

Классификация морских льдов на PCA изображениях спутника ENVISAT

Н.Ю. Захваткина^{1,2}, В.Ю. Александров¹, А.А. Коросов¹, О.М. Йоханнессен¹

¹ *Международный центр по окружающей среде и дистанционному зондированию им. Нансена (Фонд «Нансен-центр»)*

199034, Санкт-Петербург, В.О., 14-я линия, 7, оф. 49

E-mail: natalia.piotrovskaya@niersc.spb.ru

² *Арктический и антарктический научно-исследовательский институт*

199397, Россия, Санкт-Петербург, ул. Беринга, 38

Для решения задачи классификации морских льдов на изображениях спутника Envisat, получаемых усовершенствованной радиолокационной станцией с синтезированной апертурой, использован алгоритм, основанный на модели нейронных сетей с обратным распространением ошибки в комбинации с экспертными оценками. Основными входными параметрами классификации являются удельная эффективная площадь рассеяния морских льдов и вычисляемые текстурные признаки изображений. Определены оптимальные значения параметров алгоритма классификации радиолокационных изображений с широкой полосой обзора, получаемых с ENVISAT – размер скользящего окна и межпиксельное расстояние на стадии расчета текстурных характеристик. Согласно предварительным оценкам и сравнениям с результатами визуальной интерпретации тестовых данных ошибка классификации изображений методом нейронной сети составила 15% для однолетнего ровного, 17% для однолетнего деформированного и 20% для многолетнего льдов. Разработанный алгоритм был протестирован на серии изображений морских льдов центральной Арктики.

Ключевые слова: спутник Envisat, радиолокационные изображения высокого разрешения, классификация морского льда, Арктический район, нейронные сети, текстурные признаки.

Введение

Большая продолжительность темного времени и частое наличие облачности создают предпосылки использования технологий радиолокационного зондирования для мониторинга морских льдов в Арктике. Получение детальной ледовой информации по большим районам Арктики возможно с применением спутниковых радиолокаторов с синтезированной апертурой (РСА). При интерпретации полученных РСА изображений определяются основные навигационные характеристики льдов – возраст и сплоченность [1].

Особенности изображений Envisat ASAR

В процесс интерпретации изображений определяются основные возрастные характеристики морских льдов в соответствии с принятой классификацией. В работе использована классификация, разработанная в Арктическом и антарктическом научно-исследовательском институте. Классификация содержит термины и определения, согласованные с номенклатурой морского льда Всемирной Метеорологической Организации [2].

При интерпретации РЛ-изображений основным прямым дешифровочным признаком является яркость радиолокационного изображения, определяемая удельной эффективной площадью рассеяния (УЭПР) морских льдов. Яркость изображения зависит от многих параметров

и может значительно изменяться в зависимости времени года, вида льда, его форм, рельефа поверхности ледяного покрова, а также от технических параметров РСА, таких как угол падения и поляризация электромагнитного излучения. Разные виды льда могут по-разному изображаться на снимках, что значительно усложняет процедуру визуального анализа [1, 3].

Изображения с широкой полосой обзора (420 км), получаемые усовершенствованной РСА со спутника ENVISAT на ВВ- и ГГ-поляризациях имеют пространственное разрешение 150 м и диапазон углов падения от 16° до 43°. Для этих изображений характерно уменьшение яркости в дальней части полосы обзора относительно ближней, что обусловлено зависимостью УЭПР подстилающей поверхности от угла падения. Для получения равноконтрастного изображения по всей полосе обзора использовалась разработанная нами методика приведения УЭПР морских льдов к заданному углу падения [4].

Выбор входных параметров: текстурные признаки РЛ-изображений

Использование в процедуре автоматической классификации РСА изображений только значений УЭПР морского льда не позволяет однозначно выделить различные классы льдов. Их разделение может быть улучшено путем использования текстурных признаков изображения [5, 6].

Характер текстуры, соответствующей разным типам льда, может быть весьма разнообразен. Текстура зависит от пространственного масштаба неоднородностей на поверхности морских льдов и в его объеме, а также пространственного разрешения радиолокатора. Для её численного описания применяются текстурные признаки, вычисляемые на анализируемом участке РЛ-изображения по матрице совместной встречаемости уровней яркости (МСВ), которая определяется как [7]:

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

Матрица совместной встречаемости $S_{d,\alpha}$ строится для различных направлений $\alpha = (0^\circ, 45^\circ, 90^\circ, 135^\circ)$, и расстояний между соседними пикселями $d = 1 \dots K-1$, где $i, j = 0 \dots K-1$, (где K – количество уровней яркости). Для каждого направления и расстояния создается собственная матрица, в каждую ячейку (i, j) которой записывается вероятность того, что разделенные расстоянием d пиксели имеют яркости i и j .

Согласно (8) при вычислении параметров текстуры достаточно использовать количество уровней яркости в диапазоне от 16 до 32. По данным работ [5, 6, 9] оптимальным количеством уровней является 16. Инвариантность распознавания ледяных полей к повороту, достигается усреднением значений МСВ по четырем направлениям α , что также повышает точность классификации [10].

Таким образом, МСВ является квадратной, с размерностью по вертикали и горизонтали, равной числу использованных уровней яркости K . По матрице совместной встречаемости вычисляется ряд текстурных признаков изображений [7, 11, 12], например, корреляция, инерция, однородность и т.д.

Исследование применимости текстурных признаков и статистических моментов яркости второго и более высоких порядков показали увеличение вероятности правильного распознавания морских льдов на РСА изображениях со спутников ERS и RADARSAT. По мнению ряда исследователей, текстурные признаки и статистики высокого порядка вносят более весомый вклад в разделение льдов, чем УЭПР [9, 13, 14, 15, 16, 17, 18].

Набор наиболее информативных признаков отличается от исследования к исследованию и зависит от таких факторов, как географический район, окружающие условия, тип спутниковой информации и т.д. Предварительный анализ показал, что наиболее информативными признаками

являются: корреляция, инерция, выпуклость кластера, энергия, однородность и энтропия, а также центральные статистические моменты яркости изображения третьего и четвертого порядков. При вычислении текстурных характеристик морских льдов по МСВ необходимо определить оптимальные параметры расчета: размер окна вычислений и межпиксельное расстояние для повышения эффективности выделения морских льдов на изображениях.

Для определения оптимального размера окна вычислений, используя визуальную оценку ледовых экспертов, был рассчитан набор вышеперечисленных текстурных характеристик для основных видов морского льда центрального Арктического бассейна (однолетнего, однолетнего деформированного и многолетнего). Скользящее окно перемещалось в границах областей каждого вида льда, визуально определенных ледовыми экспертами на нескольких РСА изображениях. Для каждого вида льда получены средние значения текстурных признаков и средние значения УЭПР (рис. 1). Вычисления проводились при размерах окна 16, 32, 64 и 128 пикселей.

По распределению средних значений текстурных характеристик для разных видов льдов оптимальный размер окна вычислений выбран 32 на 32, т.к. здесь наблюдаются значительные различия разных видов льдов для корреляции, инерции и центральных статистических моментов (рис. 1).

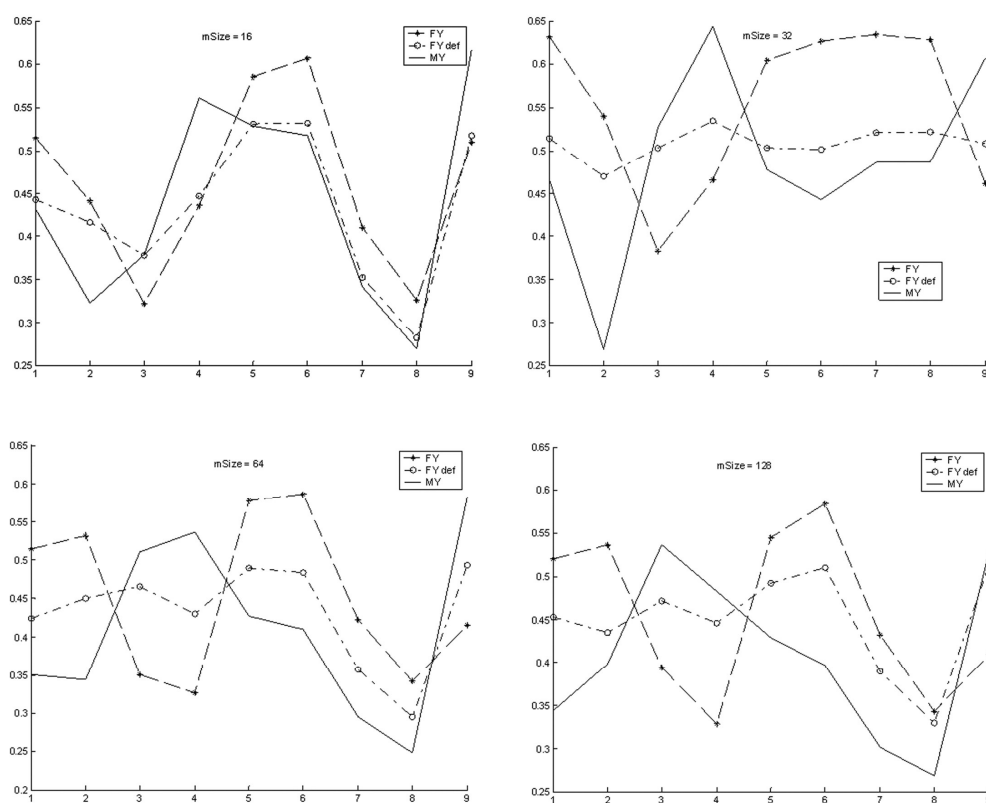


Рис. 1. Нормализованные средние значения текстурных характеристик, рассчитанных с разным размером окна вычислений, для трех видов льдов.

Примечание: 1 – энергия, 2 – корреляция, 3 – инерция или контраст, 4 – выпуклость кластера, 5 – однородность, 6 – энтропия, 7 – 3^{ий} центральный статистический момент яркости, 8 – 4^{ий} центральный статистический момент яркости, 9 – среднее значение УЭПР.

Изменение расстояния d (см. формулу 1) между соседними пикселями играет определяющую роль при расчетах текстурных характеристик [9, 16]. Используя визуальную оценку ледовых экспертов, был рассчитан набор текстурных характеристик для трех видов льда с разными расстояниями – 2, 4, 8 и 16 – между соседними пикселями в «скользящем окне» размером 32 на

32. Значительное улучшение в разделении исследуемых классов морских льдов достигается при значении межпиксельного расстояния $d = 4$. Полученные данные использовались для создания, обучения и определения параметров нейронной сети при классификации морских льдов Арктического бассейна.

Классификация методом нейронных сетей

Для реализации метода нейронных сетей (НС) используется программный пакет SNNS (Stuttgart Neural Network Simulator), разработанный в университете Штуттгарта. Алгоритм классификации методом нейронных сетей состоит из последовательности следующих этапов:

- 1) угловой коррекции РСА изображений;
- 2) экспертного анализа изображений и выделения различных видов морских льдов;
- 3) расчета текстурных параметров для определённых видов льдов;
- 4) создания нейронной сети – выбора топологии;
- 5) обучения сети;
- 6) обработки снимка.

Выбор топологии сети осуществляется исходя из условий поставленной задачи и качества как исходных, так и анализируемых впоследствии данных [19]. В нашем случае выбор архитектуры сети, ее обучение и выбор входных признаков производились применительно к решению задачи классификации РСА изображений морских льдов района центральной Арктики.

Для формирования выборки при тренировке нейронной сети были отобраны обучающие примеры и осуществлено преобразование соответствующей информации к виду, используемому на входе НС. На первом этапе формируется база данных текстурных характеристик изображений эталонных участков однолетнего ровного, однолетнего деформированного и многолетнего льдов. Ледовые эксперты по тестовым изображениям выбирали наиболее характерные участки этих видов льдов, для каждого из которых рассчитывается набор текстурных характеристик и средние значения УЭПР. Таким образом, для каждого эталона формируется допустимый диапазон значений признаков.

Оптимальная конфигурация нейронной сети для классификации скорректированного изображения морского льда, полученного с Envisat ASAR, состоит из 9 нейронов во входном слое, соответствующих количеству используемых признаков, одного скрытого слоя с 6 нейронами и 3 нейронами в выходном. Выходные параметры соответствуют классам многолетнего, однолетнего ровного и однолетнего деформированного льдов.

Обученная нейронная сеть используется для непосредственной классификации изображений. На вход НС подаётся набор признаков РСА изображения, определенных для тренировочного и тестового массивов. Технология применения текстурных характеристик при классификации с обучением заключается в том, что сначала рассчитываются текстурные признаки для выбранных областей, после чего НС обучается распознаванию схожих образов на вновь поступающих изображениях. Классификация осуществлялась для однолетнего ровного, однолетнего деформированного и многолетнего льдов.

Для оценки достоверности результатов работы сети на основе их визуальной интерпретации было классифицировано несколько РСА изображений. Натренированная нейронная сеть использовалась для классификации этих изображений. Затем производилось сравнение результатов экспертного дешифрирования со значениями, полученными на выходе сети. Согласно предварительным оценкам ошибка классификации изображений методом НС составила 15% для однолетнего ровного льда, 20% для многолетнего и 17% для однолетнего деформированного льдов.

Верификация методики

Верификация методики применения нейронных сетей с использованием текстурных признаков для классификации РСА изображений морских льдов центральной Арктики – однолетнего ровного и деформированного, а также многолетнего льдов проведена на примере РСА изображения, полученного 04 февраля 2008 г.

Верификация этого алгоритма была выполнена на примере ледяного покрова в районе дрейфующей станции «Северный Полюс – 35» (СП-35). В этом районе имеется возможность использования натуральных наземных наблюдений, включая регулярное определение точных координат ледяного образования. Используемые в исследовании РСА изображения были предоставлены «Центром по окружающей среде и дистанционному зондированию им. Нансена» (Норвегия).

Для непосредственного применения нейронной сети для классификации РСА изображения ледяного покрова была выполнена угловая коррекция снимка. На рисунке 2 показан пример всех стадий обработки фрагмента РСА изображения от 04 февраля 2008 г., на котором представлена дрейфующая станция СП-35, расположенная на поле старого льда. Станция была открыта 21 сентября 2007 года вблизи северной оконечности архипелага Северная Земля и постоянно дрейфовала на северо-запад, запад и затем на юго-запад. В период января – марта дрейф станции проходил в западном направлении приблизительно вдоль 85°N .

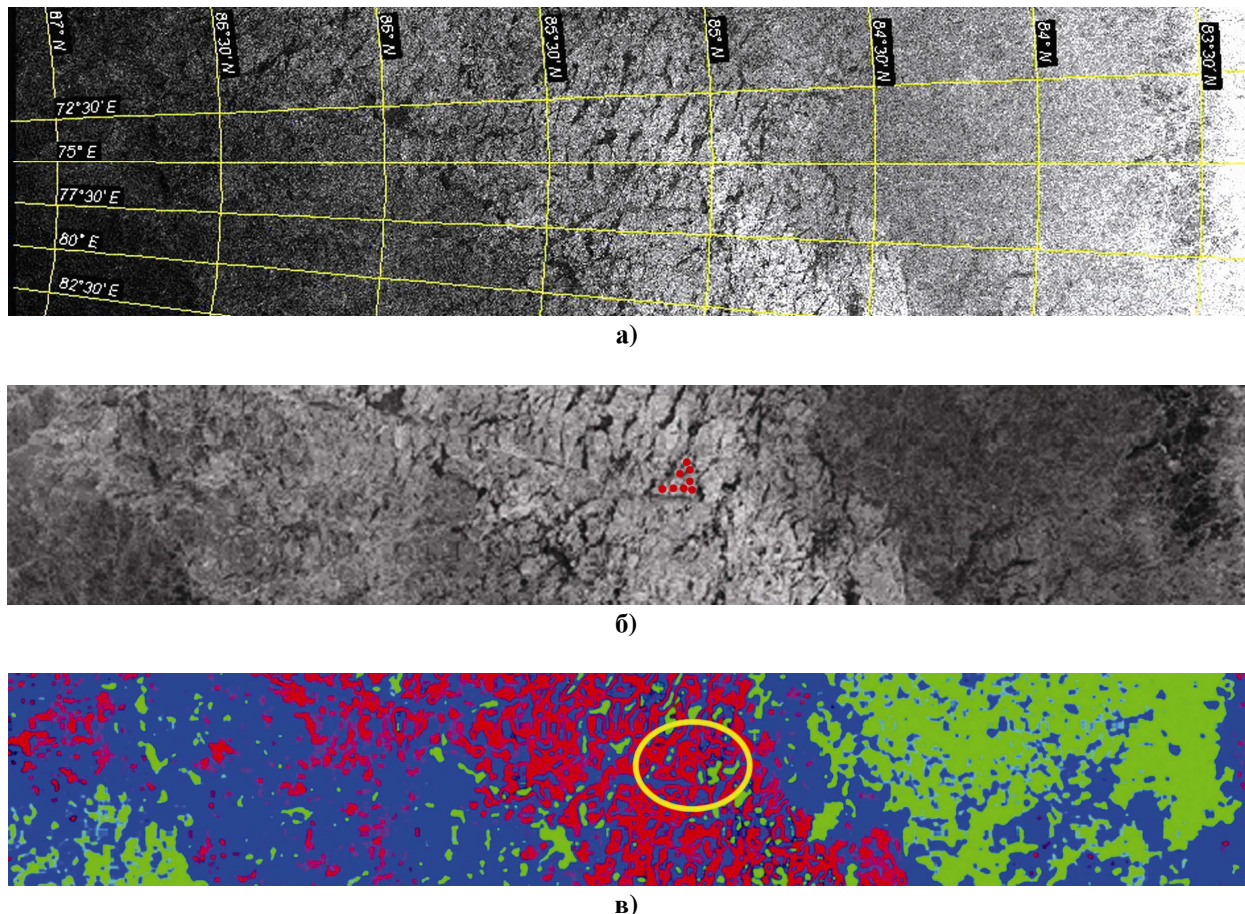


Рис. 2. Пример автоматической классификации фрагмента ASAR изображения 04.02.2008 г. района СП-35 с применением алгоритма НС а) «сырой» снимок с координатной сеткой б) скорректированное на угол падения РСА изображение (обозначена СП-35); в) результат автоматической классификации этого изображения алгоритмом НС. Красный цвет – многолетний лед, синий – однолетний деформированный, зеленый – однолетний ровный

Ледяное поле, на котором был построен лагерь дрейфующей станции СП–35, представляет собой конгломерат смерзшихся обломков полей старого льда различных размеров, толщины и конфигурации. Монолитные обломки полей старого льда не касаются между собой и разделены полосами однолетнего льда с включениями битого старого льда.

Результаты классификации оценивались по данным экспертного анализа изображений и ледовых наблюдений с самолёта, из чего можно сделать вывод, что поля старого льда и зоны однолетнего ровного льда в большинстве случаев классифицировались правильно. Некоторые проблемы возникали при оценке достоверности классификации зон однолетнего деформированного льда.

Заключение

Разработан и протестирован алгоритм автоматизированной классификации РСА изображений трех видов морского льда в районах центральной Арктики в холодный период года. Проведенный статистический анализ позволил выделить наиболее информативные признаки РСА изображения, разработать технологию определения оптимальных параметров расчета текстурных характеристик и статистических моментов яркости и включить их в процедуру автоматизированной классификации. Оптимальными параметрами алгоритма являются: размер скользящего окна 32×32 и межпиксельное расстояние 4.

В разработанном алгоритме классификации РСА изображений морских льдов в качестве входных данных наряду с УЭПР использовались текстурные признаки. Набор входных параметров был рассчитан на основе скорректированных на угол падения РСА изображений, с использованием которых осуществлялась тренировка сети. Нейронная сеть была натренирована с помощью алгоритма обратного распространения ошибок на основе визуальных оценок ледовыми экспертами серии РСА изображений Арктического бассейна.

Литература

1. Йоханнессен О.М., Александров В.Ю., Фролов И.Е., Сандвен С., Петтерссон Л.Х., Бобылев Л.П., Клостер К., Смирнов В.Г., Миронов Е.У., Бабич Н.Г. Научные исследования в Арктике. Том 3. Дистанционное зондирование морских льдов на Северном морском пути: изучение и применение. СПб.: Наука, 2007. – 512 с., ил.
2. Международная символика для морских ледовых карт и номенклатура морских льдов / Под общей редакцией Б.А. Крутских. Л.: Гидрометеиздат, 1984. 56 с.
3. Microwave Remote Sensing of Sea Ice / Ed. F.D. Carsey. Geophysical Monograph 68, American Geophysical Union, Washington, 1992, 462 p.
4. Александров В.Ю., Пиотровская Н.Ю. Оценка УЭПР морских льдов разного возраста по радиолокационным изображениям спутника Envisat // Исслед. Земли из Космоса, 2008. № 4. С. 3–11.
5. Hara Y., Atkins R.G., Shin R.T., Kong J.A., Yueh S.H., Kwok R. Application of neural networks to radar image classification // IEEE Tran. on Geos. and Remote Sens. Vol. 32. No. 1. Jan. 1994. Pp. 100-109.
6. Bogdanov A.V., Sandven S., Johannessen O.M., Alexandrov V.Yu., Bobylev L.P. Multisensor Approach to Automated Classification of Sea Ice // IEEE Tran. on Geos. and Remote Sens. Vol. 43. No. 7. July 2005. Pp. 1648-1664.
7. Haralick R. M., Shanmugan K., Dinstein I. Textural features for image classification // IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics. Vol. SMC-3. No. 6. Pp. 610–621. Nov. 1973.
8. Clausi D.A., Jernigan M. Ed. A Fast Method to Determine Co-occurrence Texture Features // IEEE Tran. on Geos. and Remote Sens. Vol. 36. No. 1. Pp. 298-300. January 1998.
9. Soh L. K., Tsatsoulis C. Texture analysis of SAR sea ice imagery using gray level co-occurrence matrices // IEEE Tran. on Geos. and Remote Sens. Vol. 37. No. 2. Pp. 780–795. Mar. 1999.

10. *Clausi D.A.* An analysis of co-occurrence texture statistics as a function of grey level quantization // *Canadian Journal of Remote Sensing*. Vol. 28. No. 1. 2002. Pp. 45-62.
11. *Прэмм У.* Цифровая обработка изображений: Пер. с англ. М: Мир, 1982 – Кн. 2 – 480 с., ил.
12. *Baraldi A., Parmiggiani F.* An Investigation of the Textural Characteristics Associated with Gray Level Cooccurens Matrix Statistical Parameters // *IEEE Tran. on Geos. and Remote Sens.* Vol. 33. No. 2. Mar. 1995. Pp. 293-304.
13. *Wackerman C.C., Miller D. L.* An automated algorithm for sea ice classification in the marginal ice zone using ERS-1 synthetic aperture radar imagery // *ERIM, Ann Arbor., MI, Tech. Rep.*, 1996.
14. *Nystuen J. A., Garcia Jr. F.W.* Sea ice classification using SAR backscatter statistics // *IEEE Tran. on Geos. and Remote Sens.* Vol. 30. No. 3. Pp. 502-509. May 1992.
15. *Holmes Q. A., Nuesch D. R., Shuchman R. A.* Textural analysis and real-time classification of sea ice types using digital SAR data // *IEEE Tran. on Geos. and Remote Sens.* Vol. 22. No. 2. Pp. 113–120. Mar. 1984.
16. *Shokr M.E.* Evaluation of second-order texture parameters for sea ice classification from radar images // *J. Geophys. Res.* Vol. 96. No. C6. Pp. 10625–10640. Jun. 1991.
17. *Collins M.J., Livingstone C.E., Raney R.K.* Discrimination of sea ice in the Labrador marginal ice zone from synthetic aperture radar image texture // *Int. J. Remote Sensing*. Vol. 18. No. 3. 1997. Pp. 535-571.
18. *Barber D.G., Shokr M.E., Fernandes R. A., Soulis E D., Flett D. G., Le Drew E.F.* A comparison of second-order classifiers for SAR sea ice discrimination // *Photogram. Eng. Remote Sens.* Vol. 59. No. 9. Sep. 1993. Pp. 1397–1408.
19. *Хайкин С.* Нейронные сети: полный курс. Второе издание: Пер. с англ. – М.: Издательский дом «Вильямс», 2006. – 1104 с.: ил. – Парал. тит. англ.

Sea ice classification using ENVISAT ASAR images

N.Yu. Zakhvatkina^{1,2}, V.Yu. Alexandrov¹, A.A. Korosov¹, O.M. Johannessen

¹*Nansen International Environmental and Remote Sensing Center (Nansen Center)
199034, Russia, S.Petersburg, Vasilievsky Island, 14th line, 7, office 49*

E-mail: natalia.piotrovskaya@niersc.spb.ru

²*Arctic and Antarctic Research Institute
199397, Russia, S.Petersburg, Beringa str., 38*

A multilayer feed forward neural network algorithm is presented for Arctic sea ice classification in the winter period. The algorithm uses Envisat advanced synthetic aperture radar images and extracted backscatter coefficients and image texture features. Parameters of texture features calculation are investigated using ASAR HH-polarization Wide Swath images (sliding window size and co-occurrence distance). Based on visual interpretation data of ASAR images, a neural network is trained for doing first-year level and rough ice and multiyear ice classification. Preliminary neural network classification errors are 15% for level first-year, 17% for deformed first-year and 20% for multiyear ice.

Keywords: satellite Envisat, advanced synthetic aperture radar images, sea ice classification, Arctic region, neural network, texture features.