

ПАРАМЕТРИЧЕСКАЯ ИДЕНТИФИКАЦИЯ ВНЕШНИХ НЕКОНТРОЛИРУЕМЫХ ВОЗДЕЙСТВИЙ В ЗАДАЧЕ УПРАВЛЕНИЯ МИКРОКЛИМАТОМ ПОМЕЩЕНИЯ

Пашенко А.Ф., Рассадин Ю.М.

Институт проблем управления им. В.А. Трапезникова РАН, Москва, Россия

rassadin@ipu.ru, paschenko_alex@mail.ru

Аннотация. Описан эмпирический подход к параметрической идентификации динамики микроклимата и моделей внешних неконтролируемых воздействий для системы управления микроклиматом здания. Проанализированы показания метеостанции и микроклиматических датчиков, размещенных в двух соседних идентичных помещениях, доступ солнечного света в одно из них был существенно ограничен. Построена прогнозная модель микроклимата помещения, включающая факторы наружной температуры и солнечного освещения.

Ключевые слова: микроклимат, солнечная радиация, параметрическая идентификация.

Введение

Настоящее исследование проведено в рамках работ Центра интеллектуальной цифровой электроэнергетики ИПУ РАН¹, одной из целей которого является разработка методов повышения энергоэффективности зданий общественного назначения. Одной из задач на пути к достижению заявленной цели является разработка подходов к проектированию систем мониторинга микроклимата и обеспечения требуемого уровня комфорта, позволяющих проводить оптимизацию потребления энергии. Подобная система должна включать в себя модуль управления установками отопления, кондиционирования и вентиляции (СОК, HVAC), которые, в данном классе задач, являются исполнительными устройствами. Значимость этого направления определяется долей потребления энергии системами СОК в общем потреблении рассматриваемого класса зданий, которая может достигать до 70% [1]. Авторы работы предполагают, что решение задачи оптимизации энергопотребления системами СОК должно лежать в области синтеза законов обратной связи, позволяющих гарантировать требуемый уровень комфорта [2]. Применение интеллектуальных методов автоматического управления и научно-теоретический задел, имеющийся у сотрудников ИПУ, создадут возможности для повышения энергоэффективности для рассматриваемого класса объектов.

Распространенным подходом к решению задач регулирования микроклимата и обеспечения комфорта является использование управления с предсказывающими моделями. Как видно из самого названия, за основу берутся методы прогнозирования состояния объекта, применяемые к имеющимся начальным условиям и некоторой области возможных управлений. В данной работе описывается экспериментальный подход к построению прогнозных математических моделей для температуры воздуха внутри помещения, включающих в рассмотрение такие внешние неконтролируемые воздействия, как температуру окружающего воздуха и солнечную радиацию. Теплопоступления от солнечной радиации могут составлять до 50% от суммарных теплопоступлений [3], а перегрев помещений нарушает тепловой баланс организма человека и требует привлечения кондиционирования и солнцезащитных устройств. Это обстоятельство определяет важность учета влияния солнечного освещения при управлении микроклиматом здания.

Дальнейшее изложение построено следующим образом: в разделе 1 описывается постановка задачи, схема экспериментального стенда, расположение датчиков; в разделе 2 приводится процедура импорта данных из хранилища Центра, их первичная подготовка и графическое представление; в следующем разделе приводятся результаты анализа данных, оценки предложенных моделей динамики температуры, результаты тестового прогнозирования; выводы и возможные направления дальнейших исследований приведены в Заключение.

1. Постановка задачи

Целью данной работы было получение прогнозных моделей для температуры воздуха в помещении, для чего был проведен эксперимент с целью отработки подходов для учета теплопоступления от солнечного излучения через светопрпускающие конструкции. Такие модели предполагается строить на основе данных о микроклиматическом состоянии внутри помещения и о внешних погодных

¹ Сайт проекта <https://energy.ipu.ru/>

условиях, что в перспективе позволит оперативно реагировать на изменения внешних воздействий и обеспечить стабилизацию функционала комфорта в требуемом интервале значений.

В предыдущих работах, в частности [4], рассматривалась модель прогноза внутренней температуры в помещении в зависимости от температуры наружного воздуха. В реальности микроклимат в помещении зависит от целого набора параметров, наиболее важным, но не единственным из которых является внешняя температура. Поэтому было принято решение усложнить модель, введя в нее дополнительные факторы, в частности, воздействие солнечного света (инсоляцию). Данный параметр, очевидно, играет немаловажную роль в исследуемом случае, поскольку конструктивно здание Лабораторного корпуса, в котором проводился эксперимент, имеет значительную площадь остекления. Каждое из помещений, в которых происходил сбор данных, имеют площадь остекления 8 кв.м., что составляет более 75% от площади наружных стен, или около 30% от всех ограждающих помещения конструкций.

Для эксперимента были выбраны две соседние геометрически одинаковые комнаты в здании Лабораторного корпуса ИПУ, длина стен составляет 2,82 и 5,70 метра, высота потолков – около 4,80 метра. Окна выходят примерно на юго-запад, что можно увидеть на рисунке 1. Помещения были освобождены работниками, т.к. готовились к ремонту, и при анализе данных за август 2022 года можно было пренебречь влиянием человеческих факторов на характеристики воздуха внутри.

В каждом из помещений было размещено по два комплексных микроклиматических датчика, подключенных в общую систему сбора данных. Показания датчиков содержат значения температуры, относительной влажности, освещенности и содержания углекислого газа. Окно одного из помещений было максимально закрыто для солнечного света с помощью непрозрачной отражающей полиэтиленовой пленки, что позволило условно разделить комнаты на «светлую» и «темную». В светлой комнате один из датчиков (номер 1 на рис.1) был размещен таким образом, что в первой половине дня на него попадали прямые солнечные лучи, а второй (номер 2) – в «темном месте», на открытой книжной полке, что некоторым образом ограничивало перемешивание воздушных масс в этой точке. Во второй комнате датчики 3 и 4 были размещены на разных стенах, но идентично друг другу.



Рис. 1. Ориентация комнат, выбранных для эксперимента, и схема расположения датчиков

Задача, описываемая в данной работе, заключалась в том, чтобы провести экспериментальный сбор данных, проанализировать собранные показания методами, аналогичными [4], пространство внешних воздействий должно включать температуру окружающего воздуха и интенсивность солнечной радиации. Полученные прогнозные модели предлагается оценивать по критерию среднего модуля отклонения Mean Absolute Error (MAE), разделяя период сбора показаний на две части, обучающую выборку и тестовую. Результат работ, представляющий собой набор программных аналитических скриптов, встроенных в инфраструктуру Центра ИЦЭЭ, должен стать частью проекта по управлению микроклиматом, в частности, он будет использован при создании демонстрационного стенда по интеллектуальному анализу энергопотребления Energy Disaggregation Site, при цифровизации и автоматизации совместно используемых пространств в комплексе задний ИПУ.

2. Импорт данных

Описываемый эксперимент проводился на оборудовании Центра интеллектуальной цифровой электроэнергетики ИПУ РАН. Структура и состав используемого измерительного полигона, а также некоторые этапы его построения, описаны в работах [5-7]. Хранение и доступ к накопленным данным осуществляется базой данных временных рядов, расположенной на центральном сервере. Так

называемые «сырые» данные были сформированы запросом к базе данных, содержащем серийные номера измерительных устройств и исследуемый период времени. Результаты запроса сохранялись в файлах формата csv, каждый файл содержит измерения от одного из устройств. Дальнейший ход эксперимента представлял собой анализ результатов запроса, возможности Полигона по анализу сигналов в реальном времени не использовались.

Для эксперимента использовались два типа измеряющих устройств, беспроводные микроклиматические датчики и метеостанция. Микроклиматические датчики используют протокол передачи данных LoRaWAN [6], который имеет существенные ограничения на частоту опроса датчиков. В нашем случае измерения собирались каждые пять минут. Метеостанция же, подключенная в локальную сеть по проводному соединению RS485, поддерживает высокую частоту опроса, передавая показания с частотой в 1 Гц. Синхронизация данных, настолько отличающихся по плотности, является одним из этапов дальнейшего анализа.

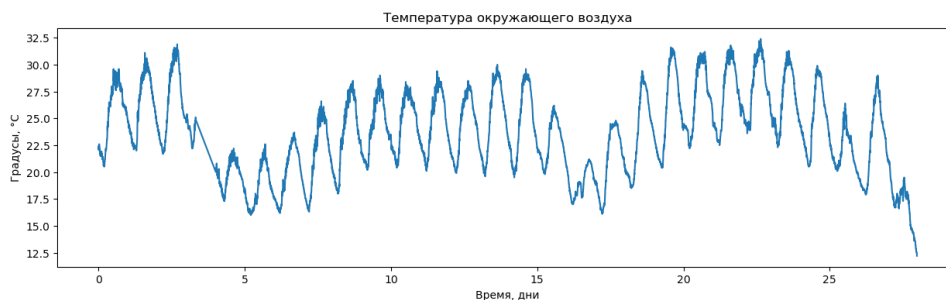


Рис. 2. Погодные условия во время эксперимента, показания метеостанции на крыше здания

2.1. Синхронизация данных

На первом этапе синхронизации данных были выделены интервалы времени, для которых существует набор измерений по каждому датчику. В качестве стартовой точки была выбрана наиболее поздняя из стартовых по всем устройствам, а для финишной, аналогично, наиболее ранняя, чтобы обеспечить полноту измерений от всех устройств. Следующим шагом было необходимо выбрать количество точек разбиения, или задать шаг по времени. В нашем случае был выбран шаг по времени, соответствующий периоду опроса датчиков по беспроводной сети, 300 секунд. Таким образом был получен t , массив точек по времени, на котором строился дальнейший анализ динамических характеристик объекта, внутренней среды в помещениях.

Таблица 1. Даты начала и конца измерений по каждому датчику

	Датчик 1	Датчик 2	Датчик 3	Датчик 4	Метеостанция
Старт	2022-08-09 16:08:49	2022-08-09 16:05:49	2022-08-09 16:10:27	2022-08-09 16:08:08	2022-08-04 00:28:11
Финиш	2022-08-31 23:55:30	2022-08-31 23:59:29	2022-08-31 23:55:32	2022-08-31 23:55:33	2022-08-31 23:59:59

Источник: energy.ipu.ru/datasets

На втором этапе синхронизации, для каждого датчика по изначальному набору точек измерений (t, x) методом линейной интерполяции была составлена функция, позволяющая вычислять значения измеряемых переменных в точках разбиения, по которым были составлены массивы значений исследуемых переменных в этих точках. Как результат, для численного анализа были получены синхронизированные по времени значения измерений от микроклиматических датчиков и погодной станции.

2.2. Первичный анализ данных

В данном разделе приводится первичный анализ данных, собранных во время эксперимента. Для начала приведем кривые показаний для всех четырех сенсоров.

Так как сенсоры находятся в комнатах попарно, проверим правильность расположения, высчитав матрицу корреляции для четырех рядов температур от разных датчиков. Несмотря на высокую степень корреляции всего набора показаний, видно, что можно с уверенностью говорить о том, что датчики 1 и 2 находились в одной комнате, а 3 и 4 – в другой.

Таблица 2. Матрица корреляции, подтверждающая попарное расположение датчиков в комнатах

	Датчик 1	Датчик 2	Датчик 3	Датчик 4
Датчик 1	1	0.975	0.914	0.887
Датчик 2	0.975	1	0.913	0.882
Датчик 3	0.914	0.913	1	0.995
Датчик 4	0.887	0.882	0.995	1

2.3. «Светлая» комната, датчики 1 и 2

Приведём графики, построенные по показаниям первого и второго датчиков, расположенных в комнате с прямым доступом солнечного света.

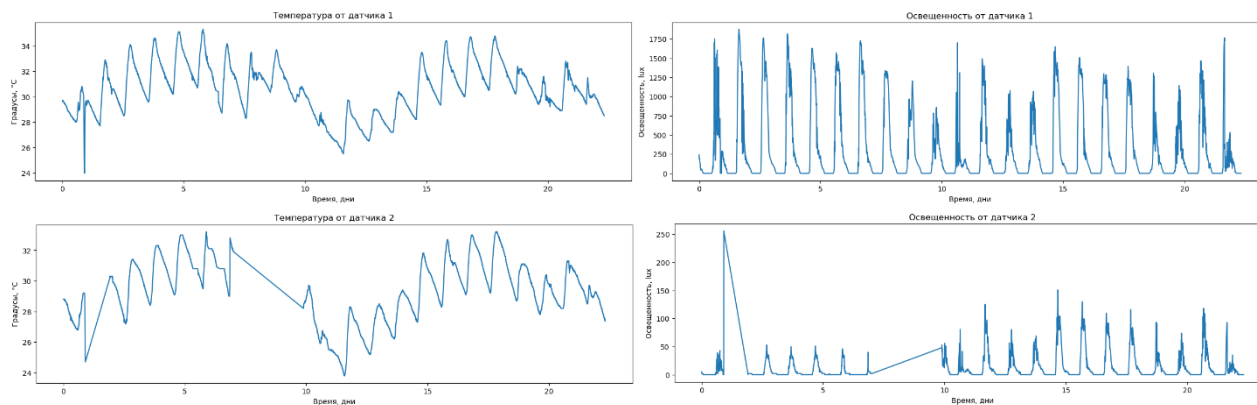


Рис. 3. Датчики 1 и 2. Освещенность и температура воздуха в комнате. Видны интервалы с пропусками данных, которые будут исключены из обучающей выборки

2.4. «Темная» комната, датчики 3 и 4

Приведём графики, построенные по показаниям третьего и четвертого датчиков, которые располагались в комнате с заклеенными окнами.

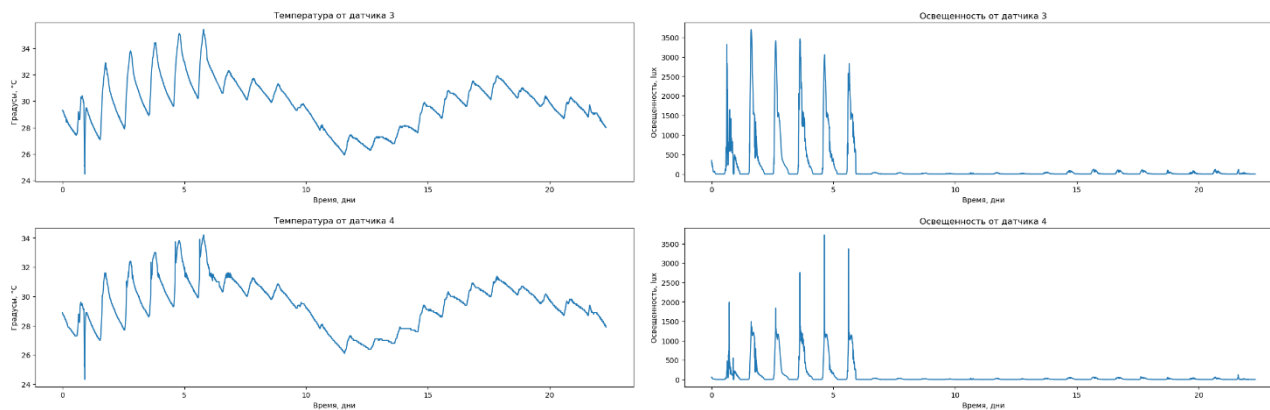


Рис. 4. Датчики 3 и 4. Освещенность и температура воздуха в «темной» комнате. Хорошо виден момент, когда окна были закрыты для солнечного света

Итого, для эксперимента были доступны данные за 22 дня в августе 2022 года. Датчики были настроены на период передачи данных в 5 минут, такой же период был выбран для обработки собранных показаний, что дало 6429 временных точек. Начальный период сбора был отброшен, чтобы избежать обучения на данных с пропусками, а также, для проверки качества определения временных лагов, процедура которого будет описана далее, исследуемый интервал был разделен на обучающую и тестовые выборки в соотношении 7 к 3.

3. Идентификация параметров динамической модели

По своей логике этап идентификации динамической модели для помещений, участвующих в эксперименте, аналогичен работе [4]. Максимальное упрощение модели, линейное описание зависимости состояния помещения от внешних воздействий, с учетом временного лага, обусловлено стремлением снизить вычислительную нагрузку на автономные датчики для экономии энергии [6]. Такой подход может оказаться полезным при необходимости развернуть сеть датчиков температуры на объектах, где невозможно или нецелесообразно реализовывать подачу питания и передачу данных по проводному интерфейсу.

На первом этапе анализа будем рассматривать каждый датчик отдельно. Для каждого из них добавим в набор временных рядов показания метеостанции и проведем анализ, упомянутый в начале раздела. Зафиксировав ряд данных, рассматриваемых в качестве аргумента (входного воздействия), и пошагово сдвигая вперед по времени интервал данных для температуры воздуха внутри помещения, предсказание которого интересует нас, можно вычислять коэффициент Пирсона [8] на каждом шаге. В результате для каждого датчика мы получим по две оценки временных сдвигов, используя которые можно наилучшим образом построить линейную модель интересующей нас величины, температуры воздуха внутри помещения. Значения этих оценок будут определять возможности прогнозировать состояние объекта по мгновенным показаниям входных воздействий. Рассмотрим данные от датчиков, находящихся в комнате с доступом солнечного света.

3.1. Оценки для вводимых величин запаздывания

Для первого датчика величина сдвига для температуры окружающего воздуха оказалась меньше, чем период передачи им данных, оценка для времени сдвига была принята равной нулю, т.е. при построении предсказывающей модели для температуры воздуха в этой точке можно использовать мгновенные значения температуры внутри. Стоит отдельно оговориться, что подобное утверждение, естественно, справедливо только для данного периода времени, т.е. жаркий летний месяц. В дальнейшем будет показано, что качество предсказания для моделей выбранного типа снижается при росте размера обучающей выборки. Скорее всего, этот факт может быть объяснен накоплением ошибки для изменчивых трендов погодных условий.

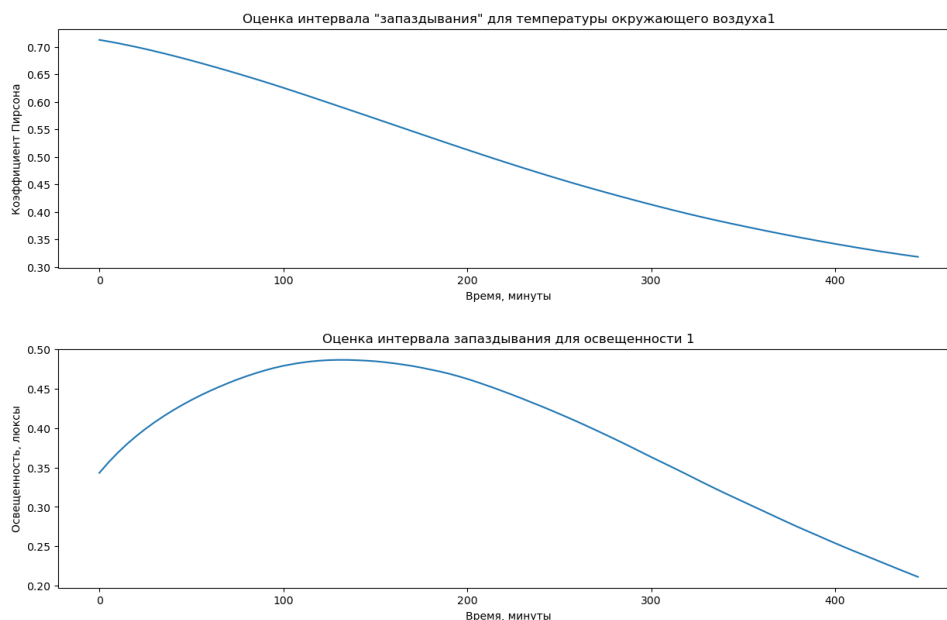


Рис. 5. Датчик 1, светлая комната. Графики для максимума коэффициента Пирсона в зависимости от величины запаздывания между рядами независимых величин и температурой воздуха внутри

Аналогичный анализ для зависимости температуры внутри от освещенности дал другой результат. При численной процедуре оценивания для всех четырех датчиков, был обнаружен отчетливо различимый локальный максимум коэффициента Пирсона при сдвигах от двух (для светлой комнаты) до четырех часов (для темной комнаты). Временные кривые для двух комнат представлены на рисунках 5 и 6, а результаты оценивающих процедур для всех датчиков – в таблице 3.

Таблица 3. Временные интервалы, определенные по показаниям отдельных датчиков

	Датчик 1	Датчик 2	Датчик 3	Датчик 4
Для температуры, τ_{tmp}	0 мин.	0 мин.	20 мин.	20 мин.
Для освещенности, τ_{ill}	130 мин.	185 мин.	245 мин.	215 мин.

Прогнозные модели строились на основе данных из таблицы 3, и имели общий вид:

$$T_{in}(t) = A \cdot I(t - \tau_{ill}) + B \cdot T(t - \tau_{tmp}) + C, \quad (1)$$

где $T_{in}(t)$ – оценка искомой температуры воздуха внутри помещения в момент времени t , I, τ_{ill} – освещенность в комнате и соответствующий временной лаг, T, τ_{tmp} – температура окружающего воздуха и соответствующий временной лаг, A, B, C – коэффициенты множественной линейной регрессии, полученные методом наименьших квадратов.

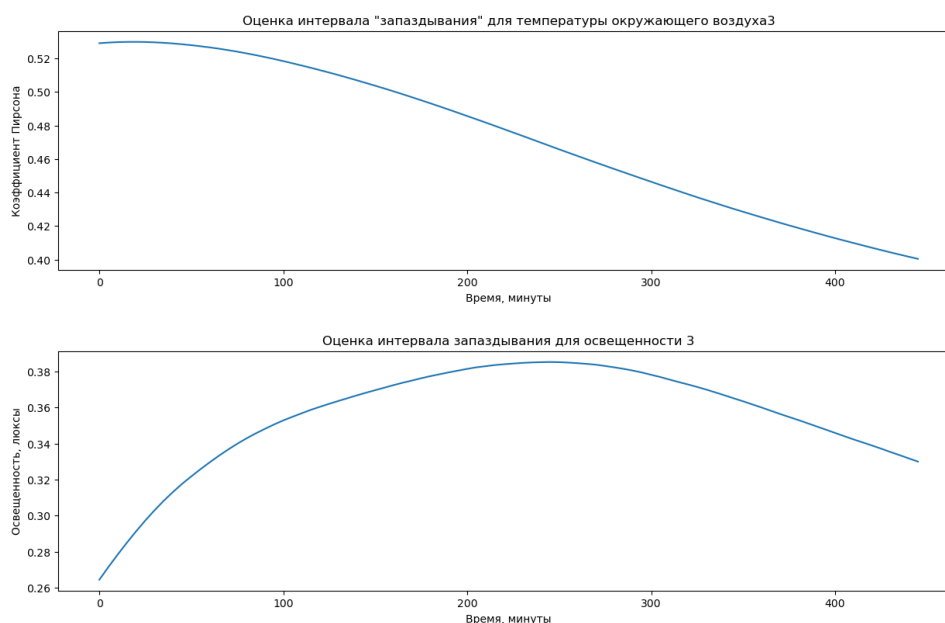


Рис. 6. Датчик 3, темная комната. Графики для максимума коэффициента Пирсона в зависимости от величины запаздывания между рядами независимых величин и температурой воздуха внутри

3.2. Результаты прогнозирования

Рассмотрим модель на основе показаний датчика 1. После вычисления коэффициентов регрессии на порядковых днях эксперимента с 10 по 16, модель (1) приняла вид:

$$T_{in1}(t) = 21,62 + 0,0012 \cdot I(t - \tau_{ill}) + 0,285 \cdot T(t), \quad (2)$$

где τ_{ill} – оценочное время запаздывания, которое составило 2,166 часа.

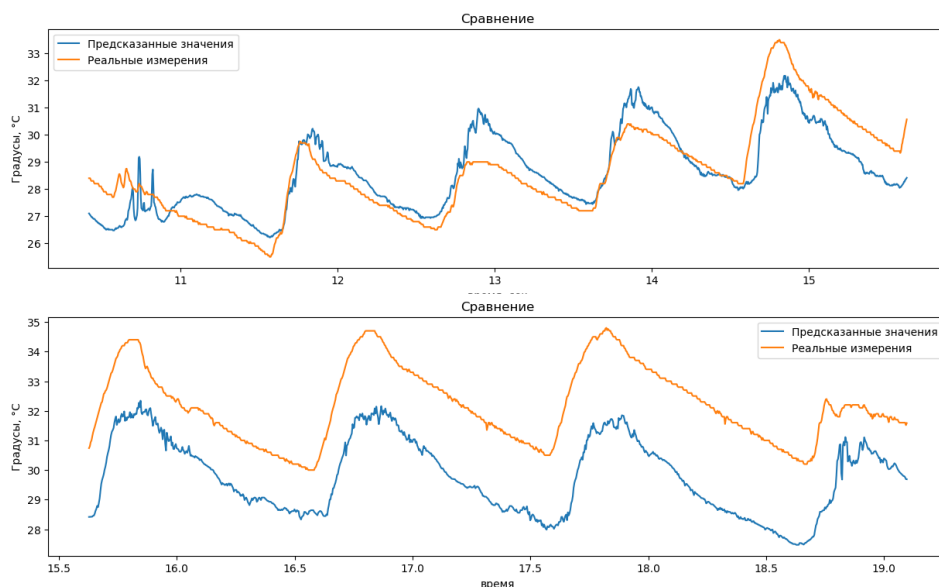


Рис. 7. Модель на показаниях датчика 1. Период обучения сверху, тестовый внизу

Аналогично были получены коэффициенты моделей на показаниях других датчиков:

Таблица 4. Временные интервалы, определенные по показаниям отдельных датчиков

	Датчик 1	Датчик 2	Датчик 3	Датчик 4
Коэффициент при внешней температуре воздуха, B	0,285	0,3699	0,125	0,096
Коэффициент при освещенности в комнате, A	0,0012	0,0084	0,0113	0,0145
Свободный член регрессии, C	21,623	18,696	24,626	25,167
Коэффициент R^2	0,715	0,788	0,416	0,327

Результат анализа качества полученной модели MAE на тестовом периоде составил 2,42. При визуальном анализе прогноза тестового интервала создается впечатление некоторой постоянной ошибки, которая возникла из-за нагрева датчика от солнечных лучей, что привело к накоплению некоторой средней избыточной температуры и, как следствие, к невязке начальных условий для тестового периода. Для преодоления этого эффекта было предложено использовать более короткий период обучения. Для этого были выбраны дни с 14 по 16. Модель для температуры с коротким периодом обучения приняла вид:

$$T_{in1}(t) = 25,997 + 0,0019 \cdot I(t - \tau_{ill}) + 0,1418 \cdot T(t), \quad (3)$$

где τ_{ill} – оценочное время запаздывания, которое также составило 2,166 часа. Результат оценки по методу MAE в данном случае составил 0,7003 для обучающего интервала и 0,698 для тестового. Подобное влияние размера выборки на качество предсказания авторы статьи связывают с приходом таких погодных трендов, которые невозможно определить, основываясь исключительно на локальных измерениях отдельной метеостанции.

Следующим шагом при изучении возможностей предсказывающей модели температуры в помещении было использование показаний датчика, расположенного вне доступа прямого солнечного света, на схеме на рисунке 1 он обозначен номером 2. Модель, аналогичная системе (1), получена на том же самом интервале 10-16 дней. После вычисления коэффициентов регрессии на порядковых днях эксперимента с 10 по 16, модель (1) приняла вид:

$$T_{in1}(t) = 18,678 + 0,00065 \cdot I(t - \tau_{ill}) + 0,369 \cdot T(t), \quad (4)$$

где τ_{ill} – оценочное время запаздывания по освещенности, которое составило 3,083 часа, τ_{tmp} , аналогичный параметр для температуры, остался нулевым. Результат оценки по методу MAE в данном случае составил 0,7003 для обучающего интервала и 0,698 для тестового. Коэффициент R^2 для этого подхода составил 0,795, в то время как для первой и второй модели – 0,715 и 0,685 соответственно.

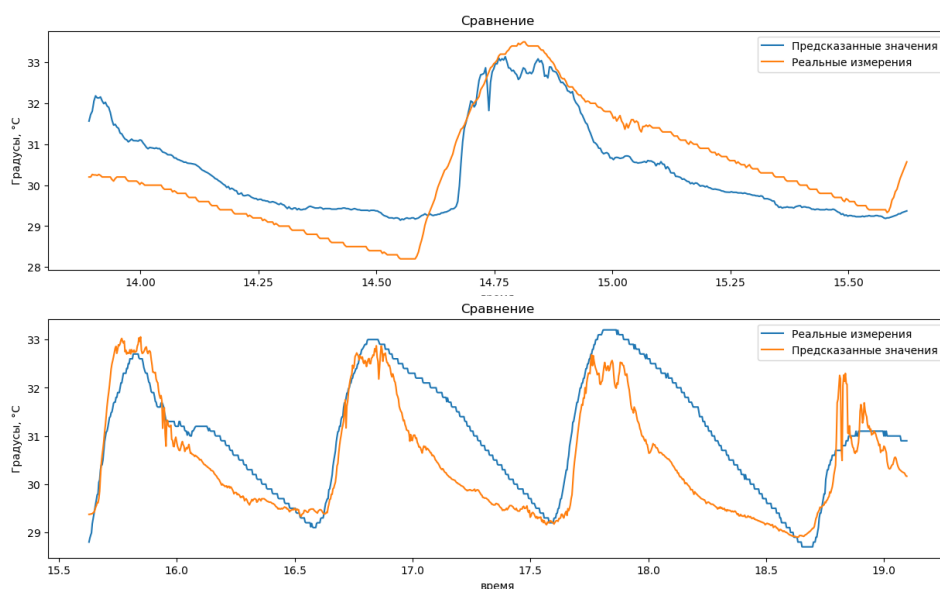


Рис. 8. Модель с коротким обучением. Период обучения сверху, тестовый внизу

4. Заключение

В работе представлен экспериментальный подход к построению предсказывающей модели температуры воздуха в помещении в зависимости от внешних воздействий: температуры окружающего воздуха и уровня солнечной радиации. Анализ строится на сравнении двух соседних помещений, одно из которых было изолировано от прямого солнечного света, в каждом из которых было размещено по два комплексных микроклиматических датчика. Данные собирались с периодичностью раз в пять минут. Внешние воздействия измерялись локально установленной метеостанцией.

Построенная модель показала удовлетворительные результаты прогноза внутренней температуры в помещении в зависимости от двух факторов – наружной температуры и солнечного освещения (при условии отсутствия внешних воздействий в виде системы отопления, кондиционирования воздуха и др.). В сравнении с однофакторной моделью, изученной в [4], наилучший показатель R^2 составил 0,794 против 0,475.

Литература

1. Pérez-Lombard L., Ortiz J., Pout C., A review on buildings energy consumption information // Energy and Buildings, Volume 40, Issue 3, 2008, p. 394-398.
2. K.J. Chua, S.K. Chou, W.M. Yang, J. Yan, Achieving better energy-efficient air conditioning – A review of technologies and strategies // Applied Energy, Volume 104, 2013, p. 87-104.
3. Руководство по определению теплопоступлений в помещения промышленных зданий от инсоляции, М. – Стройиздат, 1982.
4. Пащенко А.Ф., Рассадин Ю.М. Оценка взаимосвязи параметров микроклимата с учетом тепловой инерции внешних стен здания // Труды 15-й Международной конференции "Управление развитием крупномасштабных систем" (MLSD'2022). М.: ИПУ РАН, 2022. С. 1216-1224.
5. Базенков Н.И., Болдышев Б.А., Душин С.В., Фролов С.А., Губко М.В., Корепанов В.О., Серета Л.А. Intensive data collection system for smart grid and smart building gresearch // Proceedings of the 1st International Conference on Control Systems, Mathematical Modeling, Automation and Energy Efficiency (SUMMA2019, Lipetsk). Липецк: IEEE, 2019.С. 411-415.
6. Рассадин Ю.М., Душин С.В. Efficient Wireless Data Collection System Based on LoRaWAN Technology and Distributed Computation Approach // Proceedings of the 23rd International Conference on Distributed Computer and Communication Networks: Control, Computation, Communications (DCCN-2020, Moscow). М.: Springer, Cham, 2020. Vol. 1337.С. 510-520.
7. Пащенко А.Ф., Рассадин Ю.М. Microclimate Monitoring System Design for the Smart Grid Analysis and Constructive Parameters Estimation / IFAC-PapersOnLine. М.: Elsevier, 2022. Vol 55, Iss. 9. С. 479-484.
8. Дрейпер Н., Смит Г. Прикладной регрессионный анализ. Книга 1. В 2-х кн. М.: Финансы и статистика, 1986. — 366 с.

9. *Mekki K., Bajic E., Chaxel F., Meyer F.* Overview of Cellular LPWAN Technologies for IoT Deployment: Sigfox, LoRaWAN, and NB-IoT / 2nd IEEE International Workshop on Mobile and Pervasive Internet of Things - Athens. - 2018.