

Федотов Ю. Н.

бакалавр

факультет «Институт радиотехники и

инфокоммуникационных технологий»

Санкт-Петербургский государственный университет

Аэрокосмического Приборостроения

Россия, г. Санкт-Петербург

Буховец А. А.

бакалавр факультет «Институт радиотехники и

инфокоммуникационных технологий»

Санкт-Петербургский государственный университет

Аэрокосмического Приборостроения

Россия, г. Санкт-Петербург

ПРИМЕНЕНИЕ РЕКУРРЕНТНОЙ НЕЙРОННОЙ СЕТИ LSTM ДЛЯ ЛОКАЛЬНОГО ПРОГНОЗИРОВАНИЯ ПОГОДЫ В АВТОНОМНОЙ МЕТЕОСТАНЦИИ НА БАЗЕ RASPBERRY PI 4

Аннотация. В статье рассматривается разработка автономной метеорологической станции на базе одноплатного компьютера Raspberry Pi 4 Model B, обеспечивающей сбор метеорологических параметров и локальное сверхкраткосрочное прогнозирование погоды. Обоснована трёхуровневая иерархия прогнозирования, объединяющая внешний онлайн-сервис, локальную рекуррентную нейронную сеть LSTM и детерминированные правила, что обеспечивает работоспособность системы как при наличии, так и при отсутствии интернет-соединения. Приведены результаты экспериментальной оценки точности прогноза температуры воздуха и атмосферного давления в трёх метеорологических сценариях.

Ключевые слова: автономная метеостанция, Raspberry Pi 4, BME280, LSTM, машинное обучение, наукастинг, прогнозирование погоды, IoT, остаточная коррекция, реанализ ERA5.

Annotation. The article discusses the development of an autonomous weather station based on the Raspberry Pi 4 Model B single-board computer, which collects meteorological parameters and performs local very-short-range weather forecasting. A three-tier forecasting hierarchy is justified, combining an external online service, a local recurrent LSTM neural network, and deterministic rules, which keeps the system operable both with and without an Internet connection. Experimental results on the accuracy of air temperature and atmospheric pressure forecasting in three meteorological scenarios are presented.

Keywords: autonomous weather station, Raspberry Pi 4, BME280, LSTM, machine learning, nowcasting, weather forecasting, IoT, residual correction, ERA5 reanalysis.

Введение

Развитие систем интернета вещей (IoT) и методов машинного обучения открыло новые возможности для организации локальных метеорологических наблюдений. Государственные метеорологические сети ориентированы на крупные территории и обеспечивают пространственное разрешение порядка десятков километров, что не позволяет точно отразить микромасштабные атмосферные процессы, характерные для конкретного населённого пункта. Коммерческие бытовые метеостанции представляют собой закрытые устройства без функций интеллектуального прогнозирования, а онлайн-сервисы прогноза погоды полностью теряют работоспособность при отсутствии интернет-соединения, что особенно критично для удалённых и труднодоступных объектов.

Таким образом, актуальной является задача разработки автономного аппаратно-программного комплекса, способного не только измерять метеорологические параметры, но и формировать достоверный сверхкраткосрочный прогноз в условиях сетевой автономности. Целью

настоящей работы является разработка такой метеостанции на базе одноплатного компьютера Raspberry Pi 4 с локальным прогнозированием на основе рекуррентной нейронной сети LSTM.

Существующие решения и постановка задачи

Современные решения для локального метеонаблюдения можно разделить на три класса. Коммерческие бытовые метеостанции (La Crosse, Xiaomi и др.) отличаются простотой эксплуатации, но имеют закрытую архитектуру и ограничиваются простейшими барометрическими эвристиками прогноза. Онлайн-сервисы и программные интерфейсы (Open-Meteo, OpenWeatherMap) [2] предоставляют качественный прогноз на основе профессиональных численных моделей атмосферы, однако требуют постоянного интернет-соединения и не учитывают локальные микроклиматические особенности места установки. Открытые проекты на базе ESP32/ESP8266 и Raspberry Pi, как правило, реализуют лишь сбор и визуализацию данных, делегируя прогнозирование внешним сервисам.

Современные методы наукастинга на основе глубокого обучения, например NowcastNet [4], демонстрируют высокую точность прогноза, однако требуют значительных вычислительных ресурсов, недоступных на маломощных встраиваемых платформах. Ни один из перечисленных классов решений не обеспечивает одновременно автономность работы, локальность измерений и интеллектуальное прогнозирование непосредственно на устройстве. Это определяет постановку задачи: создание модульного комплекса, сочетающего открытую модифицируемую архитектуру с локальным прогнозированием на основе машинного обучения.

Аппаратная часть системы

В качестве вычислительной платформы выбран одноплатный компьютер Raspberry Pi 4 Model B с 4 ГБ оперативной памяти [6], обеспечивающий достаточные ресурсы для инференса нейросетевой модели непосредственно на устройстве. Измерение метеопараметров выполняет цифровой датчик BME280 [7], интегрирующий в одном корпусе каналы измерения температуры ($-40...+85$

°C, ± 1 °C), относительной влажности (0–100 %, ± 3 %) и атмосферного давления (300–1100 гПа, ± 1 гПа). Для геопозиционирования, высотной коррекции давления и точной временной синхронизации в отсутствие сети применён GPS-модуль GY-NEO6M V2 на базе микросхемы U-blox NEO-6M [8]. Визуализация данных обеспечивается цветным TFT-дисплеем на контроллере ILI9341.

Компоненты подключены к Raspberry Pi 4 по стандартным интерфейсам: BME280 — по шине I²C, GPS-модуль — по UART, дисплей — по SPI. Структурная схема комплекса приведена на рисунке 1.

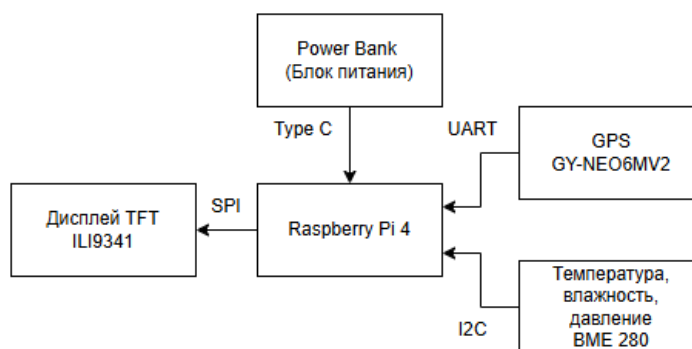


Рисунок 1 – Структурная схема метеостанции

Программная архитектура и трёхуровневое прогнозирование

Программное обеспечение реализовано на языке Python 3.10+ по принципу строгой модульности: каждый функциональный компонент (драйверы датчиков, модули прогнозирования, интерфейсы отображения) изолирован в отдельном модуле. Собранные данные агрегируются в пятиминутные корзины, при этом двенадцать корзин образуют один час предыстории — входной контекст прогностической модели. Для устранения аномальных измерений применяется фильтрация на основе межквартильного размаха (IQR) с линейной интерполяцией выбросов.

Ключевой особенностью системы является трёхуровневая иерархия прогнозирования, реализующая принцип плавной деградации:

- первый уровень — онлайн-прогноз: при наличии интернет-соединения и данных GPS запрос направляется к сервису Open-Meteo, использующему профессиональные численные модели атмосферы;

- второй уровень — автономный нейросетевой прогноз: при отсутствии сети активируется локальная модель LSTM, работающая исключительно на собранных станцией данных;
- третий уровень — детерминированные правила: при недостаточном объёме данных для нейросети применяются классические барометрические правила по тренду атмосферного давления.

Такая архитектура гарантирует формирование прогноза при любых условиях связности — начиная с первой секунды работы станции. Алгоритм выбора текущего режима прогнозирования приведён на рисунке 2.

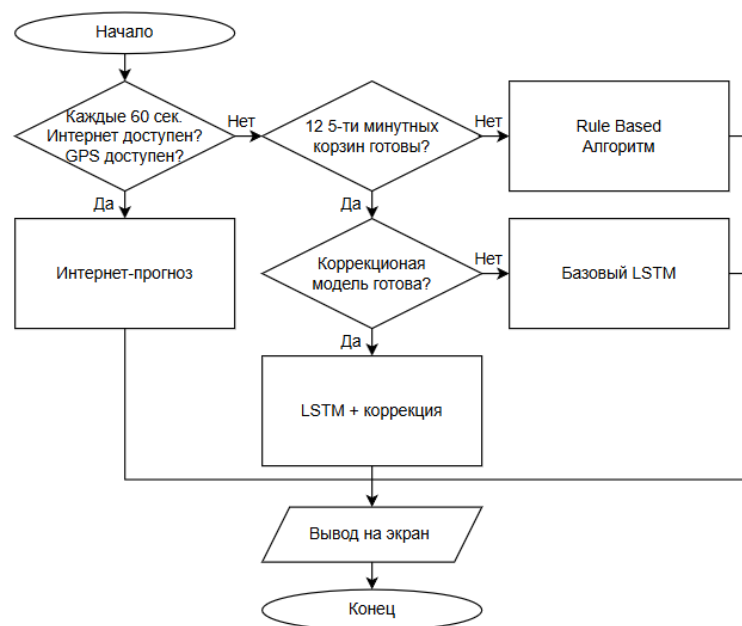


Рисунок 2 – Алгоритм выбора режима прогнозирования

Модель прогнозирования на основе LSTM

Прогностическое ядро образовано двумя моделями. Базовая модель LSTM [3] предобучена на данных глобального атмосферного реанализа ERA5 [5] за 2021–2026 годы для координат места установки; объём обучающей выборки составил порядка 43 800 почасовых записей. Архитектура включает два рекуррентных слоя по 16 скрытых единиц с регуляризацией Dropout и полносвязный выходной слой, формирующий прогноз температуры, влажности и давления на горизонтах +1, +2 и +3 часа. Веса базовой модели сохраняются в формате NumPy и не изменяются в процессе эксплуатации, что обеспечивает стабильное качество прогноза с первого запуска.

Поскольку данные ERA5 отражают усреднённые условия ячейки сетки размером ~ 9 км, а станция эксплуатируется в условиях плотной городской застройки, между обучающими данными и местом установки возникает систематическое смещение, обусловленное городским островом тепла и различием высот над уровнем моря. Для его компенсации введена модель остаточной коррекции — компактная полносвязная нейронная сеть, предсказывающая поправку к выходу базовой LSTM. Она обучается на верифицированных локальных прогнозах станции в скользящем окне 7 суток, что позволяет адаптировать прогноз к микроклимату конкретной точки без переобучения на однородных данных одного синоптического периода.

Результаты экспериментов

Метеостанция была развёрнута в условиях реальной эксплуатации в Московском районе Санкт-Петербурга; сбор данных проводился с 10 по 31 мая 2026 года. За период наблюдений зафиксированы три различных метеорологических сценария, что позволило провести всестороннюю оценку точности. Сравнивались три режима прогнозирования: базовая модель LSTM, LSTM с остаточной коррекцией и онлайн-прогноз (Online API). В качестве метрики использована средняя абсолютная ошибка (MAE). Сводные результаты приведены в таблице 1.

Таблица 1 – Сводные результаты валидации, средняя абсолютная ошибка (MAE) на горизонте +1 ч

Условия (период)	N	T, °C LSTM+корр.	T, °C Online API	P, гПа LSTM+корр.	P, гПа Online API
Норм. погода, ранний период (14–16 мая)	325	1,35	0,88	0,66	7,51
Аномальная жара (19–23 мая)	1112	0,96	1,86	0,77	7,59
Норм. погода, основной период (25–31 мая)	1848	1,70	1,92	0,68	9,88

Результаты показывают, что по прогнозу атмосферного давления локальная модель устойчиво превосходит онлайн-сервис во всех трёх сценариях — от 9,9 до 14,5 раза. Это обусловлено коррекцией давления к фактической высоте по данным GPS: сетка численной модели соответствует высоте ~130 м в районе аэропорта, тогда как реальная высота точки установки составляет ~50 м, что даёт систематическое смещение онлайн-прогноза порядка 9–10 гПа. По температуре модель с остаточной коррекцией превзошла онлайн-сервис в основной период наблюдений и в период аномальной жары: при отклонении температуры на +17 °C от климатической нормы ошибка базовой модели была снижена коррекцией с 6,84 до 0,96 °C. В начальный период, при минимальном объёме обучающей выборки, точнее оказался онлайн-сервис, что указывает на необходимость накопления данных для эффективной локальной адаптации.

Заключение

В работе разработана автономная метеорологическая станция на базе Raspberry Pi 4, объединяющая сбор метеопараметров и локальное сверхкраткосрочное прогнозирование погоды. Предложенная трёхуровневая иерархия прогнозирования (внешний API, локальная модель LSTM с остаточной коррекцией, детерминированные правила) обеспечивает работоспособность системы независимо от наличия интернет-соединения. Экспериментальная оценка подтвердила преимущество локальной модели по прогнозу атмосферного давления — в 9,9–14,5 раза точнее онлайн-сервиса, а также её конкурентоспособность по температуре в условиях, отклоняющихся от климатической нормы. Модульная архитектура комплекса создаёт основу для дальнейшего развития — интеграции датчиков ветра и построения распределённой сети наблюдений на основе протокола MQTT.

Список использованной литературы

1. Guide to Instruments and Methods of Observation (CIMO Guide). WMO-No. 8. Volume I. – Geneva: World Meteorological Organization, 2021.
2. Open-Meteo Weather API. [Электронный ресурс]. – URL: <https://open-meteo.com> (дата обращения: 16.06.2026).

3. Hochreiter S., Schmidhuber J. Long Short-Term Memory // Neural Computation. – 1997. – Vol. 9, № 8. – P. 1735–1780.
4. Zhang Y. et al. Skilful nowcasting of extreme precipitation with NowcastNet // Nature. – 2023. – Vol. 619. – P. 526–532.
5. ERA5 hourly data on single levels from 1940 to present // Open-Meteo Historical Weather API. [Электронный ресурс]. – URL: <https://open-meteo.com/en/docs/historical-weather-api> (дата обращения: 16.06.2026).
6. Raspberry Pi 4 Model B Datasheet. [Электронный ресурс]. – URL: <https://pip-assets.raspberrypi.com/categories/545-raspberry-pi-4-model-b/documents/RP-008341-DS-1-raspberry-pi-4-datasheet.pdf> (дата обращения: 16.06.2026).
7. Bosch BME280 Datasheet. [Электронный ресурс]. – URL: <https://www.bosch-sensortec.com/media/boschsensortec/downloads/datasheets/bst-bme280-ds002.pdf> (дата обращения: 16.06.2026).
8. NEO-6 u-blox 6 GPS Module Datasheet. [Электронный ресурс]. – URL: [https://content.u-blox.com/sites/default/files/products/documents/NEO-6_DataSheet_\(GPS.G6-HW-09005\).pdf](https://content.u-blox.com/sites/default/files/products/documents/NEO-6_DataSheet_(GPS.G6-HW-09005).pdf) (дата обращения: 16.06.2026).