Классификация ледяного покрова по спутниковым РСА- данным

Н.Ю. Захваткина



5 декабря 2018 г., РГГМУ, г. Санкт-Петербург

Дистанционное зондирование Земли (ДЗЗ)



Активное Д33:

сенсор направляет ЛУЧ энергетических ИМПУЛЬСОВ на объект. часть ИМПУЛЬСОВ отражается обратно от объекта, и обратный система измеряет как сигнал, так и расстояние до цели в зависимости OT времени прохождения сигнала до цели и обратно.

Символ диапазона	Длина волны, см	Частота, ГГц
Р или СВЧ	30-100	0.3-1.0
L	15-30	1.0-2.0
S	7.5-15	2.0-4.0
С	3.75-7.5	4.0-8.0
Х	2.4-3.75	8.0-12.5
Ku	1.67-2.4	12.5-18.0
K	1.13-1.67	18.0-26.5
Ka	0.75-1.13	26.5-40.0
Mm	0.75	40.0

Christian Hülsmeyer and the Radar Invention (1904)



Современные радиолокаторы работают на длинах волн от 75 до 0.85 см, которые подразделяется на поддиапазоны, обозначаемые соответствующими символами.

- Всепогодность,
- Независимость от солнечной освещенности,
- Покрытие,
- Высокое пространственное разрешение,

- Период повторения съемки,
- Возможность
 многополяризационной
 съемки,
- Возможность интерферометрической съемки.

Современные радарные системы Д33



RadarSAT-II Canadian Space Agency (CSA) C-Band (quad), 2007



TerraSAR-X/TanDEM-X DLR /Astrium, Germany X-Band (quad), 2007/2010



COSMO-SkyMed ASI, Italy 4 Satellites, X-Band (dual), 2007/2010



Kompsat-5 KARI, Korea X-band (dual), 2013



HJ-1C -SAR CRESDA/CAST/NRSCC, China S-Band (HH or VV), 2013



RISAT-1 Indian Space Agency (ISRO), India C-Band (quad), 2012



ALOS-2 Japanese Space Agency (JAXA) L-Band (quad), 2014



SAOCOM-1/2 CONAE/ASI, Argentina L-Band (quad), 2016/2018



SENTINEL-1a/b ESA, Europe C-Band (dual), 2014/2016



Radarsat Constellation 1-3 CSA/MDA, Canada C-band (dual), 2016/2017



PAZ Ministry of Defence, Spain X-Band (quad), 2018



BIOMASS ESA, Europe P-Band (quad), 2019

https://sovzond.ru/products/spatial-data/satellites/

Основное уравнение радиолокации

$$P_r = \frac{P_t G^2 \lambda^2 k_{ocn} \sigma}{\left(4\pi\right)^3 R^4}$$

- *P_r* мощность принимаемого отклика радиосигнала,
- *P*_t мощность зондирующего импульса,

 λ - длина волны,

G - коэффициент усиления антенны,

 k_{ocn} – ослабление радиоволн в атмосфере

R - наклонная дальность до цели, σ - эффективная площадь рассеяния (ЭПР) соответствующей площадки разрешения.

В основном уравнении радиолокации ЭПР определяет обратное рассеяние как площадь (м²) дискретного объекта и является энергетической характеристикой, то есть определяет величину мощности принимаемого сигнала. Для протяженных поверхностей мерой рассеяния является удельная эффективная площадь рассеяния (УЭПР или σ°), которая является усредненной характеристикой эффективной площади рассеяния, отнесенной к единице площади зондируемого объекта и выражающейся в децибелах:

σ - эффективная площадь рассеяния,

 θ - угол падения, отсчитываемый от надира,

А – площадь рассеивающего участка изображения

На величину обратного рассеяния поверхности влияют:

- шероховатость мелкомасштабные и крупномасштабные (относительно длины волны) неровности,
- диэлектрические свойства зондируемого объекта
- частота радиолокатора,

 $\sigma_{\partial \mathcal{B}}^{0}(\theta) = 10\log_{10}(\frac{\sigma(\theta)}{\Lambda})$

- угол падения,
- поляризация.

Удельная эффективная площадь рассеяния (УЭПР)

При выполнении калибровки PCA-изображений цифровые значения пикселей преобразуются в относительные или абсолютные значения УЭПР. При относительной калибровке определяются параметры радиолокационной системы, необходимые для изучения временных и пространственных изменений рассеяния. При выполнении абсолютной калибровки значения яркости пикселей PCA-изображений преобразуются в значения σ° . УЭПР характеризует радиолокационное обратное рассеяние поверхности, и может использоваться для сравнения поверхностей, наблюдаемых различными радиолокационными системами.

В ЕКА разработана методика калибровки, позволяющие определять УЭПР по спутниковым РСА изображениям.

$$\sigma^{0} = \frac{DN^{2}}{A_{dn}^{2}K} * \frac{1}{G^{2}} * \left(\frac{R}{R_{ref}}\right)^{3} * \sin(\theta)$$

где

G - коэффициент усиления антенны,

θ) К - абсолютная калибровочная константа,

DN - среднее значение яркости пикселя,

 $\boldsymbol{\theta}$ - угол падения, соответствующий данному пикселю.

Для PCA-изображений с широкой полосой обзора: Radarsat-2 Sentinel-1



Envisat



$$\sigma^0 = \frac{DN^2}{A^2}$$

УЭПР морских льдов



1-тонкий, 2 - ровный средний, 3 – ровный толстый, 4 – торосистый, 5 – сильно торосистый, 6 – очень сильно торосистый (по данным Onstott, 1997)

Обратное рассеяние для различных видов льдов, наблюдавшихся во время экспериментов по валидации данных PCA ERS в Баренцевом море в 1991 г.

Основными особенностями изменения УЭПР морских льдов в Ки-, Х-, и С-диапазонах являются низкие значения у начальных льдов и ниласа, их повышение у серого льда и понижение у однолетнего льда с последующим увеличением при нарастании толщины последнего. УЭПР многолетнего льда значительно больше, чем однолетнего,

Значения УЭПР основных видов морских льдов зависят от местоположения льда в районе кромки или в массиве дрейфующих льдов.



Тонкий однолетний



Серый лед

Блинчатый + мелкобитый

Однолетний средний

УЭПР морских льдов: зависимость от угла падения

Угол падения, то есть угол от вертикали до направления распространения излучения, однозначно связан с горизонтальной дальностью. Геометрически, это соотношение определяется высотой спутника и кривизной Земли. Для изображений с широкой полосой обзора угол падения изменяется в пределах 20°-50°.



Зимний период

Зависимость УЭПР от угла зондирования для различных видов льдов по данным PCA L-, C-, X- Ки-диапазонов в зимний период [Onstott, 1992].

УЭПР морских льдов: зависимость от угла падения

Sentinel-1: ГГ-поляризация



Исходное РСА 16.01.2017. Морские льды в районе архипелага Шпицберген

Сложности интерпретации и обработки РСА



РСА изображение Sentinel-1, сверхширокая полоса обзора (EW), угол падения 33°

Зависимость УЭПР от угла падения на примере РСА изображений ENVISAT, широкая полоса обзора (WSM)

- 1) Сильная угловая зависимость УЭПР (17 47)
- 2) УЭПР перекрываются
- Вода при сильном ветре включает все диапазоны морских льдов разной стадии развития

УЭПР морских льдов: зависимость от поляризации

В радиолокации вид поляризации радиоволн определяется ориентировкой передающей антенны относительно поверхности Земли; применяют линейную поляризацию: горизонтальную (Н) и вертикальную (V). Соответственно радиоволны с горизонтальным вектором электрического поля называют горизонтально поляризованными, а с вертикальным – вертикально поляризованными. Применение поляризации радиолокационного сигнала в дистанционном зондировании основано на свойстве поляризации сигнала изменяться при взаимодействии с объектом. Изменение поляризации несет в себе информацию об объекте.

В радиолокаторах реализованы следующие режимы поляризации сигналов: **Параллельная поляризация** (также **ко-поляризация**), когда направленный и принятый сигнал имеют одну и ту же поляризацию: горизонтальную (HH) или вертикальную (VV).

Кросс-поляризация, когда направленный и принятый сигнал имеет различную поляризацию (HV или VH). Облучение объекта идет при одной поляризации, а принимается отраженный сигнал с другой поляризацией. Такие режимы позволяют получать сигналы обратного рассеяния, у которых в результате объемного рассеяния наблюдается поворот плоскости поляризации.

Морской лёд на РСА с одной поляризацией: ГГ-поляризация



Sentinel-1, 06.04.2016. Морские льды в районе архипелага Шпицберген

Морсой лёд и водная поверхность на РСА: две поляризации



Изображение района Шпицбергена, полученного со спутника Sentinel-1 (19.12.2015) в режиме двойной поляризации с шириной полосой ~500 км в: а) НН-поляризация, и б) НV –поляризация.

Изображения, получаемые при различных поляризациях радиоизлучения, а также с использованием отношения сигналов с различной поляризацией (σHH/σVV) и разности фаз ко-поляризационных сигналов (φHH-VV), позволяют более достоверно классифицировать объекты подстилающей поверхности, в частности разные виды льдов и взволнованную водную поверхность.

УЭПР: различные поляризации



Изображение района Шпицбергена, полученного со спутника Sentinel-1 (09.01.2017) в режиме двойной поляризации с шириной полосой ~500 км в: а) НН-поляризация, и б) НV –поляризация.

Открытая водная поверхность при сильном ветровом волнении может иметь в микроволновом диапазоне такие же рассеивающие свойства как молодой или многолетний лед. Спокойная водная поверхность на радиолокационных изображениях проявляется как зона низкого отраженного сигнала – имеет темный тон, практически такой же как в случае наблюдения однолетнего ровного льда. В условиях сильного ветра и развитого волнения, распознавание пространств открытой воды на фоне льдов значительно облегчается при использовании РСАизображений с двумя поляризациями (НН и НV), благодаря возникающей значительной разнице в сигнале от воды и льда.

Две поляризации: Граница припая



Изображение, полученное со спутника ENVISAT в режиме APM (15.04.2006; полоса IS-4).

На ко-пол лучше выделяются начальные льды, нилас, открытая вода и граница припая

Две поляризации: Формы льда



ΗH

ΗV

HH-HV

Изображение, полученное со спутника ENVISAT в режиме APM 12.09.2006 (полоса IS-1) к северу от Гренландии

Анализ кросс-поляризационного изображения позволяет оценить формы льда – выделить гигантские, обширные и большие поля, а также идентифицировать зоны разреженного мелкобитого и тертого льдов, характеризующиеся более темным тоном.

Две поляризации: Формы льда

ΗH

ΗV

HH-HV



Изображение, полученное со спутника ENVISAT в режиме APM 11.03.2006 (полоса IS-4) к северу от Гренландии

Две поляризации: Разрывы в ледяном покрове





HH

VV HH-VV Изображение, полученное со спутника ENVISAT в режиме APM 23.03.2006 (полоса IS-6) По ко-поляризационному отношению идентифицируются разрывы, покрытые серым льдом с солевыми цветами (белые линии) и серо-белым льдом (темные линии)

Две поляризации: Разрывы в ледяном покрове



Изображение восточной Арктики, полученное со спутника ENVISAT в режиме APM 07.03.2007 (IS–3). Широкие разрывы, покрытые серым льдом с солевыми цветами, выделяются светлым тоном, а покрытые ниласом – темным тоном. По кросс-поляризационному отношению дополнительно идентифицируется большое количество узких разрывов (белые линии), которые не видны на VV-поляризации. Данный эффект обусловлен большими различиями значений УЭПР серого льда в разрывах и окружающего льда на кросс-поляризационном изображении по сравнению с исходным, что позволяет выделять более узкие разрывы.

РЛ изображения на различных поляризациях

Кросс-поляризационное отношение, ENVISAT APM



ГГ/ГВ и ВВ/ВГ поляризации (зима)

УЭПР различных видов морских льдов, вычисленные по изображениям, полученным со спутника ENVISAT в режиме APM на HH-HV поляризациях (слева) и VV-VH поляризациях (справа).

Ко-поляризационное отношение, ENVISAT APM, VV/HH



ГГ- и ВВ-поляризации при больших углах падения обеспечивают:

разделение льда и водной поверхности, выделение полей однолетнего льда

ГГ- и ГВ-поляризации при малых углах падения: разделение взволнованной водной поверхности и полос льда выделение зон молодого льда

ВВ и ВГ-поляризации: выделение разрывов, покрытых серым льдом, среди многолетнего и однолетнего льдов (большие углы падения), выделение айсбергов на фоне взволнованной водной поверхности (малые углы падения).

Автоматизированная классификация морского льда по РСА данным

Общая схема этапов обработки РСА-изображений



1. Предварительная обработка

РСА-изображения с широкой полосой обзора:

- Угловая коррекция приведение к фиксированному углу зондирования ГГ,
- Удаление/подавление шума ГВ
- Абсолютная калибровка -расчет значений УЭПР

Предварительная обработка: SENTINEL-1 Коррекция зависимости УЭПР от угла падения: ГГ-поляризация



Предварительная обработка: SENTINEL-1

Удаление термального шума + по азимуту (>IPF 2.9) : ГВ-поляризация



1. Предварительная обработка

РСА-изображения с широкой полосой обзора:

- Угловая коррекция приведение к фиксированному углу зондирования ГГ
- Удаление/подавление шума ГВ
- Расчет значений УЭПР

2. Расчет текстурных характеристик (ТХ)

- Анализ текстурных характеристик -> определение параметров при расчете МСВ (Харалик) и эффективного набора ТХ
- Формирование выборки из набора рассчитанных ТХ для льдов разного возраста, выделенных ледовыми экспертами



Текстура РСА-изображения



Нилас



Разрыв, заполненный молодым льдом





Многолетний лед

Однолетний ровный



Однолетний деформированный

Текстурные характеристики Матрица совместной встречаемости (МСВ)



Харалик: текстурные характеристики

13 characteristics

 $Energy = \sum_{i} \sum_{j} S_{d, \theta}^{2}(i, j)$ - мера хаотичности; минимальна, когда все элементы равны

$$Entropy = -\sum_{i} \sum_{j} S_{d,\theta}(i,j) \log_2 S_{d,\theta}(i,j)$$

мера хаотичности;
 максимальна, когда все элементы равны

$$Contrast = \sum_{i} \sum_{j} (i - j)^{2} S_{d,\theta}(i, j)$$
Inertia

мала, когда большие элементы вблизи
 главной диагонали, т.е. при наиболее
 незначительном изменении уровня яркости пар
 пикселей

Homogeneity = $\sum_{i} \sum_{j} \frac{S_{d,\theta}(i,j)}{1+(i-j)^2}$

мера гладкости, мала при наиболее незначительном
 изменении уровня яркости пар пикселей (большие элементы
 МСВ далеки от главной диагонали)

Inverse Difference Moment

Textural Features for Image Classification / R. M. Haralick, K. Shanmugan, I. Dinstein // IEEE Trans. on Systems, Man and Cybernetics. – 1973. – Vol. SMC-3, Nr 6, Nov. – P. 610–621.

Расчет текстурных характеристик Матрица совместной встречаемости (МСВ)

- 1. Размер скользящего окна;
- 2. Количество уровней квантования(К);
- Расстояние между парой пиклелей(d);
- Направление сдвига скользящего окна(Ө).

$$S_{d,\theta}(i,j) = \frac{P_{d,\theta}(i,j)}{\sum_{i=0}^{K=1} \sum_{j=0}^{K=1} P_{d,\theta}(i,j)}$$

- $S_{d, \theta}$ мсв
- $P_{d, heta}$ количество пар соседних пикселей



- d расстояние между соседними пикселями
 K количество уровней квантования «серого» *i* и *j* = уровни «серого»(0 255)
- heta фиксированное направление (угол) сдвига окна (0 $^{\circ}$, 45 $^{\circ}$, 90 $^{\circ}$ и 135 $^{\circ}$)

Размер окна и детализация

инерция







Размер окна и информативность



Межпиксельное расстояние и информативность



Набор текстурных характеристик и информативность



Информативность текстурных характеристик



1. Предварительная обработка

РСА-изображения с широкой полосой обзора:

- Угловая коррекция приведение к фиксированному углу зондирования ГГ
- Удаление/подавление шума ГВ
- Расчет значений УЭПР

2. Расчет текстурных характеристик (TX)

- Анализ текстурных характеристик -> определение параметров при расчете МСВ (Харалик) и эффективного набора ТХ
- Формирование выборки из набора рассчитанных ТХ для льдов разного возраста,

выделенных ледовыми экспертами

3. Методы классификации

- Метод нейронных сетей Neural Networks
- Байесовский метод Bayesian approach
- Метод опорных векторов
 Support Vector Machine

Классификация с обучением. Методы Нейронных сетей

Искусственные нейронные сети (HC) — математические модели, а также их программные или аппаратные реализации, построенные по принципу организации и функционирования биологических нейронных сетей

НС представляют собой систему соединённых и взаимодействующих между собой простых процессоров (искусственных нейронов).



Схема простой нейронной сети. входные элементы (набор ТХ + УЭПР) скрытые слои (может быть один и более с разным количеством нейронов экспериментально) выходной слой - элемент

Нейронные сети обучаются. Возможность обучения — одно из главных преимуществ нейронных сетей перед традиционными алгоритмами.

Технически обучение заключается в нахождении коэффициентов связей между нейронами. В процессе обучения нейронная сеть способна выявлять сложные зависимости между входными данными и выходными, а также выполнять обобщение.

Нейронные сети: настройка

скорректированное РСА-изображение

текстурные характеристики



Алгоритм автоматической классификации льда по PCA-изображениям ENVISAT Цен⁻



Центральная Арктика

Envisat ASAR WSM (06.02.2008)



- Однолет. ровный или тонкий
 Однолет. деформир или средний
 - многолетний
 - 2-х летний или однолетний
 - толстый
 - неклассифицированные
 - пиксели

Sentinel-1A



a) РСА-изображение Sentinel-1A EW (HH + HV), 06 апреля 2016 года, 13:02 по Гринвичу; б) результат классификации методом HC: розовым цветом обозначен молодой лед, темно-зеленый – однолетний толстый и средний, зеленым – однолетний тонкий ровный, синий – вода, светло-синий – нилас / спокойная вода в разрывах.

Нейронные сети: настройка

скорректированное РСА-изображение

текстурные характеристики



Алгоритм автоматической классификации лед-вода по РСА-изображениям ENVISAT





Пролив Фрама 30 January 2011 Белый цвет – лед Черный – земля Синий – вода Темно-синий – спокойная вода или нилас Зеленый – некласс. пиксели



Классификация с обучением. Метод опорных векторов

Теорию и алгоритмы SVM (метода опорных векторов), разработал В.Н.Вапник. Метод стал одним из ведущих методов классификации многомерных данных.

Владимир Наумович Вапник родился в СССР 6 декабря 1936 году. Учился в Узбекском государственном университете в Самарканде, защитил кандидатскую диссертацию по статистике в Институте проблем управления (Москва) в 1964. С 1990 работает в США: по 2002 - в АТ&Т Bell Labs, с 2002 по настоящее время - в NEC (Princeton, New Jersey). Он также является профессором компьютерных наук и статистики в Лондонском университете и профессором компьютерных наук в Колумбийском университете (Нью-Йорк)



3. Методы классификации



Задача — разделение объектов на два непересекающихся класса путем нахождения разделяющей гиперплоскости для разбиения выборки из двух классов. Разделяющая гиперплоскость должна максимально далеко отстоять от ближайших к ней точек обоих классов (т.е. условие максимизации зазора (margin).

Нахождение опорных векторов – итерационные процедуры:

- Выбирается произвольная точка выборки и находится ближайшая к ней точка другого класса. Для неё, в свою очередь, находится ближайшая точка первого класса и т.д. Итерационный процесс быстро сходится к паре пограничных точек.
- 2. Строится несколько грубых линейных классификаторов и находятся ближайшие точки.

Метод опорных векторов настройка



Метод опорных векторов классификация

Original SAR image



TF: total 12 inputs

HH: energy, inertia, cluster prominence, entropy, 3rd central statistical moment, Sigma-0, STD, **HV**: energy, correlation, homogeneity, entropy, Sigma-0

Алгоритм автоматической классификации лед-вода по PCA-изображениям RADARSAT-2

Svalbard, March 14, 2013



а) исходное РСА-изображение; б) результат классификации: синий цвет – вода; белый – лед; зеленый – земля; в) фрагмент ледовой карты НМИ, 01 марта 2013 г.

```
Пример автоматизированной классификации «лед-вода» PCA-
изображения RADARSAT-2,
1 марта 2013 г.
```

Обработано более 2700 снимков: точность 91 %

comparison with metholice thatts			
Overall	OW error	Ice error	
accuracy			
95.7 %	0.2 %	4.0 %	

Comparison with met no ice charts

Алгоритм автоматической классификации лед-вода по PCA-изображениям Sentinel-1



October 5, 2014 (north of Svalbard, Fram Strait)

 В отличие от нейронных сетей, метод опорных векторов меньше страдает от перетренировки (overfitting): ситуаций, в которых алгоритм выявляет некие частные закономерности в тренировочных данных, в результате чего хорошо работает с тренировочным набором, но показывает очень плохой результат на новых данных.
 Скорость работы «Там где нейросеть тренировалась несколько часов, и все равно не

было уверенности, что она нашла глобальный оптимум, SVM с использованием пакета LIBSVM (библиотеки для SVM C/C++) за минуту конвергирует к глобальному оптимуму»

Классификация с обучением. Метод Байеса

Байесовская классификация отличается от других методов классификации тем, что она исходит из известной заранее априорной вероятности существования объекта данного класса. В других методах перед началом классификации подразумевается равновероятность события, состоящего в том, что объект принадлежит к тому или иному классу.

Формула Байеса позволяет по известному факту события вычислить вероятность того, что оно было вызвано конкретной причиной, т.е. «переставить причину и следствие».

При анализе спутниковых изображений морского льда принимается решение в пользу того вида льда, для которого величина апостериорной вероятности $p(\omega_j/x_j)$ максимальна. Эта вероятность вычисляется по формуле Байеса:

$$p(\omega_j / x_i) = p(x_i / \omega_j) \times p(\omega_j) / p(x_i)$$
$$p(x_i) = \sum_{j=1}^{N} p(x_i / \omega_j) \times p(\omega_j)$$

Где $p(\omega_i)$ – априорная вероятность, $p(x/\omega_i)$ – условная плотность распределения величины x_i в состоянии ω_i .



Томас Байес (1702-1761) родился в Лондоне, в семье пресвитерианского священника. Как сын духовного лица Байес получил сугубо домашнее образование. Он рано проявил большие способности к математике, однако пошел по стопам отца и стал священником. В 1742 году был избран в члены лондонского Королевского общества, хотя не опубликовал ни одной работы по математике. Исследования Байеса в области теории вероятностей были изложены им в "Эссе о решении проблем в теории случайных событий". Эту работу после смерти Байеса обнаружил друг Ричард Прайс, который переслал статью в академию. В 1764 г. «Эссе» опубликовали в «Трудах Лондонского Королевского общества», так к Байесу пришла мировая известность.

Решение принимается в пользу:

 ω_{my} , если $p(\omega_{my}/x_i) > p(\omega_{fy}/x_i)$ и $p(\omega_{my}/x_i) > p(\omega_{fd}/x_i)$ ω_{fy} , если $p(\omega_{fy}/x_i) > p(\omega_{my}/x_i)$ и $p(\omega_{fy}/x_i) > p(\omega_{fd}/x_i)$ ω_{fd} , если $p(\omega_{fd}/x_i) > p(\omega_{my}/x_i)$ и $p(\omega_{fd}/x_i) > p(\omega_{fy}/x_i)$

Для того, чтобы применять правило Байеса, необходимо знать условные плотности распределения и априорные вероятности.

3. Методы классификации

Условные плотности распределения значений УЭПР (апостериорные вероятности) определялись по участкам рассматриваемых видов льдов, выделенных визуально на калиброванных изображениях, получаемых с радиолокатора спутников Envisat и RADARSAT-2, и были взяты как «характерные» для данной части Арктики.



Апостериорные вероятности : угол падения = 33 (samples averaged in10 x 10 pixels)



Точность байесовской классификации зависит от достоверности оценки априорной вероятности. Если такая достоверность низка, то байесовский подход может привести к существенным ошибкам классификации, особенно при распознавании объектов редко встречающихся классов.

Для успешного применения метода Байеса для классификации морского льда по данным дистанционного зондирования необходимы достоверные значения априорной вероятности существования ледяного объекта данного класса в конкретное время в конкретном регионе. В ААНИИ с использованием метода Байеса разработан алгоритм классификации льдов по возрасту (например, многолетний, однолетний и однолетний деформированный льды) с учетом региональных особенностей этих видов льдов для разных секторов Арктики. В этом алгоритме априорные оценки вероятности наблюдения данного вида льда в конкретном арктическом районе были получены двумя способами:

- на основании опубликованных значений распространенности льдов в определенный сезон года в определенном районе, полученных по результатам многолетних наблюдений;
- 2) с помощью анализа карт ледовой обстановки в арктических морях, построенных ледовым центром ААНИИ за предыдущие годы с использованием спутниковых данных.

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



Для оценки априорной вероятности использованы статистические оценки, полученные по выборке из карт ледовой обстановки, подготовленных в ААНИИ на основании регулярных спутниковых данных последних лет с учетом наблюдений судов и полярных станций. Возрастные градации льда на этих картах были определены ледовыми экспертами.

Значения априорных вероятностей существования основных видов льда для конкретного месяца года в отдельных арктических морях были ранжированы с учетом типа сезона («мягкая зима», «умеренная зима», «суровая зима»).



Карта ледяного покрова участка Карского моря вблизи Новой Земли, построенная ледовыми экспертами ААНИИ. Май 2013 г. Красной рамкой показано положение спутникового снимка, приведенного ниже.



Ледяной покров участка Карского моря вблизи Новой Земли. Май 2013 г.

Байесовская классификация по РСА-изображению, полученному с ИСЗ RADARSAT-2

а) с использованием априорных
 коэффициентов по данным
 многолетних наблюдений:

1- однолетний ровный лед;

2-однолетний деформированный лед; 3 – вода;

 б) с использованием априорных коэффициентов, полученных по комплексным ледовым картам ААНИИ: 1- вода (нилас),

2 – однолетний средний лед.

Пример байесовской классификации морских льдов по данным PCA ENVISAT с использованием априорных вероятностей по данным многолетних наблюдений

Центральная Арктика



a) Фрагмент РСА-изображения ENVISAT (НН-поляризация), район к северу от Баренцева моря, 14 января 2008 года, 11:59 по Гринвичу; б) результат классификации методом Байеса: красным цветом обозначен многолетний лед, синим – однолетний деформированный, зеленым – однолетний ровный

Выводы

В заключение обзора методов классификации ледяного покрова арктических морей по спутниковым радиолокационным изображениям высокого разрешения необходимо отметить, что до сих пор оперативное картирование морского льда производится вручную ледовыми аналитиками. Этот процесс весьма трудоемкий и носит субъективный характер, поэтому разработка автоматизированных алгоритмов картирования льда безусловно необходима.

В настоящее время предложено несколько автоматических алгоритмов классификации PCAизображений морских льдов, но большинство из них находится на стадии тестирования и не используется в оперативном режиме. Надежды на широкое использование в оперативной практике технологий автоматизированного картирования морских льдов связывают, прежде всего, с выводом на орбиты перспективных радиолокационных спутников с режимом компактной поляриметрической моды, сочетающей широкий пространственный обзор с хорошими классификационными возможностями поляриметрических данных.

Несомненно, дальнейшее развитие будут иметь объектно-ориентированные методы классификации, разрабатываемые под задачи конкретных потребителей для локальных районов Арктики. Для создания таких методов нужны будут специализированные базы данных и базы знаний по арктическим морям, включающие блок спутниковых данных.

Автоматические алгоритмы классификации морского льда в перспективе могут стать составной частью автоматизированной комплексной системы обработки спутниковой информации, предназначенной для мониторинга полярных арктических регионов, включая наземные территории и поверхность Северного Ледовитого океана.

СПАСИБО ЗА ВНИМАНИЕ!