

Шаптала В.Г., д-р техн. наук, проф.
Радоуцкий В.Ю., канд. техн. наук, проф.,
Ветрова Ю.В., канд. техн. наук, доц.,

Белгородский государственный технологический университет им. В.Г. Шухова

РАЗРАБОТКА ЭКСПЕРТНЫХ СИСТЕМ ПО ПРОГНОЗИРОВАНИЮ ЧРЕЗВЫЧАЙНЫХ СИТУАЦИЙ

zchs@intbel.ru

Прогноз и предупреждения чрезвычайных ситуаций в настоящее время осуществляется в значительной мере на основе плохо формализуемых и вообще не формализуемых знаний, которые являются результатом многолетних наблюдений, опыта работы и интуиции специалистов.

В статье рассматриваются вопросы применения нейросетевых технологий для разработки экспертных систем, для решения задач моделирования и предсказания (прогнозирования) опасных событий.

Ключевые слова: эксперт, моделирование, знания, нейронные сети, активационная функция, персептрон.

Введение. Знания, которыми обладает специалист, работающий в любой предметной области, можно разделить на формализуемые и плохо формализуемые [1]. Формализуемые знания излагаются в пособиях, справочниках, руководствах, нормативных документах в виде определений, положений, таблиц, формул, алгоритмов и т.д.

Неформализуемые знания в виду их нечеткости, субъективности, приблизительности и вообще невербальности, как правило, на носителях не фиксируются, но в неявном виде безусловно используются при принятии решений.

Прогноз и предупреждение ЧС в настоящее время осуществляется в значительной мере на основе плохо формализуемых и вообще неформализуемых знаний, которые являются резуль-

татом многолетних наблюдений, опыта работы и интуиции

специалистов [2]. В этих условиях важным инструментом решения задач моделирования и предсказания опасных событий являются экспертные системы [3].

Основная часть. Экспертные системы представляют собой сложные программные комплексы собирающие, обрабатывающие и обобщающие плохо формализуемые знания специалистов – экспертов и предоставляющие их менее подготовленным пользователям. Блок-схема типичной экспертной системы приведена на рис. 1.

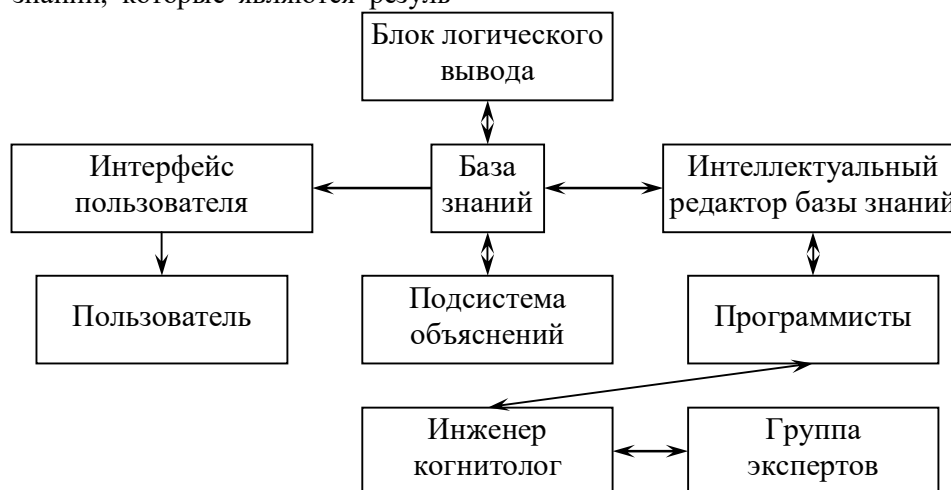


Рис. 1. Блок-схема типичной экспертной системы

В состав экспертной системы по прогнозированию ЧС должны входить следующие связанные между собой модули [4]:

– база знаний – совокупность основных знаний в области моделирования и прогнозирования ЧС;

– интеллектуальный редактор базы знаний – программа, позволяющая инженеру-когнитологу и программистам создавать, дополнять и корректировать базу знаний в диалоговом режиме;

– интерфейс пользователя – комплекс программ, поддерживающих диалог пользователя с

экспертной системой в режимах ввода исходной информации и получения результатов;

– блок логического вывода – программа, моделирующая ход рассуждений экспертов;

– подсистема объяснений – программа, иллюстрирующая ход получения того или иного решения или рекомендации.

Экспертная система должна разрабатываться четырьмя взаимодействующими группами специалистов: эксперты; инженеры-когнитологи, специализирующиеся в области создания баз знаний; программисты; пользователи [5].

Экспертная система может работать в двух режимах: приобретения знаний и решения задач, разработки рекомендаций, консультаций.

Наполнение и актуализация базы знаний происходит в результате работы группы экспертов. В настоящее время применяются несколько схем наиболее эффективного использования экспертного знания, в том числе и с применением нейронных сетей.

Разновидностью экспертных систем являются экспертные советы, применяемые для принятия решений по тем или иным вопросам безопасности. Особенностью и достоинством экспертных советов является то, что в них группа профессионалов, каждый из которых обладает опытом и знаниями в своей узкой области, вместе принимают решения в таких сложных ситуациях, анализ которых отдельному специалисту недоступен.

В экспертных советах решение, как правило, принимается большинством голосов, при этом голос каждого эксперта равнозначен. Однако, по отдельным вопросам компетентность экспертов в силу особенностей индивидуального опыта и узкой специализации, будет различной. Отсюда следует необходимость для повышения эффективности работы экспертного совета в целом учитывать компетентность каждого специалиста, участвующего в голосовании. Каких-либо методов оценки компетентности экспертов априори, т.е. до голосований не существует. Однако, такие оценки можно получить по мере работы совета сравнивая результаты голосований экспертов с достоверностью выработанных советом прогнозов. Это дает возможность в результате анализа серии экспертиз ранжировать экспертов и учитывать в будущем их мнения с различными весами.

Одним из методов автоматизации таких оценок и организации процедуры «настройки» экспертного совета являются нейронные сети [6].

Рассмотрим однослойную нейронную сеть прямого распространения [7].

На входы сети, число которых равно нечетному числу экспертов n , подаются их голоса: 1 – «за», 0 – «против». Сеть имеет один выход, выдающий исход голосования: 1 – «принято», 0 – «отклонено». После того, как соответствие принятого советом решения реальности становится известным (прогнозируемое событие произошло или не произошло), происходит корректировка весовых коэффициентов сети.

Результат голосования экспертов представим входным вектором x :

$$x = (x_1, x_2, \dots, x_n),$$

$$\text{где: } x_i = \begin{cases} 1 - \text{"За"}; \\ 0 - \text{"Против"} \end{cases}$$

Предположим, что выполнена серия из m экспертиз. Тогда работу экспертного совета можно охарактеризовать множеством векторов $x^{(k)}$, $k = 1, \dots, m$. Решения совета, принятые большинством голосов, можно представить в виде вектора прогноза $p_{эс}$:

$$p_{эс} = (p^{(1)}, p^{(2)}, \dots, p^{(m)}),$$

где

$$p^{(k)} = \begin{cases} 1, \text{ если } v^{(k)} \geq \frac{n+1}{2}; \\ 0, \text{ если } v^{(k)} < \frac{n+1}{2}, \end{cases}$$

$v^{(k)} = \sum_{i=1}^n x_i^{(k)}$ – количество голосов «за» при голосовании в k -ой экспертизе.

Действительная реализация прогнозируемых событий отображается вектором d :

$$d = (d^{(1)}, d^{(2)}, \dots, d^{(m)}),$$

где

$$d^{(k)} = \begin{cases} 1, \text{ если событие произошло}; \\ 0, \text{ если событие не произошло}. \end{cases}$$

Среднеквадратичная ошибка прогноза совета вычисляется по формуле:

$$\sigma_{эс} = \frac{1}{m} \sum_{k=1}^m (d^{(k)} - p^{(k)})^2.$$

Ответ нейронной сети на входной вектор $x^{(k)}$ обозначим $y^{(k)}$.

Множество пар $(x^{(k)}; d^{(k)})$ образуют обучающую выборку.

Рассмотрим простейший алгоритм обучения нейронной сети, моделирующей работу экспертного совета [8].

На каждой итерации, соответствующей очередной экспертизе, вычисляется разница между индикатором наступления реального события $d^{(k)}$ и ответом нейронной сети $y^{(k)}$: $\varepsilon^{(k)} = d^{(k)} - y^{(k)}$, а затем выполняется корректировка весовых коэффициентов и порога срабатыва-

ния нейрона. При этом могут возникнуть следующие ситуации:

– если ответ сети правильный, т.е. $\varepsilon = 0$, то весовые коэффициенты входов $w_i^{(k)}$ и пороговое значение нейрона $\theta^{(k)}$ остаются без изменения;

– если ответ сети неправильный и равен нулю ($\varepsilon > 0$), то веса активных входов увеличиваются, например, на величину $\varepsilon x_i^{(k)}$, а порог срабатывания нейрона уменьшается, например на величину ε ;

– если ответ сети неправильный и равен единице ($\varepsilon < 0$), то веса входов уменьшаются, а порог нейрона увеличивается.

В итоге получается следующий алгоритм:

1. $S^{(k)} = \sum_{i=1}^n w_i^{(k)} x_i^{(k)}$;
2. $y_k = \begin{cases} 1, & \text{если } S^{(k)} \geq \theta_k; \\ 0, & \text{если } S^{(k)} < \theta_k; \end{cases}$
3. $\varepsilon^{(k)} = d^{(k)} - y^{(k)}$;
4. Если $\varepsilon^{(k)} = 0$, то перейти на шаг 1;
5. $w_i^{(k+1)} = w_i^{(k)} + r\varepsilon^{(k)} x_i^{(k)}$;
6. $\theta^{(k+1)} = \theta^{(k)} + r\varepsilon^{(k)}$;

где r – коэффициент скорости обучения;

6. Перейти к шагу 1 или закончить процесс обучения.

Рассмотренный выше алгоритм можно усовершенствовать, если вместо ступенчатой использовать непрерывные функции активации нейронов, например, функцию гиперболического тангенса или сигмоидную функцию:

$$y = \frac{1}{1 + \exp(-bS)},$$

где b – коэффициент, определяющий наклон графика сигмоидной функции в т. (0; 0,5) (рис. 2):

$$\operatorname{tg} \alpha = y'(0) = \frac{b}{4}.$$

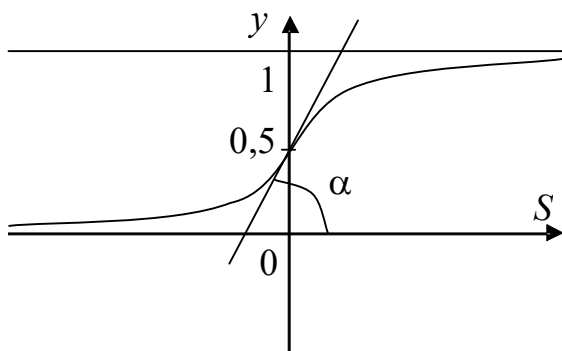


Рис.

2. К определению наклона графика активационной функции

Величина коэффициента b подбирается в процессе обучения сети.

Целью процесса обучения сети является минимизация среднего квадратического отклонения выходных ответов сети от требуемых (реальных) значений:

$$\sigma_c = \frac{1}{m} \sum_{k=1}^m (d^{(k)} - y^{(k)})^2.$$

Обучение сети ведется по следующим итерационным соотношениям:

$$S^{(t)} = \sum_{i=1}^n w_i^{(t)} x_i^{(t)};$$

$$z^{(t)} = \frac{1}{1 + e^{-bS^{(t)}}};$$

$$w_i^{(t+1)} = w_i^{(t)} + \Delta w_i^{(t)};$$

$$\Delta w_i^{(t)} = r(d^{(t)} - z^{(t)})z^{(t)}(1 - z^{(t)})x_i^{(t)}.$$

Начальные значения весовых коэффициентов задаются одинаковыми для всех экспертов. Параметры обучения b и r подбираются опытным путем.

В режиме принятия решения ответ обученной сети рассчитывается следующим образом:

$$S^{(k)} = \sum_{i=1}^n w_i x_i^{(k)};$$

$$z^{(k)} = \frac{1}{1 + e^{-bS^{(k)}}};$$

$$y^{(k)} = \begin{cases} 1, & z^{(k)} \geq \theta; \\ 0, & z^{(k)} < \theta, \end{cases}$$

где θ – порог срабатывания нейрона, величина которого определяется условием «взвешенного» большинства:

$$\theta = \frac{1}{1 + e^{-bV}};$$

$$V = \frac{\left(\sum_{i=1}^n w_i \right)}{2}.$$

Вывод. Расчеты показывают, что возможности однослойных персептронов с сигмоидной активационной функцией при моделировании работы экспертных советов весьма ограничены.

Более эффективно применение многослойных персептронов с набором активационных функций.

БИБЛИОГРАФИЧЕСКИЙ СПИСОК

1. Новиков А.М. Об аспектах и уровнях развития профессиональной культуры специалиста. М.: Академия. 2005. 54 с.
2. Акимов В.А., Новиков А.М., Радаев Н.Н. Природные и техногенные чрезвычайные ситуации: опасности, угрозы, риски. М.: ФИД «Деловой экспресс», 2010. 343 с.

3. Шаптала В.Г., Радоуцкий В.Ю., Шаптала В.В. Основы моделирования чрезвычайных ситуаций. Белгород: Изд-во БГТУ. 2010. 166 с.

4. Шаптала В.Г., Радоуцкий В.Ю., Шаптала В.В. Применение нейросетевых технологий для прогнозирования чрезвычайных ситуаций // Вестник Белгородского государственного технологического университета им. В.Г. Шухова. 2011. №2. С. 152-155.

5. Корноушенко Е.К., Максимов В.И. Нелинейные когнитивные модели для решения задач в слабоструктурированных системах // III Международная конференция по проблемам управления. М.: ЦПУ РАН. 1999. С. 232-234.

6. Шаптала В.Г., Радоуцкий В.Ю., Шаптала В.В. Применение нейронных сетей для прогнозирования количества пострадавших в высших учебных заведениях при чрезвычайных ситуациях техногенного характера // Вестник Белгородского государственного технологического университета им. В.Г. Шухова. 2011. №3. С. 152-155.

7. Медведев С.В., Потемкин В.Г. Нейронные сети. М.: Диалог – МИФИ. 2002. с.

Назаров А.В., Лоскутов А.И. Нейросетевые алгоритмы прогнозирования и оптимизации систем. СПб: Наука и техника.

Radoutskiy V.Y., Shaptala V.G., Vetrova Y.V.

DEVELOPMENT OF EXPERT SYSTEMS ON FORECASTING OF EMERGENCY SITUATIONS

The forecast and preventions of emergency situations is carried out considerably now on the basis of badly formalizable and not formalizable knowledge which are result of long-term supervision, experience and intuition of experts.

In article questions of application of neural network technologies for development of expert systems, for the solution of problems of modeling and a prediction (forecasting) of dangerous events are considered.

Key words: expert, modeling, knowledge, neuronnet, activation function, perseptron.