

## БАЙЕСОВСКАЯ ОПТИМИЗАЦИЯ МЕТОДА ИДЕНТИФИКАЦИИ МЕЗОМАСШТАБНЫХ ОКЕАНСКИХ ВИХРЕЙ В МОРЕ ЛАБРАДОР В ДАННЫХ ВИХРЕРАЗРЕШАЮЩЕГО МОДЕЛИРОВАНИЯ

М. А. Калинин<sup>1</sup>, П. С. Веземская<sup>1</sup>, М. А. Криницкий<sup>1,2</sup>,  
М. А. Борисов<sup>1,2</sup>, Н. Д. Тилинина<sup>1</sup>

<sup>1</sup> *Институт океанологии им. П. П. Ширшова РАН,  
Россия, 117997, Москва, Нахимовский проспект, д. 36;*

<sup>2</sup> *Московский физико-технический институт  
(национальный исследовательский университет),  
Россия, 141701, Долгопрудный, Институтский пер., д. 9,  
e-mail: kalinin.ma@ocean.ru*

Глубокая конвекция в море Лабрадор играет значительную роль в формировании климата Северного полушария. Вихревая активность в море Лабрадор, представленная кольцами Ирмингера, оказывает влияние на пространственно-временную неоднородность глубины перемешанного слоя. Автоматизированные методы идентификации вихрей широко используются как инструмент, позволяющий изучать вихревую активность на статистически значимых выборках. Однако, наиболее часто используемый метод поиска локальных экстремумов в большой степени зависит от множества параметров, выбираемых автором или пользователем метода. В данной работе разработан новый алгоритм идентификации мезомасштабных антициклонических вихрей в данных численного моделирования. С использованием подхода байесовской оптимизации были подобраны оптимальные значения гиперпараметров разработанного алгоритма идентификации вихрей. Качество идентификации в мере F1-score повышено до 0.232 по сравнению с 0.352 в базовой конфигурации.

**Ключевые слова:** море Лабрадор, субполярная Северная Атлантика, NEMO4, мезомасштабные вихри, байесовская оптимизация, парзеновский древовидный оценщик

### Введение

Лабрадорская водная масса (LSW) играет ключевую роль в формировании Североатлантической глубинной воды (NADW), которая составляет нижнюю ветвь Атлантической меридиональной ячейки циркуляции (АМОС) – ключевого климатообразующего процесса в Северном полушарии. АМОС, в свою очередь, запускает и регулирует глобальный океанический конвейер (Stouffer et al., 2007). От характера и интенсивности зимней конвекции в море Лабрадор во многом зависит структура глубинных вод всей Северной Атлантики.

Большинство исследований, посвященных изучению сезонной и межгодовой изменчивости глубины перемешанного слоя в море Лабрадор, связывают сложную

динамику глубины зимней конвекции с атмосферным воздействием. Но величина теплопотери не объясняет полностью интенсивности конвекции (Holdsworth, Myers, 2015), что позволяет предполагать, что внутритрокеанский фактор – вихревая активность – играет ощутимую роль в этом процессе.

Кольца Ирмингера (КИ) – это мезомасштабные антициклонические вихри, возникающие в восточной части моря Лабрадор. Согласно данным наблюдений, кольца Ирмингера имеют диаметр 30–60 км, характеризуются наличием относительно теплого ядра (Lilly et al., 2003) и распространяются на запад и юго-запад со скоростью 3–6 см/с (Katsman et al., 2004; Chanut et al., 2008; <https://journals.ametsoc.org/view/journals/phoc/49/8/jpo-d-18-0243.1.xml> - bib65). Попадая в центральную часть моря Лабрадор, вихри, предположительно, увеличивают стратификацию вод (Chanut et al., 2008). Несмотря на установленный факт о том, что устойчиво стратифицированные вихри должны препятствовать конвекции (Pennely, Myers, 2022; Chanut et al., 2008), количественной оценки этого влияния на данный момент не существует.

Из-за труднодоступности района исследования, ограниченности натуральных данных и сложности обнаружения и изучения вихрей в ходе полевых исследований, численное моделирование на данный момент является наиболее надежным методом изучения колец Ирмингера. Для того, чтобы изучать влияние колец Ирмингера на пространственно-временную неоднородность глубины перемешанного слоя в море Лабрадор, необходимо уметь корректно их идентифицировать в данных численного моделирования. Существует несколько подходов к решению этой задачи, которые подробно описаны в статье Nencioli et al. (2010). Одним из методов, основанных на физических характеристиках океана, является поиск локальных экстремумов относительной завихренности. Этот метод более точен в определении местоположения центра вихря по сравнению с методами, основанными на геометрии, а также вычислительно эффективнее и менее шумный, чем другие методы, базирующиеся на физических характеристиках. Именно поэтому в настоящей работе используется метод идентификации КИ, основанный на поиске локальных экстремумов относительной завихренности и сопутствующих геофизических полей.

В настоящем исследовании мы разработали и протестировали схему идентификации колец Ирмингера, базирующуюся на поиске локальных экстремумов уровня поверхности океана (а именно максимумов) и относительной завихренности (минимумов). В ходе исследования была выявлена необходимость оптимизации построенной схемы для повышения точности алгоритма поиска вихрей. Были предложены, описаны и внедрены методы оптимизации, которые привели к значительному улучшению результатов, как это продемонстрировано в настоящей работе.

Дальнейшее изложение материалов исследования представлено следующим образом: в разделе «Данные моделирования» описываются используемые данные; раздел «Методы идентификации колец Ирмингера» посвящен описанию примитивных методов идентификации и новому методу, предложенному в настоящей работе; в разделе «Методы оценки качества идентификации вихрей» мы приводим

описание мер, на базе которых мы сравниваем качество идентификации вихрей различными алгоритмами; раздел «Способ оптимизации экспертного эвристического алгоритма» посвящен примененному в настоящем исследовании способу оптимизации эвристического алгоритма идентификации колец Ирмингера; в разделе «Результаты» мы приводим результаты оптимизации предложенного эвристического алгоритма и их обсуждение. В разделе «Заключение и перспективы» мы подводим итоги настоящего исследования и предлагаем перспективные направления дальнейших работ.

### Данные моделирования

В качестве данных для исследования была использована высокоразрешающая модель Субполярной Северной Атлантики NNATL12 (Verezemskaya et al., 2023). Расчетная сетка содержит  $934 \times 402$  точек, пространственное разрешение модели –  $1/12^\circ$  (ячейка сетки от 6 км на южной границе до 4.5 км в северной части моря Лабрадор) Согласно многим исследованиям (Marsh et al., 2009; Hurlburt et al., 2008), данное разрешение является вихреразрешающим. Вертикальная сетка модели представлена 75 фиксированными z-уровнями, с большей частотой расположения уровней в верхних 100 метрах.

В настоящей работе для расчета относительной завихренности (см. формулу (1)) использовались данные о зональной  $u$  и широтной  $v$  компонентах скорости течений на поверхности океана. Расчет локальной аномалии уровня поверхности океана производился на основе данных об аномалии относительно геоида. Данные, использованные в работе, имеют временное разрешение 1 сутки.

### *База данных траекторий колец Ирмингера*

Тестирование и оптимизация разработанного в рамках исследования алгоритма были проведены на данных экспертной разметки КИ в данных моделирования NNATL12. Для создания этой базы данных была проведена визуальная идентификация и построены траектории колец Ирмингера. Трекинг основан на данных относительной завихренности поверхностного слоя океана за 1995 год.

Относительная завихренность, нормированная на параметр Кориолиса, рассчитывалась с учетом нерегулярности сетки модели. Это безразмерная величина, отрицательные значения которой отражают антициклоническую циркуляцию, а положительные – циклоническую. Расчет производился с помощью CDFTOOLS (<https://github.com/meom-group/CDFTOOLS>) – набора утилит и программ, написанных на языке Fortran, которые предназначены для анализа данных, полученных из модели океана NEMO.

Формула расчета относительной завихренности, нормированной на параметр Кориолиса:

$$\frac{\xi}{f} = \frac{\frac{\partial v}{\partial x} - \frac{\partial u}{\partial y}}{2\Omega \sin \varphi}, \quad (1)$$

где  $\xi$  – относительная завихренность,  $u$  – компонента скорости потока в направлении оси  $x$ ,  $v$  – компонента скорости потока в направлении оси  $y$ ,  $\partial/\partial x$  – частная производная по  $x$ ,  $\partial/\partial y$  – частная производная по  $y$ ,  $\Omega$  – угловая скорость вращения Земли,  $\varphi$  – широта.

При обнаружении вихря производилась разметка его границ путем установки двух наиболее удаленных точек в области, где относительная завихренность меняет знак (рисунок 1).

После расстановки точек экспертом, проводящим разметку, центр вихря определяется как позиция в центре отрезка между точками. Координаты центра и диаметр вихря, определяемый как расстояние между установленными точками, фиксировались в базе данных вместе с соответствующей датой и порядковым номером метки вихря. Таким образом, в каждый момент времени размечался только один вихрь, даже если на снимке их было больше одного.

Процесс повторялся для каждого последующего дня. Эксперт проводил разметку отслеживаемого вихря, принимая во внимание историю его положения, размеров и смещение его относительно предыдущего положения. Такой процесс разметки продолжался до тех пор, пока вихрь не был сочтен экспертом окончательно распавшимся. Описанная процедура идентификации и построения траектории применялась для каждого отдельного вихря на протяжении всего года модельных данных.

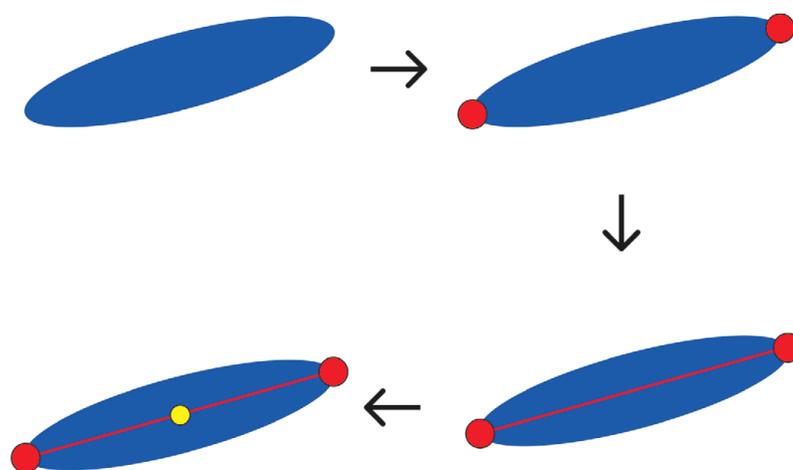


Рис. 1 – Схема процесса визуальной разметки вихрей в данных моделирования океана.

Синим эллипсом обозначен обнаруженный экспертом вихрь; красными точками обозначены границы вихря, отмеченные экспертом; красной линией обозначен диаметр вихря; желтой точкой обозначен центр вихря, вычисленный на этапе обработки данных разметки; черными стрелками обозначены переходы между шагами процедуры разметки одного экземпляра вихря и обработки данных этой разметки

Всего по результатам разметки было построено 44 траектории и было сформировано 2103 метки. Каждая отдельная метка экспертной разметки содержит информацию о порядковом номере дня в году, географических координатах центра вихря и о его диаметре в километрах. На рисунке 2 представлена карта траекторий составленной базы данных.

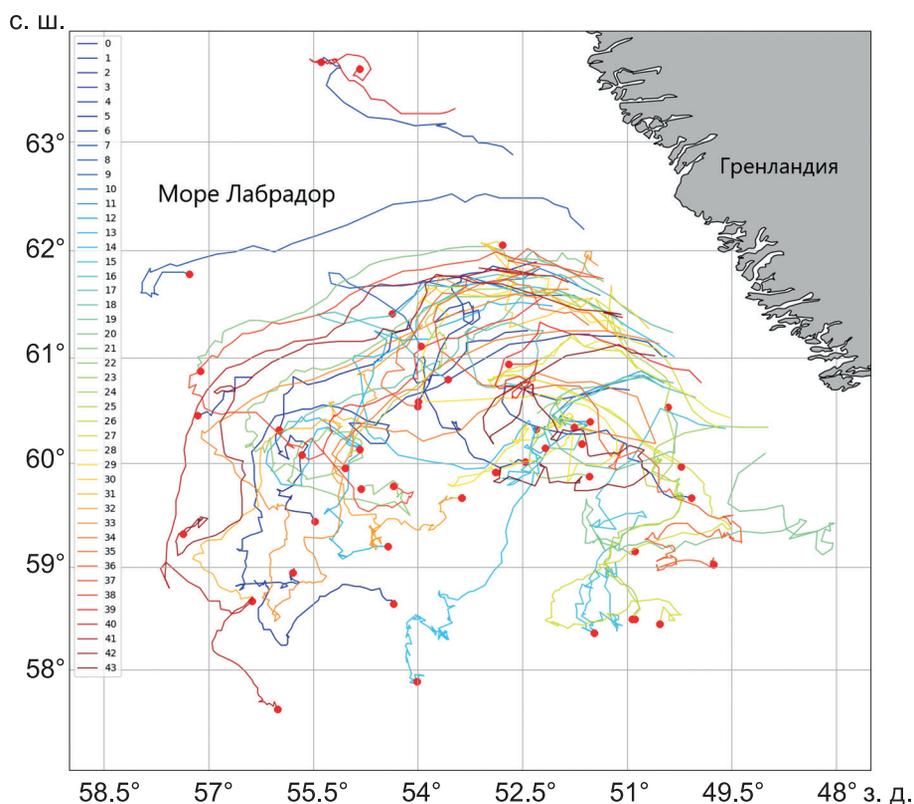


Рис. 2 – Траектории колец Ирмингера по данным экспертной разметки за 1995 год. Цветными линиями показаны траектории уникальных вихрей; красными точками обозначены окончания траекторий

## Методы идентификации колец Ирмингера

### *Примитивные методы идентификации*

Для демонстрации эффективности разработанного эвристического метода идентификации вихрей мы сравниваем его с примитивными методами, представленными здесь в качестве контрольных. Вне зависимости от правдоподобности или физической обоснованности результатов таких методов, мы провели оценку их качества сравнением с экспертной разметкой для формирования понимания о минимально допустимом уровне качества разрабатываемых в нашем исследовании алгоритмов идентификации колец Ирмингера. Такие оценки позволяют количественно определить улучшения, достигнутые благодаря применению экспертного метода, разработанного в настоящем исследовании.

В рамках **случайного метода** вихри идентифицируются случайным образом, без учета данных аномалии высоты поверхности моря или нормированной относительной завихренности. Для каждого дня порождается 6 меток с фиксированным радиусом 28450 м и произвольным расположением в домене. Количество меток, генерируемых алгоритмом, основано на среднем количестве меток в базе данных вихрей. Радиус меток, порождаемых в рамках случайного метода, совпадает со средним радиусом вихрей, идентифицированных экспертно.

В рамках **константного метода** предполагается обнаружение одного вихря, полностью заполняющего весь домен, вне зависимости от наличия или отсутствия реальных признаков вихрей.

### *Эвристический метод идентификации вихрей*

В ходе предварительного анализа данных было установлено, что поле завихренности на поверхности океана характерно высокой зашумленностью. В этих условиях для нахождения центров интенсивной антициклонической завихренности необходимо произвести фильтрацию высокочастотного пространственного шума в данных. Для этого в разработанном методе идентификации применяется пространственное осреднение с равномерным ядром размером 9 x 9 узлов сетки.

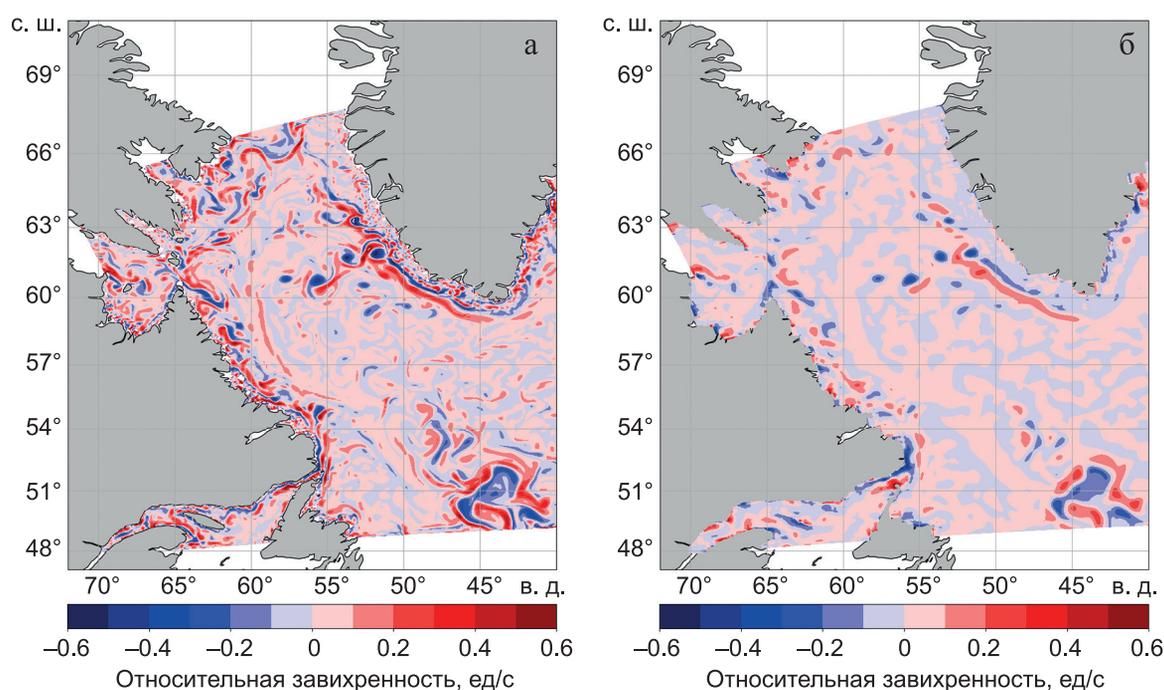


Рис. 3 – Мгновенное поле относительной завихренности, нормированной на параметр Кориолиса: **а** – до фильтрации высокочастотного пространственного шума; **б** – после фильтрации

Аналогичным образом проводится фильтрация данных уровня поверхности океана. Предварительно данные высоты поверхности океана приведены к форме

аномалии. Псевдоалгоритм вычисления сглаженного поля аномалии уровня выглядит следующим образом:

- производится пространственное осреднение значений уровня морской поверхности равномерным квадратным ядром размером  $21 \times 21$  узлов в каждой точке;
- вычисляется среднее значение уровня океана в центральной части моря Лабрадор;
- из исходных данных уровня поверхности вычитаются полученные средние значения.

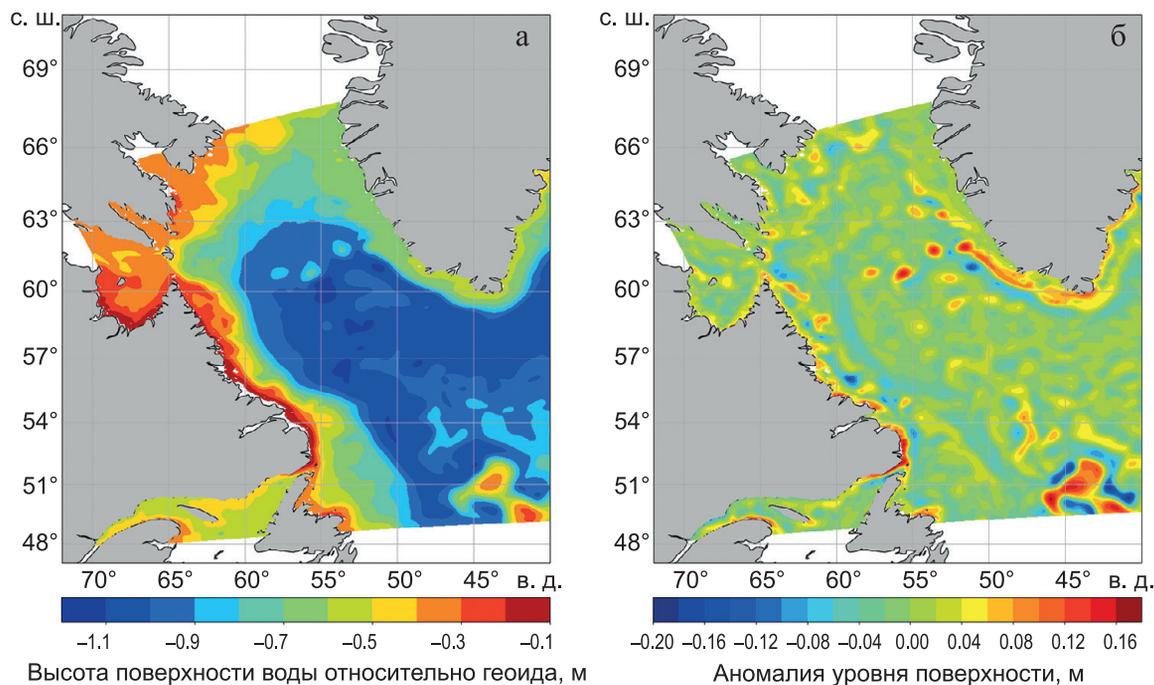


Рис. 4 – Мгновенное поле высоты уровня поверхности океана относительно геоида (а) и сглаженная аномалия уровня поверхности (б)

Расчет аномалии уровня поверхности (рисунок 9б) необходим для поиска антициклонических вихрей, поскольку мезомасштабные вихри приводят лишь к локальному повышению уровня, что невозможно обнаружить по абсолютным значениям уровня поверхности моря.

Для поиска координат локальных минимумов относительной завихренности используются функции из библиотеки SciPy, специально предназначенные для работы с изображениями и многомерными данными.

1. Подготовка данных: все положительные и нечисловые значения в массиве данных заменяются нулями для упрощения дальнейшей обработки.

2. Локализация потенциальных минимумов: в данных определяются максимальные и минимальные значения в каждой локальной окрестности заданного размера  $A_c$ .

3. Фильтрация значений по пороговому значению: вычисляется разница между локальными максимумами и минимумами в пределах окрестности  $A_c$ . Точки,

где разница превышает заданный порог  $T_c$ , сохраняются как значимые локальные минимумы, а остальные точки обнуляются.

4. Маркировка значимых областей: значимые локальные минимумы группируются в связанные области, после чего для каждого такого объекта вычисляются координаты его геометрического центра по осям  $X$  и  $Y$  путем нахождения средней точки между начальным и конечным индексами объекта. Координаты геометрического центра добавляются в базу данных.

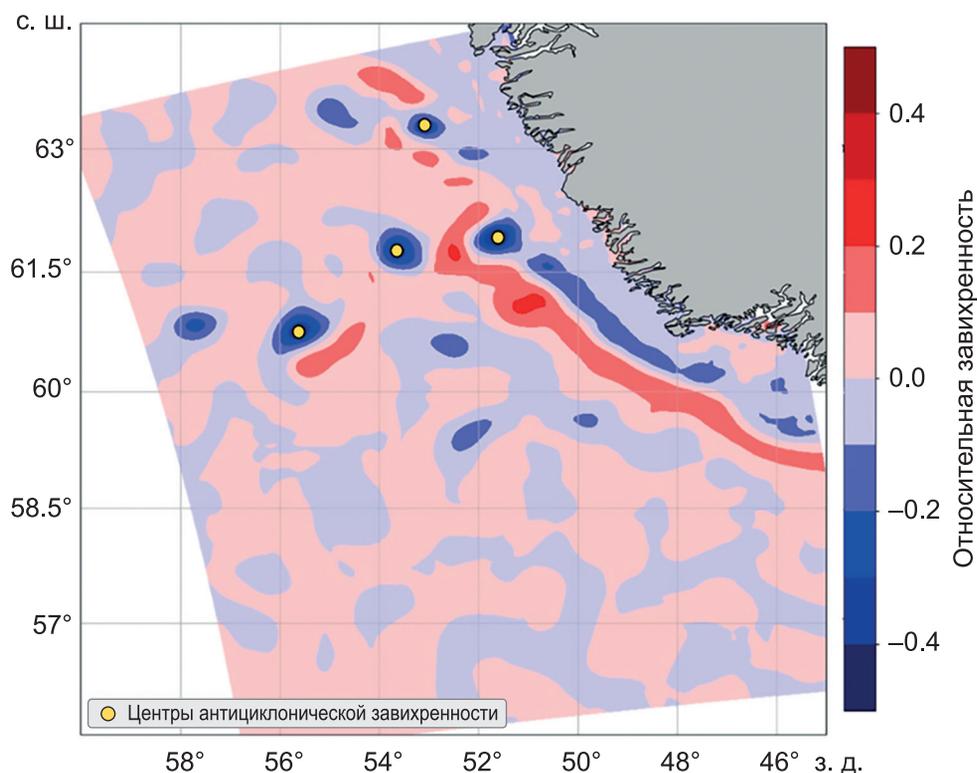


Рис. 5 – Мгновенное поле сглаженной относительной завихренности, нормированной на параметр Кориолиса, а также центры определенных минимумов завихренности (желтые точки)

Аналогичным образом в разработанном эвристическом методе производится поиск координат центров аномалии уровня поверхности океана. При этом, в отличие от поля нормированной относительной завихренности, положение определяется как координаты локальных максимумов. Размер окрестности, в которой производился поиск локального максимума аномалии уровня поверхности, обозначается как  $An$ , а пороговое значение – как  $Tn$ .

Координаты центров, совпавших по двум критериям, были определены как координаты центров колец Ирмингера. В случаях, когда положения пиковых значений не совпадают, для точки локального минимума относительной завихренности проводится поиск ближайшей точки локального максимума аномалии уровня моря в пределах радиуса 10 км. При обнаружении такой точки центр вихря идентифицируется по координатам точки минимума относительной завихренности.

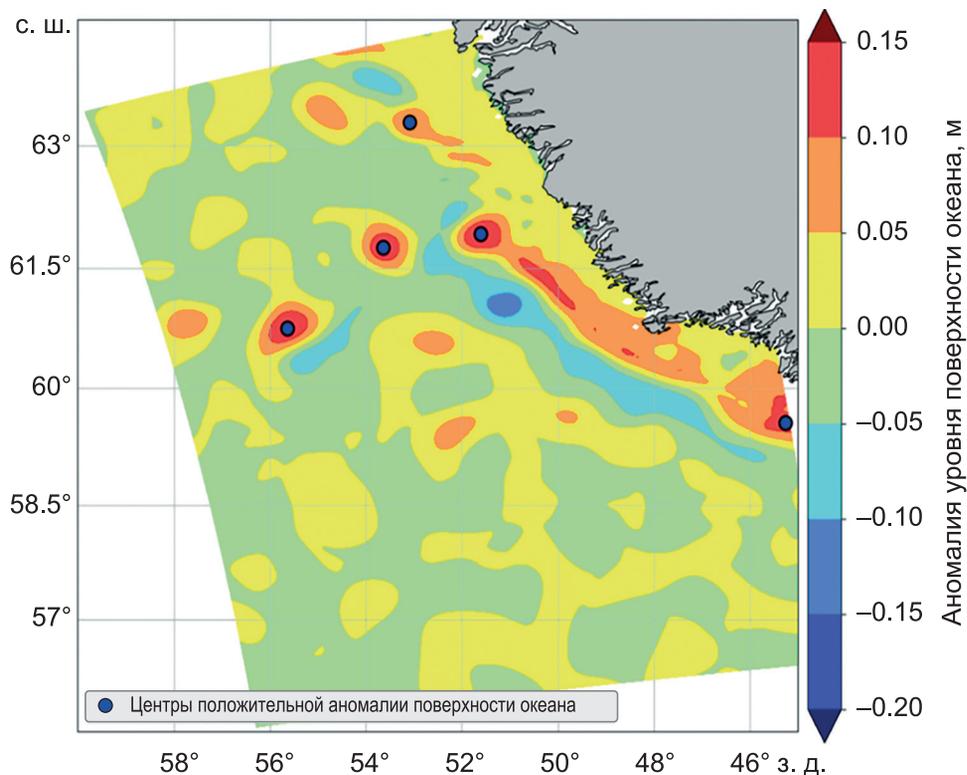


Рис. 6 – Мгновенное поле сглаженной аномалии уровня поверхности океана, а также центры найденных максимумов аномалии (синие точки)

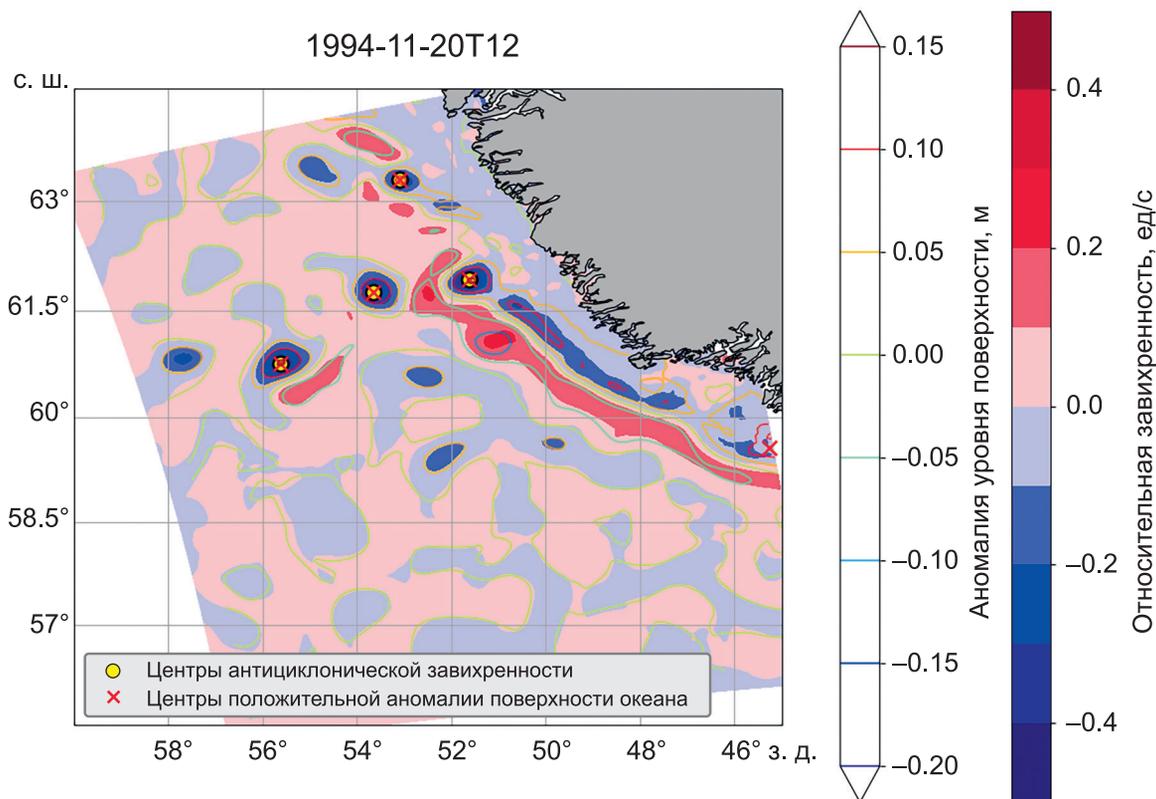


Рис. 7 – Пример одновременного срабатывания критериев выделения колец Ирмингера для четырех вихрей

Радиусы найденных вихрей оцениваются отдельным этапом алгоритма. Для определения размеров вихрей реализован следующий алгоритм:

1. Области, характеризующиеся значениями нормированной относительной завихренности более  $-0.2$  маскируются (исключаются из рассмотрения при дальнейшей обработке).

Дальнейший анализ ведется отдельно для каждого вихря. Отправной точкой анализа является центр вихря, определенный на предыдущем этапе предлагаемого эвристического алгоритма. Для сокращения вычислительной емкости и повышения устойчивости результатов алгоритма анализ данных для каждого вихря ограничивается по пространству определенной областью в окрестности его центра.

2. Для каждой точки, идентифицированной как центр вихря, определяется область с ограничением дальности от центра. Радиус такой области является гиперпараметром предлагаемого эвристического алгоритма  $R_c$ .

3. В пределах рассматриваемой области обработки данных вихря фильтруются узлы сетки, в которых значения нормированной относительной завихренности не превышают определенного порогового значения  $Tr$ .

4. Вычисляется максимальное расстояние от центра вихря до узлов сетки, прошедших фильтрацию. Радиус вихря принимается равным этому максимальному расстоянию.

Результатом применения предлагаемого алгоритма являются координаты центров идентифицированных вихрей и оценки их радиусов. Эти значения записываются в базу данных вихрей, идентифицированных алгоритмом.

### Методы оценки качества идентификации вихрей

В настоящем исследовании мы оцениваем качество идентификации в мерах средней точности (Average Precision,  $AP$ ) и среднего значения F1-меры ( $aF1$ ). Для вычисления этих метрик необходимы значения доли верно идентифицированных вихрей и пропущенных вихрей при сравнении результатов алгоритмической идентификации с экспертной разметкой. В настоящем разделе мы приводим описание алгоритма вычисления этих величин с учетом особенностей идентификации колец Ирмингера. В частности, в зависимости от степени пересечения меток вихрей, определенных алгоритмом, с метками эксперта, соответствующий вихрь может считаться идентифицированным или пропущенным.

В рамках настоящего исследования для оценки качества идентификации вихрей используется мера перекрытия объектов, известная как Intersection over Union ( $IoU$ ).  $IoU$  представляет собой отношение пересечения экспертной и алгоритмической метки к их объединению. Этот показатель используется для количественной оценки того, насколько близко к экспертной разметке алгоритм способен идентифицировать положение вихря в пространстве. Значения  $IoU$  находятся в диапазоне от 0 до 1, где 0 означает отсутствие всякого совпадения между метками в экспертной и алгоритмической разметках, а 1 – полное их совпадение.

В результате сравнения с экспертной разметкой с применением такого правила сопоставления мы вычисляем количество верно идентифицированных вихрей TP, пропущенных экспертных меток FN и меток алгоритма, не получивших соответствие в экспертной разметке FP. В терминах матрицы ошибок эти значения имеют наименования соответственно TP – True Positives (TP), FN – False Negatives (FN) и FP – False Positives (FP). С использованием этих показателей мы вычисляем Точность (Precision,  $Pr$ ), Полноту (Recall,  $R$ ) и F1-меру ( $F1$ ) следующим образом:

$$Pr = \frac{TP}{TP + FP}, \quad (2)$$

$$R = \frac{TP}{TP + FN}, \quad (3)$$

$$F1 = 2 \frac{Pr \times R}{Pr + R}. \quad (4)$$

F1-мера представляет собой гармоническое среднее между точностью и полнотой. F1-мера стремится к нулю, если точность или полнота стремятся к нулю.

Эти метрики зависят от величины порогового значения  $IoU$ , то есть характеризуют не сам алгоритм идентификации вихрей, но способ вычисления метрик. Для обобщения метрик и получения мер качества для самого алгоритма идентификации применяется подход вычисления мер качества при различных величинах порогового значения  $IoU$  и вычисления интегрального показателя следующим образом:

Выбираются пороговые значения  $IoU$  от 0.1 до 0.9 с шагом 0.1. Для каждого порогового значения рассчитываются следующие показатели: точность, полнота и F1-мера. Затем вычисляется интегральный показатель, который представляет собой среднее значение F1-меры ( $aF1$ ) по всем пороговым значениям. Интегрирование выполняется с использованием метода трапеций:

$$aF1 = \frac{\sum_{i=0}^{n-2} \left[ F1(IoU_i) + F1(IoU_{i+1}) \right] \times (IoU_{i+1} - IoU_i)}{2 \times (IoU_{n-1} - IoU_0)}, \quad (5)$$

где  $IoU_i$  – пороговые значения  $IoU$ ;  $F1(IoU)$  – значение F1-меры при пороговом значении  $IoU_i$ ;  $n$  – количество пороговых значений  $IoU$ ;  $IoU_0$  – минимальное пороговое значение  $IoU$ ;  $IoU_{n-1}$  – максимальное пороговое значение  $IoU$ . Аналогичным образом рассчитывается средняя точность интегрированием методом трапеций.

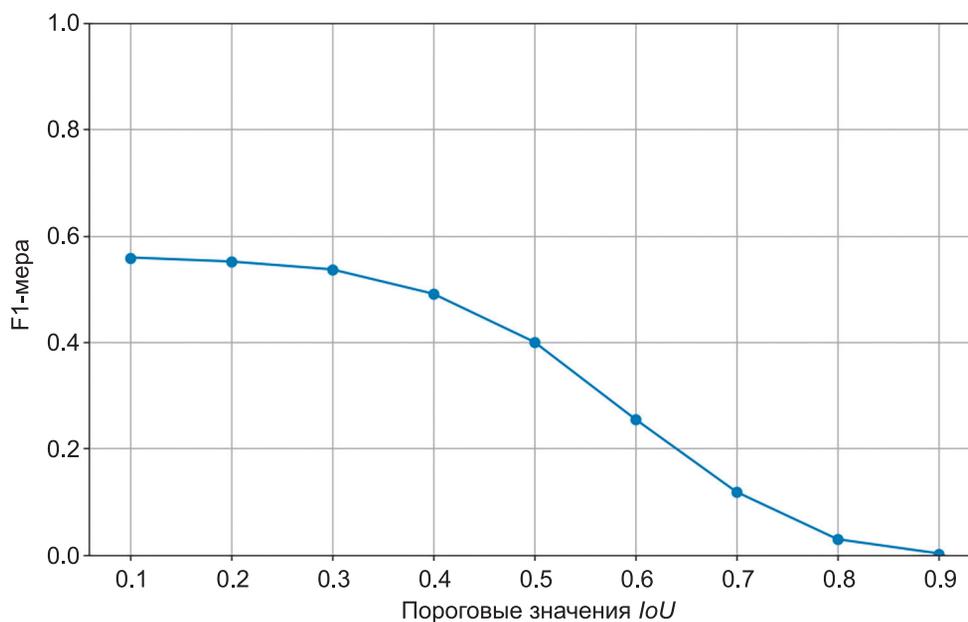


Рис. 8 – Зависимость F1-меры от пороговых значений  $IoU$  при оптимизации алгоритма по F1-мере

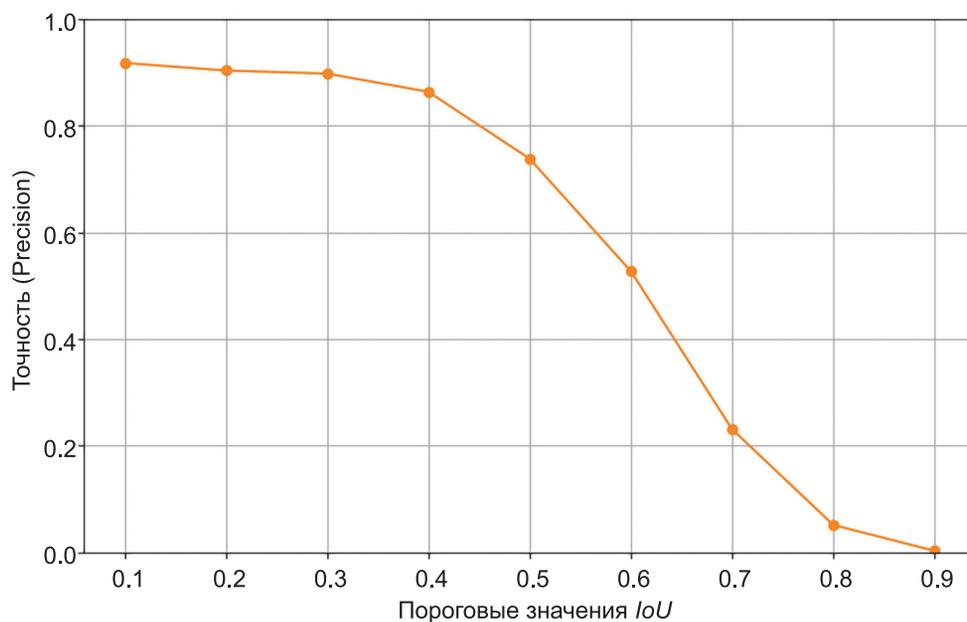


Рис. 9 – Зависимость Точности (Precision) от пороговых значений  $IoU$  при оптимизации алгоритма по Average Precision (AP)

### Способ оптимизации экспертного эвристического алгоритма

Байесовская оптимизация – вероятностный подход к оптимизации произвольных функций. Этот подход применяют для оптимизации гиперпараметров в алгоритмах машинного обучения (Snoek et al., 2012; Wu et al., 2019; Klein et al., 2017). В отличие от традиционных методов, таких как поиск по сетке или оптимизация методом

Монте-Карло, требующих большого числа оценок для эффективного поиска в пространстве гиперпараметров, байесовская оптимизация использует вероятностные модели для информированного принятия решений о том, где искать далее.

В основе байесовской оптимизации лежит создание и настройка вероятностной заместительной модели оптимизируемой функции (т. н. целевой функции), часто называемой заместителем или вероятностной моделью. Целевая функция в случае подхода наук о данных вычислительно затратна, поскольку подразумевает полный цикл обучения и оценки качества модели машинного обучения. В то же время заместительная модель формулируется как вероятностная модель, которая в большинстве случаев требует значительно меньших вычислительных затрат. Заместительная модель отражает неопределенность относительно истинной целевой функции и обновляется по мере получения новых наблюдений. Основное преимущество подхода байесовской оптимизации – способность балансировать вычислительные затраты на исследование (выбор областей пространства гиперпараметров, где целевая функция еще недостаточно определена) и эксплуатацию (выбор областей пространства гиперпараметров, где целевая функция, вероятно, оптимальна).

Ключевой особенностью алгоритмов байесовской оптимизации является способ получения новых экземпляров выборки – точек в пространстве гиперпараметров, в которых оценивается целевая функция. Одним из наиболее современных и часто применяемых является алгоритм древовидного парзеновского оценщика (ТРЕ). Этот алгоритм завоевал популярность благодаря своей эффективности в задачах оптимизации гиперпараметров. Представленный в 2011 г. (Bergstra et al., 2011) ТРЕ использует стратегию «разделяй и властвуй» для моделирования целевой функции и эффективного руководства процессом поиска. Основная идея ТРЕ заключается в моделировании целевой функции как условного распределения вероятностей, где гиперпараметры разделяются на два набора: перспективные (для которых имеет смысл применять действия, характерные для эксплуатации) и консервативные (те, для которых имеет смысл применять действия, характерные для исследования). Путем итеративной подгонки отдельных вероятностных распределений на этих подмножествах гиперпараметров и сэмплирования следующего набора гиперпараметров из полученных распределений ТРЕ позволяет сфокусироваться на областях пространства гиперпараметров, которые, вероятно, приведут к улучшению целевой функции, а также позволяет продолжать исследование в менее перспективных областях для предотвращения преждевременной сходимости.

Одной из характерных особенностей ТРЕ является его способность обрабатывать как действительные, так и категориальные (дискретные) гиперпараметры. Эта гибкость делает ТРЕ перспективным вариантом сэмплера для широкого спектра задач оптимизации, включая те, где присутствуют смешанные типы гиперпараметров. К таким задачам обычно относится оптимизация гиперпараметров моделей машинного обучения. Кроме того, ТРЕ требует минимальной настройки собственных гиперпараметров, что делает его популярным выбором для автоматизированных задач оптимизации гиперпараметров.

В настоящем исследовании мы применили байесовскую оптимизацию с механизмом сэмплирования TPE. Мы автоматизировали оптимизацию с использованием библиотеки Optuna (Akiba et al., 2019) на языке Python (Van Rossum, Guido, Drake, 1995).

Гиперпараметры, которые мы оптимизировали, включают следующие величины:

1. Размер окрестности поиска локального минимума относительной завихренности  $A_s$ .
2. Пороговое значение  $T_s$ , по которому производится фильтрация значений относительной завихренности для нахождения центра вихря.
3. Размер окрестности поиска локального максимума аномалии уровня поверхности моря  $A_n$ .
4. Пороговое значение  $T_n$ , по которому производится фильтрация значений аномалии уровня поверхности моря для нахождения центра вихря.
5. Пороговое значение  $T_r$ , по которому производится фильтрация значений относительной завихренности для нахождения радиуса вихря.
6. Радиус  $R_c$ , в пределах которого производился поиск отфильтрованных по пороговому значению  $T_r$  узлов сетки.

В рамках оптимизации гиперпараметров мы оптимизировали функцию качества F1-score. Мы задали фиксированное количество итераций оптимизации: 2000.

## Результаты

Мы применили методы идентификации вихрей, описанные в разделе «Методы идентификации колец Ирмингера» и подход оптимизации гиперпараметров эвристического метода, приведенный в разделе «Способ оптимизации экспертного эвристического алгоритма». При оптимизации гиперпараметров мы максимизировали показатель качества F1-мера. В таблице 1 приводим оценки полученных мер качества для всех описанных методов.

Табл. 1 – Оценки мер качества методов идентификации колец Ирмингера, описанных в настоящей работе

Метод идентификации колец Ирмингера	Средняя F1-мера ( $aF1$ )	Средняя Точность ( $AP$ )
Случайный	0.024±0.002	0.01±0.001
Константный	0.045	0.023
Экспертный эвристический в базовой конфигурации	0.232	0.458
Экспертный эвристический алгоритм, оптимизированный по F1-мере	0.352	0.334
Экспертный эвристический алгоритм, оптимизированный по Точности (Precision)	0.167	0.584

Из результатов, приведенных в таблице, видно, что эвристический алгоритм идентификации колец Ирмингера ожидаемо демонстрирует преимущество в мерах F1-мера и точность по сравнению с примитивными опорными методами. Также видно, что предложенный в настоящей работе эвристический алгоритм в базовой конфигурации уступает в качестве варианту, полученному в результате оптимизации гиперпараметров. Прирост качества составил 0.12 в мере  $F1$ . При этом мера качества  $AP$  при оптимизации  $F1$  снизилась на 0.124, что можно было бы признать контринтуитивным результатом. В то же время одним из следствий т. н. «теоремы об отсутствии бесплатных завтраков» (Wolpert et al., 1997) является то, что все возможные меры качества не обязаны быть скоррелированными, в том числе в той области пространства гиперпараметров, в которой достигается максимум одной из этих мер качества. В случае исследуемой задачи видно, что в области пространства гиперпараметров, в которой обнаружен максимум  $F1$ , эта мера качества не коррелирует с  $AP$ . Кроме этого, следует отметить, что одним из тривиальных способов максимизации  $AP$  является не ограничиваемое снижение знаменателя в формуле точности (2), то есть, количества алгоритмически идентифицируемых вихрей. Данное свойство меры  $AP$  лишает ее перспективности в задаче оптимизации без наложения дополнительных ограничений на количество вихрей, верно ( $TP$ ) или ложно ( $FP$ ) идентифицированных алгоритмом. Именно поэтому в ходе исследования было принято решение оптимизировать гиперпараметры, используя F1-меру.

В то же время следует отметить, что даже в результате оптимизации качество идентификации не приближается к максимально возможным значениям (единице) ни в одной из рассматриваемых мер.

### Заключение и перспективы

В данной работе был разработан и применен эвристический метод идентификации колец Ирмингера в данных численного моделирования. Предложенный алгоритм как в базовой конфигурации, так и после оптимизации гиперпараметров, продемонстрировал высокую эффективность в сравнении с примитивными методами. Были предложены, описаны и внедрены методы оптимизации, которые привели к значительному улучшению качества идентификации. В ходе исследования было принято решение оптимизировать гиперпараметры, используя F1-меру, поскольку мера средней точности была признана менее перспективной для оптимизации без наложения дополнительных ограничений на количество алгоритмически идентифицируемых вихрей. По результату эксперимента качество идентификации в мере F1-score повышено до 0.352 по сравнению с 0.232 в базовой конфигурации. Как видно, несмотря на достигнутый прогресс, качество алгоритма даже в оптимизированной версии остается недостаточно высоким и требует дальнейших улучшений. Для повышения качества идентификации планируется использовать нейросетевые модели или продолжить совершенствование уже имеющегося алгоритма.

**Благодарности.** Исследование выполнено в рамках Госзадания № FMWE-2022-0002, идентификация мезомасштабных вихрей выполнена в рамках проекта РФФ 23-47-00030.

### Список литературы

1. *Akiba T., Sano S., Yanase T., Ohta T., Koyama M.* Optuna: A next-generation hyperparameter optimization framework // Proceedings of the 25<sup>th</sup> ACM SIGKDD international conference on knowledge discovery & data mining. 2019. P. 2623–2631.
2. *Bergstra J., Bardenet R., Bengio Y., Kégl B.* Algorithms for hyper-parameter optimization // Advances in neural information processing systems. 2011. Vol. 24.
3. *Chanut J., Barnier B., Lecoindre A., Le Sommer J., Molines J. M., Penduff T., Bourdalle-Badie R., Treguier A. M., Madec G.* Mesoscale eddies in the Labrador Sea and their contribution to convection and restratification // Journal of Physical Oceanography. 2008. Vol. 38. No. 8. P. 1617–1643.
4. *Holdsworth A. M., Myers P. G.* The influence of high-frequency atmospheric forcing on the circulation and deep convection of the Labrador Sea // Journal of Climate. 2015. Vol. 28. No. 12. P. 4980–4996.
5. *Katsman C. A., Spall M. A., Pickart R. S.* Boundary current eddies and their role in the restratification of the Labrador Sea // Journal of Physical Oceanography. 2004. Vol. 34. No. 9. P. 1967–1983.
6. *Klein A., Lemke C., Blumensath T., Friedrich C.* Fast bayesian optimization of machine learning hyperparameters on large datasets // Artificial intelligence and statistics. PMLR, 2017. P. 528–536.
7. *Lilly J. M., Rhines P. B., Visbeck M., Davis R. E., Schott F., Fischer J.* Observations of the Labrador Sea eddy field // Progress in Oceanography. 2003. Vol. 59. No. 1. P. 75–176.
8. *Marsh R., de Cuevas B. A., Coward A. C., Jacobs Z. L., Josey S. A., Nurser A. J. G.* Recent changes in the North Atlantic circulation simulated with eddy-permitting and eddy-resolving ocean models // Ocean modelling. 2009. Vol. 28. No. 4. P. 226–239.
9. *Nencioli F., Dong C., Dickey T., Washburn L., McWilliams J. C.* A vector geometry-based eddy detection algorithm and its application to a high-resolution numerical model product and high-frequency radar surface velocities in the Southern California Bight // Journal of atmospheric and oceanic technology. 2010. Vol. 27. No. 3. P. 564–579.
10. *Pennelly C., Myers P. G.* Tracking Irminger Rings' properties using a sub-mesoscale ocean model // Progress in Oceanography. 2022. Vol. 201. P. 102735.
11. *Rossum, Guido van, Drake Fred L.* Python reference manual. Vol. 111. Amsterdam: Centrum voor Wiskunde en Informatica, 1995.
12. *Snoek J., Larochelle H., Adams R. P.* Practical bayesian optimization of machine learning algorithms // Advances in neural information processing systems. 2012. Vol. 25. P. 2960–2968.
13. *Stouffer R. J., Seidov D., Haupt B. J.* Climate response to external sources of freshwater: North Atlantic versus the Southern Ocean // Journal of Climate. 2007. Vol. 20. No. 3. P. 436–448.
14. *Verezemskaya P., Koldunov N., Danilov S., Wekerle C., Losch M., Schrum C., Schroeter J.* A new regional model of the Subpolar Gyre based on NEMO4. Copernicus Meetings, 2023. No. EGU23-7251.
15. *Wu J., Yue X., Wu Y., Wang L., Tan Y.* Hyperparameter optimization for machine learning models based on Bayesian optimization // Journal of Electronic Science and Technology. 2019. Vol. 17. No. 1. P. 26–40.
16. *Wolpert D. H., Macready, W. G.* No free lunch theorems for optimization // IEEE transactions on evolutionary computation, Vol. 1 (1). P. 67–82.

Статья поступила в редакцию 07.06.2024, одобрена к печати 09.12.2024.

**Для цитирования:** Калинин М. А., Вerezemskaya П. С., Криницкий М. А., Борисов М. А., Тилинина Н. Д. Байесовская оптимизация метода идентификации мезомасштабных океанских вихрей в море Лабрадор в данных вихреразрешающего моделирования // *Океанологические исследования*. 2024. № 52 (4). С. 56–73. [https://doi.org/10.29006/1564-2291.JOR-2024.52\(4\).4](https://doi.org/10.29006/1564-2291.JOR-2024.52(4).4).

## BAYESIAN OPTIMIZATION OF THE METHOD OF IDENTIFICATION OF MESOSCALE OCEAN EDDIES IN THE LABRADOR SEA IN EDDY-RESOLVING MODELLING DATA

M. A. Kalinin<sup>1</sup>, P. S. Verezemskaya<sup>1</sup>, M. A. Krinitskiy<sup>1,2</sup>,  
M. A. Borisov<sup>1,2</sup>, N. D. Tilinina<sup>1</sup>

<sup>1</sup> Shirshov Institute of Oceanology, Russian Academy of Sciences,  
36, Nakhimovskiy prospekt, Moscow, 117997, Russia;

<sup>2</sup> Moscow Institute of Physics and Technology (National Research University),  
9, Institutskiy pereulok, Dolgoprudny, 141701, Russia,  
e-mail: [kalinin.ma@ocean.ru](mailto:kalinin.ma@ocean.ru)

Deep convection in the Labrador Sea has a significant role in the formation of the Northern Hemisphere climate. The eddy activity in the Labrador Sea, represented by Irminger rings, influences the spatial and temporal heterogeneity of the mixed layer depth. Automated eddy identification methods are widely used as a tool to study eddy activity in statistically significant samples. However, the most commonly used method for finding local extrema is highly dependent on a variety of parameters chosen by the author or the user of the method. In this paper, a new algorithm for the identification of mesoscale anticyclonic eddies in numerical simulation data is developed. Using Bayesian optimisation method, the optimal values of hyperparameters of the developed eddy identification algorithm were selected. The identification quality in the F1-score measure is improved to 0.232 compared to 0.352 in the baseline configuration.

**Keywords:** Labrador Sea, subpolar North Atlantic, NEMO4, mesoscale eddies, Bayesian optimization, Tree-structured Parzen Estimator

**Acknowledgements:** This study was supported with the №FMWE-2022-0002 program (methodology) and RSF 23-47-00030 project (mesoscale eddies identification).

### References

1. Akiba, T., S. Sano, T. Yanase, T. Ohta, and M. Koyama, 2019: Optuna: A next-generation hyperparameter optimization framework. *Proceedings of the 25<sup>th</sup> ACM SIGKDD international conference on knowledge discovery & data mining*, 2623–2631.
2. Bergstra, J., R. Bardenet, Y. Bengio, and B. Kégl, 2011: Algorithms for hyper-parameter optimization. *Advances in neural information processing systems*, **24**.
3. Chanut, J., B. Barnier, A. Lecointre, J. Le Sommer, J. M. Molines, T. Penduff, R. Bourdalle-Badie, A. M. Treguier, and G. Madec, 2008: Mesoscale eddies in the Labrador Sea and their

- contribution to convection and restratification. *Journal of Physical Oceanography*, **38** (8), 1617–1643.
4. Holdsworth, A. M. and P. G. Myers, 2015: The influence of high-frequency atmospheric forcing on the circulation and deep convection of the Labrador Sea. *Journal of Climate*, **28** (12), 4980–4996.
  5. Katsman, C. A., M. A. Spall, and R. S. Pickart, 2004: Boundary current eddies and their role in the restratification of the Labrador Sea. *Journal of Physical Oceanography*, **34** (9), 1967–1983.
  6. Klein, A., C. Lemke, T. Blumensath, and C. Friedrich, 2017: Fast bayesian optimization of machine learning hyperparameters on large datasets. *Artificial intelligence and statistics*, PMLR, 528–536.
  7. Lilly, J. M., P. B. Rhines, M. Visbeck, R. E. Davis, F. Schott, and J. Fischer, 2003: Observations of the Labrador Sea eddy field. *Progress in Oceanography*, **59** (1), 75–176.
  8. Marsh, R., B. A. de Cuevas, A. C. Coward, Z. L. Jacobs, S. A. Josey, and A. J. G. Nurser, 2009: Recent changes in the North Atlantic circulation simulated with eddy-permitting and eddy-resolving ocean models. *Ocean modelling*, **28** (4), 226–239.
  9. Nencioli, F., C. Dong, T. Dickey, L. Washburn, and J. C. McWilliams, 2010: A vector geometry-based eddy detection algorithm and its application to a high-resolution numerical model product and high-frequency radar surface velocities in the Southern California Bight. *Journal of atmospheric and oceanic technology*, **27** (3), 564–579.
  10. Pennelly, C. and P. G. Myers, 2022: Tracking Irminger Rings' properties using a sub-mesoscale ocean model. *Progress in Oceanography*, **201**, 102735.
  11. Rossum, Guido van, and Fred L. Drake, 1995: *Python reference manual*. Vol. 111. Amsterdam, Centrum voor Wiskunde en Informatica.
  12. Snoek, J., H. Larochelle, and R. P. Adams, 2012: Practical bayesian optimization of machine learning algorithms. *Advances in neural information processing systems*, **25**.
  13. Stouffer, R. J., D. Seidov, and B. J. Haupt, 2007: Climate response to external sources of freshwater: North Atlantic versus the Southern Ocean. *Journal of Climate*, **20** (3), 436–448.
  14. Verezemskaya, P., N. Koldunov, S. Danilov, C. Wekerle, M. Losch, C. Schrum, and J. Schroeter, 2023: A new regional model of the Subpolar Gyre based on NEMO4. *Copernicus Meetings*, EGU23-7251.
  15. Wu, J., X. Yue, Y. Wu, L. Wang, and Y. Tan, 2019: Hyperparameter optimization for machine learning models based on Bayesian optimization. *Journal of Electronic Science and Technology*, **17** (1), 26–40.

Submitted 07.06.2024, accepted 09.12.2024.

**For citation:** Kalinin, M. A., P. S. Verezemskaya, M. A. Krinitskiy, M. A. Borisov, and N. D. Tilinina, 2024: Bayesian optimization of the method of identification of mesoscale ocean eddies in the Labrador Sea in eddy-resolving modelling data. *Journal of Oceanological Research*, **52** (4), 56–73, [https://doi.org/10.29006/1564-2291.JOR-2024.52\(4\).4](https://doi.org/10.29006/1564-2291.JOR-2024.52(4).4).