

ки, то время прохождения потоком является временем движения  $t_{об}$  без учета задержки эвакуации. Время задержки потока в проходе  $t_z$  суммируется с временем движения для определения расчетного времени эвакуации из помещения, формула (4). Если выход из помещения (дверной проем) не позволяет людскому потоку пройти без задержки, то необходимо определить количество рядов, люди из которых создадут поток, проходящий через дверной проем без задержки. Это осуществляется путем расчета движения для последовательного уменьшенного на один ряд потока. Критической является задержка в дверном проеме. Именно время задержки в дверном проеме учитывается как время задержки эвакуации  $t_z$ .

При использовании формулы (3) необходимо учесть, что значение интенсивности движения потока  $q_i$ , которое применяется в формуле (3) принимается из последней строчки таблицы 2 приложения 2 [1] для соответствующего пути движения. Это соответствует наиболее неблагоприятной ситуации, когда коэффициент плотности потока составляет 0,9.

Расчет помещений с массовым пребыванием людей с несколькими общими проходами имеет некоторые особенности, которые следует учитывать для получения примерно одинаковой интенсивности движения во всех проходах между рядами. При наличии проходов около стен и в середине помещения попытка смоделировать движение с каждого ряда ко всем проходам одновременно, как правила, обречена на неудачу, так как интенсивность движения около стен окажется существенно ниже, чем интенсивность движения по проходу в середине помещения. Это вытекает из применения формулы 12 приложения 2 [1]. При одинаковой ширине проходов суммирование однотипных потоков с двух

направлений в проходе в середине помещения ведет к удвоению интенсивности. Адекватную картину движения людей можно получить при направлении людей к проходу только с одной стороны, что для прохода в середине помещения решается путем поочередного (от ряда к ряду) изменения направления движения людей (то слева, то справа). При этом соответствующим образом (от ряда к ряду) меняется и количество людей, направляющихся к проходам вдоль стен. Такая схема движения позволяет смоделировать потоки в проходах примерно равной интенсивности и, соответственно, движущиеся с примерно равными скоростями.

При расчете движения людских потоков по общим путям эвакуации следует учитывать, что расчетное время выхода людей из помещения является временем выхода последнего человека из данного помещения. Для случая одного человека это означает, что он находился в наиболее удаленной точке. Время выхода первого человека принимается равным нулю (находился у выхода). Поэтому вопрос возможности слияния потоков из разных помещений рассматривается в контексте следующей позиции: «Успел ли последний человек выйти из помещения до того, как к этому помещению подошел первый человек из соседнего помещения?».

Превышение максимально возможной плотности потока на общих путях эвакуации недопустимо. Безопасность людей обеспечивается разделением объекта на зоны и одновременностью оповещения зон.

#### Литература

1. Система стандартов безопасности труда. Пожарная безопасность. Общие требования: ГОСТ 12.1.004-91. – Минск: Госстандарт, 2008. 65 с.

УДК 621.396.6

### СИСТЕМА МОНИТОРИНГА ОКРУЖАЮЩЕЙ СРЕДЫ В МЕГАПОЛИСЕ

Плытник Е.А., Савёлов И.Н.

*Белорусский национальный технический университет  
Минск, Республика Беларусь*

Деятельность человека, возведенные сооружения в городах приводят к искажению измерений параметров окружающей среды, поэтому метеорологические и климатические станции наблюдений, как правило, располагают за пределами городской среды. Тем не менее, требуется развитие специализированных сетей, характеризующихся высокой плотностью наблюдений, с тем чтобы предоставлять информацию о состоянии окружающей среды для метеорологического и климатического прогнозирования и оперативного реагирования на её изменение.

Для обеспечения согласованных, интегрированных и плотных наблюдений в городских районах также могут использоваться новые и перспективные технологии. Сбор данных методом краудсорсинга и сети мобильных датчиков, встроенных в сотовые телефоны или автомобили, например, могут предоставить экономичные и гибкие решения в дополнение к более традиционным источникам наблюдений [1].

Для осуществления контроля параметров окружающей среды в мегаполисах перспективным, по нашему мнению, является использование

сети устройств с открытой архитектурой выполняющих измерение и фиксацию измеренных величин с последующей передачей собранных данных по беспроводным интерфейсам связи для последующей обработки.

Структурная схема системы мониторинга окружающей среды представлена на рисунке 1.



Рисунок 1 – Структурная схема системы мониторинга параметров окружающей среды в мегаполисе

Нами была разработана конструкция локального устройства сбора данных с открытой архитектурой [2]. Автономный прибор (рисунок 2) позволяет производить опрос до 127 различных датчиков, подключенных к общей ИС шине данных. Применение данного устройства обеспечит формирование комбинации датчиков, измеряющих определённые интересные величины в каждой конкретной локации мегаполиса. Локальное устройство сбора данных с заданным интервалом производит опрос датчиков, подключенных к шине данных и сохраняет полученные результаты в энергонезависимую память. При подключении к точке доступа в сеть устройство формирует пакет данных и передает его на сервер посредством сети Интернет. При подтверждении получения данных энергонезависимая память устройства очищается.

Переданные на сервер показания измерений помещаются в хранилище данных с присвоением индекса локального устройства, временной и географической отметок.

В качестве интерфейсов связи, в зависимости от расположения устройства сбора данных могут использоваться:

1. Wi-Fi(IEEE 802.11);
2. WiMax;
3. Мобильная телефония(2G, 3G, 4G, 5G);
4. Bluetooth;
5. Проводные интерфейсы связи (Ethernet, RS-232).

Блок обработки данных обеспечивает визуальное представление динамики измерений величин для каждого устройства сбора данных и статистику и тенденцию изменений выбранного параметра в выбранной географической зоне на карте.

Для обработки большого объёма собранных данных целесообразным является применение искусственных нейронных сетей [3]. Их использование позволит выполнить поиск величин, обладающих корреляционной зависимостью, что позволит сократить количество измеряемых величин. Значения таких параметров могут быть вычислены на основе граничных значений параметров, также выполняется нормализация (приведение значения к единице) измеренных величин. На рисунке 3 представлены графики измеренных значений температуры объекта и значений, вычисленных нейросетью на основании коррелирующих данных. Нормализованные значения передаются в программный блок нейросети для её «обучения» или расчёта итересующей величины.

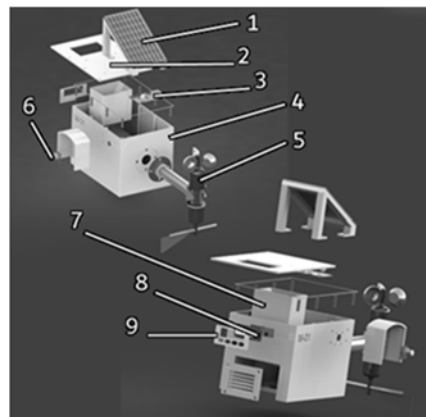


Рисунок 2 – Твердотельная модель локального устройства сбора данных:

- 1 – солнечная панель; 2 – крышка; 3 – печатная плата;
- 4 – корпус, 5 – анемометр; 6 – веб-камера;
- 7 – измеритель уровня осадков; 8 – дисплей; 9 – панель управления

Программная или аппаратная реализация биологической нейронной сети, способна «обучаться» на основании полученных данных. Искусственный нейрон, являющийся базовым объектом, составляющим нейронную сеть, воспроизводит поведение биологического нейрона: имеет набор входных каналов и, в зависимости от входных данных, предоставляет выходное значение. Кроме того, нейрон имеет возможность варьировать веса входных каналов в соответствии с их приорите-

том. Искусственный нейрон также характеризуется функцией активации, которая применяется к сумме входных значений. В большинстве случаев результатом функции активации является дискретное значение: как правило «0» или «1».

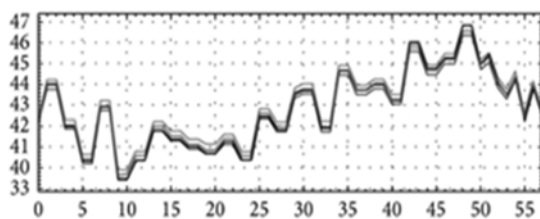


Рисунок 3 – Графики измеренных и вычисленных значений

Обычно, искусственная нейронная сеть состоит из некоторого количества искусственных нейронов, объединенных в связанные между собой слои. Использование нейронных сетей позволяет идентифицировать корреляцию между величинами без использования сложных математических методов.

Основными функциональными применениями нейронных сетей являются: классификация входных данных; определение принадлежности исследуемого объекта к одному из заранее определенных классов, кластеризация; разбиение массива данных на заранее неизвестное количество классов, прогнозирование: предсказание будущего значения некоторой последовательности на основании предыдущих и текущих значений определенных факторов и аппроксимация непрерывных функций;

Обучение искусственной нейронной сети такого типа происходит на основании готового набора входных значений и соответствующего им выходного. Для этого применяются две функции: функция оценки потерь, вычисляющая точность выходного значения; и функция оптимизации параметров нейросети, которая на основании результата функции оценки потерь изменяет конфигурацию модели. Обучение считается завершенным, когда результат функции оценки потерь достигает минимального значения, после чего нейросеть тестируется на новых данных, не использованных при обучении для оценки работоспособности.

Для решения задачи определения неизвестной величины, коррелирующей с измеряемыми значениями подходит нейронная сеть прямого распространения. Для использования такой нейросети требуется предварительная подготовка данных, заключающаяся в нормализации входных

значений. Как правило входные значения приводятся к единице.

Для реализации данной нейросети предполагается использование фреймворка PyTorch, предоставляющего возможности использования инструментов, предназначенных для проектирования, обучения и использования различных типов нейронных сетей. Фреймворк позволяет построить нейронную сеть прямого распространения с двумя скрытыми линейными слоями с произвольным количеством нейронов. Входной слой представляет собой слой с количеством нейронов, равным количеству входных нормализованных значений. Выходной слой – это единственный нейрон со значением, рассчитанным нейросетью.

Для оценки потерь выбрана функция `L1Loss()` [4], вычисляющая среднее абсолютное значение разности между величиной, вычисленной нейросетью и ожидаемым значением.

В качестве функции оптимизации параметров нейросети выбрана функция `optim.SGD()` [5], применяющая к весам нейросети стохастический градиентный спуск, основанный на величине результата функции оценки потерь, с задаваемым моментом для преодоления локальных минимумов.

Поскольку входные данные нормализованы и приведены к единице, выбрана функция активации – «гиперболический тангенс». Такой принцип позволяет как производить поиск коррелирующих друг с другом значений параметров окружающей среды, так и использовать натренированные нейронные сети для расчета искомым величин в реальном времени.

Таким образом, в результате выполнения работы разработана схема организации системы мониторинга окружающей среды в мегаполисе на основе нейронных сети.

#### Литература

1. Наблюдение и мониторинг городов. – Режим доступа: <https://public.wmo.int/ru>. – Дата доступа: 07.10.2020.
2. Плытник Е.А. Автономная цифровая метеостанция / Е.А. Плытник, И.Н. Савёлов. – Сборник статей лауреатов и авторов научных работ, получивших первую категорию (НИРС-2019), 155 с.
3. Forecasting Cell Temperature of PV Modules with Adaptive System. – Режим доступа: <https://www.hindawi.com/journals/ijp/2013/192854/>. Дата доступа: 15.09.2020.
4. L1LOSS. – Режим доступа: <https://pytorch.org/docs/stable/generated/torch.nn.L1Loss.html>. – Дата доступа 06.10.2020.
5. TORCH.OPTIM. – Режим доступа: <https://pytorch.org/docs/stable/optim.html>. – Дата доступа: 06.10.2020.