

ПРОГРАММНАЯ МОДЕЛЬ ДЛЯ ИНТЕЛЛЕКТУАЛЬНОГО ОПРЕДЕЛЕНИЯ ЗАНЯТОСТИ ПОМЕЩЕНИЯ ПО ДАННЫМ ТЕМПЕРАТУРЫ И ВЛАЖНОСТИ

Жук Я.С., студент

Белорусский государственный университет информатики и радиоэлектроники
г. Минск, Республика Беларусь

Иванюк А.А. – д-р техн. наук, профессор

Рассматривается разработка программной модели определения занятости помещения по временным рядам температуры и влажности в среде Home Assistant. Постановка задачи основана на практической ситуации, когда в системе «умного дома» доступен ограниченный набор датчиков и требуется принимать решение о занятости помещения дополнительным аналитическим модулем без применения датчиков движения и камер. Предлагается событийно-ориентированная архитектура с передачей телеметрии по MQTT, выделением этапа предобработки, нейросетевой оценки вероятности занятости и последующей логической стабилизацией решения. Практическая значимость заключается в повышении достоверности оценки занятости без использования датчиков движения и камер, а также в возможности применения результатов в сценариях управления отоплением и вентиляцией.

Актуальность исследования определяется распространением локальных платформ автоматизации и потребностью в интеллектуальном управлении помещениями при ограниченной сенсорной инфраструктуре. На практике чаще всего доступны только датчики температуры и влажности, тогда как значительная часть известных подходов к определению присутствия опирается на расширенный набор сенсоров, включая контроль CO₂, датчики движения и видеонаблюдение [1, 2]. Это увеличивает стоимость внедрения и усложняет сопровождение, поэтому косвенное определение занятости по уже имеющейся телеметрии является обоснованной научно-технической задачей.

В рамках предлагаемого подхода архитектуру целесообразно строить как событийно-ориентированную. Предполагается, что Home Assistant (HA) обеспечивает интеграционный контур и взаимодействие с BLE-датчиком, а обмен данными между компонентами выполняется по протоколу MQTT в модели «издатель–подписчик» [3, 4]. На рисунке 1 изображена общая архитектура предлагаемого взаимодействия ML-сервиса с HA.

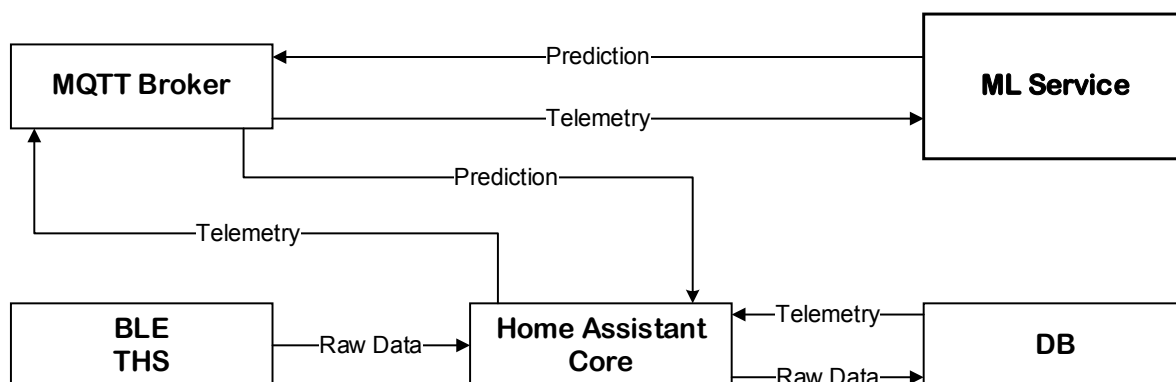


Рисунок 1 – Архитектура взаимодействия HA, MQTT-брокера и ML-сервиса

На текущем этапе уже сформирован исторический массив телеметрии длительностью около двух лет для четырех каналов измерений (температура и влажность в двух помещениях). После приведения временной оси к единому шагу получены агрегированные ряды для двух режимов: анализ на шаге 30 минут и обучение на более детальной сетке 5 минут. Двухлетний горизонт наблюдений позволяет учитывать сезонные и недельные вариации микроклимата, а также различия между рабочими и нерабочими режимами эксплуатации помещения, снижая риск привязки к частным кратковременным сценариям. Одновременно большой объем примеров с шагом 5 минут обеспечивает статистическую устойчивость оценки весов и формирование обучающих окон достаточной длины без потери динамики сигнала. Выборка также служит основой корректной проверки качества за счёт временного разделения на обучающую, проверочную и контрольную части: это позволяет оценивать модель на будущих интервалах, настраивать рабочий порог классификации и параметры логической стабилизации сопоставлять версии модели в единых условиях и выстраивать управляемый жизненный цикл переобучения.

Проектируемая логика программной модели опирается на переход от анализа одиночных измерений к оконной обработке временного ряда. Планируется использовать скользящее окно фиксированной длины, для которого рассчитываются статистические признаки, динамические

признаки, а также показатели устойчивости сигнала. Такой выбор мотивирован тем, что занятость проявляется преимущественно в характере изменения параметров во времени.

Этап предобработки предлагается выделить в самостоятельный вычислительный контур. На данном этапе выполнять нормализацию временной оси, фильтрацию выбросов, обработку пропусков и формирование признаков качества входных данных. Для исключения утечки информации обучение и проверку качества целесообразно проводить с временным разделением выборок, то есть проверять модель на будущих интервалах относительно обучающей части.

Для основной задачи определения занятости предлагается использовать нейросетевую модель классификации типа «многослойный перцептрон», обучаемую на оконных признаках. Базовая конфигурация модели предполагает входной слой размерности, равной числу сформированных признаков окна, два–три скрытых слоя с нелинейными функциями активации, механизм регуляризации и выходной слой с сигмоидальной функцией, возвращающий вероятность принадлежности к классу «занято». Обучение планируется проводить по функции бинарной кросс-энтропии с учетом весов классов, что необходимо при неравномерном распределении состояний «занято/свободно».

Система будет дополнена вспомогательной моделью прогноза температуры на заданном горизонте, которая может строиться на том же признаковом пространстве, но решать регрессионную задачу. Такой подход позволит унифицировать этапы предобработки, упростить сопровождение программного средства и одновременно получить два практически значимых результата: оценку занятости и прогноз параметра микроклимата для упреждающих автоматизаций.

Обучение предлагается организовать как воспроизводимый вычислительный конвейер. Из непрерывного потока телеметрии будут формироваться обучающие примеры по принципу «одно окно наблюдений – одна метка состояния». На этапе обучения планируется учитывать дисбаланс классов «занято/свободно» за счет взвешивания классов и настройки рабочего порога по проверочной выборке. Качество классификатора предполагается оценивать метриками точности и полноты; для эксплуатационной устойчивости дополнительно целесообразно анализировать частоту переключений статуса и долю времени с низким коэффициентом уверенности. Для прогноза температуры планируется использовать регрессионные показатели ошибки, отражающие практическую полезность прогноза в задачах управления отоплением и вентиляцией.

В рабочем режиме аналитический сервис предполагается реализовать как непрерывный вычислительный контур. После получения нового MQTT-сообщения будут выполняться проверка структуры и диапазонов входных данных, обновление буфера окна, пересчет признаков, нормализация, вычисление результата по модели, логическая стабилизация и публикация результата в MQTT-топики НА. При обнаружении деградации качества предусматривается контур переобучения: накопление актуальной истории, повторная проверка, версионирование и безопасная замена модели в рабочем сервисе только при подтвержденном неухудшении целевых метрик.

Существенным элементом качества предлагается сделать пользовательскую обратную связь в НА. При ошибочном определении занятости пользователь может фиксировать корректировку, которая будет сохраняться как дополнительная разметка. Эти отметки не предполагается применять для мгновенного изменения весов в рабочем режиме; их целесообразно включать в очередной цикл дообучения после пакетной проверки и валидации новой версии. Такой механизм должен обеспечить устойчивость контура и снизить риск дестабилизации из-за единичных ошибочных коррекций.

Для практической реализации планируется использовать следующий инструментальный стек: Python 3.11; библиотеки обработки данных и математического анализа; средства машинного обучения и оценки качества; обмен сообщениями по MQTT; интеграционную платформу НА для публикации расчетных сущностей и сценариев автоматизации. Результаты вычислений предполагается передавать в НА как отдельные сущности: бинарный датчик занятости, датчик вероятности и коэффициента уверенности, а также датчик прогноза температуры.

Итогом проектирования программной модели должно стать программное средство, которое на основе существующей двухлетней телеметрии и последующей потоковой обработки обеспечивает устойчивое определение занятости помещения при ограниченном наборе сенсоров и поддерживает прогноз температуры для упреждающего управления микроклиматом. По завершении разработки планируется получить воспроизводимый обучающий контур, версионизируемый рабочий модуль вычисления, а также подтвержденную метриками и практической интеграцией применимость решения в среде НА.

Список использованных источников:

1. Candanedo L.M., Feldheim V. Accurate occupancy detection of an office room from light, temperature, humidity and CO2 measurements using statistical learning models // *Energy and Buildings*. – 2016. Vol. 112. С. 28–39.
2. Mena C., Ceballos A. Measuring Indoor Occupancy through Environmental Sensors: A Systematic Review on Sensor Deployment // *Sensors*. – 2022. Vol. 22, No. 10. Art. 3770.
3. Home Assistant Architecture [Электронный ресурс]. – Режим доступа: https://developers.home-assistant.io/docs/architecture_index/. – Дата доступа: 26.02.2026.
4. HiveMQ. MQTT – The Standard for IoT Messaging [Электронный ресурс]. – Режим доступа: <https://www.hivemq.com/mqtt/>. – Дата доступа: 14.03.2026.