

УДК 519.816

*А.А. Быченко*Академия пожарной безопасности имени Героев Чернобыля, г. Черкассы, Украина
bichenko@ukr.net

Объективизация процессов принятия решений в пожаротушении на базе нечеткой логики и нейро-нечетких сетей

Рассмотрены элементы технологии объективизации процессов принятия решений при пожаротушении особо опасных объектов. 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 к все более высокой норме 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.

Целью данной работы является разработка элементов технологии решения задач определения возможного времени достижения огнем особо опасного объекта, расчет наиболее вероятного маршрута движения огня, что позволит объективизировать субъективные процессы принятия решений.

Предваряя дальнейшее изложение, заметим, что моделирование процессов развития пожаров на предприятиях с особо опасными объектами имеет уникальный характер, определяемый их особенностями. Поэтому для каждого предприятия необходимо осуществлять разработки моделей и осуществлять моделирование отдельно. Естественно, такой процесс является достаточно ресурсозатратным, однако убытки от пожаров многократно превышают стоимость разработок, интегрированных в информационно-аналитические системы.

Рассмотрим некоторую упрощенную систему предприятия (рис. 1).

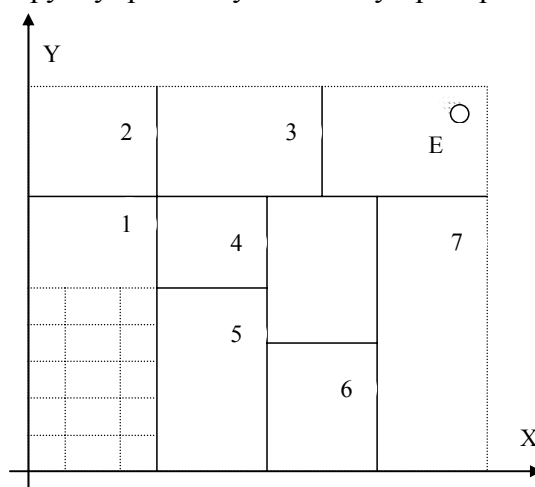


Рисунок 1 – Схема предприятия с особо опасным объектом

Пусть эксперты считают, что точка, в которой возник пожар, известна (с некоторой степенью достоверности) и необходимо определить время достижения огнем точки E, где и находится особо опасный объект. Достаточно точно определить координаты точки A не представляется возможным и эксперты указывают ее с помощью функций принадлежности (одна – для координаты x точки A, другая – для координаты y). Предположим, что помещение, в котором возник пожар известно (помещение 1 на рис. 1). Для повышения точности расчетов и локализации места возгорания разобьем его на прямоугольники, что следует из архитектурных особенностей и находящегося там оборудования. Прямоугольники нумеруем.

Пусть известно, что пожар возник в k -м помещении, $k \in \{1, 2, \dots, n\}$. Экспертные заключения имеют вид:

$$\begin{aligned}
 & \text{Если } x \in B_1 \ \& \ y \in C_1, \ \text{то } t \in D_1, \\
 & \text{иначе, если } x \in B_2 \ \& \ y \in C_2, \ \text{то } t \in D_2, \\
 & \dots\dots\dots \\
 & \text{иначе, если } x \in B_m \ \& \ y \in C_m, \ \text{то } t \in D_m,
 \end{aligned}
 \tag{1}$$

где B_i, C_i, D_i – нечеткие множества с функциями принадлежности $\mu_{B_i}, \mu_{C_i}, \mu_{D_i}$, $i = \overline{1, m}$, m – количество экспертов.

Сугено. Используем для ее обучения обычный алгоритм обратного распространения ошибки с методом наименьших квадратов, который необходим для поиска значений параметров консеквента.

Какие преимущества предоставляет обученная нейронная сеть ANFIS? Во-первых, она позволяет настроить параметры функций принадлежности и объективизировать таким образом субъективные предпосылки. Во-вторых, для обучения ANFIS используется критерий внешнего дополнения – минимум значения среднеквадратической ошибки на точках контрольной последовательности, что позволяет повысить точность идентификации времени распространения огня. И, в-третьих, задав входные данные, можно получить время достижения огнем особо опасного объекта практически из любой точки предприятия.

Рассмотрим результаты экспериментальной верификации предложенных методов. Для определения времени достижения огнем особо опасного объекта при условии, что пожар начался в первом помещении в области, определяемой ограничениями – $x \in [10, 20]$ и $y \in [10, 20]$, были выбраны восемь экспертов. Каждый из них выразил уверенность, что пожар начался в точке, координаты которой определяются с помощью гауссовской функции принадлежности. Средние значения и среднеквадратические отклонения, являющиеся параметрами такой функции, приведены в табл. 1.

Таблица 1 – Значения параметров функций принадлежности

№ эксперта	x		y		t	
	m	σ	m	σ	m	σ
1	12	1	14	2	50	4
2	15	2	13	1	46	4
3	13	1	18	1	48	1
4	17	3	16	2	49	3
5	18	1	15	3	52	2
6	15	2	14	2	51	3
7	14	2	12	1	51	2
8	13	2	15	3	49	2

В результате моделирования с использованием нечеткого логического вывода Мамдани получена поверхность, изображенная на рис. 2. Она позволяет определить время распространения пожара до особо опасного объекта из любой точки рассматриваемой области.

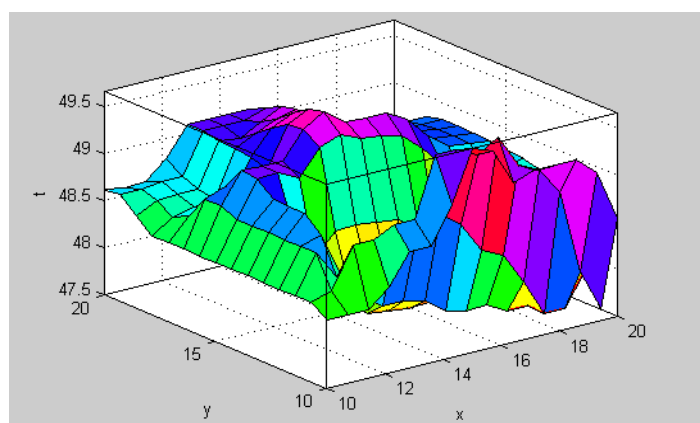


Рисунок 2 – Результаты нечеткой идентификации

Вторая задача заключалась в определении времени распространения огня до особо опасного объекта в случае, если эксперты предполагают возможные пути развития пожара и высказывают допущения о времени продвижения огня через каждое помещение

на пути к точке Е. При этом эксперты ориентированы на нормативные значения, которые представимы в виде числовых интервалов. Для исследования выбраны 8 экспертов, каждый из них указал наиболее вероятный предполагаемый маршрут распространения пожара и параметры функций принадлежности (гауссовской) для времен пожара в отдельных помещениях (табл. 2).

Таблица 2 – Значения параметров функции принадлежности для нечеткого вывода Сугено

№ эксперта	t ₁		t ₂		t ₃		t ₄		t ₅		t ₆		t ₇		t ₈		
	m	σ	m	σ	m	σ	m	σ	m	σ	m	σ	m	σ	m	σ	
1	50	4	30	3	42	5											
2	46	4			46	4	28	3									
3	48	2					26	4					13	2			
4	47	3					27	3	32	4			17	3			
5	49	4					29	5					16	2	15	3	
6	52	3							30	3	10	2	15	3	12	2	
7	51	4							28	4	12	3	17	2			
8	50	4							29	3	14	2	16	3	14	2	

Продукционные правила, соответствующие данным в табл. 2, будут такими:

$$\begin{aligned}
 & \text{Если } t_1 \in B_1^1 \& t_2 \in B_2^1 \& t_3 \in B_3^1, \text{ то } t = t_1 + t_2 + t_3, \\
 & \text{иначе, если } t_1 \in B_1^2 \& t_3 \in B_3^2 \& t_4 \in B_4^2, \text{ то } t = t_1 + t_3 + t_4, \\
 & \dots\dots\dots
 \end{aligned}
 \tag{3}$$

$$\text{иначе, если } t_1 \in B_1^8 \& t_5 \in B_5^8 \& t_6 \in B_6^8 \& t_7 \in B_7^8 \& t_8 \in B_8^8, \text{ то } t = t_1 + t_5 + t_6 + t_7 + t_8.$$

На рис. 3 приведены все функции принадлежности и промежуточные результаты, соответствующие процедуре получения результата нечеткого логического вывода Сугено. Наиболее возможное значение показано тонкой вертикальной линией на нижнем правом рисунке.

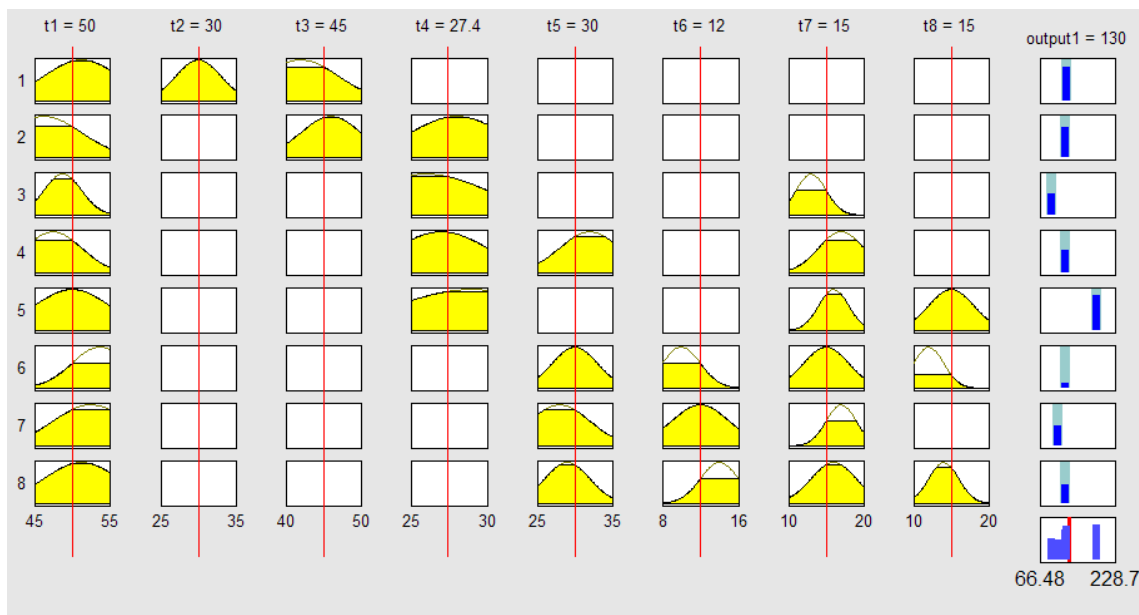


Рисунок 3 – Функции принадлежности и результат логического вывода Сугено

Решая третью задачу, выполнялась оптимизация значений параметров функций принадлежности. Для проведения экспериментальной верификации предложенной процедуры выбраны результаты заключений 30 экспертов. Заметим, что в этом случае маршрут распространения огня задан и включает четыре помещения. Структура ANFIS приведена на рис. 4.

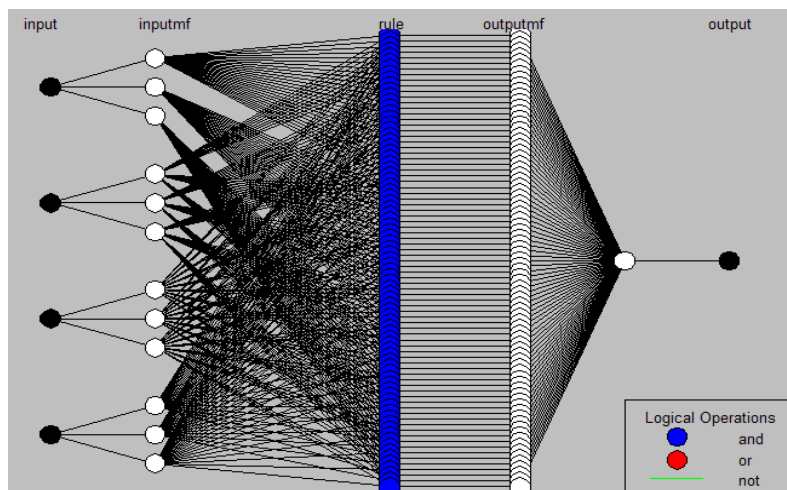


Рисунок 4 – Структура сети ANFIS

Для обучения нейро-нечеткой сети генеральная совокупность разделена на учебную и контрольную выборки. В первую выборку вошло 25 образов, во вторую – 5. Был использован обычный алгоритм обратного распространения ошибки и определено 100 итераций.

Для сравнительного анализа выбрана обычная прямосвязная двухшаровая нейронная сеть с алгоритмом Левенберга-Марквардта. В скрытом слое насчитывалось 15 нейронов и аналогично указано 100 итераций.

Время обучения и нейро-нечеткой сети, и обычной нейронной сети оказалось примерно одинаковым. Значение ошибки на точках учебной последовательности для сети ANFIS составило 0,155 (рис. 5). Среднеквадратическая ошибка на точках контрольной последовательности – 7,9955.

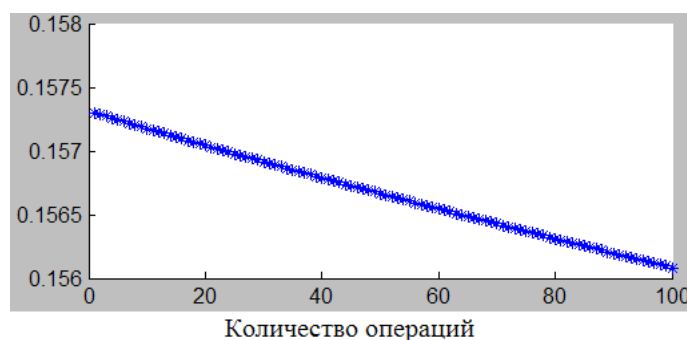


Рисунок 5 – Ошибка на тренировочной последовательности

Для нейронной сети с алгоритмом обратного распространения ошибки значение среднеквадратической ошибки на точках учебной последовательности равно 14,28, на контрольных точках – 58,24 (рис. 6). Таким образом, можно сделать вывод о том, что в результате функционирования нейро-нечеткой сети ANFIS получаем результаты с ошибками на порядок меньше, чем при использовании для аппроксимации обычной прямосвязной нейронной сети.

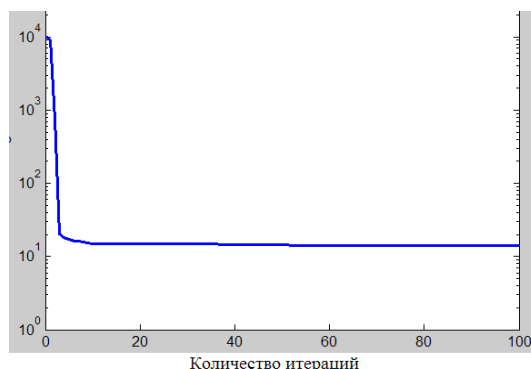


Рисунок 6 – Ошибка на тренировочной последовательности

Выводы

В статье рассмотрены задачи определения времени достижения пожаром особо опасного объекта. Очевидно, что рассмотренными тремя задачами не ограничивается весь круг возможных релевантных постановок задач. Рассмотренные и решенные в статье задачи с помощью нечеткой логики и нейро-нечетких сетей являются наиболее простыми. Дальнейшие исследования будут заключаться в сведении к единому выводу и объективизации суждений многих экспертов, возможно с противоречивыми утверждениями.

В конечном итоге результатом данного направления должна стать информационно-аналитическая система, работающая в пассивном и активном режимах. В активном режиме система начинает работать при поступлении звонка о пожаре. Достаточно ввести координаты точки возникновения возгорания и система рассчитает время достижения огнем особо опасного объекта и его наиболее возможный маршрут. Такая информация будет еще одним и достаточно важным фактором при принятии решений. Подчеркнем роль нейро-нечетких сетей как адаптивного инструментария решения задач идентификации.

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. Згуровський М.З. Сценарний аналіз як системна методологія передбачення // Системні дослідження та інформаційні технології. – 2002. – № 1. – С. 7-38.
3. Снитюк В., Быченко А. Эволюционное моделирование процесса распространения пожара // In Proceedings of the XIII Int. Conf. «Knowledge – Dialogue – Solution». – Varna. – 2007. – P. 247-254.
4. Jang J.-S. R. ANFIS: Adaptive-Network-based Fuzzy Inference System // IEEE Trans. Systems&Cybernetics. – 1993. – Vol. 23. – P. 665-685.

А.О. Биченко

Об'єктивізація процесів прийняття рішень у пожежогасінні на базі нечіткої логіки та нейро-нечітких мереж

Розглянуті елементи технології об'єктивізації процесів прийняття рішень під час пожежогасіння особливо небезпечних об'єктів. Інформаційна невизначеність і критичні умови обумовлюють раціональність використання методів теорії нечітких систем та нейро-нечітких систем для ідентифікації часу розвитку пожежі і досягнення нею особливо небезпечних об'єктів.

А.А. Виченко

Objectification of Decision-making Processes in Extinguishing Based on Fuzzi Logic and Neuro-Fuzzy Nets

The elements of objectification technology for decision-making processes in extinguishing on the especially dangerous objects are considered. Information uncertainty and critical terms have motivated the fuzzy sets theory and neuro-fuzzy systems application as rational for identification of time of fire development and achievement by it especially dangerous objects.

Статья поступила в редакцию 05.08.2008.