

ИДЕНТИФИКАЦИЯ ВРЕМЕНИ РАСПРОСТРАНЕНИЯ ПОЖАРА НА ОСНОВЕ СЕТИ TSK

Александр Джулай, Артем Быченко

Аннотация: В статье рассмотрены вопросы идентификации времени распространения пожара на основе сети TSK.

Ключевые слова: нейронные сети, экспертные оценки

ACM Classification Keywords: H.4 Information Systems Applications, J.6 Computer-aided Engineering

Аспекты проблемной области

Значительную роль при оптимизации процессов пожаротушения особо опасных объектов имеют технологии объективизации процессов принятия решений. Информационная неопределенность и критические условия обуславливают рациональность применения методов теории нечетких систем и нейро-нечетких систем для идентификации времени развития пожара и достижения им особо опасных объектов.

Современные мировые тенденции ориентируют на рост выпуска продукции в химической, металлургической и энергетической отраслях. Расширение производства, строительство новых предприятий и стремление иметь более высокую норму прибыли приводит к тому, что вопросы безопасности отодвигаются на второй план. А ведь на каждом из таких производств есть особо опасные объекты, разрушение которых может привести к экологическим и техногенным катастрофам. Особую опасность представляют пожары, достаточно часто возникающие на таких предприятиях.

Заметим, что они, в большинстве случаев, являются режимными объектами с ограниченным доступом к информации о строении предприятия, его архитектурным и структурным особенностям, размещению особо опасных объектов. В случае возникновения пожара прибывший пожарный расчет оказывается в условиях почти полной неопределенности. Начальник расчета вынужден принимать решение в критических условиях, определяемых возможными последствиями пожара. Такие условия пожаротушения и информационная неопределенность приводят к неверному определению пути распространения огня, неправильному использованию сил и средств пожаротушения.

В научной литературе не нашли своего отражения задачи моделирования процесса развития пожара в замкнутых помещениях с особо опасными объектами, в результате чего определение маршрута движения огня, времени достижения особо опасного объекта при принятии решений остается неизвестным. Отметим, что особенностью развития таких пожаров является значительное количество помещений, имеющих строение и покрытие из различных материалов с разной степенью изношенности и, как следствие, огнестойкости. Кроме того, необходим учет технологических проемов, вентиляционных люков, кабельных шахт и их влияния на скорость распространения пожара. Ранее [1] мы уже отмечали, что некоторое релевантное моделирование проводилось только для процессов линейного распространения пожара, в частности при горении лесных массивов.

Поскольку процесс распространения пожара в таких условиях является достаточно сложным, получить адекватную аналитическую модель при современном уровне развития математических методов и

интеллектуализации процессов принятия решений не представляется возможным. Мы предлагаем осуществить объективизацию процессов принятия решений с использованием анализа субъективных суждений на базе нечеткой логики и нейро-нечетких сетей. Известно, что полученные результаты поддаются анализу и интерпретации в отличие от обычных нейронных сетей. Кроме того, они составляют исходный информационный материал для проведения сценарного анализа [2] возможных вариантов развития пожара.

Рассмотрим элементы технологии решения задач определения возможного времени достижения огнем особо опасного объекта, расчет наиболее вероятного маршрута движения огня, что позволит объективизировать субъективные процессы принятия решений.

Постановка и решение задач

Формально постановка задачи определения наиболее возможного пути и времени развития пожара является такой. Предположим, что предприятие, имеющее опасное производство, находится в некоторой системе координат XY . Пусть (x_0, y_0) – точка возникновения пожара, (x, y) – координаты особо опасного объекта. Тогда возникает несколько задач, в частности необходимо определить:

- минимально возможное время и соответствующий путь достижения пожаром точки (x, y) ;
- наиболее возможный путь и соответствующее время достижения пожаром точки (x, y) ;
- среднее возможное время и соответствующие пути достижения пожаром точки (x, y) .

Исходными данными являются заключения m экспертов, в соответствии с пожеланиями которых выполнена дискретизация координатной сетки. Предположим, что путь огня может пройти по одному из p маршрутов: $\{S_1, S_2, \dots, S_p\}$. Каждый из маршрутов может состоять из разного количества участков. Так,

$$S_1 = \{s_1^1, s_1^2, \dots, s_1^{k_1}\}, S_2 = \{s_2^1, s_2^2, \dots, s_2^{k_2}\}, \dots, S_p = \{s_p^1, s_p^2, \dots, s_p^{k_p}\}, \quad (1)$$

где s_i^j – j -й участок i -го маршрута, k_i – количество участков i -го маршрута, $i = \overline{1, p}$. Очевидно, что время распространения пожара от точки (x_0, y_0) к точке (x, y) является суммой времен прохождения огнем указанных участков. Заметим, что участки в большинстве случаев являются отрезками прямой, но понятие участка маршрута включает в себя также технологические проемы, двери, окна и подобные конструкции.

Учитывая нормативную информацию, справочные материалы, опыт и интуицию, эксперт указывает время распространения огня по определенному участку в виде функции принадлежности. В большинстве случаев, если эксперт имеет наибольшую уверенность в некотором одном значении аргумента, то он определяет время через треугольную функцию принадлежности (ФП), имеющую два параметра [3]; если информационная энтропия является минимальной, ФП может иметь колоколообразную форму [4]. Если у экспертов нет уверенности в точечном значении времени распространения огня и отсутствуют данные о подобных пожарах, то для решения нашей задачи рационально использовать трапециеподобные ФП, поскольку такие ФП позволяют использовать интервальное представление. Трапециеподобная ФП [44] определяется пятью параметрами $(\underline{m}, \bar{m}, \alpha, \beta, h)$, где \underline{m} – нижнее модальное значение, \bar{m} – верхнее модальное значение, α – левый коэффициент скошенности, β – правый коэффициент скошенности, h – высота. Поскольку в эволюционном моделировании применяются нейронные сети, то для их обучения с помощью градиентных методов необходимо использовать гладкие ФП. Такими функциями являются колоколообразные или гауссовские ФП с двумя параметрами.

Для представления экспертных суждений используем продукционные правила [5, 6]. Рассмотрим два способа их записи. В первом случае эксперт делает заключение о наиболее возможном с его точки зрения пути распространения огня. Другой способ более емкий и базируется на суждениях экспертов о возможных путях развития пожара. Заметим, что в первом варианте пути распространения огня, указанные всеми экспертами должны совпадать, в противном случае задача сводится к другому варианту и эксперту предлагается оценивать варианты, предложенные другими экспертами. Таким образом, для наиболее возможного пути развития пожара имеем логическую схему:

$$\begin{aligned}
 & \text{If } t_1 \in A_1^1 \ \& \ t_2 \in A_2^1 \ \& \dots \ \& \ t_n \in A_n^1 \ \text{then } T \in B_1 \ \text{with weighth } w_1 \ \text{OR} \\
 & \text{If } t_1 \in A_1^2 \ \& \ t_2 \in A_2^2 \ \& \dots \ \& \ t_n \in A_n^2 \ \text{then } T \in B_2 \ \text{with weighth } w_2 \ \text{OR} \\
 & \dots \\
 & \text{If } t_1 \in A_1^m \ \& \ t_2 \in A_2^m \ \& \dots \ \& \ t_n \in A_n^m \ \text{then } T \in B_m \ \text{with weighth } w_m,
 \end{aligned} \tag{2}$$

где t_i – входные величины, указывающие на время прохождения огнем i -го участка пути, $i = \overline{1, n}$; n – количество участков пути; A_i^j – функция принадлежности, определенная j -м экспертом для времени t_i , $j = \overline{1, m}$; m – количество экспертов; T – время прохождения огнем от точки возникновения пожара (x_0, y_0) до точки (x, y) ; B_i – функция принадлежности, определенная j -м экспертом для времени T ; w_i – весовые коэффициенты, определяющие компетентность экспертов.

Иную форму представления имеет система продукций для варианта оценки всеми экспертами всех предложенных вариантов:

$$\begin{aligned}
 & \text{If } t_1^1 \in A_1^{11} \ \& \ t_2^1 \in A_2^{11} \ \& \dots \ \& \ t_{k_1}^1 \in A_{k_1}^{11} \ \text{then } T_1 \in B_1^1 \ \text{OR} \\
 & \text{if } t_1^2 \in A_1^{21} \ \& \ t_2^2 \in A_2^{21} \ \& \dots \ \& \ t_{k_2}^2 \in A_{k_2}^{21} \ \text{then } T_2 \in B_1^2 \ \text{VOR} \\
 & \dots \\
 & \text{if } t_1^p \in A_1^{p1} \ \& \ t_2^p \in A_2^{p1} \ \& \dots \ \& \ t_{k_p}^p \in A_{k_p}^{p1} \ \text{then } T_p \in B_1^p \ \text{with weighth } w_1 \\
 & \text{or} \\
 & \text{If } t_1^1 \in A_1^{12} \ \& \ t_2^1 \in A_2^{12} \ \& \dots \ \& \ t_{k_1}^1 \in A_{k_1}^{12} \ \text{then } T_1 \in B_2^1 \ \text{OR} \\
 & \text{if } t_1^2 \in A_1^{22} \ \& \ t_2^2 \in A_2^{22} \ \& \dots \ \& \ t_{k_2}^2 \in A_{k_2}^{22} \ \text{then } T_2 \in B_2^2 \ \text{OR} \\
 & \dots \\
 & \text{if } t_1^p \in A_1^{p2} \ \& \ t_2^p \in A_2^{p2} \ \& \dots \ \& \ t_{k_p}^p \in A_{k_p}^{p2} \ \text{then } T_p \in B_2^p \ \text{with weighth } w_2 \\
 & \text{or} \\
 & \dots \\
 & \text{or} \\
 & \text{If } t_1^1 \in A_1^{1m} \ \& \ t_2^1 \in A_2^{1m} \ \& \dots \ \& \ t_{k_1}^1 \in A_{k_1}^{1m} \ \text{then } T_1 \in B_m^1 \ \text{OR} \\
 & \text{if } t_1^2 \in A_1^{2m} \ \& \ t_2^2 \in A_2^{2m} \ \& \dots \ \& \ t_{k_2}^2 \in A_{k_2}^{2m} \ \text{then } T_2 \in B_m^2 \ \text{OR} \\
 & \dots \\
 & \text{if } t_1^p \in A_1^{pm} \ \& \ t_2^p \in A_2^{pm} \ \& \dots \ \& \ t_{k_p}^p \in A_{k_p}^{pm} \ \text{then } T_p \in B_m^p \ \text{with weighth } w_m.
 \end{aligned} \tag{3}$$

В выражении (3) t_i^j – время прохождения огнем i -го участка в j -варианте развития пожара, $i = \overline{1, k_p}$; k_q – количество участков распространение огня в q -варианте развития пожара, $q = \overline{1, p}$; A_i^{jk} – функция принадлежности определенная k -м экспертом для времени t_i^j , $k = \overline{1, m}$; T_q – время

прохождения огнем от точки (x_0, y_0) до точки (x, y) при q -м варианте развития пожара; B_k^q – функция принадлежности, определенная k -м экспертом для q -го варианта развития пожара.

Компетентность экспертов, выраженная в весовых коэффициентах их суждений, для ЛПР на момент проведения экспертизы и моделирования может быть неизвестна. Возможно, возникнет необходимость проверки компетентности и подтверждения или опровержения оценки ЛПР. Предположим, что априорная информация об уровне компетентности экспертов отсутствует. Тогда рационально воспользоваться процедурой ее определения, разработанной в статье [7]. Такая процедура базируется на аксиоме несмещенности [8], сущность которой заключается в том, что суждение большинства компетентно. Следствием из нее есть утверждение о том, что наиболее компетентным является тот эксперт, суждения которого максимально совпадают с суждениями других экспертов, т.е.

$$\gamma_{\max} = \max_k \gamma_k = \max_k \frac{\sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^m w_i \mu(\Omega_{ij}, \Omega_{ik})}{\sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^m \sum_{p>j}^m w_i \mu(\Omega_{ij}, \Omega_{ip})}, \quad (4)$$

где γ_k – компетентности экспертов, $k = \overline{1, m}$; w_i – весовые коэффициенты, указывающие на важность вопроса, $i = \overline{1, n}$; $\mu(\Omega_{ij}, \Omega_{ik})$ – мера близости ответов j -го и k -го экспертов на i -й вопрос.

Для определения меры близости суждений экспертов предложен алгоритм [7], базирующийся на их анкетировании, классификации вопросов анкеты в зависимости от типа ответов, соответствующих моделях и их композиции. Полученные значения компетентности экспертов используются в качестве исходных данных моделирования.

Заключения экспертов в форме (2)-(3) имеют неточный характер, выраженный значениями соответствующих параметров функций принадлежности. Их настройка и оптимизация являются необходимым условием получения математических моделей и дальнейшего использования в практических задачах. Рассмотрим методы получения параметров (2).

Без ограничения общности в качестве модели выберем нейросеть TSK (Takagi, Sugeno, Kang'a) [177]. Реализованная в ней система правил аналогична (2) и имеет вид:

$$\Pi_k : \text{если } (x_1 \in A_1^k \ \& \ x_2 \in A_2^k \ \& \ \dots \ \& \ x_n \in A_n^k), \text{ то } y = p_{ko} + \sum_{j=1}^n p_{kj} x_j, \quad (5)$$

где $k = \overline{1, m}$. Нейронная сеть, реализующая соответствующий вывод, изображена на рис.1.

В первом шаре нейронов выполняется фаззификация входных значений, т. е. для каждого значения каждой переменной и каждого значения терм-множества находят значения ФП $\mu_{A_j^k}(x_j)$, $k = \overline{1, m}$, $j = \overline{1, n}$. Количество нейронов второго шара соответствует количеству входов сети.

В них выполняется агрегация ФП отдельных переменных и для каждого правила рассчитывается

$$w^k = \min_{i=1, n} \{ \mu_{A_i^k}(x_i) \}, \quad k = \overline{1, m}.$$

В нейронах третьего шара рассчитываются, собственно, значения функций TSK, которые умножаются на

$$\text{выходы нейронов предыдущего шара, т.е. } g_i = w^i \cdot (p_{io} + \sum_{j=1}^n p_{ij} x_j).$$

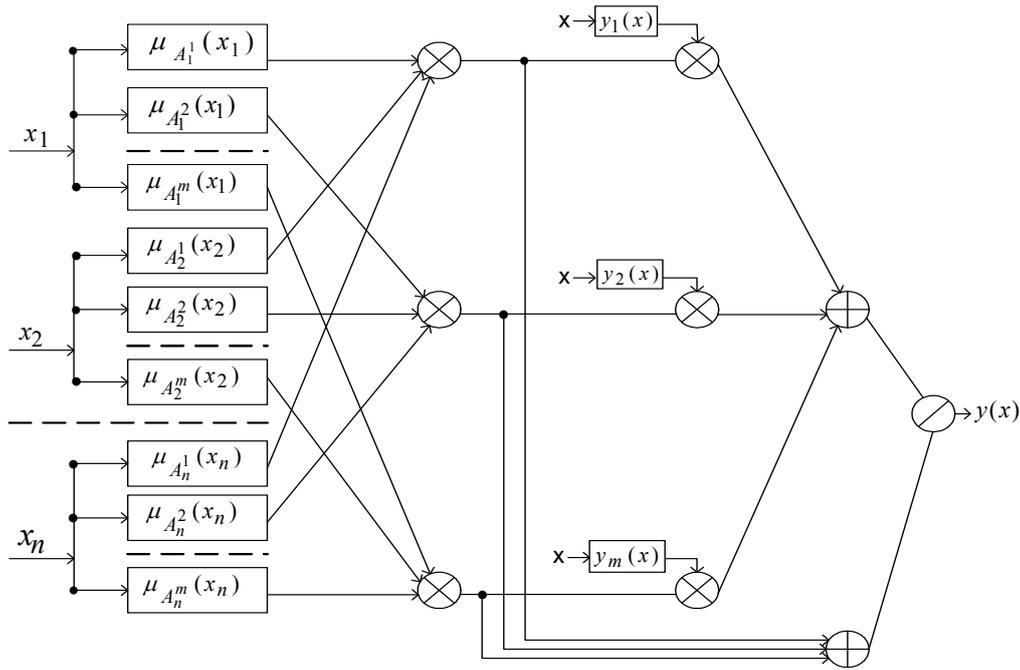


Рис. 1. Структура нечеткой нейронной сети TSK

Очевидно, что количество нейронов совпадает с количеством нейронов предыдущего слоя. Четвертый слой образуют два нейрона. В первом из них рассчитывается сумма $f_1 = \sum_{i=1}^n g_i$, во втором - $f_2 = \sum_{i=1}^n w^i$.

Результирующий единственный нейрон пятого слоя выполняет деление $Y = \frac{f_1}{f_2}$.

Общее выражение функционирования сети TSK есть таким:

$$y(x) = \frac{1}{\sum_{k=1}^m \prod_{j=1}^n \mu_{A_j^k}(x_j)} \cdot \sum_{k=1}^m (p_{k0} + \sum_{j=1}^n p_{kj} x_j) \cdot \prod_{j=1}^n \mu_{A_j^k}(x) \tag{6}$$

Предположим, что нечеткой нейросетью реализуется неизвестное отображение

$$T = F(X). \tag{7}$$

Существует учебная выборка $\{(x^1, t^1), \dots, (x^n, t^n)\}$. Заметим, что векторы $x^i, i = \overline{1, n}$, являются действительными. Целевая функция для k -го образа будет такой:

$$E_k = \frac{1}{2} (\hat{Z}^k(\gamma) - Z^k)^2, k = \overline{1, n}, \tag{8}$$

где $Z^k(\gamma)$ - рассчитанные значения выхода нейросети, Z^k - значения, заданные таблично. Обучение сети осуществляется по градиентному методу. Фаззификация входов нейросети осуществляется ФП

$$\mu_{A_i^j}(x_i) = \frac{1}{1 + e^{b_i^j(x_i - a_i^j)}}, i = \overline{1, n}, j = \overline{1, m},$$

где m - количество правил. Тогда вектор параметров нейросети, которые подлежат оптимизации, будет таким:

$$\gamma = (a_1^1, b_1^1, a_1^2, b_1^2, \dots, a_1^n, b_1^n, a_2^1, b_2^1, \dots, a_2^n, b_2^n, \dots, a_m^1, b_m^1, p_{10}, p_{11}, p_{12}, \dots, p_{1n}, \dots, p_{m0}, p_{m1}, p_{m2}, \dots, p_{mn}).$$

Приведем основные выражения для обучения модели TSK:

$$a_i^j(t+1) = a_i^j(t) - \eta \frac{\partial E_k}{\partial a_i^j(t)}, \quad k = \overline{1, p}, \quad p - \text{количество обучающих образов};$$

$$\frac{\partial E_k}{\partial a_i^j} = \frac{\partial E_k}{\partial \hat{Z}^k(\gamma)} \cdot \frac{\partial \hat{Z}^k(\gamma)}{\partial \mu_{A_i^j}(x_i)} \cdot \frac{\partial \mu_{A_i^j}(x_i)}{\partial a_i^j} = (\hat{Z}^k(\gamma) - Z^k) \cdot \left[\frac{1}{\sum_{j=1}^m \prod_{i=1}^n \mu_{A_i^j}(x_i)} \times \right. \\ \left. \times (p_{j0} + \sum_{i=1}^m p_{ji} x_i) \prod_{\substack{i=1 \\ i \neq j}}^n \mu_{A_i^j}(x_i) - \frac{\prod_{i=1}^n \mu_{A_i^j}(x_i)}{(\sum_{j=1}^m \prod_{i=1}^n \mu_{A_i^j}(x_i))^2} \cdot \sum_{j=1}^m (p_{j0} + \sum_{i=1}^m p_{ji} x_i) \cdot \prod_{i=1}^n \mu_{A_i^j}(x_i) \right] \frac{b_i^j \cdot e^{b_i^j(x_i - a_i^j)}}{(1 + e^{b_i^j(x_i - a_i^j)})^2};$$

$$b_i^j(t+1) = b_i^j(t) - \eta \frac{\partial E_k}{\partial b_i^j(t)}, \quad k = \overline{1, p}.$$

В этом случае выражение для вычисления производной отличается от предыдущего только последним множителем:

$$\frac{\partial \mu_{A_i^j}(x_i)}{\partial b_i^j} = \frac{(a_i^j - x_i) \cdot e^{b_i^j(x_i - a_i^j)}}{(1 + e^{b_i^j(x_i - a_i^j)})^2}.$$

Для совокупности параметров $p_{ij}, j = \overline{1, m}, i = \overline{0, n}$ коррекция осуществляется так:

$$p_{ij}(t+1) = p_{ij}(t) - \eta \frac{\partial E_k}{\partial p_{ij}},$$

$$\frac{\partial E_k}{\partial p_{ji}} = \frac{\partial E_k}{\partial \hat{Z}^k(\gamma)} \cdot \frac{\partial \hat{Z}^k(\gamma)}{\partial p_{ji}} = (\hat{Z}^k(\gamma) - Z^k) \cdot \frac{x_i \prod_{i=1}^n \mu_{A_i^j}(x_i)}{\sum_{j=1}^m \prod_{i=1}^n \mu_{A_i^j}(x_i)},$$

$$\frac{\partial E_k}{\partial p_{j0}} = (\hat{Z}^k(\gamma) - Z^k) \cdot \frac{\prod_{i=1}^n \mu_{A_i^j}(x_i)}{\sum_{j=1}^m \prod_{i=1}^n \mu_{A_i^j}(x_i)}.$$

Очевидно, что количество параметров в зависимости (6) является очень большим для адекватного и быстрого обучения нейросети. Существуют методы ускорения процесса обучения, базирующиеся на разделении совокупности параметров на две группы. Параметры первой группы вычисляются в результате решения системы уравнений или считаются постоянными величинами, параметры второй группы получают в процессе обучения нечеткой сети.

Известно, что эволюционное моделирование используется преимущественно для оптимизации дискретнозначных функций. Эволюционные методы имеют различия, но общим является наличие целевой функции или функции приспособленности. В нашей задаче такой функцией является сумма функций (8). Потенциальные решения представляют собой элементы вектора γ . Существуют два подхода к представлению потенциальных решений. В первом случае такие решения представляют как генотипы, т.е. соответствующие бинарные хромосомы, поскольку известно, что такое представление

обладает максимальной информационной насыщенностью. Второй подход базируется на фенотипическом представлении, при котором решения имеют десятичный вид. Для него характерно получение новых решений с использованием нормально распределенных смещений и без рекомбинаций.

Перспективы исследований

У нейросетевых моделей и эволюционных методов есть как преимущества, так и недостатки. В пользу эволюционного моделирования свидетельствует отсутствие требований к целевым функциям и предусмотренная внутри алгоритмов операция мутации, позволяющая минимизировать риск получения локальных оптимумов. Преимуществом нейросетевых технологий является определяемое алгоритмами монотонное стремление целевой функции к удовлетворительному значению. Эффективность использования той или другой технологии зависит от количества участков прохождения пожара, количества экспертов и процедуры использования обучающей и контрольной последовательностей.

На предыдущем шаге получены оценки параметров, использование и учет которых направлены на объективизацию субъективных суждений. Вместе с тем, проблема принятия оптимального или допустимого решения остается. Решение задачи идентификации времени пожара в случае учета продукционных правил (2) и дальнейшего принятия решений не представляет трудности, поскольку путь распространения идентифицирован, а время является некоторым средневзвешенным экспертным показателем.

Литература

1. Снитюк В.Е., Быченко А.А. Аспекты нечеткости при моделировании процессов распространения пожара на особо опасных объектах // АСУ и приборы автоматики. – 2006. – Вып. 134. – С.89-93.
2. Згуровский М.З. Сценарный анализ как системная методология предвидения // Системные исследования и информационные технологии. – 2002. – № 1. – С. 7-38.
3. Згуровский М.З. Интегрированные системы оптимального управления и проектирования. – К.: Выща школа, 1990. – 351 с.
4. Круглов В.В. Нечеткая логика и искусственные нейронные сети. – М.: Физматлит, 2001. – 224 с.
5. Джарратано Д., Райли Г. Экспертные системы: Принципы разработки и программирования. – М.: "И.Д. Вильямс", 2007. – 1152 с.
6. Рассел С., Норвиг П. Искусственный интеллект: Современный подход. – М.: "Вильямс", 2005. – 1424 с.
7. Снитюк В.Е., Рифат Мохаммед Али. Модели и методы определения компетентности экспертов на базе аксиомы несмещенности // Черкаси: Вісник ЧІТІ. – 2000. – № 4. – С. 121-126.
8. Матвеевский С.Ф. Основы системного проектирования комплексов летательных аппаратов. – М.: Машиностроение, 1987. – 240 с.

Информация об авторах

Александр Джулай – нач. факультета пожарно-профилактической деятельности, Академия пожарной безопасности имени Героев Чернобыля, ул. Оноприенко, 8, Черкассы, Украина; e-mail: djulaj@ukr.net

Артем Быченко – доцент кафедры автоматических систем безопасности, Академия пожарной безопасности имени Героев Чернобыля; ул. Оноприенко, 8, Черкассы, Украина; e-mail: bichenko@ukr.net