

# МАТЕМАТИЧЕСКОЕ МОДЕЛИРОВАНИЕ, ЧИСЛЕННЫЕ МЕТОДЫ И КОМПЛЕКСЫ ПРОГРАММ (05.13.18)

## ПРОМЫШЛЕННАЯ ТЕПЛОЭНЕРГЕТИКА (05.14.04)

УДК 004.942

DOI: 10.24160/1993-6982-2021-6-137-147

### Идентификация возмущающих воздействий для модели температурного режима помещений с использованием нейронной сети

А.А. Басалаев

Внедрение IoT-устройств для систем теплоснабжения зданий дает возможность получения большого объема различной информации о температурном режиме помещений. На уровне отдельных помещений существенное влияние оказывают факторы, измерение величины которых остается затруднительным. Это приводит к некорректной идентификации моделей температурного режима помещений, что делает задачу учета неизвестных возмущений актуальной.

Предложен метод идентификации температурного режима помещений зданий с учетом неизвестных возмущающих воздействий, позволяющий учитывать неизвестные возмущения в динамических системах. Время воздействия неизвестных возмущений описано с использованием индикаторных функций. Идентификация временных характеристик индикаторных функций выполнена с помощью нейронных LSTM-сетей путем решения задачи бинарной классификации принадлежности меток времени выборки данных измерений к неизвестным возмущениям. Последовательность учета неизвестных возмущений в модели найдена путем сортировки оценки степени принадлежности меток времени к началу некоторого неизвестного возмущения, получаемой в результате решения задачи бинарной классификации.

Продемонстрировано применение предложенного подхода в задаче идентификации температурного режима на тестовых данных с двумя выборками неизвестных возмущений со случайной степенью и длительностью воздействия. Полученные результаты демонстрируют корректность предложенного подхода, использование которого позволяет повысить точность идентификации статических и динамических характеристик моделей систем в условиях воздействия неизвестных возмущений.

*Ключевые слова:* нейронные и LSTM-сети, метод наименьших квадратов, фильтрация, системы отопления, тепловой режим здания.

*Для цитирования:* Басалаев А.А. Идентификация возмущающих воздействий для модели температурного режима помещений с использованием нейронной сети // Вестник МЭИ. 2021. № 6. С. 137—147. DOI: 10.24160/1993-6982-2021-6-137-147.

### Identification of Disturbances for a Room Temperature Conditions Model Using a Neural Network

A.A. Basalaev

The use of IoT devices for building heating systems opens the possibility of collecting a large amount of various data about room temperature conditions. At the level of individual rooms, there are factors that can have a significant effect on the temperature conditions, the measurement of which involves difficulties. As a consequence, the models of room temperature conditions are identified incorrectly. In view of this circumstance, the consideration of unknown disturbances becomes of issue.

A method to identify the building room temperature conditions is proposed that allows unknown disturbing inputs in dynamic systems to be taken into account. The unknown disturbance action time is described using indicator functions. The indicator function time characteristics are identified using neural LSTM networks by solving the problem of performing binary classification of whether the measured data sample time tags belong to unknown disturbances. The sequence in which unknown disturbances are taken into account in the model is found by sorting the evaluated degree to which the time tags belong to the onset of a certain unknown disturbance that is obtained by solving the binary classification problem.

The application of the proposed approach is illustrated on the temperature conditions identification problem using test data with two samples of unknown disturbances with random action degree and time. The study results demonstrate correctness of the proposed approach, the use of which makes it possible to more accurately identify the static and dynamic parameters of system models under the effect of unknown disturbances.

*Key words:* neural networks, LSTM-networks, least squares method, data filtering, heating systems, building thermal conditions

*For citation:* Basalaev A.A. Identification of Disturbances for a Room Temperature Conditions Model Using a Neural Network. Bulletin of MPEI. 2021;6:137—147. (in Russian). DOI: 10.24160/1993-6982-2021-6-137-147.

## Введение

При идентификации моделей температурного режима помещений здания в каждый отдельный момент времени на температуру помещения влияют различные факторы. Часть из них — известные величины (температуры наружного воздуха, теплоносителя) [1 — 4]. Учет других факторов (инсоляции, инфильтрации, внутренних теплопоступлений) [5 — 10] затруднителен ввиду сложности и высокой стоимости механизмов измерения для каждого отдельного помещения. При этом для систем контроля и управления [11] важной задачей является корректная идентификация влияния основных возмущающих и управляющих воздействий, чему препятствует воздействие неизвестных возмущений на температурный режим.

Основной подход нивелирования влияния неизвестных возмущений на результаты идентификации статических и динамических параметров систем — фильтрация измерительных данных. Идентификации и фильтрации неизвестных возмущений посвящены работы [12 — 15]. Методики исключения выбросов представлены в [16, 17]. Методики построения восстанавливающих фильтров, учитывающих динамические характеристики моделей, описаны в [18, 19]. Однако данные подходы основаны на исключении или замене данных, которые не могут быть использованы при дальнейшей идентификации. Это приводит к потере существующих временных связей в сведениях, важных при идентификации динамических характеристик систем.

Иным подходом является идентификация самих возмущений и их учет в модели. Это удобно для непрерывных возмущений, действующих на протяжении всей выборки данных, используемых в процедуре идентификации [20]. Однако в выборках данных могут возникать возмущения, зависящие от неизвестных факторов, недоступных для измерения, а сами неизвестные факторы могут меняться по неизвестному закону или отсутствовать на части данных выборки (при проветривании, внутренние теплопоступления зависят от количества людей и работающей техники).

Предложен индивидуальный подход к возникающим неизвестным возмущениям. Предполагается, что в каждый момент времени может действовать или не действовать некоторое возмущающее воздействие. Если его действие непостоянно, а мощность в пределах небольшого отрезка времени остается неизменной, бинарное свойство действия возмущения можно описать с использованием индикаторной функции. Рассмотрим модель системы, включающую индикаторные

функции, описывающие неизвестные возмущающие воздействия.

## Индикаторные функции для учета неизвестных возмущений в математической модели температурного режима помещений

В [21] дана модель теплового режима помещений зданий, позволяющая идентифицировать влияние на температуру воздуха помещений основного управляющего воздействия (температуры теплоносителя) и неуправляемых факторов: инсоляции, инфильтрации и тепловых потерь через наружные теплоотражающие конструкции, внутренних теплопоступлений. Рассматриваемая модель описывается следующим полиномом, представляющим рекуррентное соотношение вида:

$$T_{Пк} = b_{И}T_{Пк-1} + b_{ОТ}T_{01к} + b_{НВ}T_{НВк} + b_{ИНС}f_{ИНС}(t_k) + b_{ВН}f_{ВН}(t_k) + b, \quad (1)$$

где  $T_{Пк}$ ,  $T_{Пк-1}$  — значения температуры воздуха в помещении в  $k$ -й и  $(k-1)$ -й моменты времени;  $\Delta T_{01к}$  — отклонение фактической температуры подаваемого теплоносителя от заданной по температурному графику контроллера погодного регулирования;  $T_{НВк}$  — температура наружного воздуха;  $f_{ИНС}(t_k)$ ,  $f_{ВН}(t_k)$  — индикаторные функции наличия влияния инсоляции и внутренних теплопоступлений в момент времени  $t_k$ ;  $b_{И}$  — инерционный коэффициент;  $b_{ОТ}$ ,  $b_{НВ}$ ,  $b_{ИНС}$ ,  $b_{ВН}$  — коэффициенты влияния соответствующих факторов на температуру помещения;  $b$  — свободный коэффициент.

В данной модели не учтено влияние таких случайных возмущений, как проветривание помещений, случайные по времени внутренние теплопоступления, воздействие ветра. Однако, если время влияния некоторого фактора известно (например, для инсоляции или некоторых внутренних теплопоступлений), то модель позволяет учесть данные факторы в виде некоторого линейного коэффициента полинома при индикаторной функции  $f(t)$  вида:

$$f(t) = \begin{cases} 1, & t_{1s} \leq t_s < t_{2s}; \\ 0, & \text{иначе,} \end{cases} \quad (2)$$

где  $t_s$  — текущее время;  $t_{1s}$ ,  $t_{2s}$  — времена начала и конца воздействия некоторого фактора, рассчитываемые в пределах суток при допущении, что в течение воздействия данного фактора его влияние постоянно в пределах  $[t_{1s}, t_{2s})$ .

Пусть в каждый момент времени  $k$  действует некоторое  $i$ -е неизвестное возмущение с индикаторной

функцией  $f_{\text{доп}i}(t_k)$  и коэффициентом влияния  $b_{\text{доп}i}$ . Введем соответствующую температурную составляющую в (1) аналогично [21]:

$$T_{\text{ПК}k} = b_{\text{И}}T_{\text{ПК}1} + b_{\text{ОТ}}T_{\text{ОТ}k} + b_{\text{НВ}}T_{\text{НВ}k} + b_{\text{ИНС}}f_{\text{ИНС}}(t_k) + b_{\text{ВН}}f_{\text{ВН}}(t_k) + b + \sum_{i=1}^N b_{\text{доп}i}f_{\text{доп}i}(t_k), \quad (3)$$

где  $N$  — количество неизвестных факторов  $f_{\text{доп}i}(t_k)$ :

$$f_{\text{доп}i}(t_k) = \begin{cases} 1, & t_{1i} \leq t_k < t_{2i}; \\ 0, & \text{иначе,} \end{cases} \quad (4)$$

где  $t_{1i}, t_{2i}$  — времена начала и окончания воздействия некоторого  $i$ -го неизвестного фактора с постоянной величиной воздействия в пределах времени  $[t_{1i}, t_{2i})$ .

Таким образом, полученное выражение (3) является полиномом, идентификацию коэффициентов которого можно выполнить методом наименьших квадратов. Однако, если оценить время воздействия инсоляции и известных внутренних теплоступлений, то время

действия дополнительных возмущений остается неизвестным. Рассмотрим применение нейронной сети (НС) для оценки времени действия дополнительных неизвестных возмущений.

**Принципы идентификации времени действия неизвестных возмущающих воздействий**

Возьмем коэффициенты полинома и известные возмущающие воздействия, представленные в [21], и выполним моделирование с искусственным добавлением некоторых неизвестных возмущений. Результаты моделирования представлены на рис. 1.

На верхнем графике сплошной линией изображена модель без искусственных возмущений. Штриховой линией дана исходная модель с добавлением двух искусственных возмущений, представленных на втором графике сверху, со случайными продолжительностью, длительностью и уровнями воздействия, заданными в некоторых пределах. В данном примере величина не-

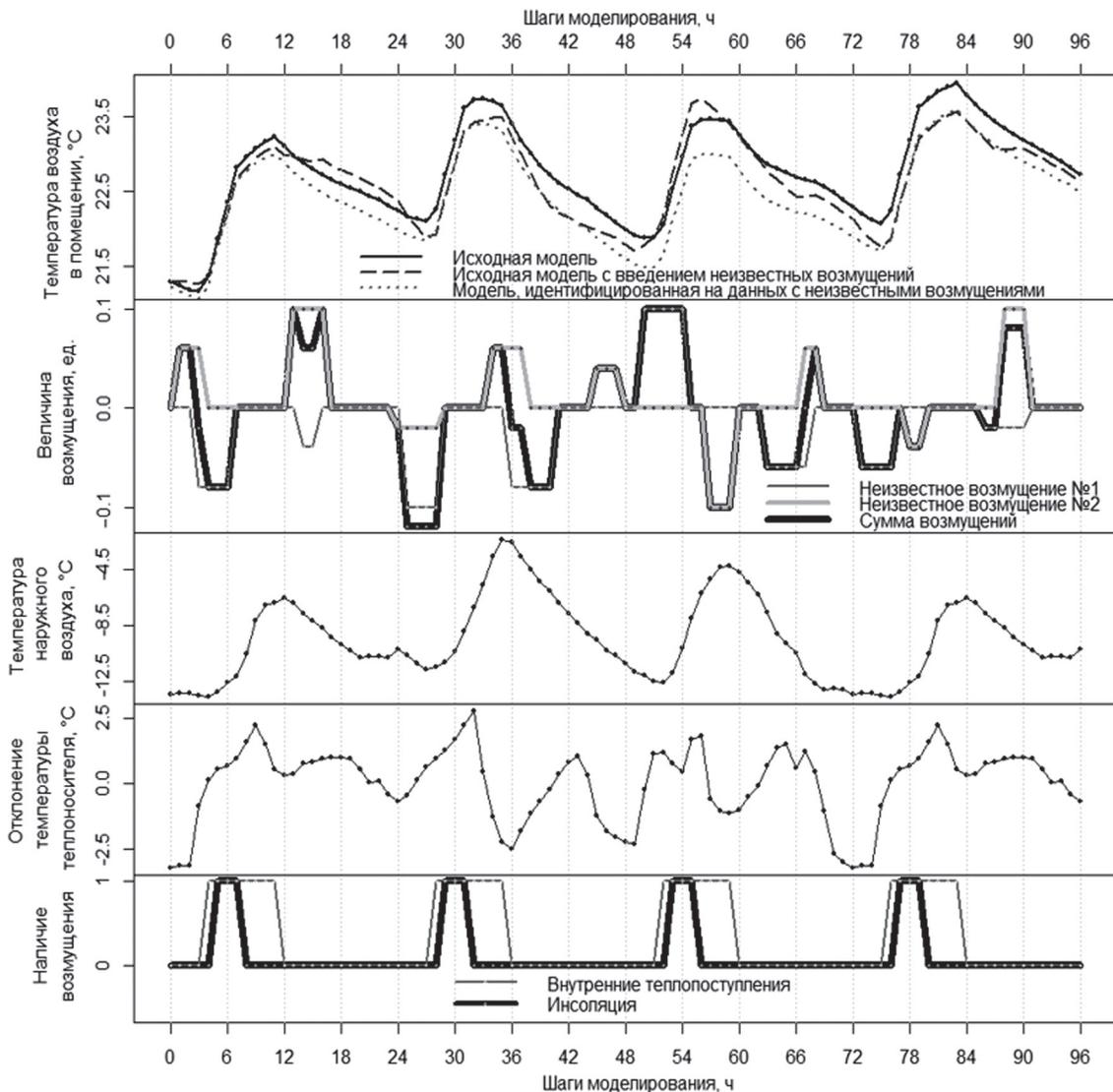


Рис. 1. Моделирование температуры воздуха в помещении с искусственными возмущениями

известного возмущения каждой из двух искусственных выборок за 1 шаг моделирования может меняться в диапазоне  $[-0,1; 0,1]$  с дискретностью 0,02. Длительность возмущения варьируется от 1 до 4 шагов с дискретностью 1. Время между возмущениями меняется от 4 до 8 шагов с дискретностью 1. Пунктирной линией представлена модель, идентифицированная на данных модели с введением двух искусственных возмущений. На остальных графиках даны известные возмущения, учтенные в модели согласно (3).

В рамках данного эксперимента будем считать температуру, изображенную сплошной кривой, фактической  $T_{Пф}$ , а температуру, представленную пунктирной линией, — модельной  $T_{Пм}$ . Для выявления времени действия неизвестного возмущения для последующей его идентификации необходимо классифицировать каждую  $k$ -ую точку в заданном интервале времени на предмет принадлежности ее к группе неизвестных возмущений [0 — не принадлежит, 1 — принадлежит].

Базовым параметром определения критериев классификации является ошибка моделирования:

$$e_k = T_{Пмk} - T_{Пфk} \quad (5)$$

Критериями классификации определим следующие показатели.

1. Модуль приращения ошибки, определяемый как

$$|de|_k = |e_k - e_{k-1}|, \quad (6)$$

характеризует, вне зависимости от знака, скорость отклонения фактической температуры воздуха в помещении от модельной.

2. Модуль приращения скорости изменения ошибки выглядит следующим образом:

$$|d^2e|_k = |(e_k - e_{k-1}) - (e_{k-1} - e_{k-2})|. \quad (7)$$

Он характеризует, вне зависимости от знака, ускорение отклонения фактической температуры воздуха в помещении от модельной.

Графики приведенных показателей даны на рис. 2.

Рассмотрим фрагмент, выделенный на рис. 2 прямоугольной областью в районе 24 — 30 шагов моделирования.

Отметим некоторые визуальные особенности соответствия выбранных критериев наличию отдельных неизвестных возмущений, время воздействия которых описывается индикаторными функциями:

- в течение действия неизвестного возмущения наблюдается повышенное значение  $|de|$ ;
- в период действия неизвестного возмущения фиксируется постепенное снижение значения  $|de|$ ;

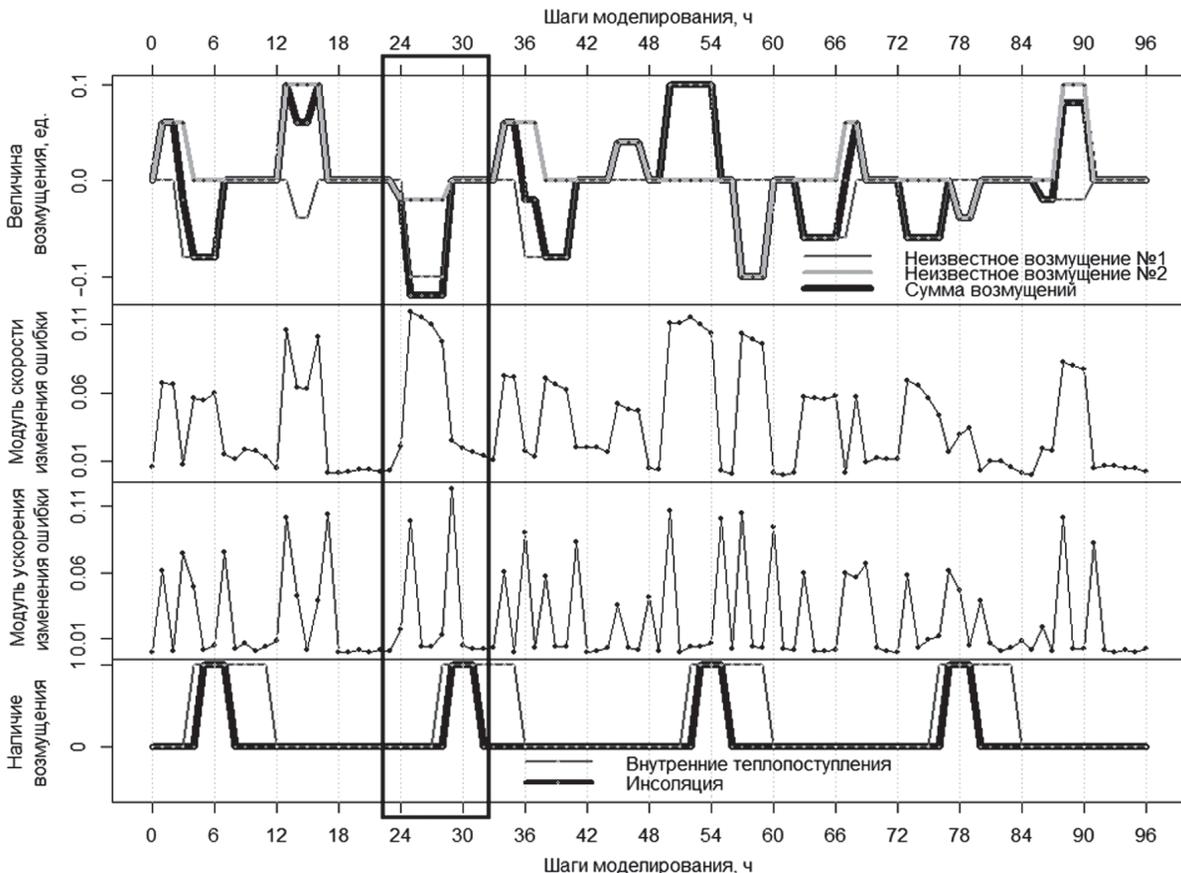


Рисунок 2 – Графики критериев классификации наличия неизвестных возмущений

- в моменты возникновения и исчезновения неизвестного возмущения наблюдаются всплески значения  $|d^2e|$ ;

- чем больше значение величины неизвестного возмущения, тем больше значения  $|de|$  и  $|d^2e|$ ;

- после окончания действия неизвестного возмущения может оставаться повышенное значение  $|de|$  относительно моментов времени, предшествующих возникновению рассматриваемого возмущения;

- в течение действия известных возмущений не наблюдается их заметного влияния на значения  $|de|$  и  $|d^2e|$ .

Исходя из приведенных особенностей, отметим некоторые принципы распознавания составляющих неизвестных возмущений:

- начало значимого неизвестного возмущения характеризуется резким возрастанием значения  $|d^2e|$  при отсутствии на предыдущих шагах повышенных значений  $|de|$  и  $|d^2e|$  относительно момента начала рассматриваемого возмущения;

- значимое неизвестное возмущение при неизменной степени влияния в процессе своего действия сопровождается повышенным значением  $|de|$ ;

- при неизменной степени влияния значимого неизвестного возмущения значение  $|de|$  понижается;

- окончание значимого неизвестного возмущения характеризуется резким возрастанием значения  $|d^2e|$  при наличии на предыдущих шагах повышенного значения  $|de|$  относительно момента окончания рассматриваемого возмущения.

В соответствии с данными принципами определим процедуру поиска времени воздействия неизвестного возмущения, включающую 3 этапа:

- 1) поиск начала действия неизвестного возмущения, связанного с проверкой выполнения первого принципа;

- 2) поиск продолжения действия неизвестного возмущения, связанного с проверкой выполнения второго принципа с учетом третьего принципа;

- 3) поиск окончания действия неизвестного возмущения, которое связано с проверкой выполнения четвертого принципа.

Таким образом, для каждой метки времени моделирования ставится задача определения ее принадлежности некоторому интервалу времени воздействия неизвестного возмущения. Наличие принадлежности проверяется на трех указанных этапах. Метка времени принадлежит некоторому интервалу времени неизвестного возмущения, если:

- ее принадлежность подтверждена на первом этапе или

- ее принадлежность подтверждена на втором, но не подтверждена на третьем (окончание воздействия не входит в период воздействия) этапах.

Для решения задачи классификации использована НС. Отметим некоторые требования к ее структуре:

- поскольку НС должна решать задачу бинарной классификации, входными параметрами которой являются величины вещественного типа, в структуре сети используем сигмоидальные функции активации;

- из-за того, что входные данные могут обладать различной амплитудой изменений, применим нормализацию входных данных;

- так как НС должна учитывать временной характер изменения входных параметров на один или несколько шагов назад, возьмем рекуррентные НС;

- 4) поскольку в рассматриваемой задаче длительность единичных рассматриваемых неизвестных возмущений является ограниченной величиной, значительно меньшей, чем длительность периода времени, на котором выполняется идентификация, используем LSTM-сети, так как данный тип рекуррентных сетей способен существенно снизить взаимосвязи групп ретроспективной информации, разделенных временными задержками.

Перейдем к применению LSTM-сетей для идентификации времени воздействия неизвестных возмущений.

#### **Структура и обучение нейронной сети для поиска времени действия неизвестных возмущающих воздействий**

Используем НС на каждом этапе процедуры поиска времени воздействия неизвестных возмущений. Для обучения НС сгенерируем выборку случайных воздействий с характеристиками, аналогичными представленным ранее, и учтем их в модели, включающей более 1000 шагов с коэффициентами полинома и известными возмущающими воздействиями, представленными в [21]. На получившейся выборке выполним идентификацию модели, описываемой выражением (1), без учета внесенных неизвестных возмущений, и рассчитаем критерии идентификации по (6), (7).

На каждом этапе поиска определим бинарные классы объектов:

- 1) для первого этапа: если метка времени является началом интервала времени действия неизвестного возмущения, она относится к классу 1, иначе — к классу 0;

- 2) для второго этапа: метка времени, входящая в интервал времени действия неизвестного возмущения, относится к классу 1, иначе — к классу 0;

- 3) для третьего этапа: метка времени, следующая за окончанием интервала времени действия неизвестного возмущения, относится к классу 1, иначе — к классу 0.

В этом случае на первом и третьем этапах идет поиск решений задачи классификации, которые накладывают ограничение на решение, получаемое на втором этапе.

На рисунке 3 представлен отрезок обучающей выборки, отражающий наличие неизвестных возмущений, а также соответствующие им бинарные классы для каждого этапа поиска времени воздействия неизвестных возмущений.

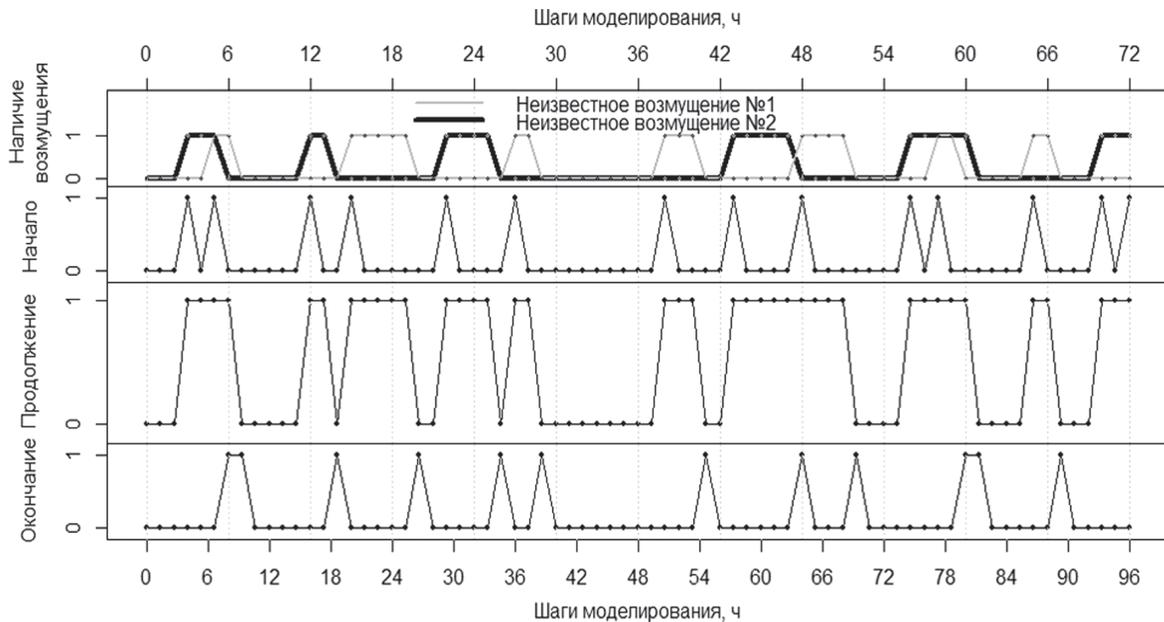


Рисунок 3 – Бинарные классы тестовой выборки для этапов поиска времени воздействия неизвестных возмущений

Для обучения LSTM-сетей и последующей классификации для каждой  $k$ -й метки времени формируется выборка критериев, содержащая метки времени  $[k - F + 1, k]$ , поскольку при использовании НС в реальном времени решение нельзя принять на основании меток времени, находящихся после текущего момента времени. Величина  $F$  является глубиной архива критериев  $k$ -й метки времени для входного вектора LSTM-сети. Вес каждого бинарного класса выставляется обратно пропорционально количеству экземпляров этого класса в выборке.

В качестве функции нелинейного преобразования кандидата состояния и выходного состояния блока памяти взята функция гиперболического тангенса, а в качестве функции активации фильтров, принимающих решение об исключении, учете и выводе информации, — функция сигмоиды. В выходном слое сети в качестве функции активации задействована функция сигмоиды. Свободные веса в нейронах использованы. В качестве входного слоя применяли слой с пакетной нормализацией.

Для исследования взята программная среда языка  $R$  с библиотекой Keras, реализующей LSTM-сеть. Для обучения LSTM-сети использован метод адаптивной оценки моментов (Adam) с функцией потерь вида бинарной перекрестной энтропии, десятипроцентной кросс-валидацией и пакетами обучения с размером, вдвое меньшим, чем исходная выборка.

В результате проведения экспериментов по идентификации модели выявлено, что увеличение точности классификации становится несущественным при достижении следующей конфигурации сети:

1) для поиска начала неизвестных возмущений достаточно применить LSTM-сеть с двумя LSTM-слоями

с четырьмя нейронами в скрытых слоях каждого LSTM-слоя;

2) для поиска продолжения и окончания неизвестных возмущений достаточно применить LSTM-сеть с двумя LSTM-слоями с пятью нейронами в скрытых слоях каждого LSTM-слоя.

Значение функции потерь стабилизировано на количестве эпох обучения порядка 500. Пороговый уровень, при достижении которого значение считалось принадлежащим к возмущению, принят равным 0,7. С учетом этого при выполнении классификации на всей выборке получены результаты, продемонстрированные на рис. 4.

Отметим следующие характеристики полученных результатов для данного примера классификации в выборке из 1152 меток времени с уровнем принадлежности выше 0,7:

1. При поиске 184 меток времени начальных точек неизвестных возмущений:

1) 165 ( $\approx 90\%$ ) меток времени идентифицированы корректно, т. е. 19 меток времени, являющихся началами, не были идентифицированы как таковые;

2) 37 ( $\approx 20\%$ ) меток времени идентифицированы некорректно, причем 31 метка — окончания неизвестных возмущений;

3) оценка принадлежности (16 ( $\approx 9\%$ ) корректно идентифицированных меток времени) оказалась выше уровня некорректно определенной метки времени с максимальной оценкой принадлежности.

2. При поиске 185 меток времени конечных точек неизвестных возмущений (начала и окончания некоторых отдельных возмущений, находящихся в разных последовательностях сгенерированных возмущений, совпадали):

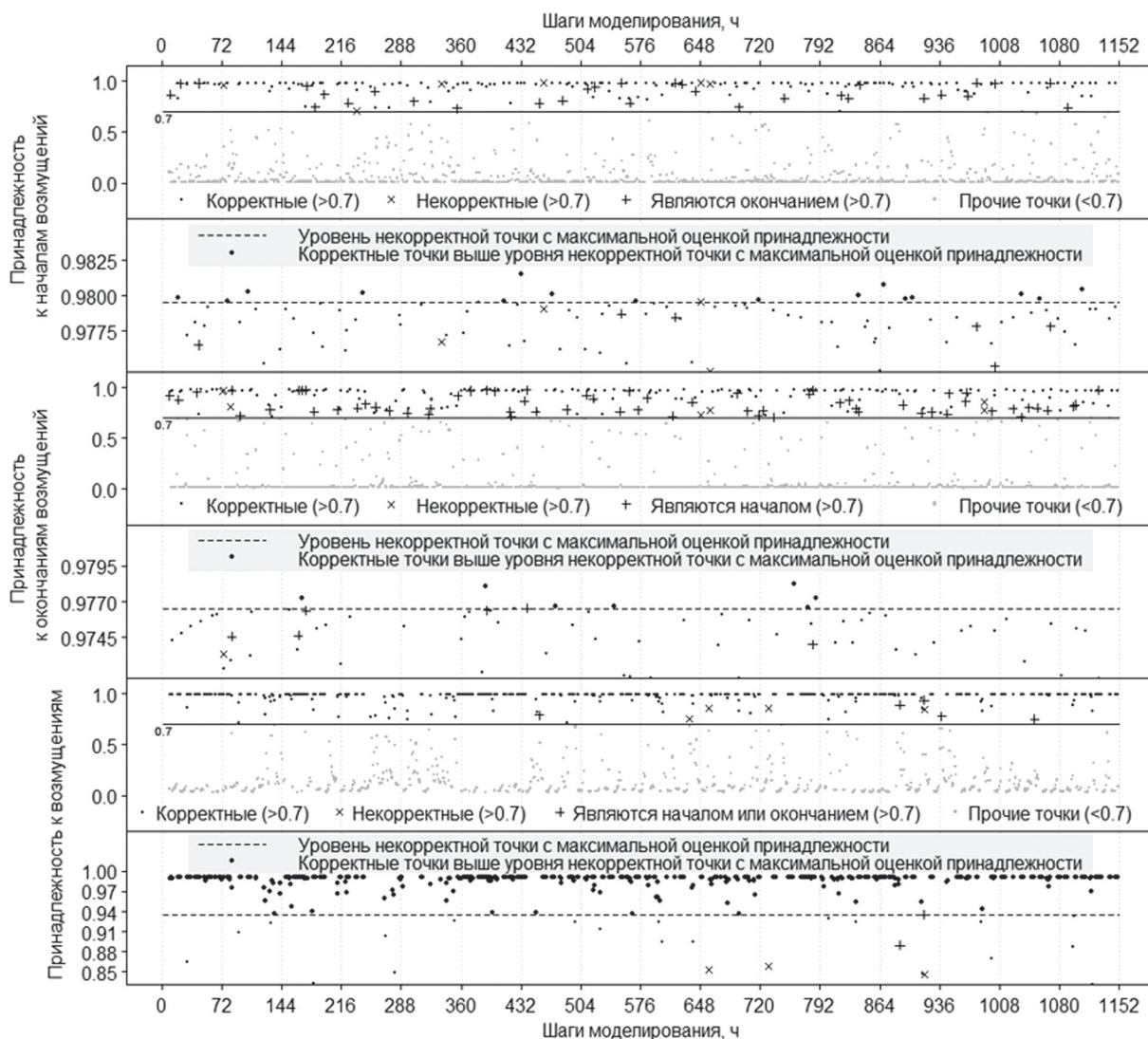


Рис. 4. Результаты обучения и классификации

1) 170 ( $\approx 92\%$ ) меток времени идентифицированы корректно;

2) 70 ( $\approx 38\%$ ) меток времени идентифицированы некорректно, причем 63 метки времени оказались началами неизвестных возмущений;

3) оценка принадлежности (7 ( $\approx 4\%$ ) корректно идентифицированных меток времени) выше уровня некорректно определенной метки времени с максимальной оценкой принадлежности.

3. При поиске 578 меток времени, принадлежащих неизвестным возмущениям (продолжений):

1) 474 ( $\approx 82\%$ ) метки времени идентифицированы корректно;

2) 9 ( $\approx 2\%$ ) меток времени идентифицированы некорректно, причем из них 5 меток времени оказались окончаниями неизвестных возмущений;

3) оценка принадлежности (435 ( $\approx 75\%$ ) корректно идентифицированных меток времени) выше уровня

некорректно определенной метки времени с максимальной оценкой принадлежности;

4) 27 меток времени, являющихся началами, не были идентифицированы как принадлежащие неизвестным возмущениям.

Таким образом, НС не в состоянии сразу классифицировать все начала, продолжения и окончания неизвестных возмущений. Однако при указанных выше конфигурациях LSTM-сети для различных сгенерированных выборок случайных возмущений LSTM-сеть всегда классифицировала корректно нескольких меток времени, оценка принадлежности которых оказывалась выше уровня некоторой некорректно определенной метки времени с максимальной оценкой принадлежности, что стало критерием выбора структуры LSTM-сети. В проведенных экспериментах при различных количествах возмущений (от 10 до 50% от всей выборки) такие группы корректно определенных меток времени содержали не менее 5 точек. Также достаточным значе-

нием глубины архива критериев для указанных диапазонов вариации длительности возмущений и задержки между возмущениями оказалось значение, равное шести архивным точкам.

### Алгоритм идентификации неизвестных возмущающих воздействий

Чтобы уменьшить вероятность некорректного определения меток времени, принадлежащих неизвестным возмущениям, будем циклически последовательно учитывать наиболее значимые неизвестные возмущения. Циклическая процедура включает следующие итерации:

1) идентификацию модели (1) с известными факторами методом наименьших квадратов;

2) расчет критериев классификации по выражениям (5) — (7);

3) классификацию меток времени по принадлежности к классам начала, продолжения и окончания неизвестных возмущений с использованием LSTM-сети;

4) идентификацию индикаторных функций неизвестных возмущений:

- выбор 5-и меток времени с максимальной оценкой принадлежности классу начала возмущений;

- для каждой выбранной метки поиск следующих за ней меток времени, принадлежащих классу продолжения возмущения. Поиск останавливается в случае обнаружения метки времени, не принадлежащей классу продолжения возмущения или принадлежащей классу окончания возмущений;

5) добавление в модель (3) идентифицированных индикаторных функций возмущений. Для каждого идентифицированного неизвестного возмущения в модель добавляется отдельный фактор. Значения фактора заполняются единицами в момент действия возмущения, иначе значения заполняются нулями;

6) идентификацию модели (3) с известными и неизвестными факторами, найденными на текущей и всех предыдущих итерациях;

7) если степень принадлежности оставшихся меток времени к началу возмущения низкая (например, ниже порога 0,7), осуществляется выход из процедуры, иначе переход к шагу 2.

Метки времени индикаторных функций и коэффициенты полинома, полученные на последнем шаге описанной процедуры, считаются решением поставленной задачи.

Отметим, что в алгоритме LSTM-сеть задействована не просто для классификации, но и для сортировки меток времени по степени возможной принадлежности к неизвестным возмущениям и определяет порядок исключения неизвестных возмущений.

### Модельный эксперимент по применению предложенного алгоритма

Пример идентификации возмущений с использованием обученной НС и предложенного алгоритма для

некоторой выборки неизвестных возмущений представлен на рис. 5. В примере исследована выборка, сгенерированная с аналогичными вариациями степени влияния, длительности возмущений и задержки между возмущениями.

На рисунке 5 продемонстрированы начальный шаг, когда к исходной модели (пунктирная линия) добавлены неизвестные возмущения (серая линия), и как они повлияли на восстановление данных (черная линия) с использованием идентификации методом наименьших квадратов, которая эти неизвестные возмущения не учитывала. Далее показано несколько промежуточных шагов и последний шаг предложенного алгоритма, при которых выполняется последовательное выявление неизвестных возмущений и учет их в модели (черная линия).

Таблица содержит абсолютные значения коэффициентов известных факторов исходной модели и значения коэффициентов, относительно исходной модели, получаемых на некоторых шагах выполнения предложенного алгоритма.

Данные таблицы показывают, что идентификация неизвестных возмущений с использованием предложенного алгоритма позволяет существенно повысить точность определения коэффициентов известных факторов по сравнению с обычным применением метода наименьших квадратов на нулевом шаге. В результате применения данного алгоритма к рассматриваемой тестовой выборке была корректно определена принадлежность к неизвестным возмущениям 78% меток времени. СКО идентифицированной модели от исходной модели с добавленными неизвестными возмущениями уменьшилось в 8,5 раз. СКО, нормированное на диапазон изменения температуры воздуха, понизилось в 9,2 раз.

### Заключение

Использование в методе наименьших квадратов индикаторных функций, идентифицируемых с помощью LSTM-сетей, позволяет при решении задачи идентификации неизвестных возмущений в динамических системах получать более корректные значения влияния известных факторов и повышать точность моделирования.

В предложенном подходе неизвестные возмущения не считаются выбросами и не удаляются из выборки. Их влияние на процесс идентифицируется в модели, что можно использовать в дальнейшем для классификации возмущений по степени и характеру воздействия.

В задаче идентификации температурного режима помещений зданий данный подход позволит более корректно установить статические и динамические показатели влияния основных факторов и управляющих воздействий на температуру помещений здания, выявляя такие возмущения, как проветривания, внутренние

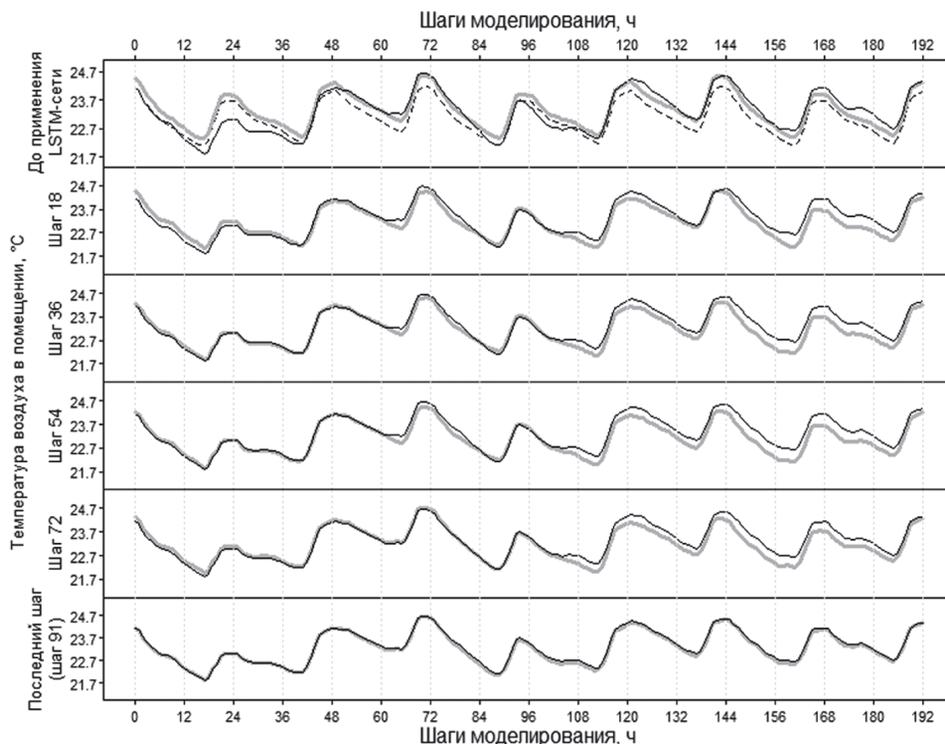


Рис. 5. Идентификация модели с неизвестными возмущениями

--- исходная модель; — исходная модель с неизвестными возмущениями; — модель с идентификацией неизвестных возмущений

### Результаты идентификации температурного режима помещений

Шаги алгоритма	Абсолютные и относительные коэффициенты, $\% \cdot 10^3$												СКО	Нормированное СКО
	$b_{\Pi}$		$b_{от}$		$b_{инс}$		$b_{вн}$		$b_{инф}$		$b$			
	отн.	абс.	отн.	абс.	отн.	абс.	отн.	абс.	отн.	абс.	отн.	абс.		
Исходная модель	—	970,7	—	21,0	—	310,6	—	-12,1	—	180,5	—	466,4		
0	2,2	992,0	-7,90	19,4	3,7	322,1	33,6	-16,1	-3,5	174,2	-112,7	-59,10	0,51	12,18
18	1,3	983,6	-10,9	18,7	1,2	314,5	28,5	-15,5	3,8	187,3	-71,60	132,6	0,31	7,36
36	1,5	985,4	-15,1	17,8	0,3	311,5	31,2	-15,8	4,7	188,9	-81,50	86,10	0,28	6,59
54	1,3	983,8	-12,0	18,5	-0,1	310,3	21,1	-14,6	3,2	186,2	-70,80	136,1	0,25	5,85
72	0,7	978,0	-8,90	19,2	0,5	312,1	10,0	-13,3	0,9	182,2	-38,50	286,7	0,15	3,61
Последний	0,1	972,1	-2,50	20,5	0,7	312,9	1,80	-12,3	0,2	180,8	-7,400	431,9	0,06	1,32

теплопоступления и инсоляцию в пасмурную погоду, которые могут действовать в различные моменты времени суток с различной степенью влияния.

Стоит отметить, что в приведенном примере не все неизвестные сгенерированные возмущения были идентифицированы. Это говорит о наличии зоны нечув-

ствительности после обучения используемой нейронной сети к уровню влияния и количеству возмущений в выборке, что можно использовать для исключения из обработки постоянно действующих стохастических возмущений. Указанный аспект требует проведения дополнительных исследований.

### Литература

1. Панферов С.В., Тренин Н.А., Панферов В.И. Об одном решении задачи построения общей модели теплового режима здания и его системы отопления //

### References

1. Panferov S.V., Trenin N.A., Panferov V.I. Ob Odnom Reshenii Zadachi Postroeniya Obschey Modeli Teplovogo Rezhima Zdaniya i Ego Sistemy Otop-

Вестник Южно-Уральского гос. ун-та. Серия «Компьютерные технологии, управление, радиоэлектроника». 2017. № 17. Вып. 3. С. 24—33.

2. **Кычкин А.В., Дерябин А.И., Викентьева О.Л. и др.** Автоматизация процессов компенсационно-предиктивного управления климат-системами интеллектуального здания // Вестник МГСУ. 2019. № 6(129). С. 734—747.

3. **He X., Kong Q., Xiao Z.** Fast Simulation Methods for Dynamic Heat Transfer through Building Envelope Based on Model-order-Reduction // Proc. Eng. 2015. V. 121. Pp. 1764—1771.

4. **Preka M., Kreseb G.** Experimental Analysis of an Improved Regulation Concept for Multi-Panel Heating Radiators: Proof-of-Concept // Energy. 2018. V. 161. Pp. 52—59.

5. **An. J. e. a.** An Improved Method for Direct Incident Solar Radiation Calculation from Hourly Solar Insolation Data in Building Energy Simulation // Energy and Buildings. 2020. V. 227. Pp. 1—20.

6. **Darula S., Christoffersen J., Malikova M.** Sunlight and Insolation of Building Interiors // Energy Procedia. 2015. V. 78. Pp. 1245—1250.

7. **Веснин В.И.** Инфильтрация воздуха и тепловые потери помещений через оконные проемы // Градостроительство и архитектура. 2016. № 3(24). С. 10—16.

8. **Happle G., Fonseca J., Schlueter A.** Effects of Air Infiltration Modeling Approaches in Urban Building Energy Demand Forecasts // Energy Proc. 2014. V. 122. Pp. 283—288.

9. **Goubran S. e. a.** Comparing Methods of Modeling Air Infiltration Through Building Entrances and Their Impact on Building Energy Simulations // Energy and Buildings. 2017. V. 138. Pp. 579—590.

10. **Elsland R., Peksen I., Wietschel M.** Are Internal Heat Gains Underestimated in Thermal Performance Evaluation of Buildings? // Energy Procedia. 2014. V. 62. Pp. 32—41.

11. **Basalaev A., Kazarinov L., Shnayder D.** Heating Management System Based on Wireless Sensor Networks // Proc. Global Smart Industry Conf. 2018. Pp. 1—8.

12. **Idowu S. e. a.** Applied Machine Learning: Forecasting Heat Load in District Heating System // Energy and Buildings. 2016. V. 133. Pp. 478—488.

13. **Zhao Y. e. a.** A Review of Data Mining Technologies in Building Energy Systems: Load Prediction, Pattern Identification, Fault Detection and Diagnosis // Energy and Built Environment. 2020. V. 1. Iss. 2. Pp. 149—164.

14. **Ahmad T., Chen H., Huang Y.** Short-Term Energy Prediction for District-Level Load Management Using Machine Learning Based Approaches // Energy Proc. 2019. V. 158. Pp. 3331—3338.

15. **Turner W., Staino A., Basu B.** Residential HVAC Fault Detection Using a System Identification Approach // Energy and Buildings. 2017. V. 151. Pp. 1—17.

leniya. Vestnik Yuzhno-Ural'skogo Gos. Un-ta. Seriya «Komp'yuternye Tekhnologii, Upravlenie, Radioelektronika». 2017;17;3:24—33. (in Russian).

2. **Kychkin A.V., Deryabin A.I., Vikent'eva O.L. i dr.** Avtomatizatsiya Protssessov Kompensatsionno-Prediktivnogo Upravleniya Klimat-sistemami Intellektual'nogo Zdaniya. Vestnik MGSU. 2019;6(129):734—747. (in Russian).

3. **He X., Kong Q., Xiao Z.** Fast Simulation Methods for Dynamic Heat Transfer through Building Envelope Based on Model-order-Reduction. Proc. Eng. 2015;121:1764—1771.

4. **Preka M., Kreseb G.** Experimental Analysis of an Improved Regulation Concept for Multi-Panel Heating Radiators: Proof-of-Concept. Energy. 2018;161:52—59.

5. **An. J. e. a.** An Improved Method for Direct Incident Solar Radiation Calculation from Hourly Solar Insolation Data in Building Energy Simulation. Energy and Buildings. 2020;227:1—20.

6. **Darula S., Christoffersen J., Malikova M.** Sunlight and Insolation of Building Interiors. Energy Procedia. 2015;78:1245—1250.

7. **Vesnin V.I.** Infil'tratsiya Vozdukha i Teplovye Poteri Pomescheniy Cherez Okonnyye Proemy. Gradostroitel'stvo i Arkhitektura. 2016;3(24):10—16. (in Russian).

8. **Happle G., Fonseca J., Schlueter A.** Effects of Air Infiltration Modeling Approaches in Urban Building Energy Demand Forecasts. Energy Proc. 2014;122:283—288.

9. **Goubran S. e. a.** Comparing Methods of Modeling Air Infiltration Through Building Entrances and Their Impact on Building Energy Simulations. Energy and Buildings. 2017;138:579—590.

10. **Elsland R., Peksen I., Wietschel M.** Are Internal Heat Gains Underestimated in Thermal Performance Evaluation of Buildings?. Energy Procedia. 201;62:32—41.

11. **Basalaev A., Kazarinov L., Shnayder D.** Heating Management System Based on Wireless Sensor Networks. Proc. Global Smart Industry Conf. 2018:1—8.

12. **Idowu S. e. a.** Applied Machine Learning: Forecasting Heat Load in District Heating System. Energy and Buildings. 2016;133:478—488.

13. **Zhao Y. e. a.** A Review of Data Mining Technologies in Building Energy Systems: Load Prediction, Pattern Identification, Fault Detection and Diagnosis. Energy and Built Environment. 2020;1;2:149—164.

14. **Ahmad T., Chen H., Huang Y.** Short-Term Energy Prediction for District-Level Load Management Using Machine Learning Based Approaches. Energy Proc. 2019;158:3331—3338.

15. **Turner W., Staino A., Basu B.** Residential HVAC Fault Detection Using a System Identification Approach. Energy and Buildings. 2017;151:1—17.

16. **Zhao Y. e. a.** Artificial Intelligence-Based Fault Detection and Diagnosis Methods for Building Energy Systems: Advantages, Challenges and the Future // *Renewable and Sustainable Energy Rev.* 2019. V. 109. Pp. 85—101.

17. **Шалимов А.С., Тимошенко С.П.** Разработка универсального способа удаления случайной постоянной составляющей из входного сигнала в условиях априорной неопределенности // *Известия ЮФУ. Серия «Технические науки».* 2018. № 1(195). С. 104—116.

18. **Yan K., Ji Zh., Shen W.** Online Fault Detection Methods for Chillers Combining Extended Kalman Filter and Recursive One-Class SVM // *Neurocomputing.* 2017. V. 228. Pp. 205—212.

19. **Самойленко М.В.** Томографический метод восстановления сигнала после прохождения через фильтр с известной характеристикой // *Автоматизация процессов управления.* 2017. № 2(48). С. 22—29.

20. **Арановский С.В., Бардов В.М.** Метод оптимальной идентификации параметров линейного динамического объекта в условиях возмущения // *Проблемы управления.* 2012. № 3. С. 35—40.

21. **Basalaev A., Tochilkin M., Shnayder D.** Enhancing Room Thermal Comfort Conditions Modeling in Buildings Through Schedule-Based Indicator Functions for Possible Variable Thermal Perturbation Inputs // *Proc. Intern. Conf. Industrial Eng., Appl. and Manufacturing.* 2019. Pp. 1—8.

16. **Zhao Y. e. a.** Artificial Intelligence-Based Fault Detection and Diagnosis Methods for Building Energy Systems: Advantages, Challenges and the Future. *Renewable and Sustainable Energy Rev.* 2019;109:85—101.

17. **Shalimov A.S., Timoshenkov S.P.** Razrabotka Universal'nogo Sposoba Udaleniya Sluchaynoy Postoyannoy Sostavlyayushchey iz Vkhodnogo Signala v Usloviyakh Apriornoy Neopredelennosti. *Izvestiya YUFU. Seriya «Tekhnicheskie Nauki».* 2018;1(195):104—116. (in Russian).

18. **Yan K., Ji Zh., Shen W.** Online Fault Detection Methods for Chillers Combining Extended Kalman Filter and Recursive One-Class SVM. *Neurocomputing.* 2017;228:205—212.

19. **Samoylenko M.V.** Tomograficheskiy Metod Vostanovleniya Signala Posle Prokhozhdeniya Cherez Fil'tr s Izvestnoy Kharakteristikoy. *Avtomatizatsiya Protssosov Upravleniya.* 2017;2(48):22—29. (in Russian).

20. **Aranovskiy S.V., Bardov V.M.** Metod Optimal'noy Identifikatsii Parametrov Lineynogo Dinamicheskogo Ob'ekta v Usloviyakh Vozmushcheniya. *Problemy Upravleniya.* 2012;3:35—40. (in Russian).

21. **Basalaev A., Tochilkin M., Shnayder D.** Enhancing Room Thermal Comfort Conditions Modeling in Buildings Through Schedule-Based Indicator Functions for Possible Variable Thermal Perturbation Inputs. *Proc. Intern. Conf. Industrial Eng., Appl. and Manufacturing.* 2019:1—8.

#### Сведения об авторе:

**Басалаев Александр Анатольевич** — кандидат технических наук, доцент кафедры автоматизации и управления Южно-Уральского государственного университета, e-mail: alexander-basalaev@mail.ru

#### Information about author:

**Basalaev Aleksandr A.** — Ph.D. (Techn.), Assistant Professor of Automation and Control Dept., South Ural State University, e-mail: alexander-basalaev@mail.ru

Статья поступила в редакцию: 19.05.2021

The article received to the editor: 19.05.2021