

ИНТЕЛЛЕКТУАЛЬНЫЙ ПОДХОД В РЕШЕНИИ СТАТИСТИЧЕСКИХ ЗАДАЧ В СОЦИАЛЬНО-ЭКОНОМИЧЕСКОЙ СФЕРЕ ДЕЯТЕЛЬНОСТИ

Ч.Ф. Ахатова, А.С. Катасёв,
Казанский национальный исследовательский
технический университет им. А.Н. Туполева-КАИ,
Россия, г. Казань

Ключевые слова: *экспертная система, база знаний, нечеткая нейронная сеть, гибридный алгоритм обучения.*

В последние годы в социальной и экономической областях деятельности происходит комплексный пересмотр системы учета и статистики, вызванный необходимостью повышения возможностей получения объективной и достоверной информации о состоянии сложных социально-экономических объектов [6]. С одной стороны, это объясняется необходимостью обработки больших объемов информации, накапливаемой в современных хранилищах данных, а с другой – неопределенностью, возникающей по причине сложности объектов, наличия помех и зашумленности, а также плохой формализуемости данных.

Широкое применение для решения задач в условиях нечеткости получили нейронечеткие модели [2, 8, 9]. Как правило, для их обучения предлагается использовать алгоритм обратного распространения ошибки, основанный на методе градиентного спуска. Однако он обладает двумя недостатками: длительность процесса обучения и сложность нахождения оптимального решения.

Поскольку задача обучения нейронечеткой модели относится к классу оптимизационных задач, для ее решения могут быть применены генетические алгоритмы. Однако, для обучения нейронных сетей генетические алгоритмы в чистом виде, как правило, не применяют [3]. В практике разработки интеллектуальных систем имеется тенденция использования гибридных моделей. Применительно к обучению нечетких нейронных сетей и настройке параметров их функций принадлежности генетические алгоритмы необходимо использовать наряду с традиционными методами оптимизации.

В данной работе решается задача разработки эффективного алгоритма обучения нечеткой нейронной сети, используемой как инструмент эксперта в составе мягкой экспертной системы для формирования ее базы знаний [1, 5]. Рассмотрим нейронечеткую модель формирования базы знаний [4] (см. рис.1).

В первом слое нечеткой нейронной сети содержится множество входных нейронов, выполняющих функцию распределения входных сигналов. В втором слое сети содержится множество А-нейронов, которые задают условия в правиле « $P = \tilde{A}_i$ ». Выход А-нейронов равен значениям функций принадлежности \tilde{A}_i (степень срабатывания условий) при соответствующих значениях входных

нейронов. Третий слой содержит множество И-нейронов, задающих antecedent правила и определяющих степень срабатывания условной части соответствующего правила. Четвертый слой сети состоит из множества RT-нейронов, на выходе которых вычисляются произведения оценок R и T для каждого правила. На пятом слое содержится множество А-нейронов, вычисляющих комплексную оценку достоверности решения C каждого из относящихся к ним правил (как произведение значений соответствующих степеней срабатывания условных частей правил на совокупные веса условных частей правил, а также на достоверности правил) и формируют на выходе максимальные значения оценок. В шестом слое содержится выходной нейрон, формирующий значение выхода сети $p_{\delta} = A$, соответствующее А-нейрону с максимальной C .

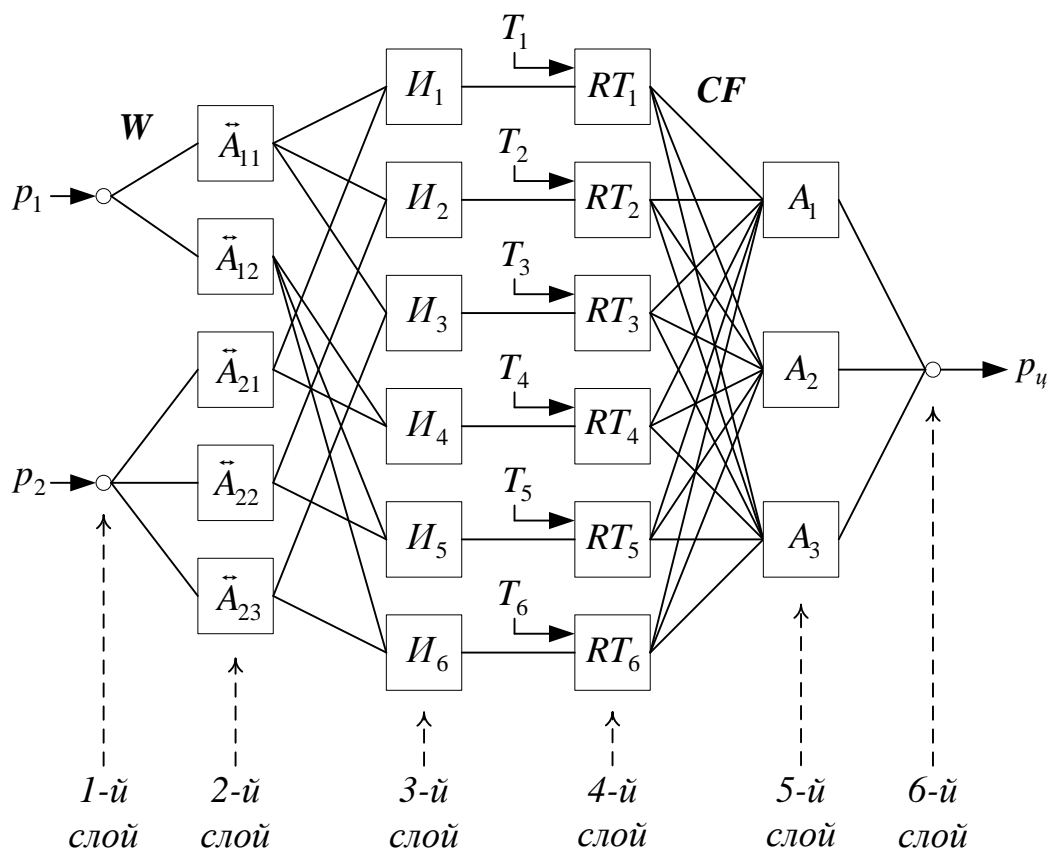


Рис. 1. Структура нечеткой нейронной сети

Для получения системы правил, формирующих базу знаний экспертной системы, необходимо произвести обучение нечеткой нейронной сети. Рассмотрим этапы работы разработанного алгоритма обучения [7].

1. Задается значение коэффициента скорости обучения $\alpha \in (0,1]$.
2. Задается начальное значение счетчика неправильно классифицированных входных образов $res=0$.
3. На вход сети подается образ из обучающей выборки объема N .
 - 4.1. Вычисляется выход сети для заданного входного образа.
 - 4.2. Если выход совпадает со значением целевого параметра во входном образе, то происходит переход к шагу 3 алгоритма.
 - 4.3. Увеличивается значение res на 1.

4.4. Выбираются два отличительных A -нейрона, у которых требуется изменение выходной активности.

4.5. Определяются \tilde{A}_k -нейроны, соответствующие выбранным A -нейронам.

4.6. Вычисляется ошибка выхода E_k каждого \tilde{A}_k -нейрона.

4.7. Для минимизации E_k производится настройка вектора параметров функции принадлежности каждого \tilde{A}_k -нейрона по формуле:

$$par(t+1) = par(t) - \alpha \frac{\partial E_A}{\partial par}.$$

где par – вектор параметров ФП $\mu_{\tilde{A}_k}(p_k) = f(par)$;

t – шаг обучения; $\alpha \in (0,1]$ – коэффициент скорости обучения;

$$E_k = \frac{(d - \mu_{\tilde{A}_k}(p_k^*))^2}{2} - \text{ошибка выхода } \tilde{A}_k \text{-нейрона};$$

4.8. Пересчитываются с учетом изменившихся значений параметров функции принадлежности \tilde{A}_k -нейронов значения достоверностей правил CF :

$$CF = \frac{N_R}{N},$$

где N_R – число шаблонов правила $Rule$ в данных; N – число случаев со значением целевого параметра $p_{\ddot{o}}^*$;

а также весов условий в правилах $w = \frac{n}{N}$,

где n – число случаев, когда данное условие реализовывалось в правилах со значением целевого параметра $p_{\ddot{o}}^*$.

5. Вычисляется ошибка нейронечеткой модели $E = \frac{res}{N}$.

6. Если $E > 0$, то происходит переход на шаг 2 алгоритма и производится обучение до тех пор, пока ошибка E не станет равной нулю или в течение определенного числа циклов обучения ошибка модели не будет уменьшаться (критическое число циклов «холостого» обучения определяется экспериментально).

Таким образом, в результате обучения нечеткой нейронной сети на множестве обучающих выборок происходит параметрическая адаптация нейронечеткой модели к имеющимся данным – формируется совокупность систем нечетко-продукционных правил с известными значениями параметров функций принадлежности в правилах, весов условий и достоверности каждого правила.

Литература

1. Катасёв А.С., Ахатова Ч.Ф. Гибридная нейронечеткая модель интеллектуального анализа данных для формирования баз знаний мягких экспертных диагностических систем // Наука и образование: электронное научно-техническое издание. – 2012. – № 12. – С. 34.

2. Ахатова Ч.Ф. Применение интеллектуальных подходов в решении управленческих задач в области авиации / Поиск эффективных решений в процессе создания и реализации научных разработок в российской авиационной и ракетно-космической промышленности: Международная научно-практическая конференция, 5–8 августа 2014 г.: сборник докладов. Том II. – Казань: Изд-во Казан. гос. техн. ун-та, 2014. – С. 364–367.

3. Ярушкина, Н.Г. Основы теории нечётких и гибридных систем: учеб. пособие / Н.Г. Ярушкина. – М.: Финансы и статистика, 2004. – 320 с.: ил.

4. Катасёв А.С. Математическое обеспечение и программный комплекс формирования нечетко-продукционных баз знаний для экспертных диагностических систем // Фундаментальные исследования. 2013. № 10-9. С. 1922–1927.

5. Катасёв А.С., Ахатова Ч.Ф. Симбиоз методов искусственного интеллекта при обнаружении нелинейных зависимостей в базах данных // Информатика, вычислительная техника и инженерное образование, № 2, 2010

6. Курс социально-экономической статистики: учебник для вузов / Под ред. проф. М.Г. Назарова. – М.: Финстатинформ, ЮНИТИ-ДАНА, 2000. – 771 с.

7. Катасёв А.С., Ахатова Ч.Ф. Нейронечеткая система обнаружения продукционных зависимостей в базах данных // Программные продукты и системы. – 2011. – № 3. – С. 6.

8. Катасёв А.С., Кривилёв М.А., Подольская М.А. Нейронечеткая модель формирования базы знаний для диагностики заболеваний // Вестник Казанского государственного технического университета им. А.Н. Туполева. – 2007. – № 4. – С. 61–64.

9. Катасёв А.С., Катасёва Д.В., Кирпичников А.П., Семёнов Я.Е. Спам-фильтрация электронных почтовых сообщений на основе нейросетевой и нейронечеткой моделей // Вестник Казанского технологического университета. – 2015. – Т. 18. № 15. – С. 217–220.