

Использование градиентных методов для оценки динамики морской поверхности по радиолокационным данным

Кирилл Лаптев, М. И. Богачев, В. Н. Михайлов

Санкт-Петербургский государственный электротехнический университет
«ЛЭТИ» им. В.И. Ульянова (Ленина)

klaptev@stud.etu.ru

Аннотация. Методы анализа флуктуационного поведения распределенных сред, в том числе, определения характеристик морского волнения, играют важную роль в задачах дистанционного зондирования земной и водной поверхности, мониторинге иных подвижных сред на макро- и микроуровнях.

Исследуется адаптация градиентных методов для серий радиолокационных изображений и последующего статистического анализа извлеченных векторов, позволяющих реализовать расширенный набор методов анализа изменчивого поведения взволнованной морской поверхности.

Разработан алгоритм оценки скорости и направления смещения морской поверхности, основанный на градиентных методах и обученный с использованием модельных данных. Проведена верификация предложенного подхода: результаты расчетов сравнены с экспериментальными данными, полученными с помощью корабельных радиолокационных станций. Установлено, что алгоритм обеспечивает адекватные и реалистичные оценки параметров морского волнения, что подтверждает его применимость для анализа динамики морской поверхности.

Ключевые слова: радиолокационные изображения; Lucas-Kanade; Farneback; TV-L1; регрессионный анализ

I. ВВЕДЕНИЕ

Современные судовые радиолокационные станции (РЛС) кругового обзора формируют радиолокационную картину морской поверхности в формате цифровых изображений, статистический анализ которых может быть применен для получения данных о текущем состоянии акватории.

Корабельные РЛС оснащены дисплейными модулями, отображающими результаты сканирования в режиме кругового или секторного обзора. Данные системы играют критически важную роль в предотвращении опасных ситуаций на воде и оптимизации судовождения в условиях сложных метеорологических явлений и интенсивного судоходного трафика. Однако в зонах с повышенными навигационными рисками возможности судовых метеостанций могут быть ограничены.

В качестве решения предлагается внедрение методов дополнительной обработки случайных полей, формируемых при взаимодействии радиолокационных сигналов с морской поверхностью. Для реализации данной задачи целесообразно адаптировать

стандартизированные алгоритмы обработки изображений и анализа видеопотоков. Это обеспечит интеграцию новых аналитических возможностей в существующие радиолокационные системы без необходимости их структурной модернизации. В работе описывается подход к оценке динамических характеристик морского волнения на основе анализа последовательных радиолокационных изображений (РЛИ) с применением градиентных методов вычисления оптического потока.

II. ГРАДИЕНТНЫЕ МЕТОДЫ ВЫЧИСЛЕНИЯ ОПТИЧЕСКОГО ПОТОКА

Градиентные методы оценки движения объектов представляют собой перспективный инструмент компьютерного зрения, основанный на анализе пространственно-временных изменений характеристик объектов. В контексте обработки видеоизображений такой характеристикой, как правило, выступает яркость пикселей. Основной гипотезой, лежащей в основе данных методов, является предположение о сохранении значений яркости пикселей, соответствующих движущемуся объекту, при переходе между последовательными кадрами [1–2]. Иными словами, интенсивность пикселей, ассоциированных с объектом, остаётся неизменной в процессе их пространственного смещения от одного кадра к другому:

$$I(\vec{x}, t) = I(\vec{x} + \vec{u}, t + 1),$$

где $I(\vec{x}, t)$ – это интенсивность изображения как функция пространства $\vec{x} = (x, y)^T$ и времени t , а $\vec{u} = (u_i, u_j)^T$ – это двумерная скорость.

Данные методы можно разделить на две основные группы. Первая группа методов основана на выделении характерных точек изображения (например, гребни волн), которые служат ориентирами для анализа локальных изменений. Вторая группа предполагает интегральное рассмотрение всего изображения как случайной функции, где на основе мультимасштабного анализа каждой пары последовательных кадров оцениваются векторы смещения случайной поверхности и статистически накапливаются по макроблокам.

Алгоритм Лукаса–Канаде, относящийся к первой группе методов, реализован в открытой библиотеке компьютерного зрения OpenCV. Метод базируется на гипотезе о сохранении яркости пикселей в локальной пространственно-временной окрестности точки изображения в пределах малого временного интервала. В рамках метода для каждого пикселя анализируется

градиент яркости в его окрестности, что позволяет построить систему уравнений, отражающих связь между изменением интенсивности сигнала и параметрами движения. Для решения данной системы применяется метод наименьших квадратов, который минимизирует ошибку аппроксимации и обеспечивает оценку вектора смещения, включающего направление и скорость движения объекта [1].

Также в библиотеке OpenCV представлена реализация алгоритма Farneback, который относится ко второй группе методов. Он является наиболее сложным и мощным методом вычисления оптического потока, который использует полиномиальную аппроксимацию для моделирования яркости пикселей и их изменении во времени. Он позволяет учитывать нелинейные эффекты при вычислении оптического потока, что делает его более точным и устойчивым к шумам [2].

Ко второй группе также относится алгоритм TV-L1, который представлен в библиотеке scikit-image. Алгоритм является вариантом оптимизированного подхода к задаче вычисления оптического потока. Он основан на минимизации энергетического функционала, который сочетает в себе понятия регуляризации полной вариации (Total Variation, TV) и L1-нормы. TV-регуляризация обеспечивает сохранение резких границ движущихся объектов за счет подавления высокочастотных шумов, в то время как L1-регуляризация способствует разреженности решения, что позволяет выделить доминирующие векторы движения в условиях неоднородной текстуры. Данный класс методов считается наиболее точным, но при этом является наиболее вычислительно сложным [3].

Все представленные методы используют пирамиду разрешений, где каждый уровень имеет разрешение ниже предыдущего. При использовании более одного уровня пирамиды алгоритмы выполняют отслеживание точек в многоуровневом режиме: обработка начинается с наименьшего разрешения, что позволяет увеличить диапазон отслеживания межкадровых смещений за счет анализа крупных перемещений на верхних уровнях [1-3].

III. ПОЛУЧЕНИЕ РАДИОЛОКАЦИОННЫХ ИЗОБРАЖЕНИЙ МОРСКОЙ ПОВЕРХНОСТИ

В работе в качестве входных данных используются серии синтезированных изображений морской поверхности и экспериментальные радиолокационные изображения.

Экспериментальные данные представляют собой радиолокационные изображения (РЛИ), полученные по результатам двух серий измерений, выполненных сотрудниками ИО РАН им. Ширшова в рамках экспедиционных исследований в Северной Атлантике. Данные получены с использованием системы SeaVision, судового навигационного радара X-диапазона, и сверены с измерениями с буйв. Измерения проводились в режиме свободного дрейфа судна с выключенными двигателями и свободно дрейфующим буйем-наблюдателем.

В качестве навигационных радаров использовались JRC JMA-9110-6XA и JMA-9122-6XA. Оба радара работали на частоте 9,41 ГГц (длина волны ≈ 3 см).

Полученные РЛИ морской поверхности при каждом обороте РЛС сохраняются на внешнем запоминающем устройстве в виде матриц размером 4096×4096 . Помимо

РЛИ записаны географические координаты судна по данным ГНСС, скорость движения и курс по данным автономных измерений. Все данные объединены и преобразованы в формат NetCDF [4].

В качестве модельных данных в работе используются математические модели морской поверхности, реализованные методом гармонического синтеза [5–6]. Расчет амплитуды волнения был произведен по следующей формуле:

$$z(x, y, t) = \sum_{p=1}^{N_{\omega}} \sum_{q=1}^{N_{\psi}} \sqrt{2S_{p,q} \Delta\omega \Delta\psi} \times \sin[k(x \cos(\psi) + y \sin(\psi)) - \omega t + \varepsilon],$$

где N_{ω} – число составляющих частотного спектра; N_{ψ} – число составляющих углового спектра; $S_{p,q}$ – матрица энергетического спектра; $\Delta\omega = \frac{\omega_{\max}}{N_{\omega}}$ – шаг по частоте, рад/с; $\Delta\psi = \frac{2\pi}{N_{\psi}}$ – шаг по углу, рад; x, y, t – текущие пространственно-временные координаты; k – волновое число.

Глубина освещаемого участка водоема задана через дисперсионное соотношение:

$$\omega = \sqrt{gk \left(1 + \frac{\sigma}{\rho g} k^2\right)} th(kR),$$

где k – волновое число; $\sigma = 74.34 \cdot 10^{-3} \frac{H}{m}$ – поверхностное натяжение на границе раздела сред воздух/морская вода; ρ – плотность воды; R – глубина моря.

Моделирование выполнялось в полярных координатах. В качестве одномерного спектра использовался спектр JONSWAP. Угловое распределение аппроксимировалось функцией квадрата косинуса [5–6].

IV. ОПРЕДЕЛЕНИЕ НАПРАВЛЕНИЯ И СКОРОСТЬ СМЕЩЕНИЯ МОРСКОЙ ПОВЕРХНОСТИ С ИСПОЛЬЗОВАНИЕМ ГРАДИЕНТНЫХ МЕТОДОВ

Так как радиолокационные изображения представлены в системе координат азимут-дальность, а используемые в данной работе градиентные методы оценки движения объектов рассчитаны на декартову систему координат было выполнено преобразование данных. Визуализация исходных и преобразованных данных представлена на рис. 1.

Поскольку в видеопотоке нет такого понятия, как время обсервации, то необходимо учитывать этот параметр для применения градиентных методов на потоке радиолокационных изображений.

В работе были использованы модели с учетом времени оборота радара (2,4 с). Каждое формируемое изображение представляет собой массив в формате пружайла. Каждый файл состоит из пяти кадров, имитирующих пять последовательных круговых обзоров РЛС. В моделях были заданы следующие характеристики:

- скорость приповерхностного ветра ($v_w = 5, 10$ м/с);

Рис. 1. Переход от координат азимут-дальность к декартовой системе координат

- направление приповерхностного ветра ($d_w = 22.5, 45, 67.5, 90, 112.5, 135$ и 157.5°);
- скорость течения ($v_c = 0.5$ м/с);
- направление течения ($d_c = 0^\circ$); время полного оборота радара ($t_{obs} = 2.4$ с).

Для определения динамики волнения по РЛИ морской поверхности был написан алгоритм на языке программирования Python, в котором используются

градиентные методы: Lucas–Kanade, Farneback и TV-L1. Для обучения алгоритма использовались модели, а для тестирования – экспериментальные данные.

В табл. 1 представлены средние значения времени выполнения каждого метода для одного файла (5 кадров). Результаты получены на процессоре Intel Core i5-9300H без оптимизации для параллельных вычислений. Время обработки может быть сокращено за счет адаптации кода под многопоточные архитектуры.

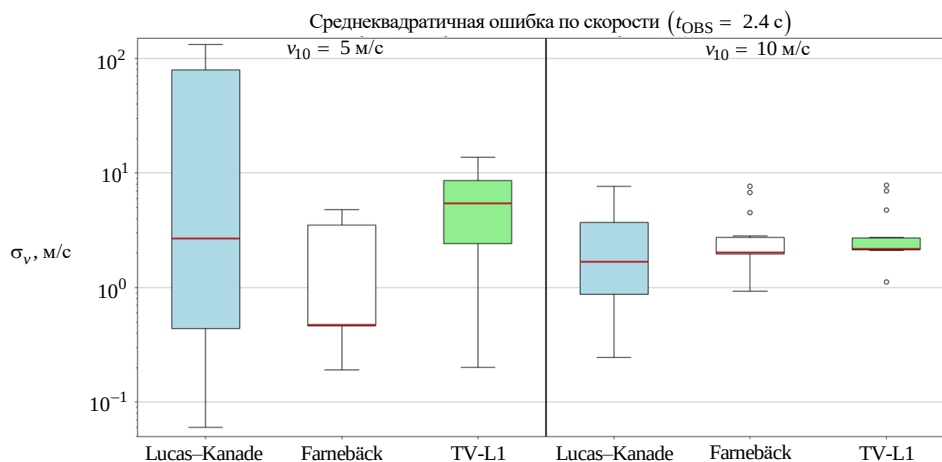


Рис. 2. Боксовые диаграммы для среднеквадратичной ошибки вычисленных значений скорости

На рис. 2 представлены боксовые диаграммы среднеквадратичной ошибки (RMSE) оцененных значений скорости смещения морской поверхности. Использованы результаты накопления статистики по всем направлениям при заданных значениях скорости ветра 5 и 10 м/с. При этом истинная скорость оценивалась как суммарный вектор течения и приповерхностного ветра. Из рис. 2 видно, что с увеличением скорости ветра ошибка её оценки уменьшается.

ТАБЛИЦА I.

Метод	Затраченное время, с
Lucas–Kanade	2
Farneback	16
TV-L1	251

Для того, чтобы оценить эффективность каждого из методов, была построена модель линейной регрессии, вычислен коэффициент детерминации R^2 , скорректированный (Adjusted) R^2 и статистическая значимость регрессионной модели (p-value). Визуализация результатов регрессии по определению направления движения волн представлена на рис. 3, где

по оси абсцисс отложены заданные в моделях значения направления волн, а по оси ординат – вычисленные тремя градиентными методами (данные стандартизированы).

Результаты показывают, что градиентные методы обладают высокой эффективностью при определении направления движения волн. Однако их эффективность при определении скорости движения волн значительно хуже, только Farneback имеет статистическую значимость.

После обучения алгоритма на синтетических данных проведена валидация на РЛИ, предоставленных ИО РАН им. Ширшова и полученных в ходе двух экспедиционных исследований. На рис. 4 представлены бокс-диаграммы направлений волнения, рассчитанных тремя методами. Референсные значения (направление ветра при 5 и 10 м/с, зарегистрированное судовой метеостанцией, и направление дрейфа буя) обозначены синими горизонтальными линиями. Для уточненной оценки характеристик морской поверхности, сформированные векторы усредняются по всей площади изображения и по 51 последовательному обзору РЛС.

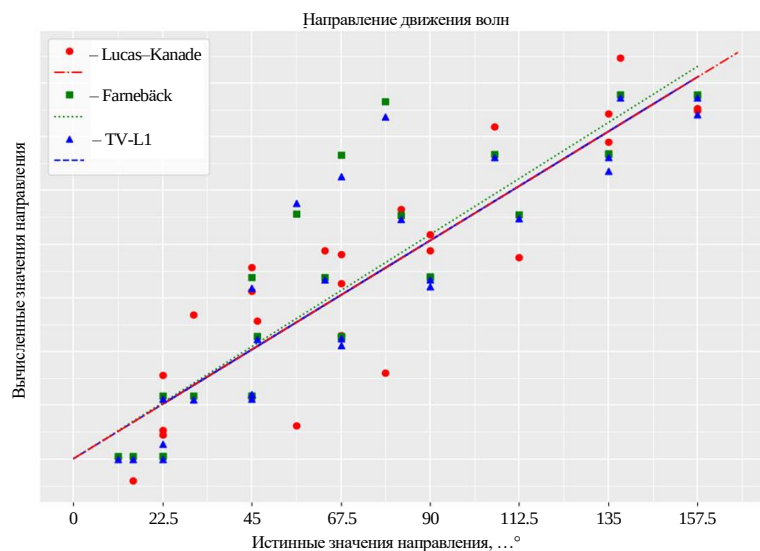


Рис. 3. Результат построения линейной регрессии для определения направления

ТАБЛИЦА II.

Метод	Уравнение регрессии	R^2	Adj. R^2	p -value
Lucas-Kanade	$y = 18.2641 + 0.9026x$	0.800	0.792	$7.24 \cdot 10^{-10}$
Farneback	$y = 22.0069 + 0.9277x$	0.775	0.766	$3.01 \cdot 10^{-9}$
TV-L1	$y = 23.1308 + 0.9029x$	0.776	0.767	$2.86 \cdot 10^{-9}$

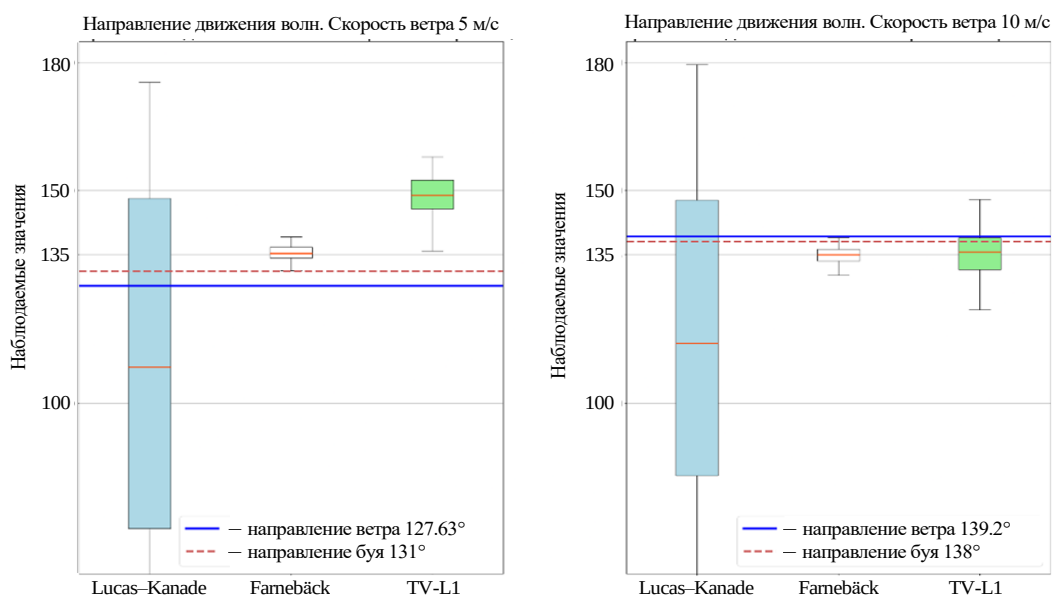


Рис. 4. Боксовые диаграммы вычисленных значений направления

V. ЗАКЛЮЧЕНИЕ

По результатам исследования можно сделать следующие выводы:

- При слабом ветре методы Lucas-Kanade и TV-L1 демонстрируют низкую эффективность в определении скорости. Это связано с их чувствительностью к слабым скоростям движения объектов. В то же время, метод Farneback продемонстрировал устойчивость и способность определять скорость даже в условиях слабого ветра.

- Для определения направления эффективны методы Farneback и TV-L1 (значение скорректированного R^2 составляет 0,766 и 0,767 соответственно). Однако TV-L1 требует значительно больше вычислительного времени.

БЛАГОДАРНОСТЬ

Авторы выражают благодарность сотрудникам ИО РАН им. Шишова за предоставленные данные экспериментальных океанографических наблюдений.

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

- [1] Feet D., Weiss Y. Optical Flow Estimation. Handbook of Mathematical Models in Computer Vision. New York: Springer, 2006. P. 237–257. doi:10.1007/0-387-28831-7.
- [2] Farneback, G. Two-Frame Motion Estimation Based on Polynomial Expansion // In Proceedings of the 13th Scandinavian Conference on Image Analysis, p. 363-370. Halmstad, Sweden: SCIA, 2003.
- [3] Поляков П.В., Никифоров М.Б. Вариационный метод вычисления оптического потока в системе-на-кристалле // Цифровая обработка сигналов, 2018. № 3. С. 76–82.
- [4] Tilinina N. et al. Wind waves in the North Atlantic from ship navigational radar: SeaVision development and its validation with Spotter wave buoy and WaveWatch III // Earth System Science Data Discussions. 2021. T. 2021. Pp. 1-25.
- [5] Михайлов В.Н., Пыко Н.С., Богачев М.И. Кутузов В.М. Флуктуационный анализ моделей морской поверхности // Вестник Новгородского государственного университета им. Ярослава Мудрого. 2023. №. 1 (130). С. 129-145.
- [6] Rodriguez O.C. et al. Modeling arrival scattering due to surface roughness // European Conference on Underwater Acoustics, Acoustics 2010. Istanbul. Turkey.