УДК 551.326.14+528.8.044.2

Поступила 30 июня 2016 г.

ВОССТАНОВЛЕНИЕ ПОЛЕЙ ДРЕЙФА МОРСКОГО ЛЬДА ПО ПОСЛЕДОВАТЕЛЬНЫМ СПУТНИКОВЫМ РАДИОЛОКАЦИОННЫМ ИЗОБРАЖЕНИЯМ МЕТОДОМ ПРОСЛЕЖИВАНИЯ ОСОБЫХ ТОЧЕК

науч. сотр. Д.М. ДЕМЧЕВ^{1,2}, канд. геогр. наук В.А. ВОЛКОВ¹, мл. науч. сотр. В.С. ХМЕЛЕВА¹, мл. науч. сотр. Э.Э. КАЗАКОВ^{1,3}

¹ — Научный фонд «Центр по окружающей среде и дистанционному зондированию имени Нансена», Санкт-Петербург, e-mail: demchev@gmail.com

² — ГНЦ РФ Арктический и антарктический научно-исследовательский институт, Санкт-Петербург

³ — Санкт-Петербургский государственный университет (СПбГУ), Санкт-Петербург

Описываются подходы к автоматизированному расчету дрейфа морского льда по последовательным изображениям на основе данных активной радиолокации PCA-SAR (радиолокаторы с синтезированной апертурой). Предлагается оригинальный алгоритм на основе применения многомасштабного представления изображений с использованием адаптивного подавления шумов. Приводятся оценки качества расчетов с использованием данных спутника Sentinel-1A, демонстрируются преимущества разработанного алгоритма на основе результатов сопоставления с существующими мировыми аналогами.

Ключевые слова: дрейф морского льда, PCA-SAR, спутниковые изображения, Арктика.

введение

Разработка автоматизированных методов расчета полей дрейфа льда началась в конце 1970-х гг., с момента появления доступа к данным регулярных спутниковых наблюдений. Впервые работы по оценке дрейфа на основе спутниковых данных были выполнены в 1979 г. с использованием данных спутника SEASAT (Curlander et al., 1985; Hall, Rothrock, 1981; Ninnis et al., 1986). В частности, в работе (Ninnis et al., 1986) для сопоставления изображений был использован кросс-корреляционный метод, при котором изображения предварительно разбиваются на равномерные участки (блоки), которые затем сравниваются с использованием корреляционной функции. В указанной работе был выполнен автоматизированный расчет дрейфа паковых льдов в море Бофорта по снимкам видимого диапазона, полученным при помощи прибора Advanced Very High Resolution Radiometer (AVHRR) спутника NOAA. В дальнейшем была проведена адаптация данного подхода к спутниковым данным радиолокационного диапазона (Fily, Rothrock, 1987; Vesecky et al., 1988; Collins, Emery, 1988). В работе (Fily, Rothrock, 1987) впервые был применен кросс-корреляционный метод с использованием многомасштабного представления изображения. Следует отметить высокую чувствительность данного метода к шумам и вращениям ледяных полей и высокую зависимость ошибок в определении дрейфа от размера выделенных для анализа блоков изображения. Еще один пример использования кросс-корреляционного алгоритма представлен в (Kwok, Tsatsoulis, 1998), где кросс-корреляционный подход дополнен методом описания и прослеживания отдельных ледяных полей, что важно, например, при исследовании прикромочных зон. Такой подход совмещает преимущества кросскорреляционного подхода для районов сплоченных льдов в центральных районах Арктики с преимущественно однородным поступательным движением и методов прослеживания отдельных ледяных полей, для которых характерно вращательное движение. Среди российских исследований в этом направлении следует отметить работу (Рахина и др., 1998), в которой был введен критерий ограничения зоны поиска по повторному изображению на основе предварительного физико-статистического анализа режима дрейфа в исследуемом районе, что позволило существенно снизить время вычислений. В 2010 г. кросс-корреляционный метод для расчета дрейфа морского льда был внедрен в качестве оперативного алгоритма для Арктики и Антарктики в Датском технологическом университете (DTU) в рамках проекта МуОсean (MyOcean product catalogue, 2012).

Последующие модификации алгоритмов, которые базируются на анализе кросс-корреляционных характеристик, включая фазовые сдвиги участков изображений, были представлены в работах: (Thomas et al., 2006; Karvonen, 2012; Komarov, Barber, 2014). Для спутниковых «сцен» с шириной полосы обзора 100–400 км можно получать конечную продукцию в узлах регулярной сетки с пространственным разрешением 5–10 км. В работе (Thomas et al., 2008) показана возможность получения векторов дрейфа по данным ERS-1 (25 м в 1 пикселе) в узлах сетки с пространственным шагом 400 м.

Несмотря на многолетние исследования и успехи в разработке алгоритмов, автоматическое получение полей дрейфа морского льда по спутниковым данным остается сложной и открытой задачей. Изучение динамики морских льдов на масштабах сотни метров–километры имеет особое значение для детального изучения их кинематических свойств, повышения точности расчетов объема выноса, а также верификации численных моделей. Для решения задачи автоматического получения полей дрейфа льда высокого разрешения в нашем исследовании предлагается использование ранее не применявшегося метода, разработанного на основе последних достижений теории компьютерного зрения, учитывающего особенности физической природы формирования спутниковых SAR-изображений.

ОПИСАНИЕ АЛГОРИТМА ВОССТАНОВЛЕНИЯ ПОЛЕЙ ДРЕЙФА ЛЬДА

Предварительная обработка SAR-изображений

Для расчетов полей дрейфа морского льда нами были выбраны данные современного радиолокационного спутника Sentinel-1A, с шириной полосы охвата 400 км (режим Extra Wide Swath) и пространственным разрешением 20×40 м. Пары последовательных изображений, имеющие общие зоны покрытия, отбирались на интервалах от 1 до 3 суток. На основе метаданных спутниковых «сцен» вычислялись общие районы покрытия, для которых формировались регулярные сетки в стереографической проекции с шагом 100×100 м. Для калибровки и нормализации данных был использован пакет обработки геоданных Nansat, созданный на базе библиотеки GDAL бергенским Нансен-центром (Норвегия). Затем данные проецировались на заданную сетку.

Многомасштабное представления SAR-изображений

Многомасштабное представление изображений является эффективным инструментом для решения широкого круга задач, связанных с распознаванием образов, классификацией, реконструкцией и определением трансформаций изображений. Идея, лежащая в основе такого подхода, достаточно проста и заключается в создании серии промежуточных изображений в разных масштабах (многомасштабное пространство) с помощью применения различного рода фильтрации исходного изображения как функции масштаба (свертка). Так, в случае построения гауссова пространства применяется свертка исходного изображения с ядром функции Гаусса с возрастающей величиной стандартного отклонения. В работах (Koenderink, 1984) была показана возможность применения гауссовой функции и ее частных производных для определения и описания особых участков изображений. Следует отметить, что линейное гауссово преобразование является лишь одним из возможных вариантов свертки изображений (Duits et al., 2004).

Важным событием в теории и практике компьютерного зрения было появление работы (Lowe, 2004), в которой был предложен алгоритм выявления (детектирования) и описания особых точек изображения с применением многомасштабного пространства, инвариантный к изменениям освещенности, масштаба и вращению. Данный метод носит название Scale Invariant Feature Transform (SIFT) и основывается на многомасштабном представлении исходного изображения методом вычисления гауссианов и их разностей. При построении пирамиды гауссианов масштабируемое пространство разбивается на участки (октавы), причем часть масштабного пространства, занимаемого следующей октавой в два раза больше предыдущей, а размер изображения при таком переходе также уменьшается вдвое. Всего строится конечное количество октав (N), с определенным шагом радиуса размытия. После построения пирамид происходит определение точек экстремумов — где разности гауссианов соответствуют максимальным или минимальным значениям. Затем вокруг обнаруженной точки строится так называемый дескриптор — 128-битный вектор, который описывает ее окрестность на основе данных о градиентах в сеточной области, размером 8×8 пикселей. Более детальное описание SIFT можно найти в (Lowe, 2004).

Благодаря простоте и надежности детектирования и описания особых точек, SIFT успешно применяется для сопоставления оптических изображений. Однако применение свертки изображения с гауссовым ядром обладает весьма серьезным недостатком — размытию в одинаковой степени подвергаются как контрастные участки изображения, так и шум, поэтому без дополнительных настроек он мало применим к SAR-изображениям (Goncalves et al., 2011; Alcantarilla et al., 2012). Главным образом это связано с наличием мультипликативного спекл-шума, который характерен для всех сканирующих систем с когерентным формированием изображения и вызван энергетическими помехами из-за беспорядочно распределенных отражателей сигнала, слишком мелких для того, чтобы их могла отобразить радиолокационная система. В этом случае определение особых точек с помощью SIFT становится затруднительным или даже невозможным. Во многих случаях это приводит к детектированию ложных особых точек, которые не могут быть корректно описаны и прослежены на следующем изображении (Dellinger et al., 2012; Schwind et al., 2010). Потеря информации о полезном сигнале, вызванная применением гауссова размытия, при построении многомасштабного пространства делает необходимым разработку и развитие других подходов к детектированию и описанию особых точек для решения, в частности, задачи определения перемещений морских льдов на основе пары последовательных спутниковых SAR-изображений.

Переход к уравнению нелинейной диффузии при построении многомасштабного пространства изображений позволяет применять сглаживание зашумленных участков адаптивно и избирательно (Wang et al., 2012; Dorado-Muñoz et al., 2012). Такой подход позволяет формализовать динамику яркости изображения через дивергенцию функции потока, которая контролирует применение фильтра диффузии. Метод описывается системой нелинейных уравнений частных производных, регулирующих применение диффузии к значениям яркости изображения в процессе построения нелинейного многомасштабного пространства. Запишем классическое уравнение диффузии:

$$\frac{\partial L}{\partial t} = div(c(x, y, t) \cdot \nabla L)$$

где div и ∇ — дивергенция и оператор градиента, L — яркость изображения, c — функция проводимости, которая позволяет применять диффузию адаптивно к локальным структурам изображения, t — параметр масштаба изображения.

В нелинейной диффузии магнитуда градиента регулирует степень диффузии на каждом масштабе. Функцию проводимости запишем в следующем виде:

$$c(x, y, t) = g(|\nabla L_{\sigma}(x, y, t)|)$$

где ∇L_{σ} — градиент изображения, сглаженного функцией Гаусса.

В настоящей работе применялось уравнение проводимости, введенное в (Perona, Malik, 1990):

$$g_2 = 1/1 + \frac{\left|\nabla L_{\sigma}\right|^2}{\lambda^2},$$

где λ — коэффициент контрастности, который регулирует степень применения диффузии.

Для построения нелинейного многомасштабного пространства на основе уравнений нелинейной диффузии в (Alcantarilla et al., 2013) было предложено использование схемы быстрой явной диффузии — Fast Explicit Diffusion (FED), впервые предложенной в (Grewenig et al., 2010). Данный метод детектирования особых точек был назван Accelerated-KAZE Features (далее AKAZE) и более подробно изложен в (Alcantarilla et al., 2013). Чтобы продемонстрировать преимущества применения нелинейной диффузии, нами подготовлены результаты трех итераций процедуры свертки для участка спутникового SAR-изображения, содержащего характерные особенности ледяного покрова — трещины, разводья, а также однородные области (рис. 1).

Из рисунка видно, что при последовательном применении линейной диффузии сглаживанию в равной степени подвергаются как шум, так и полезная информация (рис. 1*a*), что на следующих стадиях обработки изображения неизбежно приводит к ошибкам в локализации особых точек изображения. Применение нелинейной диффузии (рис. 1*б*) позволяет применять сглаживание адаптивно лишь к зашумленным участкам изображения, сохраняя полезный сигнал.

Таким образом, важной особенностью предлагаемого в данной работе алгоритма восстановления полей дрейфа льда на основе метода AKAZE является применение нелинейной свертки. Алгоритм состоит из четырех этапов:

- детектирование особых точек;



Рис. 1. Результаты применения линейной (*a*) и нелинейной диффузии (б) для участка SAR-изображения (*N* — номер итерации).

- описание окрестностей особых точек (построение дескрипторов);
- сопоставление дескрипторов;
- фильтрация ложных векторов.

Рассмотрим каждый из этапов алгоритма.

В теории компьютерного зрения особой точкой принято называть точку, которая может быть описана и однозначно определена на другом изображении, которое может быть зашумлено, иметь другие характеристики яркости или измененный масштаб. В предлагаемом авторами данной статьи алгоритме на основе метода AKAZE *детектирование особых точек* производится расчетом детерминанта матрицы Гесса (гессиан) для каждого отфильтрованного компонента нелинейных масштабных представлений L^i исходного изображения. В зависимости от масштаба и октавы обрабатываемого изображения, осуществляется нормализация применяемого набора дифференциальных операторов. Затем определяются максимумы отклика детектора на текущем масштабе и его пространственное расположение:

$$L^{i}_{Hessian} = \boldsymbol{\sigma}^{2}_{i,norm} \left(L^{i}_{xx} L^{i}_{yy} - L^{i}_{xy} L^{i}_{xy} \right) \,.$$

Сначала ищется максимум отклика детектора в многомасштабном пространстве. Для каждого уровня фильтрации изображения осуществляется проверка, что отклик детектора больше порогового значения и он максимальный в окне размером 3×3 пикселя. Это необходимо для быстрого отсеивания не максимальных откликов детектора. Далее для каждого из потенциальных максимумов осуществляется проверка на максимальность относительно других особых точек из соседних масштабов — i + 1 и i - 1, соответственно, в окне размером $\sigma_i \times \sigma_i$ пикселей. В завершение этапа детектирования вычисляются позиции особых точек в двумерном пространстве с подпиксельной точностью, через приближение двумерной квадратичной функции.

Следующий шаг — описание окрестности обнаруженной особой точки. Для выполнения условия инвариантности к повороту на первом шаге определяется ее

генеральная ориентация, с центром относительно этой точки. Затем конструируется дескриптор — вектор, особым образом описывающий область вокруг детектированной точки, формализующий ее для дальнейшего прослеживания. Аналогично методу Speeded Up Robust Features (SURF), предложенному в (Bay et al., 2006), расчет ориентации выполняется в круговой области с радиусом $6\sigma_i$ и шагом дискретизации σ_i . Для каждого представления из этой области вычисляются производные первого порядка L_x и L_y , центрированные в особой точке. Затем отклики производных представляются как точки в векторном пространстве, а генеральное направление вычисляется суммированием откликов внутри скользящего кругового сегмента, охватывающего угол $\pi/3$. Генеральное направление окрестности рассматриваемой особой точки соответствует направлению самого длинного вектора.

Построение дескриптора особой точки, для которой уже определено ее генеральное направление, выполняется с помощью модифицированной для нелинейного многомасштабного пространства версии дескриптора SURF. Для детектированной особой точки на масштабе σ_i вычисляются производные первого порядка L_x и L_y относительно прямоугольной области размером $24\sigma_i \times 24\sigma_i$ (размер определен экспериментально). В свою очередь эта область разбивается на участки размером $9\sigma_i \times 9\sigma_i$ с областью перекрытия в $2\sigma_i$. Для каждой области вычисляется отклик производной Гаусса ($\sigma_1 = 2, 5\sigma_i$), центрированный относительно центра области, и суммируется в вектор-дескриптор: $d_v = \left(\sum L_x, \sum L_y, \sum |L_x|, \sum |L_y|\right)$. Затем каждый вектор из этих областей сглаживается функцией Гаусса ($\sigma_2 = 1, 5\sigma_i$), определенной на области 4×4 и центрированной относительно особой точки. На основе полученного генерального направления окрестности особой точки, каждая область из рассматриваемой прямоугольной области поворачивается согласно полученному генеральному направлению. Дополнительно вычисляются производные в соответствии с этим направлением. В завершение полученный дескриптор нормализуется в 64-битный вектор относительных единиц для достижения инвариантности к контрасту изображения.

Далее осуществляется процедура *сопоставления дескрипторов*, которая на выходе дает однозначные соответствия между обнаруженными на первом и втором изображении особыми точками — результирующий вектор, которому соответствует перемещение морского льда. Сопоставление полученных дескрипторов осуществляется в евклидовом пространстве, на основе критерия близости векторов, предложенного в (Lowe, 2004), и порогового значения, равного 0,75.

На последнем этапе применяется разработанная авторами статьи *процедура отсеивания ошибочных векторов*, которые могут возникать во время расчетов. Для этого рассматривается каждый из полученных векторов, при этом для каждого из них должно выполняться два условия:

– у вектора имеется не менее четырех соседних векторов в радиусе фильтрации, величина которого определяется практической задачей (подготовка карт для обеспечения задач плавания во льдах, верификация моделей и пр.), исходным разрешением снимка и средней пространственной дискретностью детектированных особых точек;

- вектор согласован по направлению и величине хотя бы с тремя соседними.

Если хотя бы одно из этих условий не выполняется, рассматриваемый вектор выбраковывается.

Данный подход, на наш взгляд, позволяет успешно отсеивать ошибочные векторы, при этом учитывая физические особенности неоднородного дрейфа морского льда.

ОБСУЖДЕНИЕ РЕЗУЛЬТАТОВ

Для проверки результатов работы алгоритма нами было проведено четыре экспериментальных расчета для различных районов Северного Ледовитого океана (рис. 2) с разным характером поля дрейфа. В ходе всех экспериментов нами выполнялись сопоставления результатов, полученных с применением предложенного авторами алгоритма (на основе метода AKAZE), с методом SIFT, а также с другим методом, основанным на бинарном описании особых точек, — Oriented FAST and Rotated BRIEF (ORB), предложенным в (Rublee et al., 2011). Также выполнено сопоставление с результатами расчетов Датского технического университета (DTU), выполненных с использованием кросс-корреляционного метода (MCC).



Рис. 2. Схема районов, для которых выполнялись расчеты.

Эксперимент 1

В первом эксперименте расчеты выполнялись для области Арктического бассейна к северу от Карского моря в районе материкового склона за период 31 марта – 2 апреля 2016 г. Как показали расчеты, в это время здесь наблюдалась хорошо выраженная циклональная циркуляция морских льдов. На рис. 3 приведены результирующие векторы дрейфа, полученные с использованием методов AKAZE (*a*), SIFT (δ) и ORB (ϵ). Хорошо видно, что использование подхода, основанного на применении нелинейной диффузии — AKAZE (рис. 3*a*), позволило получить данные о поле дрейфа льда, существенно превосходящие по плотности результаты двух других методов (рис. 3 δ , ϵ).



Рис. 3. Результирующие векторы дрейфа для AKAZE (a), SIFT(б) и ORB(в) для эксперимента 1.

Количественная характеристика плотности расчетного поля векторов дрейфа (эксперимент 1)

Метод	Количество векторов	Среднее расстояние, м	Медианное расстояние, м
AKAZE	18594	921,7	800,6
SIFT	3544	1875,3	1506,2
ORB	1192	2110,0	1256,5

Для количественной оценки плотности покрытия расчетными данными о поле дрейфа ниже приводятся статистики расстояний между каждой и ближайшей для нее из других детектированных начальных точек (табл. 1, рис. 4).



Рис. 4. Статистики расстояний между начальными точками векторов дрейфа (эксперимент 1).

Количественная оценка средних и медианных расстояний между началами векторов дрейфа показывает, что метод, основанный на многомасштабном представлении SAR-изображений, с применением нелинейной диффузии (AKAZE) обеспечил детектирование наибольшего количества особых точек с наиболее плотным и равномерным покрытием данными — со средним расстоянием между векторами менее 1 км. В случае SIFT и ORB эти показатели ниже до двух раз. Следует отметить, что векторы, полученные с помощью SIFT, имеют более равномерное покрытие, чем для ORB.

Эксперимент 2

Для второго эксперимента нами были выбраны изображения в районе в море Линкольна за период 2–3 марта 2016 г. В данном случае характер поля дрейфа был прямолинейно-направленным. Результаты расчетов приведены на рис. 5.

Количество результирующих векторов, полученных в случае применения метода, основанного на нелинейной фильтрации изображений, как и в первом эксперименте, является наибольшим, в несколько раз превышающим количество векторов, рассчитанных другими методами (табл. 2). Применение SIFT и ORB дает примерно одинаковое количество векторов, однако следует отметить, что поле векторов дрей-



Рис. 5. Результирующие векторы дрейфа для AKAZE (a), SIFT (б) и ORB (в) для эксперимента 2.

Таблица 2

Количественная характеристика плотности расчетного поля векторов дрейфа (эксперимент 2)

Матол	Количество	Среднее	Медианное
Тистод	векторов	расстояние, м	расстояние, м
AKAZE	42803	597,7	568,8
SIFT	8157	990,5	879,1
ORB	7992	820,6	635,7

фа, полученное с помощью SIFT, как и в эксперименте 1, имеет более равномерное распределение (рис. 5). На рис. 6 это также подтверждается по расположению ряда точек в верхней части диаграммы для ORB.



Рис. 6. Статистики расстояний между начальными точками дрейфа (эксперимент 2).

Эксперимент 3

В задачу эксперимента 3 (а также и эксперимента 4) входило сопоставление результатов, полученных с помощью широко применяемого кросс-корреляционного метода и предлагаемого алгоритма, на основе многомасштабного представления SARизображений с применением нелинейной диффузии. Выбор для сравнения одного



Рис. 7. Результаты расчетов с использованием: кросс-корреляционного (*a*) и предлагаемого (б) алгоритмов, а также участок изображения с векторами, полученными с помощью обоих алгоритмов (*в*) (эксперимент 3). На рис. 7*в* черным цветом показаны результаты кросс-корреляционного метода, белым цветом — предлагаемого алгоритма.

из методов семейства кросс-корреляционных алгоритмов для расчета дрейфа льда был сделан из-за приемлемого компромисса между плотностью получаемых данных дрейфа и вычислительными затратами. В общем случае эти алгоритмы применялись для прослеживания отдельных особенностей морского льда (трещин, отдельных льдин) в прикромочных зонах и были менее эффективны для районов сплоченных льдов как в высокоширотной Арктике, так и в окраинных морях.

Эксперимент 3 был проведен для пары изображений за 2–3 мая 2016 г. На рис. 7 приведены поля, полученные на основе предлагаемого алгоритма и кросс-корреляционного подхода по данным DTU (Pedersen et al., 2015). Хорошо видно, что предлагаемый метод не только не уступает, но и превосходит кросс-корреляционный алгоритм по плотности покрытия векторами дрейфа. Например, на рис. 7*в* видно, что с помощью кросс-корреляционного метода не удалось восстановить дрейф ледяных полей в левой части участка изображения.

Эксперимент 4

Для эксперимента 4 была выбрана пара изображений за 11–12 мая 2016 г., покрывающая район прикромочной зоны в проливе Фрама, где для дрейфа морского льда характерен интенсивный выносной режим. Выводы, которые можно сделать по результатам данного эксперимента, аналогичны полученным в ходе предыдущего. Предлагаемый метод не только не уступает, но и превосходит кросс-корреляционный, как по плотности данных, так и по пространственному охвату. Также следует отметить преимущества предлагаемого алгоритма для определения дрейфа в прикромочной зоне (рис. 8*в*). В правой нижней части участка изображения векторы дрейфа удалось получить только с помощью предлагаемого нового метода прослеживания особых точек с использованием нелинейной диффузии.



Рис. 8. Результаты расчетов с использованием кросс-корреляционного (*a*) и предлагаемого (*б*) алгоритмов, а также участок изображения с векторами, полученными с помощью обоих алгоритмов (*в*) (эксперимент 4). На рис. 8*в* черным цветом показаны результаты кросс-корреляционного метода, белым цветом — предлагаемого.

ВАЛИДАЦИЯ

Для валидации результатов расчетов для всех использованных в данной работе алгоритмов нами был подготовлен массив векторов дрейфа, полученных вручную визуальным методом, когда начала и концы векторов дрейфа определялись ледовым экспертом с использованием настольной ГИС. Полученные эталонные векторы сравнивались с расчетными. В качестве критерия сравнения был установлен порог расстояния между началами сравниваемых векторов, равный 3 км (векторы, между началами которых было большее расстояние, — не сравнивались). На основе 123 сопоставлений среднеквадратическое отклонение магнитуд векторов дрейфа, рассчитанных по предложенному алгоритму, от данных, полученных интерактивным методом, составляет 236 м (рис. 9*a*). Отклонение азимутального направления дрейфа составляет 15° (рис. 9*d*), в то время как для кросс-корреляционного метода эти значения составляют 344 м (рис. 9*г*) и 15° (рис. 9*3*) соответственно.

Методы SIFT и ORB демонстрируют близкую с AKAZE точность, однако, как было показано, они имеют существенно меньшую эффективность выделения особых точек в случае использования SAR-изображений и при различных неоднородных ледовых условиях (сплоченность, наличие прикромочных зон и пр.). Таким образом, метод прослеживания особых точек с использованием нелинейной диффузии имеет большую универсальность и позволяет получать более высокую плотность данных (подробнее до одного порядка) для решения задачи восстановления дрейфа морского льда по последовательным SAR-изображениям, в том числе и по сравнению с кросс-корреляционным методом.





ЗАКЛЮЧЕНИЕ

Данные о дрейфе льда являются важными не только для решения тактических задач обеспечения безопасности плавания во льдах и других морских операций, но и для совершенствования численных моделей. В работе (Rampal et al., 2009) показано, что только модели с упрощенным описанием физики морского льда, позволяют получить близкие к наблюденным величины скоростей дрейфа, поэтому для настройки и валидации моделей видится целесообразным использование данных о полях дрейфа, основанных на результатах дистанционного зондирования и полученных на их основе характеристик динамики льда второго порядка — деформационных характеристик морского льда. Для расчета и изучения последних требуются данные дрейфа льда высокого разрешения — с пространственным шагом менее 1 км, достичь которого с использованием традиционного кросс-корреляционного метода затруднительно. В результате проведенного исследования выполнен анализ современных методов детектирования, описания и прослеживания особых точек на спутниковых изображениях ледяного покрова и предложен оригинальный алгоритм восстановления полей дрейфа морского льда на основе пары последовательных спутниковых SAR-изображений с применением многомасштабного представления изображений с использованием фильтрации на основе нелинейной диффузии, который позволяет учесть физическую природу формирования шума в SAR-системах и применять процедуру подавление шума адаптивно, на участках изображения, где это необходимо. Предложенный подход позволяет не только сохранить полезные особенности изображения для его дальнейшего описания и прослеживания, но и повысить точность локализации. Разработанный алгоритм превосходит ранее применявшиеся как по плотности данных, так и по пространственному охвату, особенно в прикромочных районах, и позволяет получить поля фактического дрейфа льда субкилометрового разрешения, на основе широкополосных SAR-данных (100 м в 1 пикселе), с точность около 200 м на интервале 1-3 суток. Полученный результат можно считать важным шагом в разработке автоматических алгоритмов расчета полей дрейфа морского льда.

Работа выполнена при финансовой поддержке Министерства образования и науки Российской Федерации в рамках проекта Федеральной целевой программы «Исследования и разработки по приоритетным направлениям развития научнотехнологического комплекса России на 2014–2020 годы» по теме «Суда и волны в полярных регионах» (Соглашение № 14.618.21.0005, Уникальный идентификатор проекта: RFMEFI61815X0005).

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

Рахина Т.В., Александров В.Ю., Бушуев А.В., Сандвен С. Определение дрейфа льдов по радиолокационным изображениям спутника «Океан» с использованием кросс-корреляционного алгоритма // Исследование Земли из космоса. 1998. № 4. С. 107–115.

Alcantarilla P.F., Bartoli A., Davison A.J. KAZE features // Computer Vision — ECCV 2012. Berlin; Heidelberg: Springer, 2012. P. 214–227.

Bay H., Tuytelaars T., Van Gool L. Surf: Speeded up robust features // Computer vision — ECCV 2006. Berlin; Heidelberg: Springer, 2006. P. 404–417.

Bretzner L., Lindeberg T. Feature Tracking with Automatic Selection of Spatial Scales // Computer Vision and Image Understanding. 1998. Vol. 71. № 3. P. 385–392.

Collins M.J., Emery W.J. A computational method for estimating sea ice motion in sequential Seasat synthetic aperture radar imagery by matched filtering // Journal of Geophysical Research: Oceans. 1988. Vol. 93. № C8. P. 9241–9251.

Curlander J., Holt B., Hussey K. Determination of sea ice motion using digital SAR imagery // IEEE Journal of Oceanic Engineering. 1985. № 4. P. 358–367.

Dellinger F. et al. SAR-SIFT: A SIFT-like algorithm for applications on SAR images // Geoscience and Remote Sensing Symposium (IGARSS). 2012. P. 3478–3481.

Dorado-Munoz L.P., Velez-Reyes M., Mukherjee A., Roysam B. A Vector SIFT Detector for Interest Point Detection in Hyperspectral Imagery // IEEE Trans. Geosci. Remote Sensing. 2012. № 11. P. 4521–4533.

Duits R. et al. On the axioms of scale space theory // Journal of Mathematical Imaging and Vision. 2004. Vol. 20. № 3. P. 267–298.

Fily M., Rothrock D.A. Quantitative use of satellite SAR imagery of sea ice // Advances in Space Research. 1987. Vol. 7. № 11. P. 323–326.

Goncalves H., Corte-Real L., Goncalves J.A. Automatic image registration through image segmentation and SIFT // Geoscience and Remote Sensing, IEEE Transactions on. 2011. Vol. 49. №. 7. P. 2589–2600.

Grewenig S., Weickert J., Bruhn A. From Box Filtering to Fast Explicit Diffusion // Lecture Notes in Computer Science. 2010. P. 533–542.

Hall R.T., Rothrock D.A. Sea ice displacement from Seasat synthetic aperture radar // Journal of Geophysical Research. 1981. Vol. 86. № C11. P. 11078–11082.

Karvonen J. Operational SAR-based sea ice drift monitoring over the Baltic Sea // Ocean Sci. Discuss. 2012. Vol. 9. № 1. P. 359–384.

Koenderink Jan J. The structure of images // Biol. Cybern. 1984. Vol. 50. № 5. P. 363-370.

Komarov A.S., Barber David G. Sea Ice Motion Tracking From Sequential Dual-Polarization RADARSAT-2 Images // IEEE Trans. Geosci. Remote Sensing. 2014. Vol. 52. № 1. P. 121–136.

Kwok R., Tsatsoulis C. Analysis of SAR Data of the Polar Oceans. Berlin; Heidelberg: Springer, 1998. P. 235–259.

Lowe D.G. Distinctive image features from scale-invariant keypoints // International journal of computer vision. 2004. Vol. 60. № 2. P. 91–110.

Ninnis R.M., Emery W.J., Collins M.J. Automated extraction of pack ice motion from advanced very high resolution radiometer imagery // Journal of Geophysical Research: Oceans. 1986. Vol. 91. № C9. P. 10725–10734.

Pedersen L.T., Saldo R., Fenger-Nielsen R. Sentinel-1 results: Sea ice operational monitoring // Proceedings of Igarss IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium (IGARSS). 26–31 July 2015. P. 2828–2831.

Perona P., Malik J. Scale-space and edge detection using anisotropic diffusion // Pattern Analysis and Machine Intelligence, IEEE Transactions on. 1990. Vol. 12. № 7. P. 629–639.

Rampal P., Weiss J., Marsan D. Positive trend in the mean speed and deformation rate of Arctic sea ice, 1979–2007 // Journal of Geophysical Research: Oceans. 2009. Vol. 114. № C5. doi: 10.1029/2008JC005066

Rublee E., Rabaud V., Konolige K., Bradski G. ORB: an efficient alternative to SIFT or SURF // IEEE I. Conf. Comp. Vis. (ICCV). 6–13 November 2011. P. 2564–2571.

Schwind P. et al. Applicability of the SIFT operator to geometric SAR image registration // International Journal of Remote Sensing. 2010. Vol. 31. № 8. P. 1959–1980.

Thomas M., Geiger C.A., Kambhamettu C. High resolution (400 m) motion characterization of sea ice using ERS-1 SAR imagery // Cold Regions Science and Technology. 2008. Vol. 52. № 2. P. 207–223.

Vesecky J.F., Samadani R., Smith M.P., Daida J.M., Bracewell R.N. Observation of sea ice dynamics using synthetic aperture radar images: automated analysis // IEEE Trans. Geosci. Remote Sensing. 1988. Vol. 26. № 1. P. 38–48

Wang S., You H., Fu K. BFSIFT: A novel method to find feature matches for SAR image registration // Geoscience and Remote Sensing Letters, IEEE. 2012. Vol. 9. №. 4. P. 649–653.

D.M. DEMCHEV, V.A. VOLKOV, V.S. KHMELEVA, E.E. KAZAKOV

SEA ICE DRIFT RETRIEVAL FROM SAR USING FEATURE TRACKING

The state of the art methods for sea ice drift retrieval from sequential SAR images are described. An original algorithm based on scale-spaced image representation that efficient both to noise suppression and signal preserving is proposed. The validation of the algorithm against the manual-derived reference data presented. Its advantages demonstrated in comparison with previously developed algorithms using Sentinel-1a data.

Keywords: sea ice drift, SAR, satellite data, Arctic.