

Гидрометеорология и экология. 2026. № 84. С. 510—522.

Hydrometeorology and Ecology. 2026;(84):510—522.

ГЕОИНФОРМАТИКА

Научная статья

УДК 528.9: 004.8:551.467(268.52)

doi: 10.33933/2713-3001-2026-84-510-522

Геоинформационная методика оценки качества нейросетевых прогнозов морского льда на примере акватории Карского моря

Илья Дмитриевич Болховский¹, Сергей Иванович Биденко²

¹ Российский государственный гидрометеорологический университет, Санкт-Петербург,
ilya.bolkhovsky@gmail.com

² АО «НПО „Импульс»», Санкт-Петербург

Аннотация. В работе представлена геоинформационная методика оценки качества нейросетевых прогнозов морского льда для задач навигационно-гидрографического обеспечения Арктики. Показано, что традиционные метрики оценки качества прогнозов и нормативная процедура оправдываемости положения кромки льда не учитывают пространственное распределение ошибок и не позволяют оценить применимость прогноза для навигационных задач. Представлена методика пространственной декомпозиции ошибок на основе интегрированной ледовой пограничной ошибки, разделяемой на ошибку площади и ошибку положения границы (кромки). Показано, что для навигационных задач минимизация ошибки положения границы (кромки) имеет приоритет над минимизацией ошибки площади. Предложена четырёхэтапная методика валидации с критерием навигационной применимости модели. Методика реализуется как модуль геоинформационной системы.

Ключевые слова: геоинформационные системы, Арктическая зона, ледовые поля, оценка качества прогнозов, искусственные нейронные сети, пространственный анализ, навигационно-гидрографическое обеспечение.

Для цитирования: Болховский И. Д., Биденко С. И. Геоинформационная методика оценки качества нейросетевых прогнозов морского льда на примере акватории Карского моря // Гидрометеорология и экология. 2026. № 84. С. 510—522. doi: 10.33933/2713-3001-2026-84-510-522.

Original article

Geoinformation Methodology for Quality Assessment of Neural Network Sea Ice Forecasts: A Case Study of the Kara Sea

Ilya D. Bolkhovskiy¹, Sergey I. Bidenko²

¹ Russian State Hydrometeorological University, Saint Petersburg, Russia,
ilya.bolkhovsky@gmail.com

² JSC “NPO Impuls”, Saint Petersburg, Russia

Summary. This paper addresses quality assessment of neural network sea ice forecasts for navigation and hydrographic support of the Arctic Zone of the Russian Federation. Neural network models trained on remote sensing data demonstrate significant advantages over traditional numerical models in computational speed and accuracy. However, their integration into critical navigation infrastructure requires careful independent validation on data not used during model training. Traditional forecast quality metrics, including root mean square error, mean absolute error, and coefficient of determination, evaluate only statistical agreement between predicted and observed values without accounting for spatial distribution of errors. This limitation is critical for navigation tasks, where the precise location of the ice edge determines route safety, while aggregate area metrics may mask dangerous local discrepancies. This paper builds on the established spatial decomposition of the Integrated Ice Edge into the Absolute Extent Error, quantifying the difference in total ice-covered areas, and the Misplacement Error, measuring spatial displacement of the ice boundary at preserved total area. For navigation tasks, Misplacement Error takes priority since the precise position of the ice edge is more critical than the overall ice extent. The contribution of the present work is the operational interpretation of this decomposition for neural-network forecast validation in the context of navigation and hydrographic support of the Arctic Zone: a model applicability criterion; a comparison with the regulatory ice edge prediction reliability assessment procedure (RD 52.27.759-2011) that resolves three ambiguities of its application to raster forecasts; and a four-stage validation methodology with a model applicability criterion is proposed. The methodology is implemented as a module of a geoinformation system.

Keywords: geoinformation systems, Arctic zone, ice fields, forecast quality assessment, artificial neural networks, spatial analysis, navigation and hydrographic support.

For citation: Bolkhovskiy I. D., Bidenko S. I. Geoinformation Methodology for Quality Assessment of Neural Network Sea Ice Forecasts: A Case Study of the Kara Sea // *Gidrometeorologiya i Ekologiya = Journal of Hydrometeorology and Ecology*. 2026;(84):(510—522). doi: 10.33933/2713-3001-2026-84-510-522. (In Russ.).

Введение

Арктическая зона Российской Федерации (АЗРФ) является стратегически важным регионом страны, а состояние ледовых полей её акваторий — решающим фактором эффективности морской деятельности в Арктике [1, 2]. Основным источником данных о состоянии ледяного покрова служат космические средства дистанционного зондирования Земли (далее — ДЗЗ) [3]. Действующая процедура оценки качества прогнозов положения кромки льда определена нормативными документами Росгидромета — РД 52.27.759–2011 (§7.3.4.1.6) и ГОСТ Р 72039–2025 (§7.3.3). Указанный критерий сформулирован для положения кромки льда как линии: оправдываемость определяется через её длину, а допуск $\delta_{кр}$ — по отклонению двух кривых.

Применение алгоритмов машинного обучения для обработки спутниковых данных при подготовке оперативных навигационных ледовых карт ведётся в отечественных научных центрах. Нейронные сети применяются для автоматизированной классификации спутниковых РСА-изображений морского льда [4]. Параллельно разрабатываются нейросетевые методы оперативного краткосрочного прогноза концентрации льда, в частности, модели с архитектурой U-Net для Баренцева, Лабрадорского и Лаптева морей [5].

Современные международные публикации фиксируют переход к нормированным пространственным метрикам ошибки кромки как стандарту валидации нейросетевых прогнозов [1, 5—6]. Нейросетевая модель выдаёт прогноз в виде пиксельной маски концентрации льда на регулярной сетке, поэтому прямое применение нормативной процедуры оправдываемости к такому формату приводит к некоторым методическим неопределённостям, описанным в настоящей работе.

Алгоритмы машинного обучения, в отличие от физических моделей атмосферы и океана, извлекают закономерности непосредственно из эмпирических данных. Подобный подход сопряжён с риском скрытых систематических ошибок при отклонении условий от обучающей выборки и с барьером предсказуемости морского льда, обусловленным начальными условиями, атмосферной неопределённостью и внутренней изменчивостью океана. Опыт мировых ледовых служб показывает, что полная автоматизация интерпретации ледовой обстановки нецелесообразна и финальная оценка качества прогноза должна оставаться в зоне ответственности ледового аналитика [7]. Этому соответствует гибридная схема, в которой автоматизированная валидация служит средством информирования эксперта и поставщиком метрик, интерпретируемых в терминах задач навигации.

Целью настоящей работы является разработка геоинформационной методики оценки качества нейросетевых прогнозов ледовой обстановки для задач навигационно-гидрографического обеспечения АЗРФ на примере акватории Карского моря, дополняющей нормативную процедуру оправдываемости положения кромки льда по РД 52.27.759–2011 для пиксельных нейросетевых прогнозов на регулярной сетке.

Для достижения поставленной цели необходимо решить четыре задачи:

1) сопоставить предлагаемую методику с действующей процедурой оправдываемости положения кромки льда по РД 52.27.759–2011 (§7.3.4.1.6) и установить области их совместного применения;

2) обосновать приоритет минимизации ошибки положения границы (кромки) над ошибкой общей площади для задач навигационно-гидрографического обеспечения исходя из физической интерпретации компонентов декомпозиции;

3) проиллюстрировать применение методики на численном примере прогноза концентрации морского льда;

4) предложить четырёхэтапную методику валидации, реализуемую как программный модуль геоинформационной системы.

Вкладом настоящей работы является интерпретация декомпозиции интегрированной ледовой пограничной ошибки E на компоненты ошибки общей площади и ошибки положения границы (кромки) [8] для валидации нейросетевых прогнозов в задачах навигационно-гидрографического обеспечения АЗРФ.

Ограничения агрегатных метрик оценки ледовых прогнозов

Валидация прогнозов концентрации морского льда традиционно опирается на агрегатные метрики, обобщающие отклонения прогноза от наблюдений по всей области интереса. Среднеквадратичная ошибка σ_ε и средняя абсолютная ошибка $\delta_{\text{ср}}$ вычисляются по формулам:

$$\sigma_\varepsilon = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (C_{\text{прогноз},i} - C_{\text{набл},i})^2},$$

$$\delta_{\text{ср}} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N |C_{\text{прогноз},i} - C_{\text{набл},i}|,$$

где N — количество ячеек, $C_{\text{прогноз}}$ и $C_{\text{набл}}$ — прогнозируемая и наблюдаемая концентрация морского льда соответственно. Метрика σ_ε придаёт больший вес значительным отклонениям прогноза, тогда как $\delta_{\text{ср}}$ менее чувствительна к отдельным большим ошибкам. Коэффициент детерминации вычисляется по формуле $R^2 = \sigma_{\text{объясн}}^2 / \sigma_{\text{факт}}^2$, где $\sigma_{\text{объясн}}^2$ — дисперсия, объяснённая моделью, $\sigma_{\text{факт}}^2$ — полная дисперсия наблюдений.

Перечисленные показатели оценивают усреднённую по акватории величину ошибки концентрации льда. Действующая процедура оценки методов прогнозов полей (§7.1.4.5) и положения кромки льда, выраженной кривой (§7.1.4.6), по РД 52.27.759–2011 использует скалярный критерий обеспеченности метода (не ниже 68 %). Общим свойством агрегатных показателей и нормативной оправдываемости является приведение пространственно разнородных ошибок к одному числу, что не позволяет различить два принципиально разных типа ошибок: ошибку общей площади ледового покрова и ошибку положения кромки льда при сохранении общей площади. Для задач навигационно-гидрографического обеспечения критична именно вторая составляющая — точное положение границы льда в районе плавания [7]. Данное ограничение обуславливает необходимость применения специализированных пространственных метрик, способных оценить положение кромки.

Интегрированная ледовая пограничная ошибка и её декомпозиция на ошибку площади и ошибку положения кромки

Интегрированная ледовая пограничная ошибка E (англ. Integrated Ice Edge Error, *ИЕЕ*) — метрика, целенаправленно созданная для оценки точности определения положения ледовой кромки [8]. В отличие от σ_ε и $\delta_{\text{ср}}$, метрика E использует бинаризованное представление поля концентрации: каждая ячейка сетки получает метку «лёд» или «открытая вода» в зависимости от порога концентрации морского льда C . Согласно конвенции, принятой в спутниковом пассивном микроволновом зондировании, стандартным порогом границы ледовой кромки является $C > 15\%$ [8–9]. По шкале сплочённости номенклатуры ВМО этот порог находится в нижней части диапазона редкого льда (10–30 %). Величина E определяется как сумма двух компонентов:

$$E = E_+ + E_-,$$
$$E_+ = \int_A 1[C_{\text{прогноз}} > 0,15 \wedge C_{\text{набл}} \leq 0,15] dA,$$
$$E_- = \int_A 1[C_{\text{прогноз}} \leq 0,15 \wedge C_{\text{набл}} > 0,15] dA,$$

где $1[\cdot]$ — индикаторная функция, равная 1 при выполнении условия в скобках и 0 в остальных случаях; порог 0,15 отвечает ледовой кромке $C > 15\%$; индексы «прогноз» и «набл» относятся к прогнозируемой и наблюдаемой концентрации C соответственно; A — область интереса. Компонент E_+ (переоценка, англ. Overestimation Error, OE) — суммарная площадь участков, где модель предсказывает лёд, отсутствующий по данным наблюдений (ситуация «ложной тревоги»); E_- (недооценка, англ. Underestimation Error, UE) — площадь, где прогноз не содержит фактически наблюдаемого льда, что создаёт угрозу безопасности судна, входящего в неопознанную ледовую зону. Геометрически E равна суммарной площади участков, на которых прогнозируемое и наблюдаемое ледовые покрытия расходятся, то есть областей, отнесённых ко льду лишь на одной из двух карт, и измеряется в единицах площади (км^2).

Декомпозиция E на два независимых компонента, предложенная в работе [8], представляется следующим образом:

$$E = E_s + E_{\text{гр}},$$
$$E_s = |E_+ - E_-|,$$
$$E_{\text{гр}} = 2 \min(E_+, E_-).$$

Компонент E_s (ошибка площади, англ. Absolute Extent Error, AEE) равен модулю разности E_+ и E_- и отражает систематическое смещение модели: при $E_+ > E_-$ модель систематически переоценивает площадь ледового покрова, при $E_- > E_+$ — недооценивает. Компонент $E_{\text{гр}}$ (ошибка положения кромки, англ. Misplacement Error, ME) равен удвоенному минимуму E_+ и E_- и характеризует ситуацию компенсированных ошибок, когда общая площадь льда воспроизведена корректно, но его пространственное распределение отличается от наблюдаемого. Физический смысл компонентов декомпозиции и характерные ситуации сведены в табл. 1.

Таблица 1

Компоненты декомпозиции интегрированной ледовой пограничной ошибки
Components of Integrated Ice Edge Error decomposition

Компонент	Физический смысл	Пример ситуации
E_s	Ошибка общего количества льда	Прогноз: 100 тыс. км^2 льда. Факт: 80 тыс. км^2 . $E_s = 20$ тыс. км^2
$E_{\text{гр}}$	Ошибка положения кромки льда	Прогноз: 100 тыс. км^2 льда. Факт: 100 тыс. км^2 , но в другом месте. $E_{\text{гр}} > 0, E_s = 0$

Для задач навигационно-гидрографического обеспечения минимизация $E_{гр}$ имеет приоритет над минимизацией E_s ввиду того, что точное положение кромки льда определяет безопасность маршрута, тогда как ошибка общей площади ледового покрова не препятствует прокладке курса при правильно определённой границе. Соответственно, модель прогнозирования может считаться применимой для навигационных задач при выполнении условия $(E_{гр} / E) < 0,5$.

Это условие соответствует доминированию ошибки площади над ошибкой положения. В противном случае модель требует доработки или ограничения области применения климатологическими задачами. Согласование критерия с современной международной практикой нормированных пограничных метрик отражено в работе [6].

Сопоставление декомпозиции интегрированной ледовой пограничной ошибки с нормативной оценкой оправдываемости положения кромки льда

Действующая нормативная процедура оценки качества прогнозов положения кромки льда определена в РД 52.27.759–2011. Согласно §7.3.4.1.6, в качестве допустимой ошибки положения кромки принимается величина $\delta_{кр} = 0,674 \sigma_{кр}$, где $\sigma_{кр}$ — среднеквадратическое отклонение положения кромки льда. Оправдываемость прогноза определяется по формуле $P = (l_1 / l_s) \times 100$, где l_1 — общая длина участков прогностической кромки, на которых отклонение от фактического положения не превышает $\delta_{кр}$; l_s — длина прогностической кромки, обеспеченной фактическими данными. Согласно §7.1.4.6, метод считается удовлетворительным при обеспеченности не ниже 68 %. ГОСТ Р 72039–2025 (§7.3.3) воспроизводит указанные критерии и ссылается на РД 52.27.759–2011 как на источник методики оценки.

РД 52.27.759–2011 — это обобщённый нормативный документ, а его критерий оправдываемости положения кромки сформулирован для кромки льда как линии и опирается на её длину. При применении этого критерия к нейросетевым прогнозам концентрации, представленным полем C на регулярной сетке, возникают три методических расхождения.

Первое расхождение касается того, как измеряется длина кромки. После бинаризации прогноза по порогу 15 % C граница превращается в ступенчатый растровый контур, длина которого зависит от схемы трассировки (4-/8-связные звенья, метод марширующих квадратов и пр.) и при уменьшении размера пикселя не сходится к длине истинной гладкой кромки — это известный эффект цифровой геометрии, поэтому знаменатель l_s в формуле (32 РД) $P = l_1 / l_s$ определён лишь с точностью до этого систематического смещения. Суммарная площадь, где прогноз и наблюдение расходятся по наличию льда, на которой построена метрика E [8], этого недостатка лишена: площадь несоответствия сходится к истинному значению при уточнении сетки независимо от способа трассировки границы.

Второе расхождение состоит в скалярности нормативного критерия. Показатель P агрегирует пространственно разнородные ошибки в одно число и не различает компенсирующиеся ошибки разного знака в разных участках акватории,

когда общая площадь льда сохранена, но положение кромки смещено. Последний случай соответствует ситуации $E_{гр} > 0$ при $E_s = 0$ в терминах декомпозиции [8]. Разложение $E = E_s + E_{гр}$ выделяет два физически независимых компонента ошибки, что недоступно скалярному показателю P .

Третье расхождение связано со спецификой обучения нейросетевых моделей. При настройке весов модели минимизируется поузловая мера расхождения прогнозного и наблюдаемого полей концентрации. Как правило, этой мерой является средняя абсолютная ($\delta_{ср}$) или среднеквадратичная (σ_e) ошибка. В работе [5] для оперативного прогноза концентрации льда с помощью модели U-Net показано, что наибольшие отклонения локализованы именно вдоль ледовой кромки; авторы отмечают, что этот эффект присущ и динамическим моделям. В действующих процедурах валидации он не разделяется на компоненты E_s и $E_{гр}$ — это и обосновывает применение декомпозиции E . Численный пример, иллюстрирующий характер такого расхождения, приведён в следующем разделе.

Таким образом, предлагаемая методика на основе декомпозиции E не отменяет нормативную процедуру оценки оправдываемости положения кромки (§7.3.4.1.6 РД 52.27.759–2011, §7.3.3 ГОСТ Р 72039–2025), а расширяет её геоинформационной декомпозицией для пиксельных нейросетевых прогнозов на регулярной сетке. Критерий $E_{гр}/E < 0,5$ предлагается как геоинформационное дополнение к нормативной процедуре, реализуемое непосредственно на сетке прогноза без необходимости извлечения гладкой кривой кромки и оценки $\sigma_{кр}$.

Методика валидации нейросетевых прогнозов ледовой обстановки на основе декомпозиции интегрированной ледовой пограничной ошибки

На основании сопоставления с действующей нормативной процедурой и физического обоснования компонентов декомпозиции E предлагается четырёхэтапная методика валидации нейросетевых прогнозов ледовой обстановки (рис. 1).

Этап 1. Подготовка данных

Входные данные методики — прогнозные и референсные поля концентрации морского льда. Прогнозное поле C формируется нейросетевой моделью произвольной архитектуры; референсное поле C получают из источника, независимого от обучающей выборки [1], — пассивного микроволнового зондирования (AMSR2, SSM/I), климатических записей OSI SAF/ESA CCI [9], радаров с синтезированной апертурой (Sentinel-1, RADARSAT) с автоматической классификацией [4] либо ледовых карт ААНИИ [7]. Прогнозные и референсные поля приводятся к единой пространственной сетке методом билинейной интерполяции; разрешение определяется задачей.

Этап 2. Бинаризация и расчёт компонентов

Бинаризация — это приведение поля к двум классам: «лёд» или «вода» по заданному порогу. В данном случае для каждой ячейки сетки выполняется

бинаризация по стандартному порогу 15 %. Площади переоценки и недооценки вычисляются как:

$$E_+ = \sum_{i \in A} S_i \cdot 1[C_{\text{прогноз},i} > 0,15 \wedge C_{\text{набл},i} \leq 0,15],$$

$$E_- = \sum_{i \in A} S_i \cdot 1[C_{\text{прогноз},i} \leq 0,15 \wedge C_{\text{набл},i} > 0,15],$$

где S_i — площадь ячейки i , A — область интереса, $1[\cdot]$ — индикаторная функция. На основе E_+ и E_- вычисляются итоговые метрики:

$$E = E_+ + E_-,$$

$$E_s = |E_+ - E_-|,$$

$$E_{\text{гр}} = 2 \cdot \min(E_+, E_-).$$

Этап 3. Интерпретация результатов

Интерпретация результатов валидации в контексте задач навигационно-гидрографического обеспечения осуществляется по соотношению компонентов ошибки (табл. 2).

Таблица 2

Классификация моделей по соотношению компонентов ошибки

Model classification by error component ratio

Соотношение	Диагноз	Рекомендация
$E_{\text{гр}}/E < 0,5$	Доминирует ошибка площади	Модель применима для навигационных задач; возможна коррекция систематического смещения
$E_{\text{гр}}/E \geq 0,5$	Доминирует ошибка положения	Модель требует доработки для навигационных задач
$E_+ \gg E_-$	Консервативный прогноз	Приемлемо для навигации; возможны экономические потери
$E_- \gg E_+$	Оптимистичный прогноз	Опасно для навигации; требуется коррекция

Дополнительно рекомендуется анализировать пространственное распределение ошибок E_+ и E_- для выявления регионов с систематическими ошибками прогнозирования.

Этап 4. Рекомендации для операторов ГИС НГО

Результаты валидации транслируются в практические рекомендации для операторов ГИС НГО: отбор моделей с наименьшим $E_{\text{гр}}$ при сопоставимых значениях E ; определение регионов и сезонов применимости каждой модели; квантификация неопределённости через значения E_+ и E_- для отдельных районов; передача результатов автоматической валидации ледовому аналитику для принятия финального решения о применимости прогноза [10].

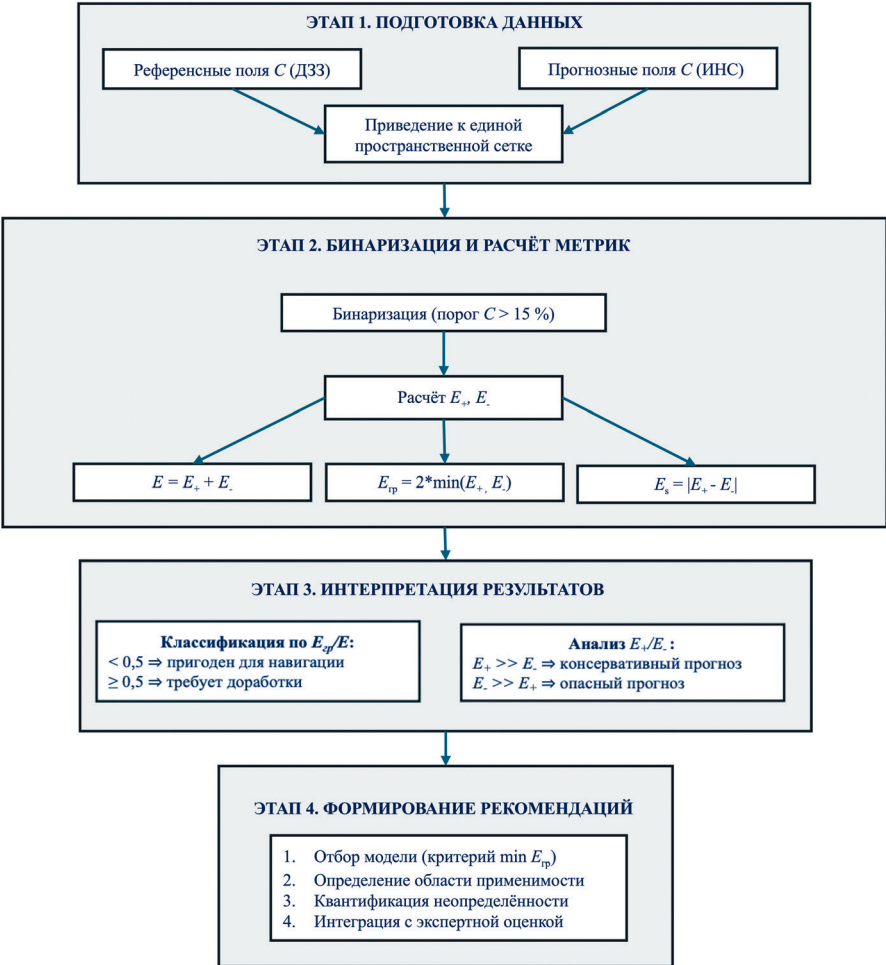
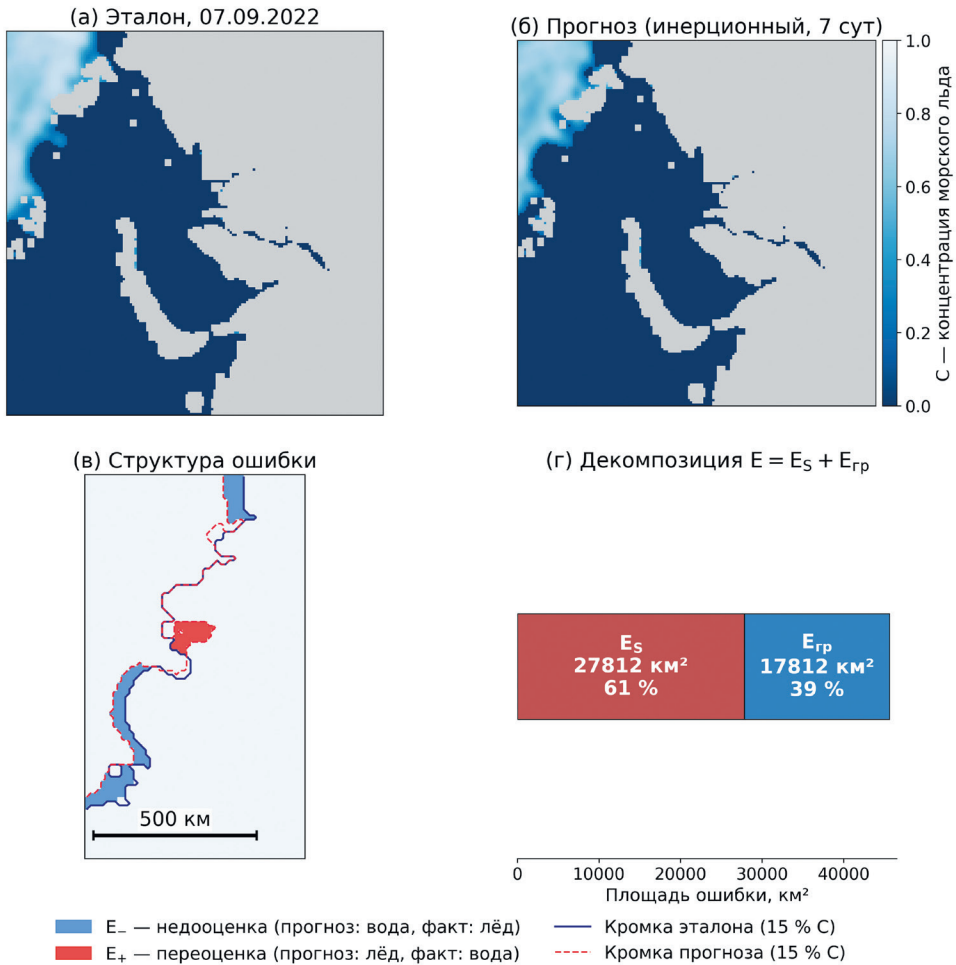


Рис. 1. Блок-схема методики валидации нейросетевых прогнозов ледовой обстановки на основе декомпозиции E .

Fig. 1. Flowchart of neural network sea ice forecast validation methodology based on Integrated Ice Edge Error decomposition.

Численный пример применения методики валидации прогноза концентрации морского льда на акватории Карского моря

В качестве иллюстрации применения методики приведён численный пример валидации одного прогноза концентрации морского льда на акватории Карского моря (рис. 2). Эталоном служит поле C из OSI SAF Climate Data Record на 07.09.2022 [9]; оцениваемым прогнозом — инерционный прогноз с заблаговременностью 7 суток, то есть перенос наблюдаемого состояния ледяного покрова



E_s — систематическая ошибка общей ледосодержащей площади
 E_{gp} — ошибка пространственного положения кромки

Рис. 2. Численный пример применения методики на акватории Карского моря (прогноз на 07.09.2022, заблаговременность 7 суток):

- а) концентрация морского льда по наблюдениям OSI SAF;
 б) прогнозируемое поле концентрации; в) пространственное распределение ошибок переоценки E_+ и недооценки E_- после бинаризации полей по порогу $C > 15\%$;
 г) разложение интегрированной ошибки на компоненты E_s и E_{gp} .

Fig. 2. Numerical example over the Kara Sea (persistence forecast for 07.09.2022, 7-day lead time): а) OSI SAF reference SIC; б) forecast SIC;
 в) OE/UE distribution after binarisation at SIC > 15 %; г) IIEE = AEE + ME decomposition.

на 31.08.2022 без изменений на дату 07.09.2022. Период соответствует фазе осеннего становления льда, в которую положение кромки меняется наиболее интенсивно. Расчёт по четырёхэтапной методике даёт: $\sigma_\epsilon = 0,051$; $\delta_{\text{ср}} = 0,010$; $E = 45\,625 \text{ км}^2$; $E_s = 27\,812,5 \text{ км}^2$; $E_{\text{гр}} = 17\,812,5 \text{ км}^2$; $E_{\text{гр}}/E = 0,39$.

Полученное значение σ_ϵ формально указывает на низкую ошибку прогноза, тогда как декомпозиция показывает, что 39 % полной интегрированной ошибки кромки относится к компоненту смещения $E_{\text{гр}}$ — ошибке положения границы (кромки) льда, не отражённой в показателе σ_ϵ . Значение $E_{\text{гр}}/E = 0,39$ удовлетворяет предложенному критерию применимости ($E_{\text{гр}}/E < 0,5$), относя данный прогноз к категории моделей с доминирующей ошибкой площади. Тем самым численный пример иллюстрирует основное свойство декомпозиции — способность выделить пространственную ошибку положения границы (кромки) льда даже при низких значениях агрегатных показателей. Проведение массовой статистической оценки предлагаемой методики на выборке нейросетевых прогнозов планируется в следующей работе авторов.

Заключение

Показано, что традиционные агрегатные метрики оценки качества прогнозов (σ_ϵ , $\delta_{\text{ср}}$, R^2) и нормативная процедура оправдываемости положения кромки льда по РД 52.27.759–2011 не выделяют ошибку пространственного положения кромки как самостоятельный класс. Декомпозиция интегрированной ледовой пограничной ошибки на компоненты E_s и $E_{\text{гр}}$ позволяет разделить два принципиально различных источника ошибок — ошибку общей площади и ошибку положения границы (кромки) льда; для задач навигационно-гидрографического обеспечения АЗРФ минимизация $E_{\text{гр}}$ имеет приоритет над минимизацией E_s , поскольку положение кромки льда непосредственно определяет безопасность маршрута.

Предложенная методика реализована как четырёхэтапный программный модуль геоинформационной системы. Методика не отменяет нормативную процедуру оправдываемости (РД 52.27.759–2011, §7.3.4.1.6; ГОСТ Р 72039–2025, §7.3.3), а расширяет её геоинформационной декомпозицией для пиксельных нейросетевых прогнозов на регулярной сетке. При практическом использовании рекомендуется анализировать соотношение E_+/E_- для выявления консервативных и оптимистичных прогнозов и проводить валидацию в акватории судоходных маршрутов.

Список литературы

1. Andersson T. R., Hosking J. S., Pérez-Ortiz M., et al. Seasonal Arctic Sea Ice Forecasting with Probabilistic Deep Learning // Nature Communications. 2021. Vol. 12. No. 1. С. 5124. doi: 10.1038/s41467-021-25257-4.
2. Миронов Е. У., Клячкин С. В., Макаров Е. И. и др. Особенности ледовых процессов в осенний период 2021 г. в морях Российской Арктики и оценка оправдываемости ледовых прогнозов // Российская Арктика. 2021. № 15. С. 40—53. doi: 10.24412/2658-4255-2021-4-40-53.
3. Миронов Е. У., Клячкин С. В., Фролов С. В. и др. Современное состояние и перспективы исследований ледяного покрова морей Российской Арктики // Российская Арктика. 2020. № 10. С. 12—21. doi: 10.24411/2658-4255-2020-12102.
4. Zakhvatkina N., Smirnov V. Satellite SAR Data-based Sea Ice Classification: An Overview // Geosciences. 2019. Vol. 9, No. 4. С. 152. doi: 10.3390/geosciences9040152.

5. Grigoryev T., Verezemskaya P., Krinitskiy M., et al. Data-Driven Short-Term Daily Operational Sea Ice Regional Forecasting // *Remote Sensing*. 2022. Vol. 14, No. 22. С. 5837. doi: 10.3390/rs14225837.
6. Kvanum A. F., Palerme C., Müller M., et al. Developing a Deep Learning Forecasting System for Short-Term and High-Resolution Prediction of Sea Ice Concentration [Электронный ресурс]. 2024. URL: <https://egusphere.copernicus.org/preprints/2024/egusphere-2023-3107/> (дата обращения: 11.04.2026). doi: 10.5194/egusphere-2023-3107.
7. Афанасьева Е. В., Алексеева Т. А., Соколова Ю. В., и др. Методика составления ледовых карт ААНИИ // *Российская Арктика*. 2019. № 7. С. 5—20. doi: 10.24411/2658-4255-2019-10071.
8. Goessling H. F., Tietsche S., Day J. J., et al. Predictability of the Arctic Sea Ice Edge // *Geophysical Research Letters*. 2016. Vol. 43, No. 4. С. 1642—1650. doi: 10.1002/2015GL067232.
9. Laverne T., Sørensen A. M., Kern S., et al. Version 2 of the EUMETSAT OSI SAF and ESA CCI Sea-Ice Concentration Climate Data Records // *The Cryosphere*. 2019. Vol. 13, No. 1. С. 49—78. doi: 10.5194/tc-13-49-2019.
10. Биденко С. И., Храмов И. С., Бенгерг А. А., Мучкаева И. С. Геоинформационная процедура оценки региональной ситуации на основе оперативного ИНС-анализа гидрометеорологической и экологической информации (на примере Обской губы) // *Гидрометеорология и экология*. 2022. № 68. С. 508—524. doi: 10.33933/2713-3001-2022-68-508-524.

References

1. Andersson T. R., Hosking J. S., Pérez-Ortiz M., et al. Seasonal Arctic sea ice forecasting with probabilistic deep learning. *Nature Communications*. 2021; 12(1): 5124. doi: 10.1038/s41467-021-25257-4.
2. Mironov E. U., Klyachkin S. V., Makarov E. I., et al. Features of ice processes in autumn 2021 in the seas of the Russian Arctic and evaluation of ice forecast reliability. *Rossiyskaya Arktika = Russian Arctic*. 2021; (15): (40—53). doi: 10.24412/2658-4255-2021-4-40-53. (In Russ.).
3. Mironov E. U., Klyachkin S. V., Frolov S. V., et al. Current state and prospects of studies of sea ice cover of the Russian Arctic. *Rossiyskaya Arktika = Russian Arctic*. 2020; (10): (12—21). doi: 10.24411/2658-4255-2020-12102. (In Russ.).
4. Zakhvatkina N., Smirnov V. Satellite SAR data-based sea ice classification: an overview. *Geosciences*. 2019; 9(4): 152. doi: 10.3390/geosciences9040152.
5. Grigoryev T., Verezemskaya P., Krinitskiy M., et al. Data-driven short-term daily operational sea ice regional forecasting. *Remote Sensing*. 2022; 14(22): 5837. doi: 10.3390/rs14225837.
6. Kvanum A. F., Palerme C., Müller M., et al. Developing a deep learning forecasting system for short-term and high-resolution prediction of sea ice concentration. 2024. Preprint. Available at: <https://egusphere.copernicus.org/preprints/2024/egusphere-2023-3107/> (accessed on: 11.04.2026). doi: 10.5194/egusphere-2023-3107.
7. Afanas'eva E. V., Alekseeva T. A., Sokolova Yu. V., et al. Methodology of the AARI sea ice charts composition. *Rossiyskaya Arktika = Russian Arctic*. 2019; (7): (5—20). doi: 10.24411/2658-4255-2019-10071. (In Russ.).
8. Goessling H. F., Tietsche S., Day J. J., et al. Predictability of the Arctic sea ice edge. *Geophysical Research Letters*. 2016; 43(4): 1642—1650. doi: 10.1002/2015GL067232.
9. Laverne T., Sørensen A. M., Kern S., et al. Version 2 of the EUMETSAT OSI SAF and ESA CCI sea-ice concentration climate data records. *The Cryosphere*. 2019; 13(1): 49—78. doi: 10.5194/tc-13-49-2019.
10. Bidenko S. I., Khramov I. S., Bengert A. A., Muchkaeva I. S. Geoinformation procedure for regional situation assessment based on real-time ANN analysis of hydrometeorological and ecological information (case study of the Gulf of Ob). *Gidrometeorologiya i ekologiya = Hydrometeorology and Ecology*. 2022; (68): (508—524). doi: 10.33933/2713-3001-2022-68-508-524. (In Russ.).

Сведения об авторах

Болховский Илья Дмитриевич, аспирант, кафедра информационных технологий и систем безопасности, Российский государственный гидрометеорологический университет, ilya.bolkhovsky@gmail.com.

Биденко Сергей Иванович, доктор технических наук, профессор, АО «НПО „Импульс»», главный эксперт управления инновационного развития и стратегического планирования, sibidenko@mail.ru.

Information about authors

Ilya D. Bolkhovskiy, postgraduate student of the Department of Information Technologies and Cybersecurity, Russian State Hydrometeorological University.

Sergey I. Bidenko, doctor of Technical Sciences, Professor, JSC “NPO Impuls”, Chief Expert of the Department of Innovative Development and Strategic Planning.

Конфликт интересов: конфликт интересов отсутствует.

Статья поступила 09.02.2026

Принята к печати после доработки 24.06.2026

The article was received on 09.02.2026

The article was accepted after revision on 24.06.2026