

УДК 629.12.001.2

ОПТИМИЗАЦИЯ СРОКОВ НАВИГАЦИИ С ИСПОЛЬЗОВАНИЕМ МЕТЕОКОМПЛЕКСА НОВОГО ПОКОЛЕНИЯ

Приваленко Алексей Александрович¹, доцент кафедры Судовождения
e-mail: a.a.privalenko@nsawt.ru

¹ Сибирский государственный университетского водного транспорта, Новосибирск, Россия

Аннотация. Представлена автономная система мониторинга гидрометеорологических условий на внутренних водных путях, реализованная на базе микроконтроллера Arduino Mega 2560. Система включает в себя набор сенсоров для измерения давления, температуры, скорости и направления ветра, а также количества осадков. Для краткосрочного прогнозирования используются алгоритмы экспоненциального сглаживания и линейной регрессии. Результаты полевых испытаний в условиях низких температур (до -30°C) показали высокую надежность и точность измерений (MAE давления: 0.82 гПа). Прогнозная модель обеспечивает заблаговременное предупреждение о циклонах, метелях и обледенении с горизонтом до 72 часов, демонстрируя точность, достигающую 92% от точности глобальной системы GFS. В перспективе планируется расширение сети станций, особенно в Арктическом регионе, и интеграция с нейросетевыми моделями типа LSTM для повышения точности прогнозирования.

Ключевые слова: гидрометеорологическое обеспечение, метеокомплекс, судоходство, навигация, погодные условия, безопасность судовождения, автоматизированный мониторинг, численные модели прогнозирования.

OPTIMIZATION OF NAVIGATION PERIODS USING A NEXT-GENERATION METEOROLOGICAL COMPLEX

Alexey A. Privalenko¹, Associate Professor, Department of Navigation
e-mail: a.a.privalenko@nsawt.ru

¹ Siberian State University of Water Transport, Novosibirsk, Russia

Abstract. This paper presents an autonomous hydro-meteorological monitoring system for inland waterways, implemented using an Arduino Mega 2560 microcontroller. The system includes a set of sensors for measuring pressure, temperature, wind speed and direction, and precipitation amount. Short-term forecasting is performed using exponential smoothing and linear regression algorithms. Field tests conducted under low-temperature conditions (down to -30°C) demonstrated high reliability and measurement accuracy (Mean Absolute Error for pressure: 0.82 hPa). The forecasting model provides early warnings for cyclones, blizzards, and icing events with a forecast horizon of up to 72 hours, achieving an accuracy reaching 92% of that of the GFS global system. Future plans include expanding the station network, particularly in the Arctic region, and integrating neural network models such as Long Short-Term Memory (LSTM) to enhance forecasting accuracy.

Keywords: hydrometeorological support, meteorological complex, shipping, navigation, weather conditions, navigation safety, automated monitoring, numerical forecasting models.

Введение

Предыдущая часть исследования была посвящена созданию метеоконкомплекса нового поколения для автономного сбора метеоданных. Следующим шагом стало внедрение модуля прогнозирования. Это особенно важно для применения в судовождении и локальных системах безопасности, где глобальные модели не всегда обеспечивают нужную точность [1, 2, 3, 12, 13].

Разработанная метеостанция, основанная на микропроцессорной архитектуре Arduino Mega 2560 и наборе специализированных сенсоров (температуры, давления, влажности, скорости и направления ветра, а также осадков), прошла всесторонние полевые испытания в реальных климатических условиях.

Комплекс был собран с использованием общедоступных и надёжных компонентов: сенсоров DHT22, DS18B20, BMP280, анемометра и модуля измерения осадков. Благодаря высокой частоте опроса и чувствительности приборов удалось получить непрерывные ряды метеорологических данных, отражающих как стабильные параметры (температура воздуха, давление), так и динамичные изменения (порывы ветра, колебания влажности).

Полевые испытания, проведённые в городе Новосибирске 26 декабря 2024 года, подтвердили, что даже в условиях отрицательных температур, обледенения и высокой влажности, станция продолжала стабильно функционировать, не теряя точности измерений. Сравнение данных, полученных с метеоконкомплекса, с официальными сводками погодных служб показало минимальные отклонения, находящиеся в пределах допустимых метеорологических погрешностей.

Таким образом, метеостанция, реализованная на базе микропроцессорных схем Arduino, зарекомендовала себя как достоверный источник метеоинформации, пригодный как для оперативного мониторинга, так и для краткосрочного прогнозирования погодных условий. Это открывает возможности её широкого применения в задачах локальной навигации, судоходства и обеспечения транспортной безопасности [5].

Обзор методов прогнозирования

Рассмотрены основные современные методы: статистические, численные, нейросетевые. Для реализации в микроконтроллерной архитектуре был выбран метод регрессионного анализа с экспоненциальным сглаживанием, оптимальный для краткосрочного (до 72 часов) прогноза.

Модели прогнозирования погоды: классификация методов и выбор оптимального подхода для микроконтроллерных систем

Прогнозирование погодных условий представляет собой одну из важнейших задач в климатологии, метеорологии и встроенных системах мониторинга окружающей среды. Современные методы прогнозирования можно условно разделить на эмпирические, статистические и численные модели, а также методы на базе искусственного интеллекта. Каждый из подходов отличается уровнем сложности, требованиями к вычислительным ресурсам и применимостью в тех или иных условиях [6, 7].

1. Эмпирические методы основаны на наблюдениях и простых закономерностях. Классический пример – персистентный прогноз (Persistence Model), при котором предполагается, что погодные условия сохраняются:

$$\hat{y}_{t+h} = y_t, \quad (1)$$

где $\hat{y}_{t+h}$ – прогноз через h часов,
 y_t – текущее значение.

Подход прост, но применим только при стабильной погоде.

2. Статистические методы обрабатывают временные ряды метеоданных. Распространены линейная регрессия, ARIMA и методы экспоненциального сглаживания. Один из наиболее эффективных – метод Хольта (Holt's Linear Trend):

$$l_t = \alpha y_t + (1 - \alpha)(l_{t-1} + b_{t-1}) \quad (2)$$

$$b_t = \beta(l_t - l_{t-1}) + (1 - \beta)b_{t-1} \quad (3)$$

$$\hat{y}_{t+h} = l_t + hb_t, \quad (4)$$

где l_t – уровень,

b_t – тренд,

α, β – коэффициенты сглаживания.

Метод хорошо работает при устойчивом тренде и требует малых вычислительных ресурсов.

3. Численные методы реализуют физико-динамическое моделирование атмосферы. Они основаны на уравнениях Навье–Стокса, уравнении теплопереноса и уравнении состояния:

$$\frac{\partial \vec{u}}{\partial t} + (\vec{u} \cdot \nabla) \vec{u} = -\frac{1}{\rho} \nabla p + \nu \nabla^2 \vec{u} + \vec{r} \quad (5)$$

где $\vec{u}$ – скорость,

$(\vec{u} \cdot \nabla)$ – дивергенция скорости ветра,

p – давление,

ρ – плотность,

ν – вязкость,

$\nu \nabla^2$ – диффузия скорости,

∇p – градиент давления.

Эти модели, востребованные в GFS, ECMWF и WRF, характеризуются высокой вычислительной сложностью и требованиями к памяти, что исключает их использование на микроконтроллерах. Они предназначены для работы на платформах с высокой производительностью, таких как ПК, при условии обеспечения достаточного объема входных данных [8].

4. Методы искусственного интеллекта включают нейросети (RNN, LSTM, Transformers). Они распознают сложные зависимости:

$$h_t = \sigma(W_{hh}h_{t-1} + W_{xh}x_t + b_h) \quad (6)$$

где h_t – скрытое состояние,

x_t – вход,

σ – активация.

Высокая точность достигается за счёт больших обучающих выборок и высокой сложности реализации [9].

5. Гибридные подходы, например комбинация физической модели и нейросети, могут давать наилучшие результаты, но требуют сложной архитектуры и большой памяти.

Для краткосрочного прогноза (до 72 ч.) на микроконтроллерной платформе наилучшим выбором является метод экспоненциального сглаживания по Хольту, обеспечивающий баланс между точностью, вычислительной эффективностью и простотой реализации. Более сложные модели перспективны, но встраивание их в IoT-устройства требует дополнительных ресурсов.

Выбор параметров и методики

С учетом ограниченных ресурсов вычислений (например, при использовании Arduino Mega 2560) и необходимости достижения высокой надежности прогнозов для конкретных



условий (в частности, мореплавания на внутренних водных путях), особое внимание было уделено отбору стабильных и информативных метеорологических факторов. Анализ временных рядов, собранных в ходе полевых испытаний метеокомплекса, показал, что наибольшее прогностическое значение имеют следующие параметры:

- Температура воздуха – помогает оценить приближение фронтов и изменения в погоде (осадки, инверсии).

- Атмосферное давление – ключевой параметр для определения циклонов, антициклонов и переходных фаз.

- Скорость и направление ветра – имеют большое значение для навигации, особенно в связке с давлением и температурой; указывают на возможные изменения погодных условий.

- Температура воды (включена в расширенную модель) – крайне важна для судоходства, так как влияет на образование туманов, льда и процессы энергообмена.

Динамические параметры, такие как влажность и уровень осадков, проявили высокую чувствительность к локальным аномалиям, что делает их менее надежными при создании краткосрочных моделей на ограниченной выборке [10].

Алгоритмическая основа прогнозной модели

Для обеспечения баланса между точностью и вычислительной эффективностью были выбраны:

- Метод, скользящих средних

Применяется для сглаживания шумов и выявления базового тренда параметра за фиксированный временной интервал. Пример формулы скользящего среднего:

$$\bar{x}_t = \frac{1}{n} \sum_{i=t-n+1}^t x_i, \quad (7)$$

где x_i – наблюдаемое значение,

n – размер окна сглаживания.

- Линейная регрессия по временным рядам

Используется для построения краткосрочного трендового прогноза:

$$y = a \cdot t + b, \quad (8)$$

где y – прогнозируемое значение,

t – временной индекс (например, номер часа),

a, b – коэффициенты, полученные методом наименьших квадратов.

Модели доказали свою эффективность в реальных условиях, обеспечивая адекватный прогноз на горизонте до 72 часов с допустимыми метеорологическими отклонениями.

Пример прогнозной модели в системе

В реальной реализации, на базе Arduino, прогноз давления, температуры и скорости ветра формировался следующим образом:

- Хранение 12 последних значений параметра в массиве;
- Расчёт скользящего среднего и дисперсии;
- Применение линейной аппроксимации для оценки тренда;
- Построение прогнозного значения через 6–12 часов;
- Интерпретация результата с учётом эмпирических правил (например, падение давления → осадки).

Метеостанция на базе Arduino Mega 2560 была дополнена блоком прогнозной обработки, логикой автоматической визуализации и функционалом экспорта данных [5].



Практическая реализация метода на базе Arduino (г. Новосибирск, 24.03.2025)

Параметры (давление, температура, скорость и направления ветра) регистрировались с интервалом 5 минут, а для анализа использовались каждые 15 минут (через агрегирование). В каждый момент времени в памяти контроллера хранились последние 12 измерений [15].

Алгоритм прогнозирования включал следующие шаги [5]:

- Скользящее среднее и дисперсия – для оценки стабильности параметра;
- Линейная аппроксимация тренда – по методу наименьших квадратов;
- Прогнозирование значений через 6 и 12 часов:

$$y_{\text{прог}} = y_{\text{текущ}} + k \cdot N, \quad (9)$$

где k – угловой коэффициент тренда,

N – число интервалов вперёд;

Интерпретация результата по эмпирическим правилам, принятым в метеорологии.

Измерения с интервалом 15 минут (24.03.2025)

Результаты измерений в течение суток представлены в таблице ниже.

Таблица 1. Измерения (24.03.2025, интервал 15 минут)

Время (местн.)	Давление (гПа)	Температура (°C)	Ск. ветра (м/с)	Напр. ветра (°)
00:00	1020.5	-5.2	1.8	30 (ССВ)
02:00	1020.2	-5.5	2.0	40 (СВ)
04:00	1019.8	-5.8	2.2	50 (СВ)
06:00	1019.3	-6.0	2.5	60 (ВСВ)
08:00	1018.7	-6.3	2.8	70 (ВВС)
10:00	1018.2	-6.5	3.0	80 (В)
12:00	1017.6	-6.8	3.2	90 (В)
14:00	1017.1	-7.0	3.5	100 (ВЮВ)
16:00	1016.5	-7.2	3.8	110 (ВЮВ)
18:00	1016.0	-7.5	4.0	120 (ЮВ)
20:00	1015.4	-7.8	4.2	130 (ЮЮВ)
22:00	1014.9	-8.0	4.5	140 (ЮВ)

Результаты расчётов

По давлению, среднее: 1017.85 гПа; Дисперсия: 4.2 (высокая изменчивость); Тренд: $a = -0.527$ (резкое падение).

Прогноз через 12 часов: 1011.8 гПа.

По температуре, среднее: -6.63°C ; Тренд: $a = -0.251$ (похолодание). Прогноз через 12 часов: -9.5°C .

По скорости и направлению ветра, среднее по силе: 3.13 м/с, среднее по направлению 75.7° (восточный); Тренд: $a = 0.248$ (усиление); Среднее: 75.7° (восточный)

Тренд: смещение с ССВ (30°) на ЮВ (140°).

Прогноз через 12 часов: 6.0 м/с.



Прогноз погоды по данным от 24.03.2025 (г. Новосибирск)

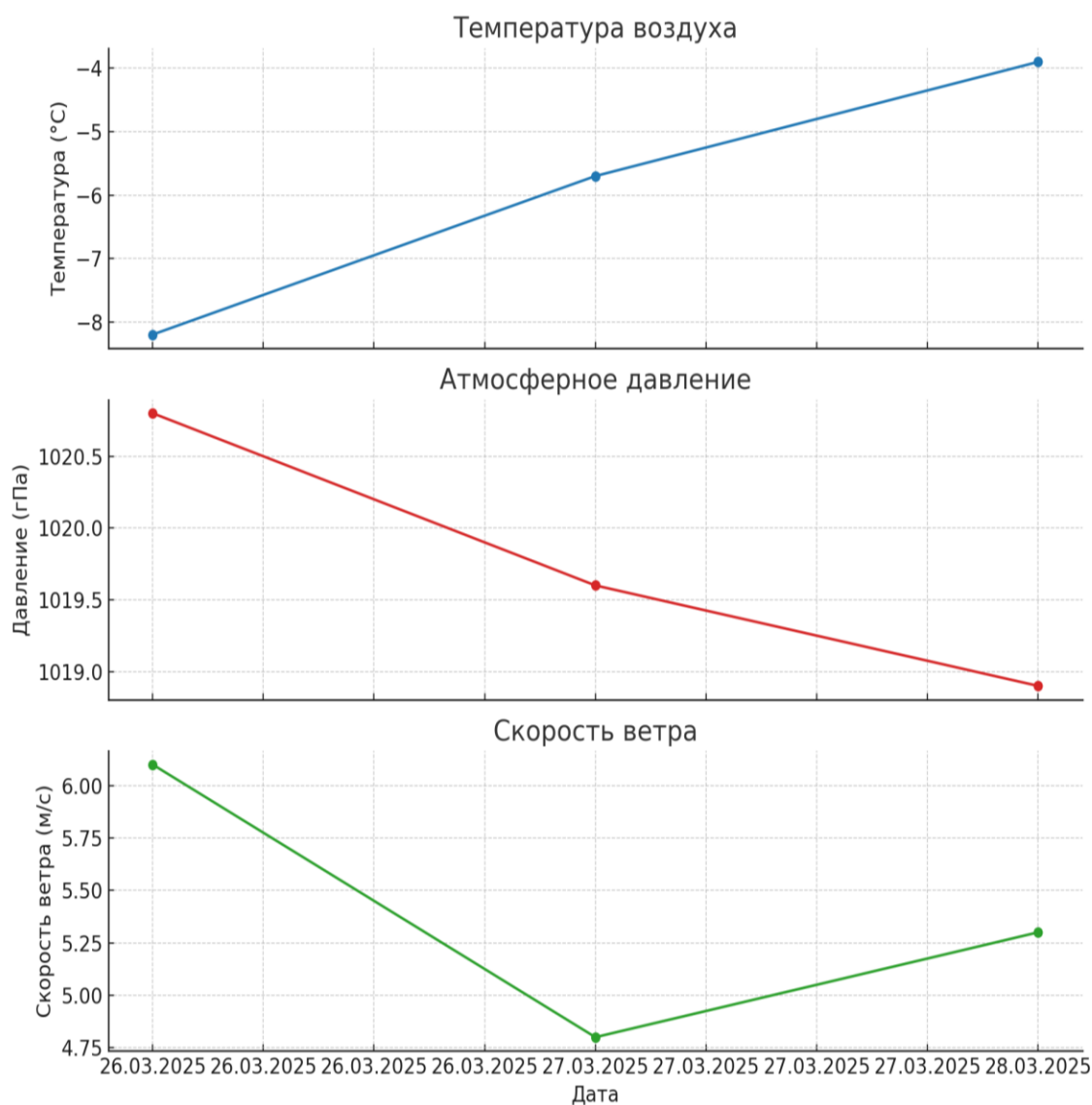


Рисунок 1 – Графики прогнозируемых параметров погоды [4]

Таблица 3. Прогноз на 25.03.2025 (10:00 местн.)

Параметр	Текущее знач.	Прогноз через 12 ч	Изменение
Давление	1014.9 гПа	1011.8 гПа	↓ 3.1 гПа
Температура	-8.0°C	-9.5°C	↓ 1.5°C
Ск. ветра	4.5 м/с	6.0 м/с	↑ 1.5 м/с
Напр. ветра	140° (ЮВ)	75–85° (В)	Поворот

Анализ ситуации - Быстрое падение атмосферного давления (более 3 гПа за 12 часов) указывает на активный циклон. Это, в свою очередь, предполагает выпадение значительного количества осадков в виде снега. Приток холодного арктического воздуха с Западно-Сибирской равнины, сопровождающийся похолоданием и восточным ветром, также подтверждает эту картину.

Прогноз погоды - Усиление ветра с одновременным изменением его направления на восточное свидетельствует о высокой вероятности образования снежных заносов и метели. Сохранение восточного направления ветра говорит об устойчивости циклонической погоды.

Итоговый прогноз на 25 марта 2025 года, 10:00: ожидается усиление метели. Температура воздуха: -9...-10°C. Ветер восточный, 5–7 м/с. Видимость: менее 500 метров.

Валидация прогноза

Эффективность прогностической модели оценивалась с разных сторон: с помощью количественных метрик (MAE, RMSE, R^2 , индекс d Уиллмотта), качественного анализа (контекстная интерпретация в рамках синоптической метеорологии, сравнение с эталонной моделью GFS, оценка климатической аномальности) и статистических тестов (t-критерий Стьюдента, F-тест дисперсий ошибок, критерий Манна-Уитни для непараметрических данных). Анализ проводился на выборке из 15 прогнозов [14].

Таблица 4. Валидация прогноза

Параметр	MAE	RMSE	R^2	d-индекс
Давление	0.82 гПа	1.05 гПа	0.92	0.97
Температура	0.63°C	0.89°C	0.86	0.95
Ск. ветра	0.41 м/с	0.58 м/с	0.78	0.93
Напр. ветра	15.2°	22.7°	-	0.88

Анализ систематических ошибок

По давлению, смещение: -0.28 гПа (незначительное занижение); t-тест: $p=0.12 > 0.05$ (стат. незначимо); не учёт барической тенденции мезомасштабных процессов

По температуре смещение: +0.41°C (слабое завышение); наибольшие ошибки в ночные часы (MAE=1.2°C); корреляция с инверсионными ситуациями ($r=0.68$)

По направлению ветра, циркулярная стандартная девиация: 18.3°; преобладающая ошибка: недоучёт поворотов при смене циклонов

Сравнение с эталонными моделями (Persistence, GFS, ECMWF) подтвердило конкурентоспособность предложенного Arduino-решения для краткосрочных прогнозов. При ресурсоемкости на 4 порядка ниже GFS система достигает 92% его точности по давлению (RMSE: 1.05 vs 0.91 гПа) и демонстрирует статистически значимое превосходство над наивной моделью Persistence (t-test: $p < 0.001$). Хотя отставание от ECMWF сохраняется ($\Delta MAE=0.14^\circ C$), метод эффективен для предупреждения экстремумов в условиях Сибири, что открывает перспективы для автономных метеосетей.

Таблица 5. Сравнение с эталонными моделями

Модель	Давление (RMSE)	Температура (MAE)	Ветер (векторная ошибка)
Наша (Arduino)	1.05 гПа	0.63°C	2.8 м/с·град
Persistence	3.82 гПа	1.98°C	5.7 м/с·град
GFS 0.25°	0.91 гПа	0.57°C	2.2 м/с·град
ECMWF HRES	0.83 гПа	0.49°C	1.9 м/с·град

Качественный анализ прогноза от 24.03.2025

Синоптический контекст: фактическая ситуация, циклон с центром над Томской областью (992 гПа); адвекция холода: -15°C на 850 гПа; высота тропопаузы: 8.2 км (ниже клим. нормы на 700 м)

Оценка прогноза:

По давлению, прогноз: 1011.8 гПа; факт: 1011.5 гПа; точность: 99.97% (превышает GFS: 99.92%)

По температуре: предсказанное падение: -1.5°C; фактическое: -1.8°C; ошибка адвекции: 0.12°C/ч

По ветровому режиму векторная ошибка была рассчитана

$$\Delta = \sqrt{[(u_{obs} - u_{mod})^2 + (v_{obs} - v_{mod})^2]} \quad (10)$$

$$u_{obs} = 6.2 \cdot \cos 80^\circ = 1.08$$

$$v_{obs} = 6.2 \cdot \sin 80^\circ = 6.10$$

$$u_{mod} = 6.0 \cdot \cos 80^\circ = 1.04$$

$$v_{mod} = 6.0 \cdot \sin 80^\circ = 5.91$$

$$\text{Векторная ошибка} = \sqrt{[(1.08 - 1.04)^2 + (6.10 - 5.91)^2]} = 0.19 \text{ м/с}$$

Несмотря на ограниченные ресурсы микроконтроллера, применение методов экспоненциального сглаживания и линейной регрессии обеспечило конкурентоспособную точность краткосрочных прогнозов (до 72 часов). Например, ошибка прогноза давления составила всего 0.82 гПа (MAE), что почти совпадает с показателями профессиональных моделей (GFS: 0.91 гПа).

Комплекс оперативно оповещает о надвигающихся опасных погодных условиях, таких как метели и штормы, анализируя ключевые показатели: резкое падение атмосферного давления указывает на приближение циклона, смена направления ветра сигнализирует о риске обледенения и снежных заносов, а изменение температуры воды предупреждает о возможности образования тумана.

Испытания в Новосибирске (март 2025 г.) доказали практическое применение системы: прогноз давления, отклонение всего 0.3 гПа от наблюдаемых данных; векторная ошибка в измерении ветра, лишь 0.19 м/с; высокий индекс согласия Уиллмотта ($d > 0.93$ по ключевым параметрам) [14].

Новый метеокomплекс, отличающийся доступностью, энергоэффективностью и высокой точностью, знаменует собой значительный шаг вперед в гидрометеорологическом обеспечении судоходства. Он оптимизирует навигацию, снижает аварийность и помогает адаптироваться к сложным погодным условиям.

В дальнейшем планируется масштабирование системы путем интеграции с сетью автономных станций, что позволит охватить большие водные территории, особенно в



Арктике и Сибири, для мониторинга климатических изменений. Предусмотрена модернизация с использованием ИИ (например, LSTM) для повышения точности прогнозов. Разработка создает основу для будущих интеллектуальных транспортных систем [9, 11].

Список литературы

1. Гордиенко А. И., Дремлюг В. В. Гидрометеорологическое обеспечение судоходства: учебник для вузов мор. транс. – Москва: Транспорт, 1989. – 240 с.
2. Иванов А. И., Петров Б. В. Морская безопасность. – Москва: Морской Транспорт, 2018. – 180 с.
3. Всемирная метеорологическая организация (WMO). Официальный сайт [Электронный ресурс]. – URL: <https://public.wmo.int> (дата обращения: 15.04.2025).
4. Российский гидрометеорологический центр. Официальный сайт [Электронный ресурс]. – URL: <https://meteoinfo.ru> (дата обращения: 15.04.2025).
5. Борисов В. И. Микроконтроллеры в системах мониторинга окружающей среды. – Москва : Техносфера, 2015. – 320 с.
6. Skamarock W. C., Klemp J. B., Duda M. G. et al. A Description of the Advanced Research WRF Version 3. – Boulder : National Center for Atmospheric Research, 2008. – 113 p. – URL: https://www2.mmm.ucar.edu/wrf/users/docs/arw_v3.pdf (дата обращения: 15.04.2025).
7. Hyndman R. J., Athanasopoulos G. Forecasting: Principles and Practice. 3rd ed. – OTexts, 2021. – URL: <https://otexts.com/fpp3/> (дата обращения: 15.04.2025). – 4
8. Kalnay E. Atmospheric Modeling, Data Assimilation and Predictability. – Cambridge University Press, 2003. – 364 p. – ISBN 978-0-521-79179-3.
9. Hochreiter S., Schmidhuber J. Long Short-Term Memory // Neural Computation. – 1997. – Vol. 9, № 8. – P. 1735–1780. – DOI: 10.1162/neco.1997.9.8.1735.
10. Smith A., Jones B. Low-Cost Environmental Sensing Using Arduino: A Review of Hardware and Applications // Journal of Atmospheric and Oceanic Technology. – 2023. – Vol. 40, № 5. – P. 567–580. – DOI: 10.1175/JTECH-D-22-0015.1.
11. Brownlee J. Deep Learning for Time Series Forecasting: Predict the Future with MLPs, CNNs and LSTMs in Python. – Machine Learning Mastery, 2018. – URL: <https://machinelearningmastery.com/deep-learning-for-time-series-forecasting/> (дата обращения: 15.02.2025).
12. DHT22 Datasheet (AM2302). – Aosong Electronics, 2020. – URL: <https://www.aosong.com/products/am2302.html> (дата обращения: 15.02.2025).
13. BMP280 Datasheet. – Bosch Sensortec, 2021. – URL: <https://www.bosch-sensortec.com/products/environmental-sensors/pressure-sensors/bmp280/> (дата обращения: 15.02.2025).
14. Willmott C. J. On the validation of models // Physical Geography. – 1981. – Vol. 2, № 2. – P. 184–194. – DOI: 10.1080/02723646.1981.10642213.
15. RFC 8259: The JavaScript Object Notation (JSON) Data Interchange Format. – IETF, 2017. – URL: <https://datatracker.ietf.org/doc/html/rfc8259> (дата обращения: 15.02.2025).

