

ИНФОРМАЦИОННЫЕ ТЕХНОЛОГИИ

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

Белгородский государственный технологический университет им. В.Г. Шухова

ПРИМЕНЕНИЕ НЕЙРОСЕТЕВЫХ ТЕХНОЛОГИЙ ДЛЯ ПРОГНОЗИРОВАНИЯ ЧРЕЗВЫЧАЙНЫХ СИТУАЦИЙ

zchs@intbel.ru

Приведен анализ экспертных систем по прогнозированию чрезвычайных ситуаций и разработаны методы автоматизации работы таких систем с помощью нейронных сетей.

Ключевые слова: эксперт, экспертные системы, экспертный совет, чрезвычайная ситуация, нейронная сеть, алгоритм.

Знания, которыми обладает специалист, работающий в любой предметной области, можно разделить на формализуемые и плохо формализуемые. 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 [1].

Прогноз и предупреждение ЧС в настоящее время осуществляется в значительной мере на

основе плохо формализуемых и вообще неформализуемых знаний, которые являются результатом многолетних наблюдений, опыта работы и интуиции специалистов. В этих условиях важным инструментом решения задач моделирования и предсказания опасных событий являются экспертные системы.

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 рисунке 1.

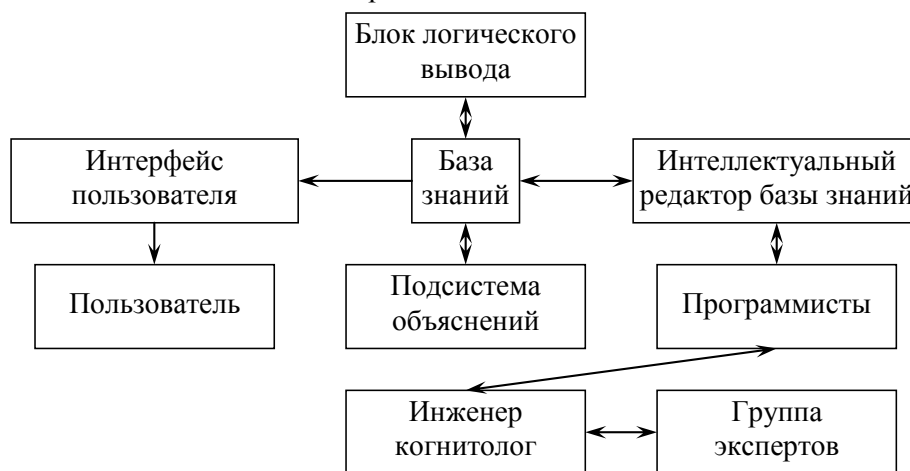


Рисунок 1. Блок-схема типичной экспертной системы

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

– 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 регионе;

– 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.

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 [2].

Рассмотрим однослойную нейронную сеть прямого распространения.

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 $p_{эс}$:

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

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

$$v^{(k)} = \sum_{i=1}^n x_i^{(k)} - \text{количество голосов «за»}$$

при голосовании в k -ой экспертизе.

Действительная реализация прогнозируемых событий отображается вектором d :

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

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

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.

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 срабатывания 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;
 $w_i^{(k+1)} = w_i^{(k)} + r\varepsilon^{(k)} x_i$;
5. $\theta^{(k+1)} = \theta^{(k)} + r\varepsilon^{(k)}$;

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):

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

Величина коэффициента b подбирается в процессе обучения сети.

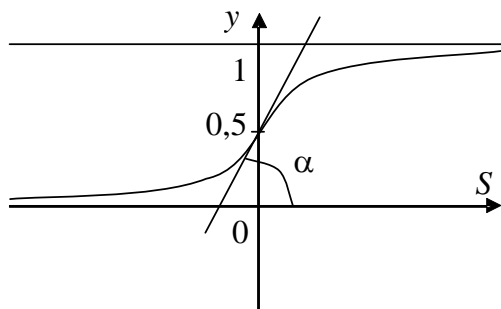


Рисунок 2. К определению наклона графика активационной функции

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:

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

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

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 [3].

БИБЛИОГРАФИЧЕСКИЙ СПИСОК

1. Ясницкий, Л. Н. Введение в искусственный интеллект [Текст] / Л. Н. Ясницкий. – М.: «Академия», 2005. – 176 с.
2. Методическое обеспечение стенда комплексной системы научного мониторинга и прогнозирования природных рисков чрезвычайных ситуаций: отчет по НИР. – М.: ИПМ им. М.В. Кельдыша РАН, 2007. – 50 с.
3. Головкин, В. А. Нейроинтеллект: Теория и применения. Книга 1. Организация и обучение нейронных сетей с прямыми и обратными связями [Текст] / В. А. Головкин. – Брест: БПИ, 1999. – 260 с.