

Система детектирования угроз по присутствию опасного вещества в окружающей среде

Б. Я. Советов¹, Т. М. Татарникова², В. В. Цехановский

Санкт-Петербургский государственный электротехнический университет «ЛЭТИ» им. В.И. Ульянова (Ленина)

¹Bysovetov@mail.ru mail, ²tm-tatarn@tandex.ru, ³vvcehanovsky@mail.ru

Аннотация. Предложено новое решение к построению системы детектирования угроз по распространению опасных веществ в окружающей среде. Система детектирования представляет собой комплексное автономное решение, позволяющее обеспечить безопасность жизни и деятельности человека. Комплексность и автономность реализуется выбором платформы технологии интернета вещей и нейронной сети, решающей задачу распознавания угроз.

Ключевые слова: безопасность человека; присутствие опасного вещества в воздухе; концентрация опасного вещества; система детектирования угроз; интернет вещей; макет системы детектирования; распознавание угроз; нейронная сеть

I. ВВЕДЕНИЕ

Безопасность жизни и деятельности человека, противодействие террористическим угрозам – это одно из актуальных направлений деятельности государства и общества в настоящее время. Особенно актуальна задача защиты от внешних угроз человеку, таких как воздействия природной среды, аварии на опасных производственных объектах и социальные проявления, обусловленные терроризмом, алкоголизмом, наркоманией и другими причинами [1].

На сегодняшний день существуют технические решения для обнаружения подобных внешних угроз. Примерами могут служить различные системы физической охраны на частных и общественных объектах, системы безопасности на опасных производственных объектах и т.д. Однако эти решения большей частью требуют присутствия человека, способного предотвратить угрозу или сообщить о ее наличии, то есть не являются автономными [2].

Террористический акт, случившийся 3 апреля 2017 года в метро г. Санкт-Петербург, в результате которого 103 человека пострадали, из них 16 человек погибли, является трагичным примером, показавшим, что наличие камер видеонаблюдения и металлодетекторов оказалось недостаточным для своевременного обнаружения угрозы.

Известны случаи, когда отсутствие элементарных решений по обнаружению угрозы приводили к трагедии. Одним из таких печальных примеров является трагедия в Магнитогорске 31 декабря 2018 года, которая стала

крупнейшей по количеству погибших от взрыва бытового газа. В России аварии, связанные с утечками бытового газа в жилых домах, происходят достаточно часто. Государственное агентство РИА Новости только за последние два года сообщило о 61 случае.

Приведенные примеры объединяет факт проявления угрозы – присутствие опасного вещества в воздухе: в первом случае – следы пороха, во втором – утечка бытового газа. Наличие детекторов опасных веществ на месте проявления угрозы является одним из возможных решений. В этом направлении есть отдельные разработки. Например, в [3] предложена система детектирования, представляющая собой матрицу химических сенсоров, приспособленной работать в условиях быстро меняющихся концентраций газа при непрерывном мониторинге. В [4] анонсируется система «электронный нос», разработанная НИУ ВШЭ. Система способна распознавать количество запахов и их комбинаций более чем в 300 раз больше, чем современные аналоги, что уже позволило называть ее суперанализатором.

Из функционирующих на постоянной основе, является детектор пороха в аэропорту, однако комплексных решений этой проблемы пока не существует.

Из современных детекторов опасного вещества в воздухе электронный нос относится к комплексным решениям, однако для большинства задач оно остается дорогостоящим, к тому же пока нет коммерческих вариантов электронного носа с интерфейсом для взаимодействия прибора с интернетом.

В статье предлагается система детектирования угроз по концентрациям опасных веществ в воздухе, построенная на технологии интернета вещей (Internet of Things, IoT).

II. УЗЛЫ СИСТЕМЫ ДЕТЕКТИРОВАНИЯ

Предлагаемая система детектирования доведена до макета, представляющего собой цепь из сенсорного устройства, агрегирующего узла и сервера [5]:

- сенсорное устройство – устройство передачи с подключенными к нему датчиками газа, способными обнаруживать ряд угроз;

- шлюз – узел, сопряжения множества СУ с центральным узлом. Взаимодействие СУ и шлюза выполнено по технологии Bluetooth;
- центральное устройство – сервер, выполняющий обработку и анализ, поступающих на него данных и предоставляющий интерфейс для оператора системы детектирования. Взаимодействие действие между шлюзом и центральным узлом реализовано по технологии Wi-Fi.

Макет реализован на платформе Genuino 101.

При реализации системы детектирования выбраны датчики MQ-3, MQ-5 и MQ-7, представляющие собой недорогую линейку полупроводниковых датчиков газа, которые производит компания Winsen Electronics [6]. Кроме того, время их отклика составляет менее 10 с, что в среднем в три раза меньше, чем у химических датчиков, на базе которых построена система в работе [3].

Датчик MQ-3 регистрирует концентрацию паров этилового спирта, что обеспечивает обнаружение угрозы утечки бензола на промышленном объекте.

Датчик MQ-5 регистрирует концентрацию в воздухе природного газа – бутана, пропана, метана.

Датчик MQ-7 регистрирует концентрацию монооксида углерода (угарного газа) и водорода.

Приложение для работы СУ написано в среде разработки Arduino IDE. Датчики регистрируют данные в аналоговом виде как числа [0÷1024]. Функция передачи данных от СУ на шлюз реализовано средствами библиотеки Genuino 101 CurieBLE.

Данные от датчиков, регистрирующих эти события передаются по технологии Bluetooth low energy (BLE).

Шлюз представляет собой выделенный узел, который является своеобразным посредником, соединяющим сенсорные устройства с ближайшей сетью доступа, имеющей выход в интернет. Такой сетью может быть проводной Ethernet или беспроводная сеть Wi-Fi. Шлюз состоит из:

- приемопередатчика, выполняющего функцию входного порта для сенсорных устройств;
- выходного порта для подключения к сети доступа;
- микроконтроллера для преобразования пакетов данных входного порта в формат пакетов выходного порта.

Шлюз реализован на платформе Intel Edison с поддержкой технологий беспроводного доступа Bluetooth low energy и Wi-Fi.

Приложение шлюза написано средствами разработки клиентских приложений Node.js. Среда Node.js является транслятором языка JavaScript в машинный код и позволяет запускать JavaScript-программы на компьютере прямо из командной строки.

Приложение центрального узла также реализовано средствами разработки клиентских приложений Node.js и представляет собой локальный сервер, установленный на персональном компьютере. Приложение не только выполняет обработку поступающих данных, но и играет роль веб-интерфейса для оператора системы детектирования. Набор функций веб-интерфейса реализован средствами фреймворка node express [7], [8].

Работа сервера по детектированию угрозы происходит следующим образом:

- сервер запоминает десять последних зарегистрированных показаний концентрации газа в воздухе Rs_i , $i = \overline{1,10}$ каждого датчика;
- при поступлении нового $(i+1)$ -го значения показаний концентрации газа в воздухе на сервере выполняется сравнение

$$R_o > \frac{\sum_{i=1}^{10} Rs_i}{10} + \Delta, \quad (1)$$

где R_o – $(i+1)$ -е значение показаний датчика;

Δ – пороговое значение, дополняющее среднее значение концентрации газа до предельно-допустимой концентрации (для датчика MQ-3 $\Delta=50$, для датчиков MQ-5 и MQ-7 $\Delta=20$).

Если условие (1) истинно, то датчик зарегистрировал резкое повышение концентрации опасного газа, иначе значение R_o будет учтено при усреднении показаний датчика.

Известные лабораторные данные превышения концентрации детектируемого газа приведены в табл. I.

ТАБЛИЦА I ЗНАЧЕНИЕ ОТНОШЕНИЯ $\bar{R}_s / R_o$ ПРИ ПРЕВЫШАЮЩЕЙ КОНЦЕНТРАЦИИ ДЕТЕКТИРУЕМОГО ГАЗА

Вещество	Концентрация, мг/л	$\bar{R}_s / R_o$
Метан	>0,9	0,934567318
Угарный газ	>0,9	0,592465487
Хлор	>0,9	0,213243545
Неизвестный	<0,1	0,024312478

Приведенные лабораторные данные будут составлять тренировочный набор при реализации программного обеспечения сервера, решающего задачу распознавания угроз по присутствию веществ в воздухе.

III. РЕАЛИЗАЦИЯ ФУНКЦИИ РАСПОЗНАВАНИЯ УГРОЗ ПО ПРИСУТСТВИЮ ВЕЩЕСТВ В ВОЗДУХЕ В ВИДЕ ПРОГРАММНОГО ОБЕСПЕЧЕНИЯ СЕРВЕРА

Задача распознавания угроз по присутствию веществ в воздухе решена средствами технологии нейронной сети [9].

Тип нейронной сети – многослойный персептрон. Архитектура многослойного персептрона в общем виде

задается множеством параметров $\mathbf{A} = \{H, N_I, N_H, N_O\}$, где H – число скрытых слоев; N_I – размер входного слоя; N_j – размер j -го скрытого слоя, $j = \overline{1, H}$; N_O – размер выходного слоя.

Архитектура многослойного персептрона (число слоев и их размер) определялся экспериментальным путем.

Парадигма обучения нейронной сети – обучение с учителем. Роль учителя выполняет множество примеров обучения (обучающая выборка).

Функция активации нейрона – сигмоидальная.

Целевая функция обучения – ошибка результирующего вектора значений нейронной сети. В работе ошибка оценивалась в виде метрики MSE (Mean Squared Error) – среднеквадратической ошибки по обучающей выборке:

$$MSE = \frac{\sum_{i=1}^N (\mathbf{o}_i - \tilde{\mathbf{o}}_i)^2}{N},$$

где N – количество эпох обучения нейронной сети;

$\tilde{\mathbf{o}}_i$ – результирующий вектор ожидаемых значений;

$\mathbf{o}_i$ – результирующий вектор получаемых значений.

Алгоритм обучения – обратное распространение ошибки.

Правило обучения соответствует методу детерминированного градиентного поиска. Поправка к весовым коэффициентам нейронов определяется по формуле:

$$\Delta w_i = E f_w + \alpha \Delta w_{i-1},$$

где E – скорость обучения;

f_w – градиент веса w ;

α – момент обучения

Δw_{i-1} – значение изменения веса на предыдущей итерации.

На входной слой сети подаются данные от сенсорных устройств. Размер выходного слоя $N_O = 4$, т.е. количеству детектируемых веществ (газов) плюс один вектор для неизвестного вещества.

Архитектура многослойного персептрона выбрана в результате проведенного эксперимента. Эксперимент заключался в подборе множества параметров $\mathbf{A}$, задающих количественные характеристики архитектуры и множества параметров $\mathbf{B}$, характеризующих процесс выбора архитектуры нейронной сети

$$\mathbf{B} = \{E, \alpha, N\},$$

где E – скорость обучения;

α – момент обучения;

N – количество эпох обучения.

Первая серия экспериментов проводилась с целью подбора значений α и E для дальнейшего выбора архитектуры многослойного персептрона.

Эксперимент проведен на следующих комбинациях параметров нейронных сетей: $N_I \in \{3, 5, 7, 9\}$; $N_O \in \{2, 3, 4\}$; $H \in \{1, 2, 3\}$; $N_j \in \{4, 6, 8, 10, 12, 14\}$; $E \in \{10^{-5}; 10^{-4}; 10^{-3}; 0,01; 0,05; 0,1; 0,15; 0,5; 0,75\}$; $\alpha \in \{10^{-7}; 10^{-6}; 10^{-5}; 10^{-4}; 10^{-3}; 0,01; 0,015; 0,1; 0,15; 0,5; 0,75\}$; $N = 100\,000$.

В качестве показателя обученности нейронной сети выбрана сумма относительных значений MSE:

$$Q = Q_1 + Q_2, \quad (9)$$

где $Q_1 = |\text{конечное MSE} - \text{минимальное MSE}|$;

$Q_2 = |\text{конечное MSE} - \text{среднее MSE}|$.

Данное решение обусловлено тем, что в случае применения абсолютных значений MSE высока вероятность попадания функция обучения в локальный минимум.

На рис. 1 приведено распределение изменения значений Q при разном α . Суть эксперимента – выбрать такое значение α , при котором $Q \rightarrow \min$. Согласно полученным результатам рекомендуется выбрать один из следующих моментов обучения $\alpha \in [10^{-7}; 0,01; 0,015]$.

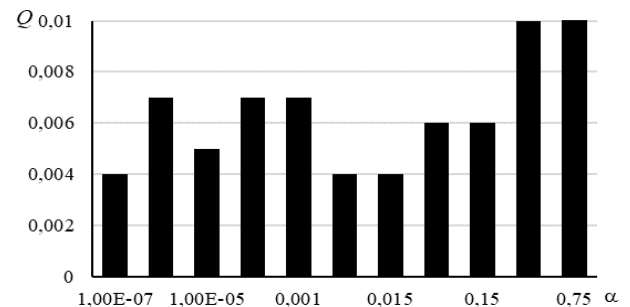


Рис. 1. Диаграмма зависимости Q от α

На рис. 2 приведена диаграмма зависимости Q от E . Суть эксперимента – выбрать такое значение E , при котором $Q \rightarrow \min$. Согласно полученным результатам приемлемым является значение $E = 0,05$.

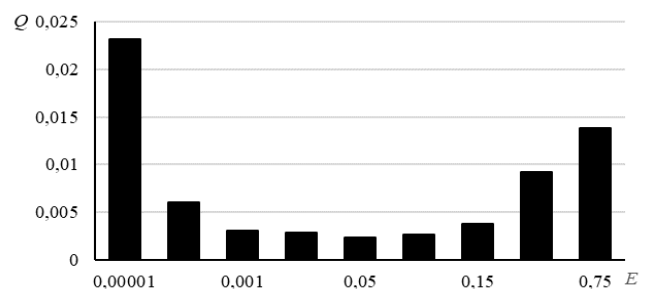


Рис. 2. Диаграмма зависимости Q от E

Диаграмма на рис. 2 демонстрирует важность выбора скорости обучения – при низком значении E сеть не успевает обучиться за отведенное количество эпох, а при высоком значении E сеть не успевает подобрать веса нейронов.

Цель второй серии экспериментов – это подбор параметров множества A .

На рис. 3 приведена диаграмма зависимости Q от H . Суть эксперимента – выбрать такое значение H , при котором $Q \rightarrow \min$. Согласно полученным результатам нейронная сеть будет содержать один скрытый слой.

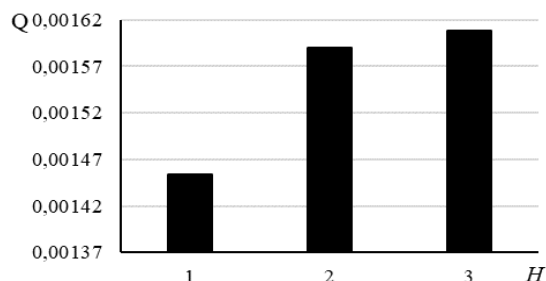


Рис. 3. Диаграмма зависимости Q от H

Эксперимент по выбору числа нейронов N_I во входном слое не проводился. Размер входного слоя выбран исходя из формата данных (отношения $\bar{R}_s / R_0$), регистрируемых датчиками.

На рис. 4 приведена диаграмма зависимости Q от N_H . Суть эксперимента – выбрать такое значение N_H , при котором $Q \rightarrow \min$. Согласно полученным результатам нейронная сеть в скрытом слое будет содержать 14 нейронов.

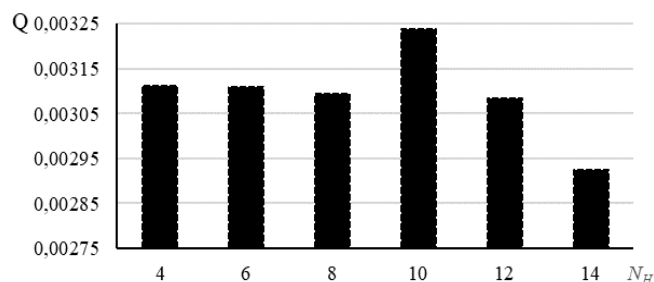


Рис. 4. Диаграмма зависимости Q от N_H

В результате эксперимента была построена нейронная сеть со следующей архитектурой: 9 нейронов входного слоя, 1 скрытый слой, 14 нейронов скрытого слоя, 4 нейрона выходного слоя.

Тестирование нейронной сети выполнялось на тестовых примерах обучения (табл. II).

ТАБЛИЦА II ТЕСТОВЫЙ НАБОР ДАННЫХ ДЛЯ ОБУЧЕНИЯ НЕЙРОННОЙ СЕТИ

Вещество	Концентрация, мг/л	Тестовый набор R_s/R_0	MSE, %
Хлор	0,98	0,221434677	0,0162
Хлор	0,96	0,204423443	0,4841
Хлор	0,92	0,210278621	0,4845
Угарный газ	0,98	0,613485245	0,3410
Угарный газ	0,96	0,590115397	0,4966
Угарный газ	0,92	0,601578480	0,2504
Метан	0,98	0,953576739	0,0176
Метан	0,96	0,925571335	0,4239
Метан	0,92	0,944998548	0,4720
Неизвестный	0,03	0,024312480	0,0093

Анализ результатов табл. II показывает, что при распознавании известного вещества (газа), но с концентрацией меньшей на 2–9%, то значение MSE не будет превышать одного процента.

IV. ЗАКЛЮЧЕНИЕ

Предложено новое решение к построению системы детектирования угроз по распространению опасных веществ в окружающей среде. Система детектирования отличается от существующих решений обнаружения опасного вещества в воздухе тем, что представляет собой комплексное автономное решение, позволяющее обеспечить безопасность жизни и деятельности человека. Комплексность и мобильность реализуется выбором платформы технологии интернета вещей и нейронной сети, решающей задачу распознавания угроз.

Приведена последовательность этапов разработки системы детектирования угроз по наличию веществ в воздухе и содержательное описание этапов.

Разработан алгоритм обучения нейронной сети, решающей задачу распознавания опасных веществ по их присутствию в воздухе. Архитектура нейронной сети выбрана экспериментальным путем при заданном количестве распознаваемых опасных веществ (газов). Максимальная ошибка обучения не превышает 1%.

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

- [1] Постановление Правительства РФ от 25.03.2015 N 272 «Об утверждении требований к антитеррористической защищенности мест массового пребывания людей и объектов (территорий), подлежащих обязательной охране полицией, и форм паспортов безопасности таких мест и объектов (территорий)» <http://pravo.gov.ru/proxy/ips> (дата обращения 19.08.2017)
- [2] Baranov A., Somov A., Denis Spirjakin, Saba Akbari, Roberto Passerone. 'Perpetual' operation of CO wireless sensor node with hybrid power supply//Sensors and Actuators A: Physical. 2016. Vol. 238. P. 112-121.
- [3] Fonollosa J., Sheik S., Huerta R., Marco S. Reservoir Computing compensates slow response of chemosensor arrays exposed to fast varying gas concentrations in continuous monitoring// Sensors and Actuators B: Chemical. 2015. Vol. 215. P. 618-626.

- [4] Колесников А. «Электронный нос» поможет в борьбе с террористами и наркоторговцами//Новые ведомости. 2018. 04 августа. Режим доступа <https://nvdaily.ru/info/82251.html> (Дата обращения 07.05.2019)
- [5] Татарникова Т.М., Дзюбенко И.Н. Система детектирования опасных веществ по запаху, построенная на технологии интернета вещей//Информационно-управляющие системы. 2018. Т. 93. №2. С. 84-90.
- [6] Татарникова Т.М., Елизаров М.А. Вариант построения системы распознавания угроз по запаху//Научно-технический вестник информационных технологий, механики и оптики. 2017. Т. 17. № 6. С. 1092-1099.
- [7] Recommendation Y.2069: Framework of the WEB of Things. – Geneva: ITU-T, July 2012. <http://www.itu.int/rec/T-REC-Y.2069-201207-I> (дата обращения: 26.01.2017).
- [8] Hla Yin M., Win Z. Fault Management Using Cluster-Based Protocol in Wireless Sensor Networks // International Journal of Future Computer and Communication . 2014. Vol. 2. No. 6. P. 36-39
- [9] Тархов Д.А. Нейросетевые модели и алгоритмы. Справочник // М.: Радиотехника, 2014. 352 с.