуюся информацию входа (вектора) при тренировке сети. Эти данные подавались на вход сети, решающей, принадлежит ли данный участок к классу. В качестве «выхода» НС получают матрицы, число которых соответствует числу распознаваемых классов льда для каждой части исходного изображения. Таким образом осуществляется прогон сети.

Белым цветом на рис. 4.9 б — обозначены пиксели со значением 1, черным цветом — со значением 0 при вероятности выходных нейронов больше 0,7.

4.5. МЕТОД ОПОРНЫХ ВЕКТОРОВ

Классификация методом опорных векторов (SVM) относится к классу методов «обучения с учителем». В задаче распознавания формируются векторы образцов каждого класса (видов льда и воды) — объекты, про которые заранее известно, к какому классу они принадлежат. Метод опорных векторов принимает набор входных данных (несколько «атрибутов», т. е. признаков) и делает прогноз (т. е. четко определяет «идентификаторы» классов) для каждого заданного входного сигнала, формируя выходные данные, что делает его не вероятностным классификатором.

Метод опорных векторов заключается в построении оптимальной гиперплоскости, разделяющей объекты на классы по наиболее четкому промежутку между ближайшими точками данных обучения любого класса. Точки, лежащие ближе всех к разделяющей гиперплоскости, называются опорными векторами. Затем алгоритм вычисляет расстояние между опорными векторами и разделяющей плоскостью. Это расстояние называется зазор. Основная цель алгоритма — максимизировать расстояние зазора.

Оптимальная гиперплоскость определяется как линейная решающая функция с максимальным зазором между векторами в этом многомерном пространстве, когда все пограничные объекты находятся от нее на одинаковом расстоянии, а остальные объекты находятся дальше, т. е. она разделяет классы наилучшим образом. Лучшей гиперплоскостью считается такая гиперплоскость, для которой этот зазор является максимально большим. Когда максимальный зазор найден, только точки, которые находятся ближе всего к гиперплоскости, имеют веса более нуля (Cortes и Vapnik, 1995). Таким образом, хорошее разделение классов достигается с помощью гиперплоскости, которая имеет наибольшее расстояние до ближайшей точки обучающих выборок любого класса, поскольку в общем случае, когда это расстояние больше, ошибка классификатора меньше.

Классификации с жестким зазором присущи две главные проблемы. Во-первых, она работает, только если данные являются линейно разделимыми. Во-вторых, она довольно чувствительна к выбросам.

Метод опорных векторов выполняет нелинейную классификацию, используя так называемый *ядерный трюк* (*kernel trick*). Функция ядра заключается в преобразовании данных в пространство более высокой размерности, чтобы сделать это нелинейное разделение возможным, когда связь между идентификаторами классов и атрибутами является нелинейной. Существует несколько стандартных ядер, и на сегодняшний день проблема выбора ядра, оптимального для конкретной задачи, остается открытой. Однако наиболее распространенным выбором ядра является *ядро Гаусса*, а именно гауссово ядро *радиальной базисной функции* (Radial Basis Function, RBF), так как известно, что радиальная базисная функция хорошо работает в самых разных приложениях.

Для реализации метода классификации SVM может использоваться свободно распространяемая библиотека для Python *scikit-learn* (<http://scikit-learn.org/stable/index.html>). По сути SVM обучает модель с использованием низкоуровневого метода и может решать только бинарные задачи классификации. В случае классификации нескольких классов (более двух) модель SVM реализует стратегию «один — против — одного», переходя от задачи классификации на множество классов к множественной задаче разбиения на два класса (построение бинарных классификаторов). Стратегия «один — против — одного» подгоняет все двоичные подклассификаторы и находит правильный класс с помощью механизма голосования: обучается N классификаторов, где N — число классов, и объект причисляется к тому классу, к которому его отнесло большинство классификаторов.

Обучение классификатора SVM означает нахождение таких значений *члена смещения* b и *вектора весов признаков* w , которые делают этот зазор как можно более широким, одновременно избегая нарушений зазора (жесткий зазор) или ограничивая их (мягкий зазор). Эффективность обучения SVM зависит от выбора ядра, параметров ядра (γ) и параметра C для

геометрической разницы. Лучшую комбинацию C и γ обычно выбирают, используя поиск по сетке с экспоненциальным ростом частоты C и γ . Программное обеспечение scikit-learn предоставляет простой инструмент для проверки комбинации параметров с использованием кросс-проверки, получая точность на кросс-проверке для каждого параметра: параметры с самой высокой точностью кросс-проверки возвращаются, т.е. выбирается та комбинация, которая проявила себя лучше всех других. Финальная модель, которая используется для тестирования и классификации новых данных, обучается затем на всем множестве с использованием выбранных параметров. Значения параметров SVM в приведенном ниже примере (рис. 4.11) составляли: $\gamma = 1$ и $C = 1$.

ПРИМЕНЕНИЕ ГОТОВОГО SVM

Обученный классификатор SVM может использоваться для непосредственной классификации изображений: на вход подается набор подобных ранее извлеченных для тренировочного массива характеристик PCA изображения. На выходе индексы указывают принадлежность к распознанному классу льда. Для этого также необходимо провести предварительную обработку сырого PCA изображения, практически аналогичную описанной выше в разделе «Применение готового классификатора». Следует отметить, что для масштабирования данных — осредненных значений УЭПР в выбранном окне и всех текстурных характеристик — необходимо использовать диапазон от 0 до 1. Эти данные подаются на вход SVM, решающей, к какому классу принадлежит данный участок. В качестве «выхода» получается матрица с указателями принадлежности к классу или с меткой «неклассифицированный пиксель». Таким образом осуществляется прогон алгоритма.



Рис. 4.11. Автоматическая классификация вода — морской лед по методу опорных векторов.

- а) PCA-изображение RADARSAT-2, HH-поляризация, пролив Фрама, 20 февраля 2013 г. ;
 б) HV-поляризация того же изображения; в) результат классификации SVM:
 белый — морской лед, синий — вода, коричневый — маска суши.

5. ОПРЕДЕЛЕНИЕ ЧАСТНОЙ И ОБЩЕЙ СПЛОЧЕННОСТИ ЛЕДЯНОГО ПОКРОВА С ИСПОЛЬЗОВАНИЕМ АВТОМАТИЗИРОВАННЫХ ПРОЦЕДУР

5.1 АВТОМАТИЗИРОВАННЫЕ МЕТОДЫ ОПРЕДЕЛЕНИЯ ОБЩЕЙ СПЛОЧЕННОСТИ ЛЕДЯНОГО ПОКРОВА С ИСПОЛЬЗОВАНИЕМ СПУТНИКОВОЙ ИНФОРМАЦИИ ВИДИМОГО ДИАПАЗОНА

Оценка общей сплоченности ледяного покрова по спутниковым снимкам в оптическом диапазоне производится в два этапа. На первом этапе выполняется пороговая классификация, при которой каждый пиксель морской поверхности ассоциируется либо с ярким объектом (морской лед), либо с темным фоном (вода), т. е. выполняется бинаризация изображения.

Территория суши исключается из рассмотрения с помощью наложения маски в виде шейп-файла суши. Участки, занятые облачностью и туманом, также исключаются из анализа. Для подготовки шейп-файла облачности используется информация нескольких оптических спектральных каналов. Тени от облаков на оптических снимках могут иметь практически такие же значения спектральной яркости, как и открытая вода, поэтому при автоматизированной классификации тени от облаков и вода могут попасть в один класс объектов. Такие участки маскируются отдельно как находящиеся в тени. Для них при сегментации изображения на участки с разными порогами яркости вводится более низкий порог яркости при разделении на классы лед — вода. Также возможно введение и другого локального порога яркости — для зон изображения, находящихся в области полупрозрачной облачности, когда контуры ледяных образований просматриваются сквозь тонкие облачные слои.

Для решения задачи автоматизированного определения общей сплоченности по спутниковым снимкам видимого диапазона применяется метод бинаризации Отсу (Otsu) (Otsu, 1979). Данный метод считается наиболее эффективным среди методов глобальной бинаризации. Метод основан на построении по изображению гистограммы двумерного поля яркости и последующем расчете порога t . Метод применим для снимков, гистограмма которых имеет два четко выделяющихся класса. В этом случае нахождение порога между классами сводится к минимизации внутриклассовой дисперсии, которая определяется как взвешенная сумма дисперсий двух классов:

:

$$\sigma_{\omega}^2(t) = \omega_1(t)\sigma_1^2(t) + \omega_2(t)\sigma_2^2(t), \quad (5.1)$$

где ω_1 и ω_2 — вероятности первого и второго класса соответственно, а σ_1^2 и σ_2^2 — дисперсии этих классов.

Отсу показал (Otsu, 1979), что минимизация внутриклассовой дисперсии эквивалентна максимизации межклассовой дисперсии, которая равна:

$$\sigma_b^2(t) = \sigma^2 - \sigma_{\omega}^2(t) = \omega_1(t) \cdot \omega_2(t) [\mu_1(t) - \mu_2(t)]^2, \quad (5.2)$$

где μ_1 и μ_2 — средние арифметические значения этих двух классов. Значения μ_i могут обновляться итеративно при изменении порога.

Таким образом, при применении метода Отсу из формулы 5.2 получают пороговое значение яркости t . Все пиксели с величиной яркости выше пороговой будут классифицироваться как лед и закрашиваться белым цветом, а остальные пиксели рассматриваются как вода и закрашиваются черным цветом.



Рис. 5.1. Пример гистограммы спутникового изображения, использованного для бинаризации по методу Отсу.

Пример гистограммы спутникового изображения (видимого диапазона), использованного для бинаризации, приведен на рис. 5.1.

К недостаткам метода относятся размытие линий и как результат нечувствительность к узким разводам и трещинам в более массивных полях льда. Начальные стадии льда (снежура, шуга) и темный налс, находящиеся среди ярких ледяных полей однолетнего льда, могут быть ассоциированы с открытой водой ввиду низкой яркости. Применение метода Отсу не всегда позволяет выделить на спутниковых снимках объекты (льдины) размером менее пикселя из-за уменьшения яркости пикселя при частичном попадании в него водной поверхности, имеющей меньшую яркость по сравнению со льдом.

На втором этапе обработки спутникового изображения морских льдов выполняется расчет общей сплоченности ледяного покрова по квадратам регулярной сетки. Для каждого квадрата рассчитывают долю пикселей со льдом и переводят ее в баллы стандартной шкалы сплоченности.

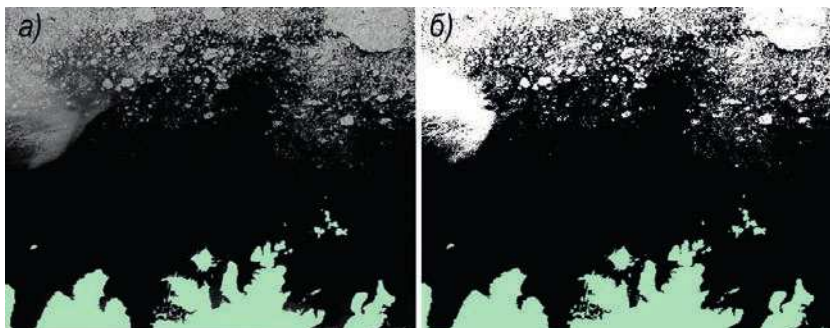


Рис. 5.2. Пример автоматизированного выделения морского льда на спутниковом снимке оптического диапазона.

- а) снимок Landsat-8, 8-й канал, 3 августа 2016 г., район севернее Шпицбергена;
б) бинарное изображение, полученное по снимку а с помощью метода Оцу.

Суша выделена зеленым цветом.

Пример использования метода Оцу для автоматизированного выделения морского льда на спутниковом снимке оптического диапазона приведен на рис. 5.2.

Описанный алгоритм был использован при создании специализированного программного обеспечения, предназначенного для автоматизированного определения сплоченности ледяного покрова по спутниковым данным оптического диапазона и сохранения результата в обменном формате. Программа использует в качестве входной информации данные дистанционного зондирования Земли, преобразованные в картографическую проекцию и сохраненные в формате GeoTiff с расширением TIFF.

На рис. 5.3 представлен алгоритм работы программы по определению общей сплоченности.

Выходной файл программы представлен последовательностью текстовых строк, каждая из которых содержит номер ячейки по широте, номер



Рис. 5.3. Алгоритм работы программы по определению общей сплоченности.

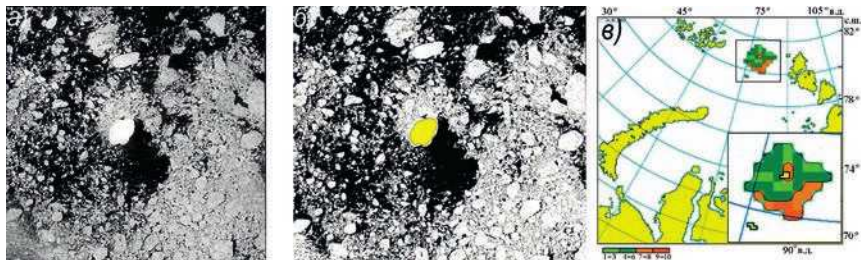


Рис. 5.4. Пример автоматизированного определения общей сплоченности морского льда на спутниковом снимке оптического диапазона.

- а)* снимок Landsat-8, 8-й канал, 14 июля 2019 г., Карское море, о-в Визе;
- б)* бинарное изображение, полученное с помощью метода Отсу по снимку *а*;
- в)* карта сплоченности по сетке с шагом 25 км по снимку *а* (в выделенном фрагменте).

ячейки по долготе, широту центра ячейки, долготу центра ячейки и сплоченность льда в ячейке. В дальнейшем эти данные используются для построения ледовых карт.

На рис. 5.4 приведен пример использования разработанной программы по определению общей сплоченности ледяного покрова для анализа снимка панхроматического канала Landsat-8

Один кадр Landsat-8 охватывает небольшой район (185×185 км), а для практического использования методов автоматизированного определения сплоченности ледяного покрова в интересах обеспечения безопасности навигации требуется, как правило, информация о ледовых условиях на региональном масштабе (в рамках всего моря, например). Поэтому для составления региональных карт сплоченности ледяного покрова применяется композиция из нескольких снимков, полученных в течение суток. Такая композиция позволяет получить привычный для потребителя информационный продукт, описывающий распределение ледяного покрова по акватории конкретного моря.

На рис. 5.5 приведен пример автоматизированного определения общей сплоченности морского ледяного покрова с использованием композиции снимков радиометра MODIS ИСЗ Terra за 16 апреля 2020 г. Исходное изображение, полученное с MODIS, дано на рис. 5.5 *а*. На рис. 5.5 *б* показан обработанный вариант изображения, приведенного на рис. 5.5 *а*, где удалена облачность (с использованием данных СВЧ-радиометра AMSR), а затем проведена бинаризация по пороговому методу. На рис. 5.5 *в* представлены результаты расчета общей сплоченности по снимку, приведенному на рис. 5.5 *б*, полученные для квадратов регулярной сетки 25×25 км. Для сравнения на рис. 5.5 *г* и *д* приведены фрагменты обзорных ледовых карт ААНИИ, показывающие распространение отдельных видов льда на ближайшие к анализируемым спутниковым данным даты — 14 и 19—21 апреля.

Сопоставление результатов автоматизированного картирования общей сплоченности по спутниковым данным с ледовыми картами, составленными

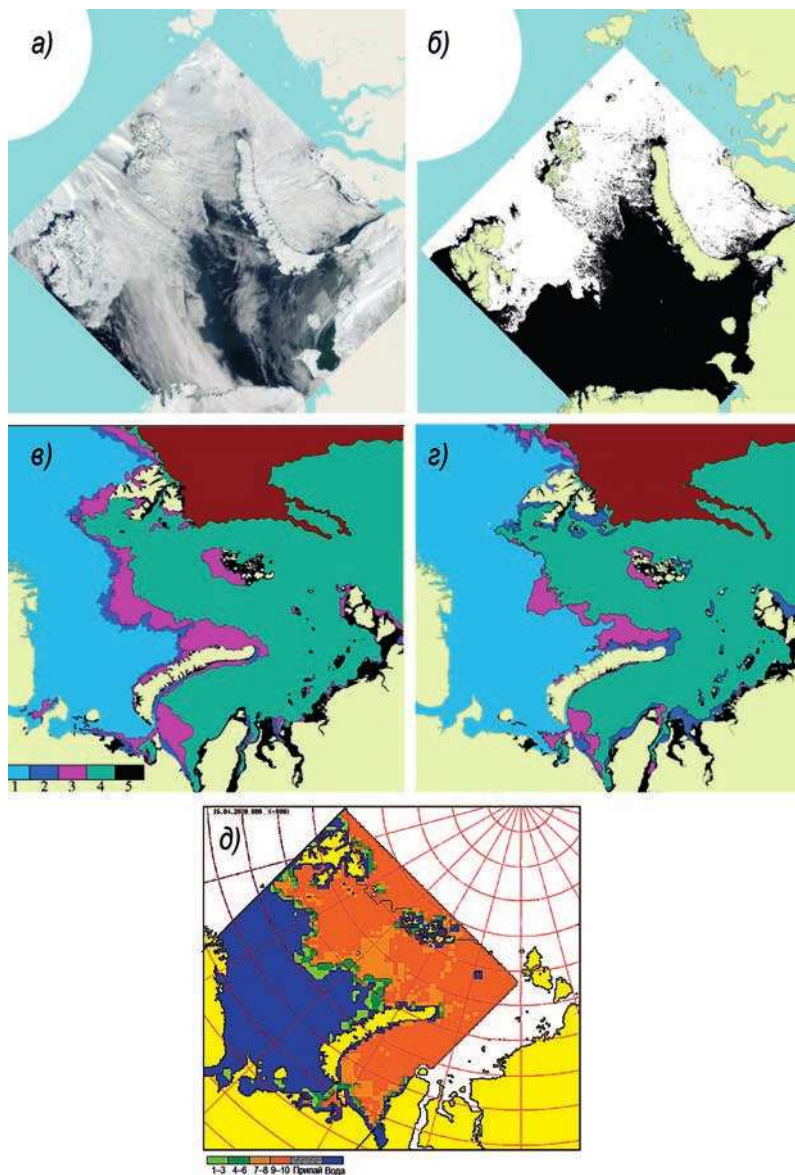


Рис. 5.5. Пример автоматизированного определения общей сплоченности ледяного покрова с использованием композиции снимков ИСЗ Terra.

а) композиция снимков ИСЗ Terra (MODIS) 16 апреля 2020 г.; б) бинарное композитное изображение; в), з) ближайшие обзорные ледовые карты (фрагменты) ААНИИ за 14 апреля (в) и 19—21 апреля (з) 2020 г.: 1 — открытая вода, 2 — нилас, 3 — молодой лед, 4 — однолетний лед, 5 — припай (з); д) общая сплоченность морского ледяного покрова, определенная в по данным MODIS за 16 апреля 2020 г. с использованием метода бинаризации Отсу.

ледовыми экспертами, позволяет сделать вывод о том, что положение кромки ледяного покрова на рис. 5 д согласуется с положением кромки на ледовых картах. Данные о сплоченности ледяного покрова на апрель на стандартных ледовых картах в соответствии с существующим регламентом подготовки таких карт приводятся как атрибутивная информация (в символьном виде в пределах овальной фигуры) для выделенных экспертом зон (Международная символика, 2017). Спутниковая технология определения общей сплоченности ледяного покрова позволяет дать пользователям информацию о сплоченности, представленную в виде цветокодированного изображения. Такая выходная продукция более удобна для восприятия пользователем, снижает риск неверного прочтения балла сплоченности в овалах и может быть востребована при прокладке маршрутов судов, уточнении климатических расчетов и пр.

В целом сравнение экспертных и автоматизированных оценок общей сплоченности ледяного покрова показывает их сопоставимость и позволяет сделать вывод о возможности использования автоматизированных процедур в повседневной практике ледового картирования, при наличии благоприятных условий облачности.

5.2 АВТОМАТИЗИРОВАННЫЕ МЕТОДЫ ОПРЕДЕЛЕНИЯ ЧАСТНОЙ И ОБЩЕЙ СПЛОЧЕННОСТИ ЛЕДЯНОГО ПОКРОВА С ИСПОЛЬЗОВАНИЕМ СПУТНИКОВОЙ РАДИОЛОКАЦИОННОЙ ИНФОРМАЦИИ

Алгоритм оценки общей сплоченности льдов по PCA изображениям иллюстрируется на данных Sentinel-1, полученных в ноябре 2019 г. Бинаризация изображения проводилась с использованием порогового значения, определенного методом Отсу (о методе Отсу подробнее см. п. 5.1). Примеры обработки фрагментов радиолокационных изображений Sentinel-1 в специализированном ПО IceFinder, предназначенном для автоматизированного определения общей сплоченности, приведены на рис. 5.6.

После анализа гистограммы и получения порога для разграничения воды и льда на изображении Sentinel-1 (рис. 5.6 в и г) вся водная поверхность была отнесена к классу «вода». Довольно взволнованная «яркая» вода в левой части изображения на рис. 5.6 г выделена правильно, однако при более высокой скорости ветра вода выделяется хуже (нижняя левая часть изображения).

На рис. 5.7 приведен пример автоматизированного определения общей сплоченности морского льда с использованием композиции PCA-снимков ИСЗ Sentinel-1 за 16—17 апреля 2020 г. Исходное изображение, полученное с Sentinel-1A, дано на рис. 5.7 а, а на рис. 5.7 б показан результат автоматизированной классификации типов морского льда на этом изображении методом НС (подробнее о методах классификации PCA-данных см. главу 4). Пространство открытой воды было маскировано с использованием ежесуточных данных СВЧ-радиометра AMSR2 об общей сплоченности. Это было

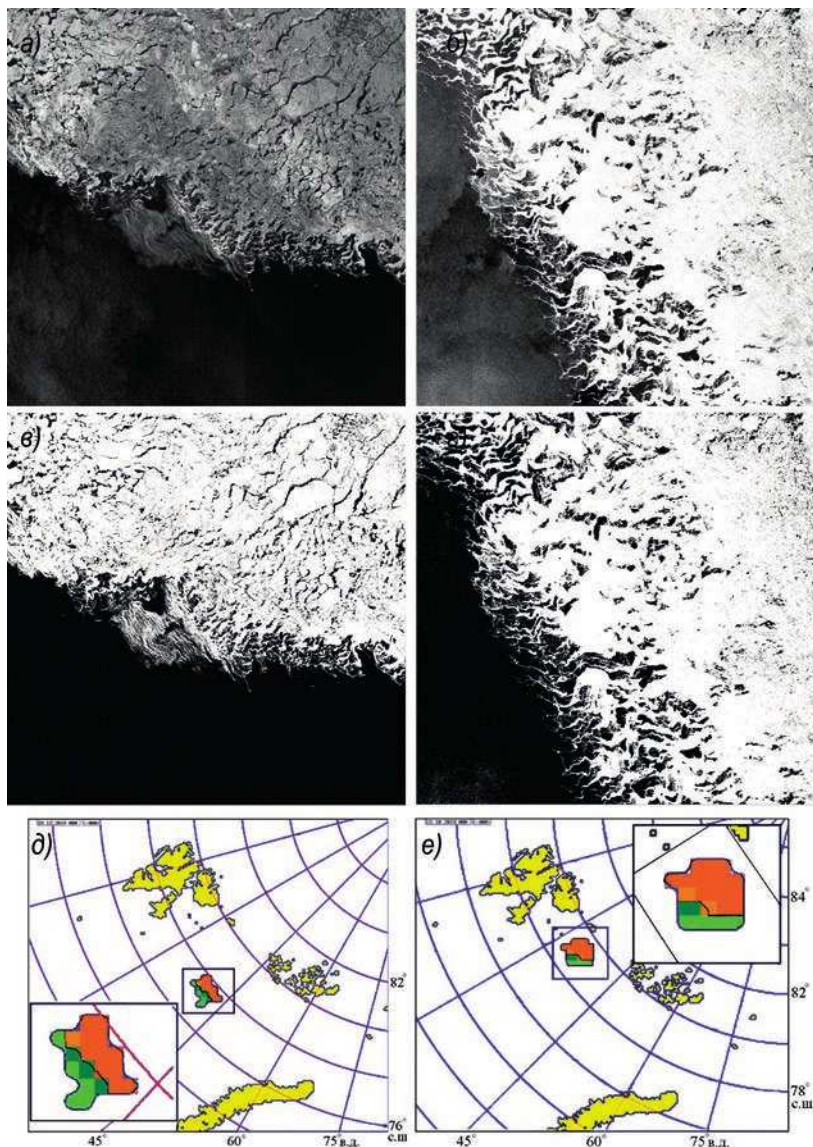


Рис. 5.6. Примеры автоматизированного определения общей сплоченности морского льда на спутниковом снимке РЛ диапазона.

- а) фрагмент снимка Sentinel-1, 28 ноября 2019 г., Карское море; б) фрагмент снимка Sentinel-1, 31 октября 2019 г., Карское море; в) бинарное изображение, полученное с помощью метода Отсу (Otsu) по изображению на рис. а; г) бинарное изображение по изображению б); д) карта общей сплоченности по сетке с шагом 25 км по изображению на рис. в; е) карта сплоченности по сетке с шагом 25 км по изображению г.

Условные обозначения см рис. 5.5.

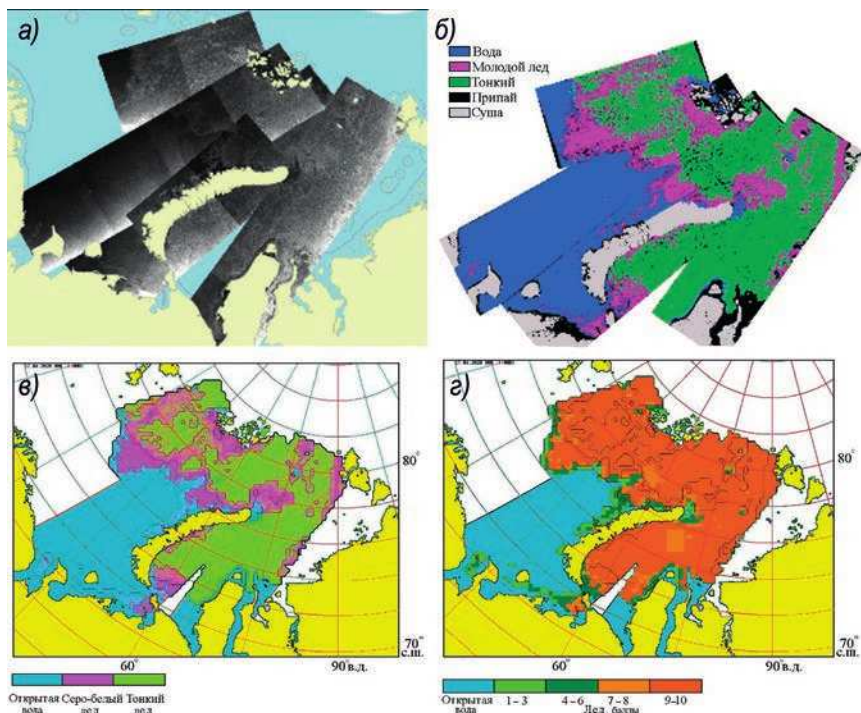


Рис. 5.7. Пример автоматизированного определения общей сплоченности ледяного покрова с использованием композиции PCA- снимков Sentinel-1A.

а) композиция PCA снимков ИСЗ Sentinel-1A 16—17 апреля 2020 г., б) результат классификации типов льда с использованием НС, в) частная сплоченность, определенная по классифицированному изображению б для квадратов регулярной сетки 25×25 км, г) общая сплоченность морского ледяного покрова, определенная по рис. в.

сделано во избежание ошибочного отнесения на снимке РСА некоторых пикселей водной поверхности ко льду, а части молодого льда — к воде. Таким образом вода была «отрезана» (т. е. область не участвовала в классификации) на начальном этапе классификации с использованием порога 15 % общей сплоченности по AMSR2.

Полученное по данным Sentinel-1 распределение ледяного покрова в Баренцевом и Карском морях на 16 апреля 2020 г. согласуется с данными ближайших обзорных ледовых карт (рис. 5.5 в и г). Кромка ледяного покрова, полученная при классификации радиолокационного изображения (рис. 5.5 б), соответствует кромке льда на композитном снимке видимого диапазона MODIS/Terra, обработанном в программе построения карт общей сплоченности льда (рис. 5.5 д). На рис. 5.7 в приведены результаты расчета частной сплоченности ледяного покрова по классифицированному методом НС снимку, приведенному на рис. 5.7 б для квадратов регулярной сетки 25×25 км, а на рис. 5.7 г показана общая сплоченность ледяного

покрова, определенная на основе данных о частной сплоченности, также по квадратам сетки размером 25×25 км.

Изложенный в данном пособии автоматизированный метод оценки сплоченности ледяного покрова по спутниковым данным позволяет получать общую и частную сплоченность льда в квадратах регулярной сетки, причем размер квадратов может быть различным (например, 25×25 км, 5×5 км и др., с учетом пространственного разрешения снимка, осреднения в ходе компьютерной обработки, желаемой детализации выходной продукции). В то же время оценки сплоченности ледяного покрова, применяемые в настоящее время при картировании ледовыми экспертами, основаны на оценках сплоченности в зонах с равномерным распределением льда. Разбиение снимка на такие зоны выполняется на основе субъективных оценок экспертов. Частная сплоченность на ледовых картах дается в виде специально введенных символов, наносимых на карту для каждой из выделенных зон (Номенклатура, 2017). Технология автоматизированного построения карт сплоченности ледяного покрова может быть адаптирована для получения привычных для потребителя карт сплоченности льда, оцениваемых по выделенным зонам. Зоны при этом должны определяться на основе объективных критериев с использованием методов сегментации; причем для потребителей желательно предусмотреть возможность выделения льдов разного возраста в малых зонах. Однако такой подход, исходящий из «привычки потребителя» не исключает возможности введения другого, по существу, информационного продукта — карт сплоченности льда в квадратах регулярной сетки. Детальные ледовые карты, построенные в автоматизированном режиме с использованием мелкоячеистой сети, позволят, например, судоводителям оперативно прокладывать маршруты судов по квадратам с малой сплоченностью льдов. В то же время стандартные карты с указанием сплоченности в зонах не позволяют выявить конкретные районы, в которых наблюдается минимальная сплоченность ледяного покрова.

В целом, анализ результатов оценки сплоченности льдов по РСА изображениям в сравнении с оценками ледовых экспертов показал возможность реализации на практике автоматизированных технологий определения сплоченности ледяного покрова по спутниковым данным. Для повышения достоверности технологии необходимо учитывать наличие краевых эффектов, связанных со снижением точности определения сплоченности льдов вблизи кромки льда из-за возможного ошибочного отнесения ко льду некоторых участков водной поверхности в прикромочной области.

ЗАКЛЮЧЕНИЕ

Настоящее Методическое пособие подготовлено на основании опыта работы специалистов ААНИИ со спутниковой информацией различных спектральных диапазонов и различного пространственного разрешения по арктическим морям, получаемой в настоящее время, в основном, с зарубежных спутников. Авторы надеются, что полученные методические результаты могут быть использованы в перспективе и для анализа данных отечественных спутниковых систем и, особенно, спутниковых радиолокаторов, являющихся незаменимым инструментом мониторинга ледяного покрова в полярных регионах. Запуск собственных радиолокационных спутников будет способствовать уменьшению информационной зависимости РФ, интенсификации исследований в области мониторинга ледяного покрова морей из космоса и восстановит позиции отечественной науки в области дистанционного зондирования Земли.

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

Атлас ледяных образований: справочно-методическое пособие / Под общей редакцией В.М. Смоляницкого. СПб.: ААНИИ, 2019. 231 с.

Бычкова И.А., Захваткина Н.Ю. Современные спутниковые методы обнаружения и классификации ледяного покрова арктических морей // Российские полярные исследования. 2014, №1 (15), С. 27—31.

Визе В.Ю. Основы долгосрочных ледовых прогнозов для арктических морей // Труды ААНИИ. 1944. Т. 190. 273 с.

Второй оценочный доклад Росгидромета об изменениях климата и их последствиях на территории Российской Федерации. М.: Росгидромет. 2014. 1005 с.

Горбунов Ю.А., Карелин И.Д., Кузнецов И.М., Лосев С.М., Соколов А.Л. Основы физико-статистических методов ледовых прогнозов и расчетов для арктических морей заблаговременностью до 30 суток. Л.: Гидрометеоиздат, 1983. 288 с.

Гудкович З.М., Кириллов А.А., Ковалев Е.Г., Сметанникова А.В., Спичкин В.А. Основы методики долгосрочных ледовых прогнозов для арктических морей. Л.: Гидрометеоиздат, 1972. 348 с.

Думанская И.О. Ледовые условия морей азиатской части России. М.: изд-во Гидрометцентра России, 2017. 640 с.

Егоров А.Г. Долгосрочный прогноз сроков ледообразования в юго-западной части Карского моря // Информационный сборник Гидрометцентра РФ. № 31. 2005. С. 120—136.

Крутских Б.А. Особенности ледообразования в арктических морях // Труды ААНИИ. 1970. Т. 292. С. 106—117.

Номенклатура ВМО по морскому льду. Том 1 Терминология и коды // WMO/ОММ. № 259. 1970—2017.

Океанография и морской лед. М.: Paulsen. 2011. 432 с.

Опасные ледовые явления для судоходства в Арктике / Под ред. Е.У. Миронова. СПб.: ААНИИ. 2010. 320 с.

Смирнов В.Г., Бушуев А.В., Бычкова И.А., Захваткина Н.Ю., Лоцилов В.С. Спутниковый мониторинг морских льдов // Проблемы Арктики и Антарктики. 2010. № 2(84). С. 62—76.

Сонечкин Д.М. Классификация типов телевизионных изображений облачности земной поверхности, получаемых со спутников экспериментальной системы «Метеор» // Метеорология и гидрология. 1968. № 9. С. 3—10.

Спичкин В.А. Основные природные факторы, определяющие аномалии сроков начала ледообразования в мелководных районах арктических морей // Труды ААНИИ. 1987. Т. 402. С. 81—92.

Спутниковые методы определения характеристик ледяного покрова морей / Под ред. В.Г. Смирнова. СПб.: ААНИИ, 2011. 240 с.

Фролов И.Е., Гудкович З.М., Карклин В.П., Ковалев Е.Г., Смоляницкий В.М. Климатические изменения ледовых условий в арктических морях Евразийского шельфа // Проблемы Арктики и Антарктики. 2007. № 75. С. 149–160.

Albregtsen F. Statistical Texture Measures Computed from Gray Level Cooccurrence Matrices. Image Processing Laboratory Department of Informatics University of Oslo. 2008. 24 p.

Benediktsson J.A., Swain P.H., Okan K.E. Neural Network Approaches Versus Statistical Methods in Classification of Multisource Remote Sensing Data // IEEE Trans. on Geoscience and Remote Sensing. 1990. V. 28. No 4. P. 540–552.

Caltagirone F., Capuzi A., Coletta A. et al. The COSMO-SkyMed Dual Use Earth Observation Program: Development, Qualification, and Results of the Commissioning of the Overall Constellation // IEEE J. of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing. 2014. V. 7. No 7. P. 2754–2762.

Clausi D.A. An Analysis of co-occurrence Texture Statistics as a Function of Grey Level Quantization // Can. J. Remote Sens. 2002. V. 28. No 1. P. 45–62.

Cortes C., Vapnik V. Support-Vector Networks / Machine Learning. 1995. V. 20. P. 273–297.

Haralick R.M. Textural Features for Image Classification // IEEE Trans. on Systems, Man and Cybernetics. 1973. V. SMC-3. No 6. Nov. P. 610–621.

Johannessen O.M., Alexandrov V., Frolov I., Bobylev L., Sandven S., Miles M., Pettersson L., Kloster K., Smirnov V., Mironov Y., Babich N. Remote Sensing of Sea Ice in the Northern Sea Route: Studies and Applications. Chichester, U.K.: Springer-Praxis, 2007. 465 p.

Kwok R., Cunningham G.F., Holt B. An Approach to Identification of Sea Ice Types from Spaceborne SAR Data // Geophys. Monograph. 1992. No 68. P. 355–360.

Leigh S., Zhijie W., Clausi D.A. Automated Ice–Water Classification Using Dual Polarization SAR Satellite Imagery // IEEE Geosci. Remote Sens. 2014. V. 52. No 9. P. 5529–5539.

Mäkynen M., Karvonen J. Incidence Angle Dependence of First-Year Sea Ice Backscattering Coefficient in Sentinel-1 SAR Imagery Over the Kara Sea. // IEEE T. Geosci. Remote, 2017. V. 55, issue 11. P. 6170–6181.

Misra T., Rana S.S., Desai N.M. et al. Synthetic Aperture Radar payload on-board RISAT-1: configuration, technology and performance // Current Science. 2013. V. 104. No 4. P. 446–461.

Otsu N. A Threshold Selection Method from Gray-Level Histograms // IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics. 1979. V. 9. No 1. P. 62–66.

PAZ. Satellite. URL: <https://directory.eoportal.org/web/eoportal/satellite-missions/p/paz>. [дата обращения: 23.08.2020].

Rosel A. Detection of Melt Ponds on Arctic Sea Ice with Optical Satellite Data // Hamburg Studies of Maritime Affaires. 2013. V. 25. 106 p.

Sentinel-1 Level 1 Detailed Algorithm Definition. Technical Report, ESA. 2016. Issue 2.0. 158 p.

Soh L.-K., Tsatsoulis C. Texture Analysis of SAR Sea Ice Imagery using Gray Level Co-occurrence Matrices // IEEE Trans. Geosci. Remote Sens. 1999. V. 37, No 2. P. 780–795.

Thermal Denoising of Products generated by the Sentinel-1 IPF. Technical Report, Issue 1.1. ESA, 2017. <https://sentinel.esa.int/documents/247904/2142675/Thermal-Denoising-of-Products-Generated-by-Sentinel-1-IPF>. 25 p.

Zakhvatkina N.Y., Alexandrov V.Y., Johannessen O.M., Sandven S., Frolov I.Y. Classification of Sea Ice Types in ENVISAT Synthetic Aperture Radar Images // IEEE Trans. Geosci. Remote Sens. 2013. V. 51, No 5. P. 2587–2600.

Zakhvatkina N., Korosov A., Muckenhuber S., Sandven S., Babiker M. Operational Algorithm for Ice–Water Classification on Dual-Polarized RADARSAT-2 images // Cryosphere 2017. No 11. P. 33—46.

**СПУТНИКОВЫЙ МОНИТОРИНГ
ЛЕДЯНОГО ПОКРОВА АРКТИЧЕСКИХ МОРЕЙ**

Методическое пособие

Под ред. канд. физ.-мат. наук В.Г. Смирнова

Подписано в печать 21.09.2029
Формат 60×90 1/16
Тираж 200

Печать цифровая
Печ. л. 5,125
Заказ №

Отпечатано ИП Келлер Т.Ю.
194044, Россия, Санкт-Петербург, ул. Менделеевская, 9.