

УДК 004.056

Е. С. Новикова, М. П. Бестужев, Д. Ю. Гурьянов
Санкт-Петербургский государственный электротехнический
университет «ЛЭТИ» им. В. И. Ульянова (Ленина)

Методика визуальной корреляции данных от системы управления жизнеобеспечением здания

Представлен визуально-ориентированный подход к анализу журналов системы отопления и кондиционирования (HVAC), который может быть использован как для исследования различных инцидентов безопасности, так и для мониторинга состояния системы, может применяться для мониторинга в режиме реального времени. Особенностью методики является выделение периодов времени, в течение которых состояние системы остается практически неизменным, что позволяет масштабировать объем данных, выделять периоды с изменениями параметров HVAC, графически отображать только значимые изменения данных. На примере исследования данных, описывающих функционирование здания в течение двух недель, показано, что благодаря предложенному подходу можно выявлять как паттерны типичного функционирования системы, так и аномальные ситуации. Применимость предложенной методики подтверждена программным прототипом, разработанным на языке программирования JavaScript с помощью платформы NodeJS, фреймворка NW.js и библиотеки графических примитивов d3.js.

Системы жизнеобеспечения здания, паттерны функционирования, выявление аномалий, визуальная корреляция, разнородные данные, кластеризация потоковых данных, тепловая карта

Технология IoT создала удобную платформу для построения умных энергоэффективных домов и зданий. Системы отопления, вентиляции и кондиционирования воздуха (HVAC-системы) контролируют температуру, влажность воздуха, скорости потока воздуха и воды, давление, потребление электроэнергии или газа. Использование устройств со встроенными алгоритмами интеллектуального анализа данных позволяет адаптировать функционирование системы к поведению посетителей здания, обеспечивая оптимальное энергопотребление. Способность систем отопления, вентиляции и кондиционирования воздуха передавать информацию об их работе, энергопотреблении и энергоэффективности позволяет человеку автоматически, заранее созданными программами настраивать систему, изменяя, например, настройки температуры, время включения и выключения, продолжительность периодов предварительного нагрева или предварительного охлаждения перед началом работы и т. д. Согласно отчету BPIE, автоматизация зданий снижает потребление энергии в домашних хозяйствах примерно на 27 %, а интеллектуальные технологии могут сэкономить в среднем 23 % потребления энергии в офисах [1]. Теперь, когда преиму-

щества умных зданий очевидны, использование интеллектуальных технологий, датчиков и IoT в сфере недвижимости в ближайшие годы будет только возрастать. Недавнее исследование Deloitte Center for Financial Services, посвященное возможностям подключения умных систем в коммерческой недвижимости, предсказало, что число интеллектуальных датчиков в этом секторе, вероятно, будет расти с совокупным годовым темпом в 78.8 % в период с 2015 по 2020 гг., достигая почти 1.3 млрд датчиков [2].

Вместе с тем использование интеллектуальных систем управления жизнеобеспечением зданий определило новые сценарии атак на промышленные информационные системы. Например, получение несанкционированного доступа к датчикам HVAC-системы может привести к опасным для жизни сценариям или деградации оборудования, чувствительного к температуре [3]. Скомпрометированная система кондиционирования может быть использована для получения доступа к конфиденциальным данным организации скрытых каналов передачи данных с использованием протоколов передачи информации о тепловом состоянии оборудования [4]. Тесная взаимосвязь физических рисков и рисков информаци-

онной безопасности обусловила необходимость разработки новых подходов к мониторингу состояния систем жизнеобеспечения зданий, учитывающих особенности их функционирования как одной из мер по противодействию выявленным рискам.

В статье предлагается методика визуализации логов системы тепловентиляции здания, которая может быть применена для мониторинга состояния умного здания в режиме реального времени. Она отличается применением алгоритма кластеризации потоковых данных для определения периодов времени, в течение которых состояние системы остается практически неизменным. Это позволяет масштабировать объем данных, выделяя периоды, в которые происходят изменения параметров HVAC-системы. Усредненные значения параметров, составляющие срез данных, отображаются с использованием тепловой карты, которая дает возможность выполнить визуальную корреляцию параметров и обнаружить как существующие закономерности в функционировании системы, так и аномальные отклонения. Эффективность предложенной методики визуального анализа продемонстрирована на наборе данных, предоставленном в рамках VAST Challenge 2016 [5].

Способы анализа данных от систем управления жизнеобеспечением здания. Большая часть исследований посвящена анализу потребления энергии в коммерческих зданиях, поскольку затраты на электроэнергию являются определяющим фактором стоимости эксплуатации здания. Для обнаружения аномалий в энергопотреблении предложены различные аналитические модели, большинство которых основано на применении методик кластерного анализа [6]–[7]. Например, в [6] авторы исследуют проблему обнаружения долговременных аномалий, связанных с постепенной деградацией датчиков. Они предложили подход, который заключается в построении базы знаний шаблонов функционирования системы. Для выявления отклонений авторы оценивают расстояния между текущими значениями параметров HVAC-системы и историческими. В [7] авторы представили фреймворк для обнаружения аномалий, в основе которого лежат глубокие нейронные сети, способные анализировать весь набор переменных одновременно, чтобы выявить скрытые взаимосвязи между переменными. Эффективность подхода была продемонстрирована на примере анализа данных систем очистки и распределения воды.

В большинстве систем коммерческого управления зданием (Building Management Systems, BMS), которые используются для системы тепловентиляции и кондиционирования здания, неисправности обнаруживают с помощью достаточно простых методик, основанных на контроле пороговых значений отдельных датчиков или обнаружении пиков и провалов в значениях параметров [8]–[9]. Для повышения эффективности управления данными в BMS реализованы различные интерактивные аналитические панели, а представление данных HVAC-системы выполняется с помощью стандартных двумерных моделей визуализации, таких как линейные тренды, круговые диаграммы, гистограммы с накоплением. Это объясняется тем, что их легко понять и интерпретировать. Однако стандартные методы визуализации имеют определенные ограничения при исследовании аномалий в HVAC-системе, поскольку они не способны выявлять связи между показаниями различных датчиков [10].

В открытом доступе находится не так много исследовательских работ, посвященных методикам визуального анализа для эффективного управления зданием. В [11] представлена методика визуализации данных системы энергообеспечения, в основе которой лежит план здания. Его различные элементы (комнаты, лифты) окрашиваются разными оттенками цвета в зависимости от уровня электропотребления. Дж. Палм и К. Эллегард предложили метод визуализации, отражающий расход электроэнергии в зависимости от выполняемых повседневных дел, таких как приготовление пищи, просмотр телевизора и т. д. [12]. Он представляет собой модификацию диаграммы Ганта, которая обычно используется для представления графика работ по какому-либо проекту. В предложенном решении работы обозначают действия, выполняемые сущностями, а их тип кодируется цветом. Эта модель дополняется линейной диаграммой, которая отражает количество потребляемой энергии. Г. Джанетско и др. [13] предложили методику визуального анализа, предназначенного также для исследования расхода электропотребления и выявления аномалий в системе. Авторы изучили возможности трех моделей визуализации, дополненные системой автоматической оценки аномалий. Первые две модели – PatternView (рекурсивный шаблон) и SpiralView (спираль) – являются пиксель-ориентированными методиками визуализации и позво-

ляют работать с большими объемами данных. Цвет пикселя в обеих моделях используется для обозначения значения атрибута или оценки уровня его отклонения от исторических данных. Главным отличием модели визуализации SpiralView является расположение данных по спирали, в которой каждый виток используется для отображения данных за один день. Авторы показали, что такая модель эффективна для определения периодических закономерностей функционирования системы. Третья модель визуализации представляет собой линейные графики, которые дополнены специальной индикаторной полосой, отражающей периоды времени с аномальными отклонениями в данных о потреблении энергии.

В [10] представлен подход к визуализации воздушных и энергетических потоков в HVAC-системе. В его основе лежит диаграмма Сэнкей: данные датчиков системы преобразуются в расчетные потоки энергии для каждого ее компонента, а цвет потоков указывает, является ли состояние компонента нормальным или ненормальным.

Очевидно, что основной акцент в работах делается на анализ расхода электроэнергии в системе. Кроме того, для описанных моделей визуализации характерно использование данных от одного источника. Исследовать данные от разных датчиков с их помощью достаточно сложно, поскольку для их совместного изучения требуется переключение между разными видами или развертывание системы анализа на нескольких мониторах. Вместе с тем процесс обнаружения аномалий в системе отопления, вентиляции и кондиционирования воздуха является нетривиальной задачей, поскольку ее функционирование сильно зависит от таких внешних факторов, как количество людей, работающих в офисе, и погодных условий. Предлагаемый в работе подход позволяет анализировать данные различных датчиков HVAC-системы, которые отображаются с помощью тепловой карты. Его особенностью является объединение показаний датчиков в срезы данных, в течение которого состояние HVAC остается практически без изменений. Такое решение позволяет привлечь внимание аналитика к изменению параметров HVAC-системы.

Методика визуальной корреляции данных от HVAC-системы. Состояние HVAC-системы определяется множеством значений различных датчиков. Некоторые датчики используются для задания уставок оборудования для отопления и

кондиционирования воздуха, другие контролируют состояние этого оборудования и окружающую среду. Некоторые датчики могут быть сгруппированы в соответствии с их расположением или назначением, другие характеризуют состояние системы в целом.

Обозначим множество датчиков HVAC-системы как $S = \{s_i\}_{i=1}^n$. Каждый датчик s_i генерирует данные или через какой-то заданный интервал времени, например каждые 5 с, или нерегулярно, например при изменении состояния оборудования или всего предприятия. Пусть $v_{s_i}^t$ обозначает показание датчика s_i в момент времени t , затем вектор $\mathbf{v}^t = \{v_{s_1}^t, v_{s_2}^t, \dots, v_{s_3}^t\}$ определяет состояние системы HVAC в момент времени t . Вектор \mathbf{v}^t изменяется каждый раз, когда датчик s_i генерирует новое значение в некоторый момент времени t . Таким образом, функционирование HVAC-системы может быть представлено последовательностью векторов $\mathbf{V} = \{\mathbf{v}^{t_0}, \mathbf{v}^{t_1}, \dots, \mathbf{v}^{t_m}\}$, упорядоченных по времени, где временные метки t_0 и t_m определяют анализируемый период времени.

Графическое представление всех векторов \mathbf{V} независимо от того, какая методика визуализации используется, может создать высокую когнитивную нагрузку для аналитиков, особенно при анализе потоков в реальном времени. В [14] авторы представили концепцию *скользящих срезов* (*sliding slices*) для представления изменений в отображаемых данных. Основная идея концепции состоит в том, чтобы агрегировать данные в реальном масштабе времени в срезы данных, в течение которых состояние объекта изменяется незначительно, и создавать графическое представление усредненных значений параметров, входящих в срез данных.

Представление состояния HVAC-системы в виде вектора \mathbf{v} позволяет рассматривать его как точку в n -мерном пространстве. Изменение в значении любого атрибута вектора \mathbf{v} вызывает изменение положения соответствующей точки в n -мерном пространстве. Определение значимости изменения и, следовательно, необходимости формирования нового среза данных предлагается выполнять с помощью адаптированного алгоритма кластеризации DBSCAN [15].

Алгоритм DBSCAN – это метод пространственной кластеризации на основе плотности, который группирует точки, расположенные близко друг к другу, в соответствии с некоторой метрикой расстояния. В общем случае алгоритм DBSCAN требует задания двух параметров:

- параметр ϵ , определяющий минимальное расстояние между соседними точками;
- параметр m , определяющий минимальное количество точек для формирования плотной области.

Параметр ϵ предлагается использовать в качестве порога, определяющего необходимость создания нового среза данных. Следует учесть, что оригинальный алгоритм DBSCAN применяется к статическому набору объектов, т.е. последовательность появления объектов не имеет значения. В исследуемом сценарии использования алгоритма порядок появления точек имеет критическое значение. Точки, находящиеся рядом в пространстве, но разнесенные во времени, могут принадлежать разным кластерам. Было принято решение использовать параметр m для определения числа граничных точек текущего среза данных. Кроме того, для выявления периодических паттернов в функционировании HVAC-системы было принято учитывать время точек данных, и при наступлении новых суток формировать новый срез данных.

Таким образом, идея модифицированного алгоритма DBSCAN может быть описана следующим образом. При появлении новой точки вычисляется расстояние до точек, уже включенных в текущий срез данных, и если максимальное расстояние не превышает пороговое значение ϵ и метка времени точки не начинает новый период времени, например новый день года, точка включается в текущий срез данных; в противном случае создается новый срез и точка включается в него. Псевдокод модифицированного алгоритма приведен далее.

```
ModDBSCAN ( BD, eps, newPoint,
countEdgePoint) {
    if ( newPoint) {
        DateOfPoint = LastPointInCurrentDataSlice.Date
        DateOfNewPoint = newPoint.Date
        if ( DateOfPoint = DateNew and
            dist ( EdgePointInDataSlice , newPoint ) <= eps)
            then {
                add newPoint in CurrentDataSlice;
```

```
        checkisEdgePoint (newPoint,
CurrentDataSlice )}
        else {
            createDataSlice
            CurrentDataSlice =
DataSlice
            add newPoint in CurrentDataSlice;}
        }
    }
```

Применение модифицированного DBSCAN позволяет преобразовать входную последовательность векторов $\mathbf{V} = \mathbf{v}^{t_0}, \mathbf{v}^{t_1}, \dots, \mathbf{v}^{t_m}$ в последовательность срезов данных $DC = dc_0, dc_1, \dots, dc_k$, где каждый срез данных dc_i определяется как

$$dc_i = \left\{ t, dur, \{ \mathbf{v}^{t_j} \}, t_j \in [t, t + dur) \right\},$$

где t – начальная временная метка векторов данных \mathbf{v}^{t_j} , составляющих срез данных, а dur – это длительность среза данных.

Последовательность срезов данных отображается с помощью тепловых карт. Тепловая карта является вариантом пиксель-ориентированного графического представления данных, в котором значения атрибутов представляются в виде элементов матрицы и кодируются с помощью цвета. Тепловые карты способны отображать большие объемы данных. Кроме того, они позволяют выполнять визуальную корреляцию данных, выявлять закономерности в поведении объекта, а также осуществлять поиск отклонений в нем.

В предлагаемом подходе тепловая карта строится следующим образом. По оси Y откладываются анализируемые параметры, а ось X представляет последовательность срезов данных. Каждый элемент тепловой карты представляет среднее значение показаний датчика для данного среза данных. Значение параметра атрибута HVAC-системы кодируется яркостью определенного цвета: чем темнее цвет, тем выше значение параметра и наоборот. На рис. 1 представлена модель визуализации, которая показывает характеристики срезов данных, сформированных для офисного помещения по показаниям HVAC-системы за один рабочий день. Было проанализировано 17 280 записей и выявлено 9 срезов данных при значении параметра $\epsilon = 0,1$ алгоритма кластеризации данных. Свет и оборудование были включены с 8 до 17 ч (параметры Lights Power

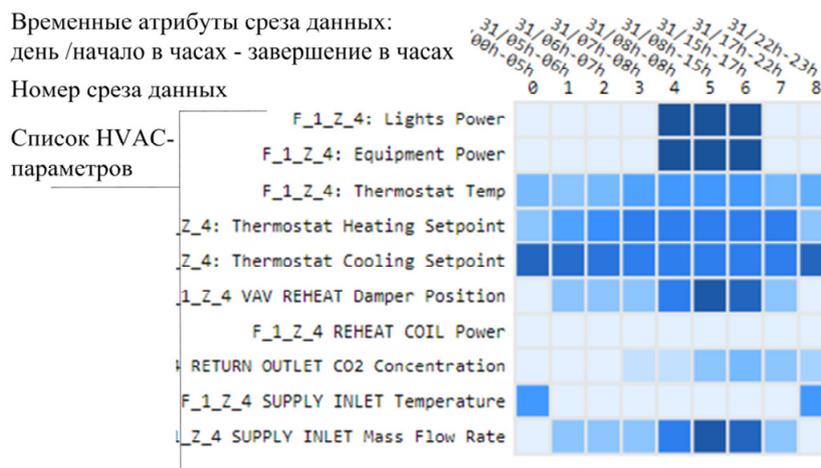


Рис. 1

и Equipment Power), для этого интервала времени также характерно постепенное нарастание концентрации CO₂, измеряемой на решетке возврата воздуха зоны (параметр Return Outlet CO₂ Concentration). Учитывая эти два факта, можно предположить, что в это время в помещении находятся люди. Чтобы обеспечить приемлемый уровень температуры внутри помещения, заслонка подачи воздуха открывается полностью, и поток воздуха при каждом таком открытии увеличивается, об этом свидетельствует более темный цвет ячеек параметров VAV Reheat Damper Position и Supply Inlet Mass Flow Rate соответственно.

Подобные тепловые карты строятся для каждого дня и располагаются в виде таблицы, в которой столбец соответствует неделе. Такая компоновка позволяет увидеть «недельный ритм» функционирования HVAC-системы.

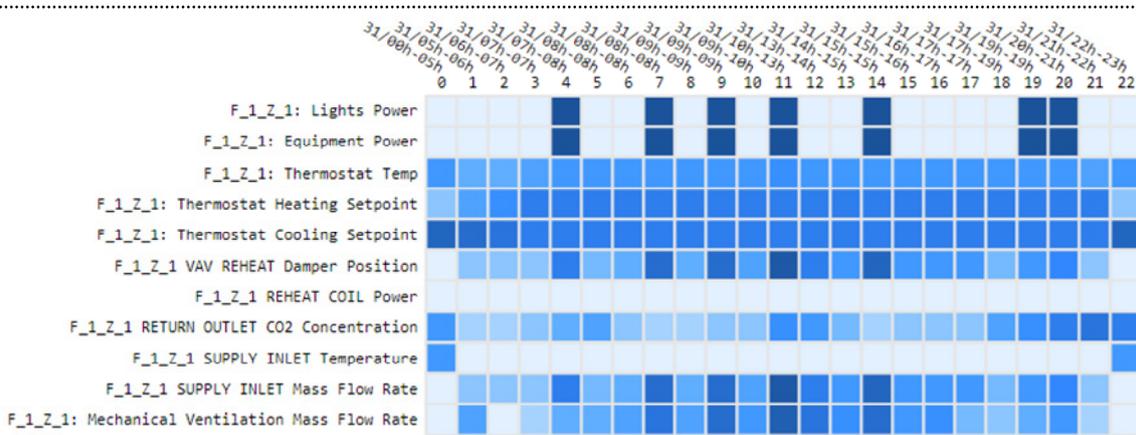
Очевидно, что срезы данных имеют разную длительность, хотя при их графическом представлении длительности выглядят одинаково. В результате применения этой модели визуализации шкала времени данных преобразуется нелинейно, что является определенным недостатком модели. Чтобы устранить этот недостаток, авторы предлагают дополнить тепловую карту множеством интерактивных линейных графиков с временной шкалой. Выбирая параметры на тепловой карте, аналитик может посмотреть, как они изменялись во времени.

Для оценки применимости предложенного подхода авторы разработали программный прототип на языке программирования JavaScript на платформе NodeJS и фреймворка NW.js. Модели визуализации были разработаны с помощью библиотеки d3.js.

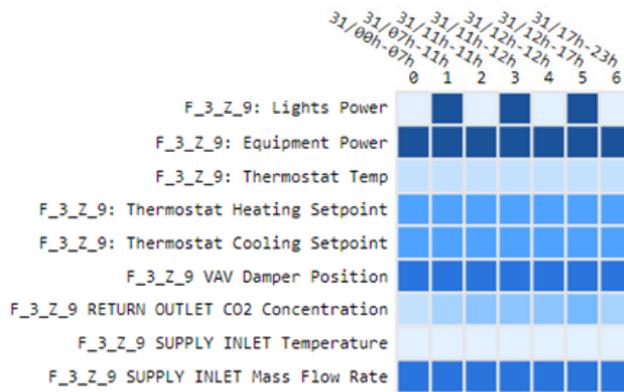
Эксперименты и обсуждение. Для оценки эффективности предложенной модели визуализа-

ции был использован набор данных, предоставленный в рамках конкурса VAST Challenge 2016: Mini-Challenge 2 [5]. Организаторы конкурса смоделировали трехэтажное здание с несколькими зонами тепловентиляции и кондиционирования воздуха. Выборка содержит данные датчиков, собираемые каждые 5 мин на протяжении 14 дней. Помимо данных от HVAC-сенсоров в распоряжении аналитика имеется план здания с указанием зон, обслуживаемых системой. Каждая зона представляет собой отдельное помещение или группу помещений, часто схожих по своим характеристикам. Таким образом, в множестве исследуемых параметров присутствуют как параметры общие для всего здания, так и для каждой зоны.

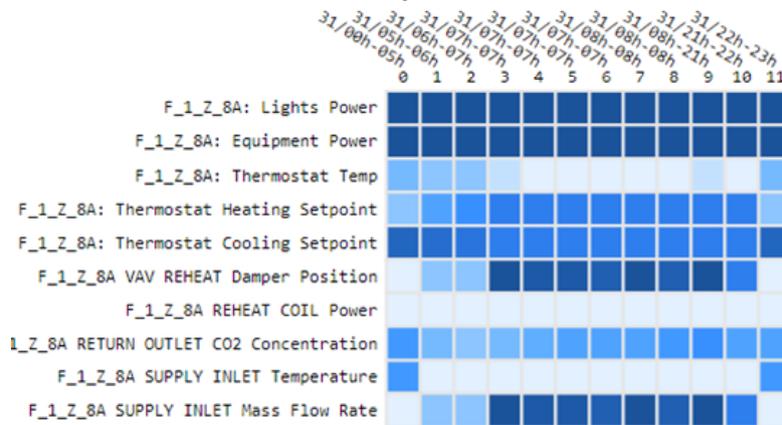
Авторами были сформированы типичные шаблоны функционирования HVAC-системы в зонах с различными характеристиками. Так, на рис. 2 представлены графические паттерны функционирования HVAC-системы для столовой (рис. 2, а), серверной (рис. 2, б) и коридора (рис. 2, в). Наиболее очевидные отличия связаны с подачей электропитания на оборудование и освещение (параметры Equipment Power и Lights Power соответственно). В коридорах свет включен постоянно не зависимо от дня недели, электропитание также постоянно подается на оборудование в серверной для обеспечения бесперебойной работы организации, а в столовой электропитание на осветительные приборы и дополнительное оборудование подается периодически. Следует отметить, что для столовой характерно усиление подачи воздуха в интервале от 10 до 13 ч и в районе 15 ч, об этом свидетельствует повышение значений параметров Supply Inlet Mass Flow Rate и Mechanical Ventilation



а



б



в

Рис. 2

Mass Flow Rate. Это позволяет заключить, что на данные периоды времени приходятся пики посещения столовой сотрудниками организации. Об этом косвенно сигнализирует увеличение концентрации CO₂ на решетке возврата воздуха (параметр Return Outlet CO₂ Concentration). Кстати, этот параметр имеет третий пик значений, приходящийся на вечернее время, что может свидетельствовать о том, что люди данной организации работают в несколько смен. Для коридора характерны более высокая скорость подачи воздуха и уровень концентрации CO₂ на решетке возврата

на протяжении всего рабочего дня по сравнению со столовой и серверной. Это позволяет заключить, что в данном помещении постоянно происходит перемещение сотрудников организации.

Следует отметить, что для некоторых помещений можно выделить типичные шаблоны функционирования выходного и буднего дней, например, для помещения с серверным оборудованием, столовой. Для зон с офисами характерен один графический шаблон, однако временные атрибуты выделенных срезов данных отличаются: для одних зон интервалы с включенным све-

том и оборудованием приходится на первую половину суток, а для других – на вторую половину суток, из чего авторы заключают, что сотрудники организации работают в несколько смен. Анализ их перемещений подтвердил выдвинутое ранее предположение [16].

Помимо выявления типичных моделей функционирования HVAC-системы для помещений с различными характеристиками авторами был обнаружен ряд аномалий. Наиболее значительное отклонение в функционировании системы было связано с изменением температурных уставок оборудования на обогрев и охлаждение большинства помещений. Они были изменены с 18.1 и 15.5 °C на 26 и 29.5 °C соответственно. Это вызвало значительное увеличение концентрации CO₂. Интересно, что другим признаком этой аномалии было резкое снижение электропотребления HVAC-системой. Другим примером аномального функционирования системы могут служить зафиксированные в выходной день периодические изменения положения заслонки, регулирующей скорость подачи воздуха в конференц-зал, которые происходили каждый час. Из-за этого наблюдаются периодические пики в параметрах температуры помещения и скорости входящего воздуха. Причиной аномалии является высокое значение параметра-уставки на обогрев помещения. В день перед выходными значение этого параметра подходит к максимуму и не снижается, как происходит в другие дни. Возможно, кто-то из сотрудников забыл выключить обогрев помещения, и система вентиляции открывала заслонку входящего воздуха для поддержания заданной температуры.

Организаторы конкурса VAST Challenge обычно выкладывают в открытый доступ ответы на задачи, которые могут быть использованы для валидации предлагаемых решений. Эти данные позволили авторам проверить эффективность выявления возможных аномалий в HVAC-системе. Эксперименты показали, что предложенный подход выявил все аномальные отклонения в параметрах системы, помог установить их возможную причину.

Описанное исследование посвящено разработке методов взаимодействия с визуальными моделями, поддерживающими процесс анализа, таких как возможность группировки семантически взаимосвязанных параметров HVAC, возможность комментировать обнаруженные анома-

лии и т. д. в части доработки программного обеспечения и усовершенствования его прототипа. Также запланирована проверка предложенной модели визуализации на данных из источников разных типов. Например, корреляция системы контроля доступа и измерений от датчиков здания может обеспечить лучшее понимание того, как функционирует система HVAC, а также помочь в обнаружении аномалий в поведении сотрудников. Другое направление будущих исследований связано с тестированием предлагаемой методики визуализации в отношении потоковых данных и повышением производительности алгоритма кластеризации путем определения опорных точек, используемых при формировании среза данных.

Неисправная работа систем отопления, вентиляции и кондиционирования воздуха может привести к дискомфорту для сотрудников, потерям энергии, ненадежности и сокращению срока службы оборудования, поэтому эффективные методы обнаружения неисправностей помогут обеспечить увеличение времени безотказной работы системы, ее надежности и общей эффективности. Авторы предложили методику анализа данных HVAC, сочетающую алгоритм кластеризации данных и их визуализации. Применение метода кластеризации для определения периодов времени, в течение которых состояние системы остается практически неизменным, позволяет уменьшить объем данных и выделить изменения в данных HVAC-системы. Срезы данных, характеризующие состояние системы HVAC, отображаются с использованием тепловой карты. Все изменения, отображенные на тепловой карте, не характерные для жизненного цикла, обнаруживаются без особых трудностей. Проблема нелинейной шкалы времени представления созданных графических данных решается с помощью интерактивных временных шкал.

Для того чтобы проиллюстрировать предложенную визуально ориентированную методику, авторы использовали набор данных, представленный в рамках конкурса VAST Challenge 2016: Mini-Challenge 2. Авторы рассмотрели полученный результат и определили будущие направления исследования, посвященные совершенствованию прототипа программного обеспечения системы визуального анализа данных от умных домов и зданий.

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. Smart buildings decoded. A concept beyond the buzzword: BPIE report. URL: <http://www.buildup.eu/en/practices/publications/smart-buildings-decoded-concept-beyond-buzzword-bpie-report-2017> (accessed 07.03. 2019).
2. Smart buildings: How IoT technology aims to add value for real estate companies: DC report for Financial Services. URL: <https://www2.deloitte.com/content/dam/Deloitte/nl/Documents/real-estate/deloitte-nl-fsi-real-estate-smart-buildings-how-iot-technology-aims-to-add-value-for-real-estate-companies.pdf> (дата обращения: 07.03.2019).
3. Smart Heating and Ventilation Systems at High Risk of Attack. URL: <https://techhq.com/2019/01/smart-heating-and-ventilation-systems-at-high-risk-of-attack/> (дата обращения: 07.03.2019).
4. Mirsky Y., Guri M., Elovici Y. HVACKer: Bridging the Air-Gap by Attacking the Air Conditioning System. URL: <https://arxiv.org/abs/1703.10454> (дата обращения: 07.03.2019).
5. Vast Challenge Homepage. URL: <http://vacom-munity.org/> (дата обращения: 10.04.2019).
6. Pattern-Based Contextual Anomaly Detection in HVAC Systems / M. Munir, S. Erkel, A. Dengel, S. Ahmed // IEEE Intern. Conf. on Data Mining Workshops (ICDMW). New Orleans, LA, 2017. P. 1066–1073.
7. MAD-GAN: Multivariate Anomaly Detection for Time Series Data with Generative Adversarial Networks/ D. Li, D. Chen, L. Shi, B. Jin, J. Goh, S.-K. Ng. URL: <https://arxiv.org/abs/1901.04997> (дата обращения: 07.03.2019).
8. Beckhoff Building Automation. URL: <https://www.schneider-electric.com/en/product-category/1200-building-management> (дата обращения: 07.03.2019).
9. Shneider electric. URL: <http://resourceadvisor.com/insights.php> (дата обращения: 07.03.2019).
10. Abdelalim A., O'Brien W., Shi Z. Development of Sankey diagrams to visualize real HVAC performance // Energy and Buildings. 2017. Vol. 149. P. 282–297.
11. Method for visualizing energy use in building information models / H. Truong, A. Francisco, A. Khosrowpour, J. E. Taylor, N. Mohammadi // Energy Procedia. 2017. Vol. 142. P. 2541–2546.
12. Palm J., Ellegard K. Visualizing energy consumption activities as a tool for developing effective policy // Intern. J. of Consumer Studies. 2011. № 35. P. 171–179.
13. Anomaly detection for visual analytics of power consumption data / H. Janetzko, F. Stoffel, S. Mittelstädt, D. A. Keim // Computers & Graphics. 2014. Vol. 38. P. 27–37.
14. Fischer F., Keim D. A. NstreamAware: real-time visual analytics for data streams to enhance situational awareness // Proc. of the Eleventh Workshop on Visualization for Cyber Security (VizSec '14). New York, USA, 2014. P. 65–72.
15. A density-based algorithm for discovering clusters a density-based algorithm for discovering clusters in large spatial databases with noise / M. Ester, H.-P. Kriegel, J. Sander, X. Xu. // Proc. of the Second Intern. Conf. on Knowledge Discovery and Data Mining (KDD'96). California: AAAI Press, 1996. P. 226–231.
16. Novikova E. S., Murenin I. N., Shorov A. V. Visualizing anomalous activity in the movement of critical infrastructure employees // IEEE Conf. of Russian Young Researchers in Electrical and Electronic Engineering (ElConRus). St. Petersburg, 2017. P. 504–509.

E. S. Novikova, M. P. Bestuzhev, D. Yu. Guryanov
Saint Petersburg Electrotechnical University «LETI»

VISUAL CORRELATION TECHNIQUE OF DATA FROM THE BUILDING MANAGEMENT SYSTEM

Presents a visualization driven approach to analyzing the heating ventilation and air conditioning (HVAC) system logs, that can be used to investigate various security incidents and to monitor the state of the system used for real-time monitoring. A distinctive feature of the approach is the detection of the time periods during which the state of the state of the system remains almost unchanged, it allows one to scale the data volumes, detect periods with changes in HVAC parameters, and graphically display only meaningful changes in data. To demonstrate the applicability of the proposed technique, the authors developed a software prototype on JavaScript language using NodeJS platform and NW.js framework; the visualization models were implemented using d3.js library.

HVAC systems, functioning patterns, anomaly detection, visual correlation, heterogeneous data, stream data clustering, heat map
