

Гидрометеорология и экология. 2026. № 82. С. 90—102.
Hydrometeorology and Ecology. 2026;(82):90—102.

ГИДРОЛОГИЯ

Научная статья
УДК 556.555.5.06(470.21)
doi: 10.33933/2713-3001-2026-82-90-102

Прогноз сроков появления льда и установления ледостава на озерах Кольского полуострова

Сергей Андреевич Канашин, Любовь Святославовна Банщикова

ФБГУ «Государственный гидрологический институт», г. Санкт-Петербург, Российская Федерация, skanashin@yandex.ru

Аннотация. В работе приведены результаты разработки методик машинного и глубокого обучения для совершенствования прогнозирования, сроков появления первичных устойчивых ледовых явлений и дат установления ледостава на озерах и водохранилищах Кольского полуострова. Выполнен пространственно-временной анализ сроков появления первичных ледовых явлений и дат установления ледостава, анализ многолетней изменчивости сумм отрицательной температуры воздуха на исследуемой территории. Для большинства водоемов наилучшие результаты показал метод, основанный на деревьях решений XGBoost. Более 85 % прогнозных значений попадают в интервал погрешности ± 3 суток.

Ключевые слова: ледовый режим, озера, Кольский полуостров, прогноз ледовых явлений, машинное обучение, глубокое обучение.

Для цитирования: Канашин С. А., Банщикова Л. С. Прогноз сроков появления льда и установления ледостава на озерах Кольского полуострова // Гидрометеорология и экология. 2026. № 82. С. 90—102. doi: 10.33933/2713-3001-2026-82-90-102.

HYDROLOGY

Original article

Ice formation and freeze-up forecast for lakes on the Kola Peninsula

Sergey A. Kanashin, Lubov S. Banshchikova

Federal state budgetary institution «State Hydrological Institute»

Summary. This study assesses recent changes in autumn ice formation on lakes and reservoirs of the Kola Peninsula and develops data-driven methods to forecast the onset of initial persistent ice phenomena and freeze-up dates. A database was compiled for 11 hydrological lake/reservoir posts paired with 11 meteorological stations for 1956–2020, using the seasonal window from 1 October to 31 January. The analysis shows that decreasing sums of negative air temperatures and increasing precipitation alter ice formation

© Канашин С. А., Банщикова Л. С., 2026

conditions and tend to lengthen the transition period from first ice to stable ice cover. For most water bodies, freeze-up has shifted later since the mid-1980s by about one week, while trends in first-ice dates are less uniform. Multiple approaches were compared: XGBoost and CatBoost gradient boosting, as well as BiLSTM, GRU, CNN+LSTM, and a Transformer encoder. Model skill was evaluated by the share of forecasts falling within practical tolerance intervals ($\pm 3/\pm 5/\pm 10/\pm 15$ days) and by error metrics (S, MAE), consistent with operational hydrological verification criteria and a 4-day forecast lead time. Tree-based methods provided the most robust results, with XGBoost generally outperforming alternatives for both targets and achieving operationally acceptable accuracy: at least 85% of predictions within ± 3 days for primary ice events on most sites, and high hit rates within ± 4 days. Overall, the results confirm the dominant role of air temperature (0°C transition and accumulation of negative values) and demonstrate that gradient-boosted decision trees are a practical basis for improving operational forecasts of lake ice onset and freeze-up in a warming climate.

Keywords: ice regime, lakes, Kola Peninsula, ice forecasting, machine learning, deep learning.

For citation: Kanashin S. A., Bانشchikova L. S. Ice formation and freeze-up forecast for lakes on the Kola Peninsula *Gidrometeorologiya i Ekologiya = Journal of Hydrometeorology and Ecology*. 2026;(82):(90—102). doi: 10.33933/2713-3001-2026-82-90-102. (In Russ.).

Введение

Озера Кольского полуострова являются частью его водной системы, режим которых влияет и на режим рек, в том числе ледовый. Средняя озёрность с учетом площади озёр-водохранилищ составляет 8,1 %. Большая часть полуострова покрыта разноплощадными озерами, неравномерно распределёнными по Кольскому полуострову.

Большинство озёр рассматриваемого региона относятся к ледниково-тектоническим, особенность которых — вытянутость вдоль основных разломов земной коры. Такие озера располагаются цепочками и соединены между собой короткими порожистыми водотоками. Вторая группа озёр ледникового происхождения: запрудные, образованные за счет преграждения мореной русел ледникового стока. С котловинами вытянутой формы небольшие мелководные озера частью заболочены. Котловины таких озёр обычно имеют вытянутую форму и глубины до 4—6 м. Кроме того, многие озера связаны озерными системами или являются истоками рек.

Большинство водохранилищ исследуемого региона возникли в результате подпора уровня озёр. К водохранилищам озёрного типа относятся Имандровское, Верхнетуломское, Князегубское, Иовское. Доля водохранилищ, построенных при подпоре плотиной речных русел и затоплении речных долин, мала. К водохранилищам руслового типа можно отнести Верхнетериберское, Нижнетериберское, Нижнетуломское, Серебрянское.

Указанные выше особенности влияют на характер формирования ледовых явлений: наличие или отсутствие ледохода, наличие шуги, формирование ледостава. Сроки их возникновения, продолжительность и интенсивность — одни из главных параметров, определяющих эксплуатацию сооружений и предприятий, в рабочий цикл которых включены озерные воды.

Появление льда на озерах определяется сочетанием физико-географических факторов, среди которых ведущими являются широтное положение, глубина озёр, которая влияет на скорость охлаждения водной толщи.

Наиболее крупные озера и водохранилища расположены в центральной и западной частях Кольского полуострова. Главным фактором, влияющим на сроки появления льда и установления ледостава на водоемах, является температура воздуха. В зависимости от хода температур воздуха ледовые явления могут несколько раз появляться перед установлением ледостава. В годы с сильным похолоданием и в штилевую погоду происходит переохлаждение поверхностного слоя воды, за счет чего ледостав на водоемах может образовываться сразу без появления первичных ледовых явлений.

Анализ изменения гидрологического режима и влияющих на него характеристик в условиях современного изменения климата рассмотрен в [1—7]. В работе [8] отмечено, что изменения, происходящие в температурном режиме атмосферы, отразились на характеристиках температурного и ледового режима озер. На всех озерах региона отмечается увеличение безледоставного периода. Выявленные изменения характеристик ледового режима, включая сроки появления ледовых явлений и установления ледостава, имеют значимый тренд за многолетний период [4].

Существующие методики прогноза характеристик ледового режима, используемые в настоящее время [9, 10], разработаны в середине прошлого века и требуют уточнений, которые позволят учесть современные климатические изменения.

В последние годы все чаще data-driven-подход (ориентированный на данные) применяется в прогнозировании гидрологических процессов: сначала традиционные методы машинного обучения (ML) — логистические модели, дискриминантный анализ, а затем — искусственные нейронные сети и нечеткие системы. К преимуществам нейросетевых подходов относится автоматическое извлечение многоуровневых представлений и обнаружение сложных скрытых зависимостей при учёте большого числа предикторов — от климатических до морфологических и антропогенных. До 2020 г. в отечественной и зарубежной литературе применение методов машинного обучения для прогнозирования ледовых явлений встречалось редко и, как правило, было связано с прогнозом стоковых характеристик. Уже сейчас можно отметить их высокую эффективность и потенциал для развития прогнозных методов, в том числе и ледового режима [11, 12].

Целью данного исследования является анализ условий формирования ледового режима озер Кольского полуострова и применение методов машинного обучения для разработки зависимостей, необходимых для прогнозов сроков появления первичных устойчивых ледовых явлений и дат установления ледостава.

Материалы и методы

Объектом исследования являются водоемы Кольского полуострова. В ходе выполненной работы была сформирована база данных по 11 озерным постам (7 озер и 4 водохранилища) и 11 метеорологическим станциям (рис. 1). В прогнозную модель, построенную на среднесуточных наблюдениях, включены следующие предикторы: даты наступления ледовых явлений, их тип и условное обозначение (после систематизации и приведения к единой классификации), а также уровень воды. В качестве метеорологических параметров учтены накопленные суммы отрицательных температур воздуха и осадков. Массив данных охватывает



Рис. 1 Исследуемые гидрологические посты и метеорологические станции.

Fig. 1. The studied hydrological posts and meteorological stations.

период с 1956 г. по 2020 г. и включает наблюдения за интервал с 1 октября по 31 января каждого гидрологического года. Выбор сезонного окна обусловлен наиболее ранним переходом температуры воздуха через $0\text{ }^{\circ}\text{C}$ и максимально поздними сроками формирования ледостава [13].

Для построения и обучения моделей использовались библиотеки TensorFlow, Keras, Scikit-learn, XGBoost, CatBoost, TCN языка программирования Python 3. Для разработки и реализации нейросетевых моделей использовалась среда разработки Jupyter Notebook.

Исходные данные для обучения модели были сформированы с учётом доступной гидрологической и метеорологической информации за 14 суток, предшествующих дате наступления ледового явления. В качестве предикторов использованы: накопленная сумма отрицательных температур воздуха, накопленная сумма осадков, уровень воды, характеристика ледового режима, а также их статистические параметры: среднее, стандартное отклонение, минимум, максимум, размах (max—min) и тренд изменения показателя. Таким образом, для прогноза сроков осенних ледовых явлений задействовано 102 предиктора. Целевые переменные включали класс прогнозируемого явления и дату появления соответствующего класса. Для оценки обучающей способности модели выборка была разделена на обучающую (до 2010 г. включительно) и тестовую (с 2010 г.). Заблаговременность прогноза дат первичных ледовых явлений и установления ледостава, достигнутая регрессионными моделями, ограничена заблаговременностью прогноза метеорологических

параметров и составляет 4 суток. В контексте долгосрочных оценок разработанные модели имеют рекомендательный статус, поскольку опираются на данные за 14 дней, предшествующих событию; точность таких прогнозов определяется точностью долговременных метеорологических и гидрологических прогнозов.

В первую очередь была использована модель градиентного бустинга на деревьях решений — XGBoost Regressor, предложенная Т. Ченом и К. Гестрином [14]. Так как прогностическая модель создавалась для всех исследуемых постов Кольского полуострова, то одним из признаков модели является код поста. Следующим исследуемым методом стала модель CatBoost Regressor — градиентный бустинг на симметричных деревьях, разработанный компанией Яндекс [15]. Обучение проводилось на тех же исходных данных и с такими же параметрами, как и в случае с XGBoost. Единственным отличием в подходах стал ввод ранней остановки обучения (early stopping) при увеличении средней ошибки в процессе обучения. XGBoost и CatBoost — методы градиентного бустинга, которые строят ансамбль последовательно, каждое новое дерево корректирует ошибки предыдущих, что повышает точность. В контексте ледовых явлений эти модели привлекательны тем, что хорошо работают даже при относительно небольших и неполных данных, автоматически учитывая неявные взаимодействия между переменными и не требуя ручного подбора сложных функций.

В ходе обучения модели использовалось 100 базовых моделей (деревьев решений) глубиной до 4. Скорость обучения задана равной 0.1, что является базовым значением для большинства задач и рекомендовано в классической литературе [16].

Дальнейшим шагом в исследовании был переход от методов машинного обучения к глубокому обучению. Первой была реализована нейросетевая архитектура Bidirectional LSTM (BiLSTM). Такая архитектура позволяет учитывать как прямую, так и обратную временную зависимость во входной последовательности, что критически важно для задач, связанных с прогнозом переходов состояний на основе временных рядов [17]. Модель на основе GRU (Gated Recurrent Unit) реализована как последовательная архитектура, предназначенная для моделирования временной зависимости во входных признаках. В отличие от LSTM GRU использует упрощённую структуру, объединяя механизмы «запоминания» и «забывания» в едином блоке, что снижает вычислительную нагрузку без значительной потери точности.

Комбинированная нейросетевая архитектура, сочетающая сверточные слои (CNN) и рекуррентные слои с долгой краткосрочной памятью (LSTM), позволяет одновременно извлекать локальные зависимости между признаками и учитывать их временную динамику, что особенно актуально для задач прогнозирования природных процессов, включая дату наступления ледовых явлений. Следующая модель построена на основе механизма самовнимания (Self-Attention), реализованного через Transformer Encoder. Она позволяет извлекать глобальные зависимости между входными признаками независимо от их порядка, что особенно полезно при анализе сложных структур данных. Помимо идентичных с предыдущими нейронными сетями параметров обучения и компиляции, в архитектуре присутствуют мощные компоненты, значительно отличающие архитектуру Transformer от других нейросетевых моделей. Механизм внимания (attention) позволяет

каждому элементу последовательности «взвешенно» обращаться к другим элементам, определяя, какие из них наиболее важны для текущего предсказания.

Во всех моделях «глубокого» обучения использовалась единая конфигурация: 64 нейрона на профильном слое, 32 нейрона на слое с нелинейным преобразованием, в качестве функции активации применялась ReLU, для повышения эффективности работы оптимизация осуществлялась методом Adam.

Надёжность прогнозирования оценивалась через «долю попаданий в допуск» на наборах интервалов $\pm 3/\pm 5/\pm 10/\pm 15$ суток от наблюдаемой даты, что отражает практическую оправдываемость прогнозов для гидрологических задач. Точность дополнительно характеризовалась средней квадратической погрешностью поверочных прогнозов (S). Метод допускается к применению, если не менее 85 % проверочных прогнозов имеют ошибку, не превышающую заданный допуск, определяемый средней заблаговременностью прогноза (четверо суток для осенних ледовых явлений). Стоит отметить, что для оценки качества методик будет использоваться ненормированная S на число постоянных в прогностическом уравнении, так как построенные архитектуры имеют достаточно большое количество параметров.

Обсуждение и результаты

Основным предиктором для прогноза сроков появления первичных ледовых явлений и установления ледостава является накопленная сумма отрицательных температур воздуха. В условиях современного изменения климата уменьшение сумм отрицательных температур воздуха (рис. 2) приводит к увеличению периода

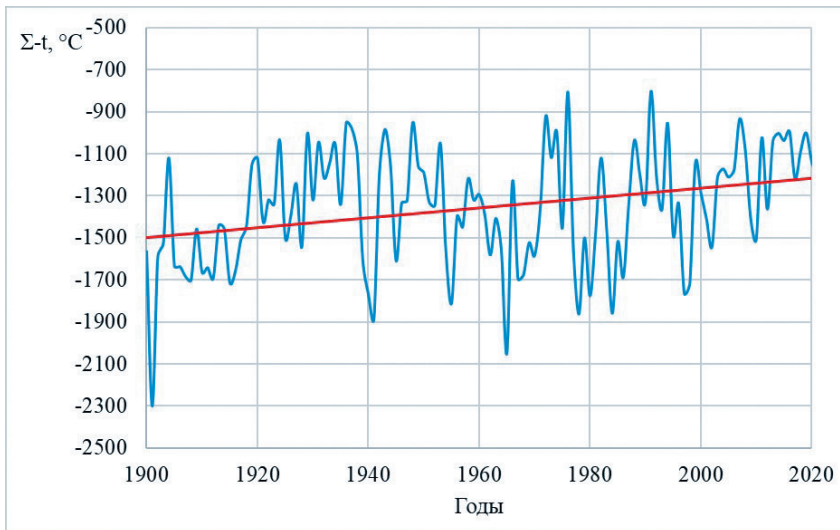


Рис. 2 Среднегодовое суммы отрицательных температур воздуха Кольского полуострова.

Fig. 2 Average long-term sums of negative air temperatures on the Kola Peninsula.

замерзания озер — от появления первичных ледовых явлений (ПЛЯ) до установления ледостава. Существенное влияние на формирование ледовых явлений оказывают атмосферные осадки. Увеличение их количества в период становления ледостава способствует образованию снежуры и шуги, что изменяет тип и сроки формирования ледового покрова.

Процесс замерзания водоемов, как правило, начинается с образования первичных ледовых явлений — заберегов, сала, шуги. Появление льда на водоемах Кольского полуострова происходит в середине октября — первой декаде ноября. Однонаправленных трендов на более позднее появления льда на озерах и водохранилищах выявлено не было. В среднем наблюдается смещение сроков появления ПЛЯ на 7 дней позднее нормы, но для Пермусозера и Пулозера выявлено раннее появление сроков льда в условиях изменения климата (рис. 3).

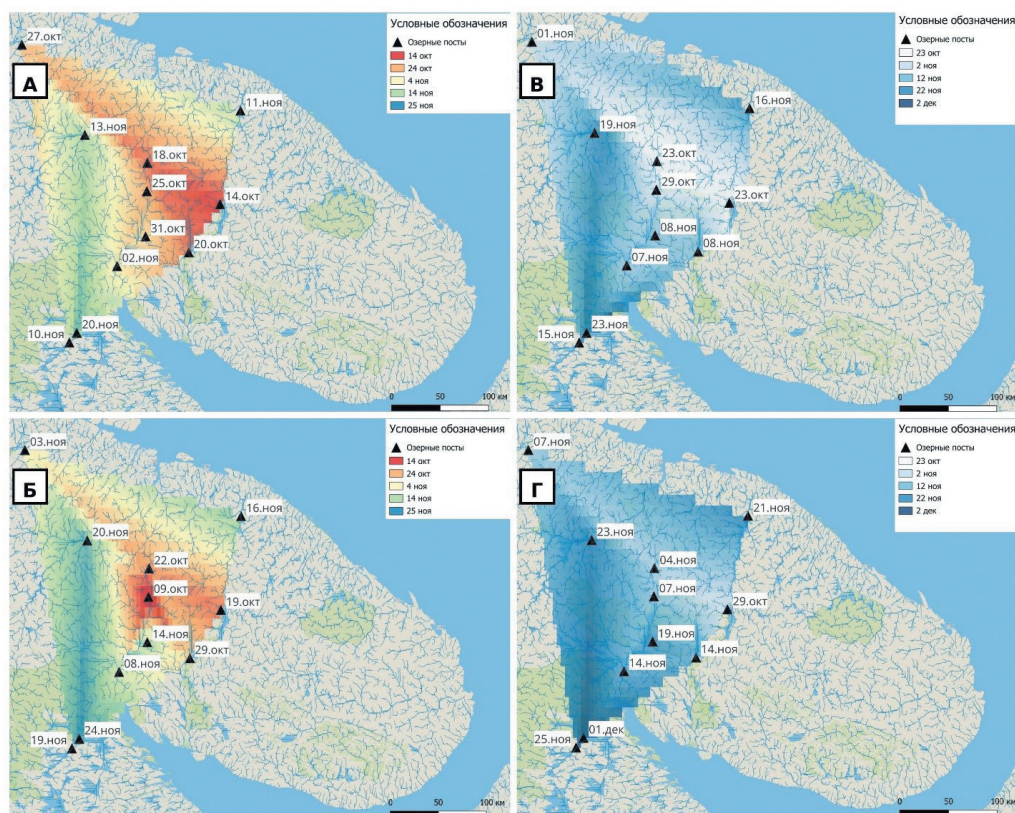


Рис. 3 Изменения сроков появления первичных ледовых явлений (а, б) и дат установления ледостава (в, г) на озерах Кольского полуострова за период до (а, в) и после (б, г) 1984—1985 годов.

Fig. 3 Changes in the timing of the manifestation of primary ice phenomena (a, b) and the date of freeze-up (v, g) on the lakes of the Kola Peninsula for the period before (a, v) and after (b, g) 1984—1985.

Период замерзания для озер и водохранилищ непродолжительный. Ледостав устанавливается, как правило, в течение нескольких дней после появления первичных ледовых явлений. Для всех исследуемых водоемов наблюдается смещение сроков установления ледостава на более поздние даты, в среднем на 7 дней. Смещение сроков однонаправленно и равномерно распределено по всему исследуемому району (рис. 3).

По результатам выполненного исследования пригодными для выпуска прогноза можно считать методики, основанные на деревьях решений (табл. 1). Так, для всех фаз ледового режима модели XGBoost, CatBoost и Transformer более 95 % прогнозных значений находятся в интервале в четверо суток от исторических значений.

Таблица 1

Сравнение методов машинного обучения и нейросетевых моделей для прогноза сроков появления льда и установления ледостава озер Кольского полуострова

A comparison of machine learning methods and neural network models for predicting the timing of ice formation and the establishment of ice cover on lakes of the Kola Peninsula

Метрика	Первичные ледовые явления					
	XGBoost	CatBoost	BiLSTM	GRU	CNN+LSTM	Transformer
<i>S</i> , сутки	2,3	2,5	5,5	5,3	3,7	2,9
MAE, сутки	1,7	1,9	4,1	4,0	2,9	2,3
±2 дня, %	76,3	69,9	46,2	38,7	55,9	64,5
±3 дня, %	85,0	85,0	60,2	49,5	68,8	85,0
±4 дня, %	94,6	92,5	71,0	61,3	72,0	93,6
3—6 дня, %	15,1	14,0	16,1	31,2	20,4	12,9
6—10 дня, %	0,0	1,1	16,1	16,1	10,8	1,1
10—15 дня, %	0,0	0,0	6,5	2,2	0,0	1,1
15—30 дня, %	0,0	0,0	1,1	1,1	0,0	0,0
	<i>Установившийся ледостав</i>					
<i>S</i> , сутки	3,9	4,4	8,2	8,7	6,1	4,7
MAE, сутки	2,6	3,1	6,0	6,1	4,3	3,1
±2 дня, %	62,0	52,2	29,2	37,2	46,0	56,6
±3 дня, %	80,5	76,1	38,1	45,1	59,3	71,7
±4 дня, %	86,7	85,8	53,1	51,3	67,3	81,4
3—6 дня, %	13,3	15,0	29,2	22,1	17,7	18,6
6—10 дня, %	3,5	4,4	15,9	15,9	15,0	6,2
10—15 дня, %	0,9	2,7	10,6	5,3	4,4	1,8
15—30 дня, %	1,8	1,8	6,2	11,5	3,5	1,8

По качеству методики прогноза модели, построенные с помощью методов машинного обучения, можно отнести к хорошим для прогноза сроков появления ЛЛЯ и удовлетворительными для прогноза дат установления ледостава. Качество нейросетевых моделей BiLSTM, GRU, CNN+LSTM для прогноза дат появления первичных ледовых явлений можно считать неудовлетворительным, поэтому их нельзя рекомендовать для прогноза сроков появления осенних ледовых явлений.

В табл. 2 приведены оценки работы модели для исследуемых озер, для которых есть ряды наблюдений в тестовом периоде.

Таблица 2

Сравнение методов машинного обучения для прогноза сроков появления льда и установления ледостава озер Кольского полуострова

A comparison of machine learning methods for predicting the timing of ice formation and the establishment of ice cover on lakes of the Kola Peninsula

Озеро — пост	Первичные ледовые явления		Ледостав	
	S , сутки	%×4 дня	S , сутки	%×4 дня
<i>XGBoost</i>				
Имандра — пгт. Зашеек	1,5	100	2,3	91
Имандра — ст. Хибины	1,7	100	2,4	100
Иовское — пос. Зареченск	3,1	73	6,6	73
Князегубское — с. Ковдозеро	3,2	80	6,9	73
Куэтс-ярви — пгт. Никель	2,3	100	2,3	100
Ловозеро — с. Ловозеро	1,9	91	2,4	91
Пермус-озеро — г. Оленегорск			2,7	88
Пулозеро — ст. Пулозеро	2,2	100	2,6	91
Серебрянское — пос. Серебрянский	1,7	100	2,5	91
Умб-озеро — исток р. Умбы	1,9	100	3,0	91
В. Туломское — с. Ниванкюль			4,2	63
<i>CatBoost</i>				
Имандра — пгт. Зашеек	2,2	100	3,0	91
Имандра — ст. Хибины	2,1	100	2,5	100
Иовское — пос. Зареченск	3,5	73	7,1	73
Князегубское — с. Ковдозеро	3,7	80	8,0	55
Куэтс-ярви — пгт. Никель	1,6	100	2,3	100
Ловозеро — с. Ловозеро	2,0	91	2,5	91
Пермус-озеро — г. Оленегорск			2,2	88
Пулозеро — ст. Пулозеро	2,0	100	2,8	100
Серебрянское — пос. Серебрянский	2,1	100	2,7	91
Умб-озеро — исток р. Умбы	2,3	91	4,6	91
В. Туломское — с. Ниванкюль			4,5	63
<i>Transformer</i>				
Имандра — пгт. Зашеек	2,4	100	3,1	91
Имандра — ст. Хибины	2,6	100	3,8	82
Иовское — пос. Зареченск	3,8	73	8,7	55
Князегубское — с. Ковдозеро	4,8	70	9,4	45
Куэтс-ярви — пгт. Никель	1,6	100	2,9	89
Ловозеро — с. Ловозеро	2,5	100	2,2	91
Пермус-озеро — г. Оленегорск			2,6	88
Пулозеро — ст. Пулозеро	2,5	100	2,2	100
Серебрянское — пос. Серебрянский	1,9	100	2,0	100

Окончание табл. 2

Озеро — пост	Первичные ледовые явления		Ледостав	
	S , сутки	%×4 дня	S , сутки	%×4 дня
Умб-озеро — исток р. Умбы	2,1	100	3,4	73
В. Туломское — с. Ниванкюль			2,8	88

Для прогноза сроков появления ПЛЯ модель XGBoost показала наилучшие результаты. Для всех озер по качеству можно отнести к хорошей, за исключением водохранилищ Иовское и Князегубское. Качество модели для этих водоемов удовлетворительное, хотя и близко к граничному (СКО прогноза составила 3,1 и 3,2, соответственно), но лишь 73 % и 80 % прогнозных значений из тестового набора соответствуют интервалу погрешности — 4 дня, соответственно. Для прогноза сроков установления ледостава модель, основанную на алгоритме XGBoost, можно рекомендовать для всех водоемов, кроме водохранилищ Иовское, Князегубское и Верхнетуломское. Сравнение лучшего и худшего прогнозов с использованием модели XGBoost представлены на рисунке 4. Модели CatBoost и Transformer показали схожие результаты и также имеют трудности для прогноза сроков осенних ледовых явлений по вышеуказанным водохранилищам.

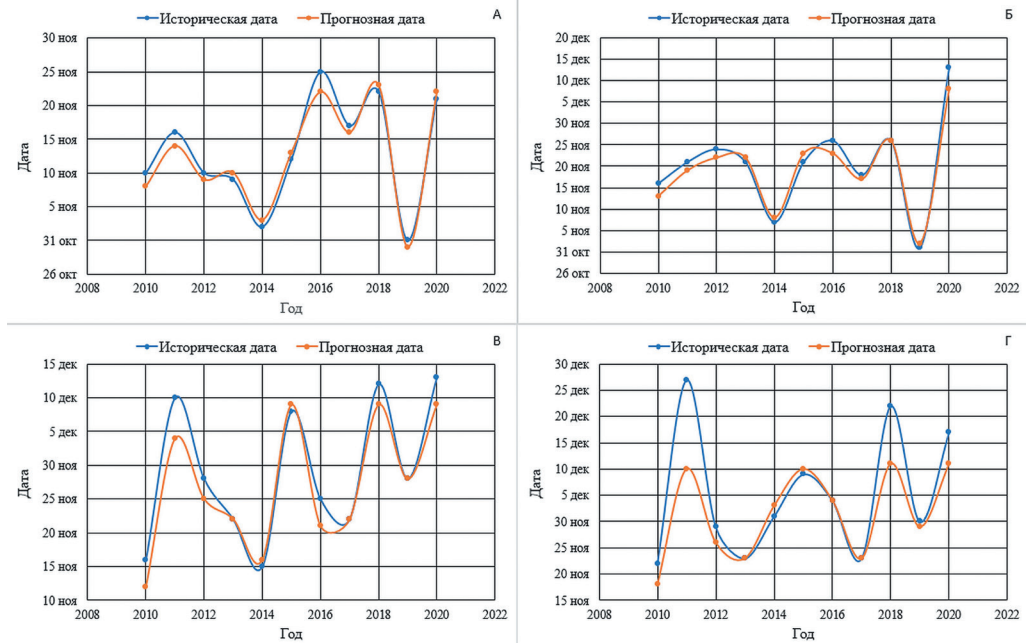


Рис. 4. Прогноз сроков появления льда (а, в) и дат установления ледостава (б, г) на оз. Имандра — пгт Зашеек (а, б) и Иовском водохранилище (в, г).

Fig. 4. Forecast of ice appearance dates (a, v) and freeze-up dates (b, z) on Lake Imandra — Zashchek settlement (a, b) and Iovskoye Reservoir (v, z).

Заключение

Для большинства исследуемых водоемов наблюдается смещение сроков появления первичных ледовых явлений и дат установления ледостава на одну декаду позднее в период с 1985 г. по 2020 г. Более позднее замерзание имеет равномерное распределение по территории Кольского полуострова. В отличие от рек озера и водохранилища более инертны и устойчивы к влиянию теплых течений, омывающих Кольский полуостров. Основным фактором, влияющим на сроки появления ПЛЯ, является температура воздуха, дата перехода ее через 0 °С и скорость накопления отрицательных значений.

Применение методов, основанных на методах машинного и глубокого обучения, дает возможность построения уникальных прогностических зависимостей, используя большой объем предикторов из гидрологической и метеорологической информации.

Наилучший результат получен с помощью прогностической модели, основанной на деревьях решений XGBoost. Для большинства исследуемых водоемов значительная доля прогнозов (до 80—90 %) укладывается в интервал погрешности ± 3 —4 суток.

Список литературы

1. Агафонова С. А., Василенко А. Н., Мироненко А. А., Фролова Н. Л. Ледовый режим и его опасные проявления на реках Арктической зоны России // Ледовые и термические процессы на водных объектах России. Тр. V Всеросс. конф. М.: Изд-во РГАУ — МСХА им. К. А. Тимирязева, 2016. С. 15—21.
2. Алексеевский Н. И., Магрицкий Д. В., Михайлов В. Н. Антропогенные и естественные изменения гидрологических ограничений для природопользования в дельтах рек Российской Арктики // Водное хозяйство России: проблемы, технологии, управление. 2015. № 1. С. 14—31. DOI: 10.35567/1999-4508-2015-1-2.
3. Баклагин В. Н. Зависимости характерных дат ледового режима Белого моря от температурного фона над его акваторией // Успехи современного естествознания. 2020. №. 7—0. С. 55—60. DOI: 10.17513/use.37432.
4. Банщикова Л. С., Сумачев А. Э. Вариация температуры воздуха холодного периода на Кольском полуострове как фактор изменения ледового режима // Арктика: экология и экономика. 2021. Т. 11. №. 3. С. 397—405. DOI: 10.25283/2223-4594-2021-3-397-405.
5. Ефремова Т. В., Пальшин Н. И. Особенности ледового покрова на водоемах Северо-Запада России. Метеорология и гидрология. 2011. № 8. С. 89—98. DOI: 10.3103/S1068373911080085.
6. Давыденко Е. В., Гайдукова Е. В., Дрегваль М. С. Особенности уровня режима озер Кольского полуострова // Гидрометеорология и экология. 2020. №. 61. С. 437—445. DOI: 10.33933/2074-2762-2020-61-437-445.
7. Смирнова Д. А., Шишов А. А., Василенко А. Н. и др. Основные черты зимнего гидрологического режима приливных устьев рек Терского берега Белого моря на примере рек Умба и Кузрека // IX Международная научно-практическая конференция «Морские исследования и образование» MARESEDU—2020. 2020.
8. Филатов Н. Н., Назарова Л. Е., Георгиев А. П. и др. Изменения и изменчивость климата европейского Севера России и их влияние на водные объекты // Арктика: экология и экономика. 2012. Т. 2. №. 6. С. 80—93.
9. Методика долгосрочного прогноза дат замерзания рек и озер Мурманской области // Мурманское управление гидрометеорологической службы. Мурманск, 1972. 89 с.
10. Руководство по гидрологическим прогнозам. Выпуск 3. Прогноз ледовых явлений на реках и водохранилищах. Москва: Росгидромет, 1989—168 с.

11. Сумачев А. Э., Банщикова Л. С., Грига С. А. Применение методов обучения искусственных нейронных сетей при прогнозировании высших уровней воды на примере рек Двинско-Печорского бассейнового округа // *Метеорология и гидрология*. 2024. №. 4. С. 104—115. DOI: 10.52002/0130-2906-2024-4-104-115.
12. Adli Zakaria M.N, Ahmed A.N, Abdul Malek M. et al. Exploring machine learning algorithms for accurate water level forecasting in Muda River, Malaysia. *Heliyon*. URL: [https://www.cell.com/heliyon/fulltext/S2405-8440\(23\)04897-1?_returnURL=https%3A%2F%2Flinkinghub.elsevier.com%2Fretrieve%2Fpii%2FS2405844023048971%3Fshowall%3Dtrue](https://www.cell.com/heliyon/fulltext/S2405-8440(23)04897-1?_returnURL=https%3A%2F%2Flinkinghub.elsevier.com%2Fretrieve%2Fpii%2FS2405844023048971%3Fshowall%3Dtrue). DOI: 10.1016/j.heliyon. 2023.e17689.
13. Свидетельство о государственной регистрации базы данных № 2025622437 «Многолетние гидрометеорологические характеристики ледового режима рек и озер Кольского полуострова». Правообладатель: Федеральное государственное бюджетное учреждение «Государственный гидрологический институт». Авторы: Канашиным С. А., Банщикова С. Л. заявил 19.05.2025, опубликовано 03.06.2025.
14. Chen T., Guestrin C. XGBoost: A Scalable Tree Boosting System // *Proceedings of the 22nd ACM SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining*. 2016. P. 785—794. DOI: 10.1145/2939672.2939785.
15. Prokhorenkova L., Gusev G., Vorobev A., et al. CatBoost: unbiased boosting with categorical features / *Advances in Neural Information Processing Systems*. 2018. Vol. 31. DOI: 10.1145/2939672.2939785.
16. Friedman J., Hastie T., Tibshirani R. *The Elements of Statistical Learning: Data Mining, Inference, and Prediction*. 2nd ed. Springer, 2009. 745 p. DOI: 10.1007/978-0-387-84858-7.
17. Graves A., Schmidhuber J. Framewise phoneme classification with bidirectional LSTM and other neural network architectures // *Neural Networks*. 2005. Vol. 18. P. 602—610. DOI: 10.1016/j.neunet.2005.06.042.

References

1. Agafonova S. A. Vasilenko A. N., Mironenko A. A., Frolova N. L. Ice regime and its dangerous manifestations on the rivers of the Arctic zone of Russia. *Ledovyye i termicheskiye protsessy na vodnykh obyektakh Rossii*. Tr. V Vseross. Konf. Ice and thermal processes on water bodies of Russia. Proceedings of the V All-Russian Conf. Moscow: Publishing house of the Russian State Agrarian University — Moscow Agricultural Academy named after K. A. Timiryazev. 2016. 15—21. (in Russ.).
2. Alekseevsky N. I., Magritsky D. V., Mikhailov V. N. Anthropogenic and natural changes in hydrological constraints for nature management in the river deltas of the Russian Arctic. *Vodnoye khozyaystvo Rossii: problemy. tekhnologii. Upravleniye = Water management in Russia: problems, technologies, management*. 2015; (1): (14—31). (in Russ.). DOI: 10.35567/1999-4508-2015-1-2.
3. Baklagin V. N. Dependence of characteristic dates of the White Sea ice regime on the temperature background above its water area. *Uspekhi sovremennogo estestvoznaniya = Advances in modern natural science*. 2020; 7 (0): (55—60). (in Russ.). DOI: 10.17513/use.37432.
4. Banshchikova L. S., Sumachev A. E. Variation of air temperature during the cold period on the Kola Peninsula as a factor in changing the ice regime. *Arktika: ekologiya i ekonomika = Arctic: ecology and economics*. 2021; 11 (3): (397—405). (in Russ.). DOI: 10.25283/2223-4594-2021-3-397-405.
5. Efremova T. V., Palshin N. I. Features of ice cover on water bodies of Northwest Russia. *Meteorologiya i gidrologiya = Meteorology and Hydrology*. 2011; 8: (89—98). (in Russ.). DOI: 10.3103/S1068373911080085.
6. Davydenko E. V., Gaidukova E. V., Dregval M. S. Features of the water level regime of the lakes of the Kola Peninsula. *Gidrometeorologiya i ekologiya = Hydrometeorology and Ecology*. 2020; 61: (437—445). (in Russ.). DOI: 10.33933/2074-2762-2020-61-437-445.
7. Smirnova D. A., Shishov A.A. Vasilenko A.N. et al. Main features of the winter hydrological regime of tidal estuaries of the rivers of the Tersky coast of the White Sea on the example of the Umba and Kuzreka rivers. *IX Mezhdunarodnaya nauchno-prakticheskaya konferentsiya «Morskiye issledovaniya i obrazovaniye»*. IX International scientific and practical conference “Marine Research and Education” MARESEDU—2020. (in Russ.).
8. Filatov N. N., Nazarova L. E., Georgiev A. P. et al. Changes and variability of the climate of the European North of Russia and their impact on water bodies. *Arktika: ekologiya i ekonomika = Arctic: ecology and economics*. 2012; 2 (6): (80—93). (in Russ.).

9. *Metodika dolgosrochnogo prognoza dat zamerzaniya rek i ozer Murmanskoy oblasti*. Methodology for long-term forecasting of freezing dates of rivers and lakes in the Murmansk region. Murmansk Hydro-meteorological Service Administration. Murmansk. 1972: 89 p. (in Russ).
10. *Rukovodstvo po gidrologicheskim prognozam. Vypusk 3. Prognoz ledovykh yavleniy na rekakh i vodokhranilishchakh*. Guide to Hydrological Forecasts. Issue 3. Forecasting Ice Phenomena on Rivers and Reservoirs. Moscow: Roshydromet. 1989: 168 p. (in Russ).
11. Sumachev A. E., Banshchikova L. S., Grig S. A. Application of artificial neural network training methods in forecasting high water levels using the example of the rivers of the Dvina-Pechora basin district. *Meteorologiya i gidrologiya = Meteorology and Hydrology*. 2024; 4: (104—115) (in Russ). DOI: 10.52002/0130-2906-2024-4-104-115.
12. Adli Zakaria M. N, Ahmed A. N, Abdul Malek M. et al. Exploring machine learning algorithms for accurate water level forecasting in Muda River, Malaysia. *Heliyon*. URL: [https://www.cell.com/heliyon/fulltext/S2405-8440\(23\)04897-1?_returnURL=https%3A%2F%2Flinkinghub.elsevier.com%2Fretrieve%2Fpii%2FS2405844023048971%3Fshowall%3Dtrue](https://www.cell.com/heliyon/fulltext/S2405-8440(23)04897-1?_returnURL=https%3A%2F%2Flinkinghub.elsevier.com%2Fretrieve%2Fpii%2FS2405844023048971%3Fshowall%3Dtrue). DOI: 10.1016/j.heliyon. 2023.e17689.
13. Svidetel'stvo o gosudarstvennoj registracii bazy dannyh № 2025622437 «Mnogoletnie gidrometeorologicheskie harakteristiki ledovogo rezhima rek i ozer Kol'skogo poluostrova» Certificate of state registration of database No. 2025622437 «Long-term hydrometeorological characteristics of the ice regime of rivers and lakes of the Kola Peninsula». Copyright holder: Federal State Budgetary Institution «State Hydrological Institute». Authors: Kanashin S.A., Banshchikova L.S. declared 19.05.2025, published 03.06.2025. (in Russ).
14. Chen T., Guestrin C. XGBoost: A Scalable Tree Boosting System // Proceedings of the 22nd ACM SIG-KDD International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining. 2016; (785—794). DOI: 10.1145/2939672.2939785.
15. Prokhorenkova L., Gusev G., Vorobev A. et al. CatBoost: unbiased boosting with categorical features. *Advances in Neural Information Processing Systems*. 2018; (31).
16. Friedman J., Hastie T., Tibshirani R. *The Elements of Statistical Learning: Data Mining, Inference, and Prediction*. 2nd ed. Springer. 2009: 745 p. DOI: 10.1007/978-0-387-84858-7.
17. Graves A., Schmidhuber J. Framewise phoneme classification with bidirectional LSTM and other neural network architectures. *Neural Networks*. 2005; 18: (602—610). DOI: 10.1016/j.neunet.2005.06.042.

Информация об авторах

Канашин Сергей Андреевич, аспирант ФГБУ «ГГИ», skanashin@yandex.ru.

Банщикова Любовь Святославовна, кандидат географических наук, старший научный сотрудник. ФГБУ «ГГИ», заведующая отделом научно-технической информации, BanshchikovaLS@yandex.ru.

Information about authors

Kanashin Sergey Andreevich, Postgraduate student State Hydrological Institute.

Lubov Svyatoslavovna Banshchikova, Ph.D. in Geography, senior researcher State Hydrological Institute, head of the Department of Scientific and Technical Information.

Конфликт интересов: конфликт интересов отсутствует.

Статья поступила 31.10.2025

Принята в печать после доработки 03.03.2026

The article was received on 31.10.2025

The article was accepted after revision on 03.03.2026