DOI: 10.17117/na.2016.11.02.319

<http://ucom.ru/doc/na.2016.11.02.319.pdf>

Поступила (Received): 02.11.2016

Зубкова Л.Н.
Алгоритм Ванга-Менделя в построении
нечетких продукционных правил

Zubkova L.N.
Algorithm Wang-Mendel in the generating of fuzzy production rules

В статье описывается алгоритм Ванга-Менделя для генерации нечетких продукционных правил, формирующих базу знаний системы нечеткого вывода

Ключевые слова: база знаний, нечеткое продукционное правило

The article describes an algorithm Wang-Mendel for the generation of fuzzy production rules that form the knowledge base of fuzzy inference system

Key words: knowledge base, fuzzy production rule

Зубкова Лариса Николаевна

Кандидат педагогических наук, доцент
Орловский государственный университет им. И.С.
Тургенева
г. Орел, ул. Комсомольская, 95

Zubkova Larisa Nikolaevna

Candidate of Pedagogic Sciences, Associate Professor
Orel state university named I.S. Turgenev
Orel, Komsomolskaya st., 95

На сегодняшний день активно развивающейся областью является создание баз знаний и их применение в науке, технике, экономике. Базы знаний составляют основу экспертных систем при подготовке управленческих решений. В экспертной системе, представляющей интеллектуальную компьютерную программу, используются знания и процедуры логического вывода для решения разнообразных практических задачах, связанных с планированием, прогнозированием, анализом, контролем и регулированием. В отличие от программного кода в экспертной системе структура управления должна приспосабливаться к входным данным. Схема взаимодействия экспертной системы и пользователя представлена на рисунке 1.

Формирование базы знаний – одна из важнейших задач при создании экспертной системы. Как правило, база знаний представляется в виде набора продукционных правил, который может быть как фиксированным, так и модифицироваться при поступлении новой информации в систему. Поступающая информация может быть количественной, если, например, она получена с измерительных датчиков, или качественной (лингвистической), если получена от экспертов.

Для выработки правил применяются различные методы и алгоритмы, в том числе на основе технологий искусственного интеллекта. Одной из интеллектуальных парадигм, вошедших в технологии искусственного интеллекта, представляющего инструмент математического обеспечения интеллектуальных

информационных систем, являются нечеткий логический вывод и нечеткая база знаний.

Рис. 1. Схема взаимодействия пользователя с экспертной системой

Нечеткая база знаний содержит продукционные правила вида:

Π_i : Если x_1 есть A_{i1} и ...и x_m есть A_{im} , то y_1 есть B_{i1} и...и y_p есть B_{ip} ,

где A_{ij} и B_{il} – функции принадлежности нечетких множеств, описывающих входы и выходы системы нечеткого логического вывода.

Рассмотрим алгоритм формирования нечетких продукционных правил базы знаний, предложенный Вангом и Менделем [2], а также его отдельные модификации [1], для системы с двумя входными и одной выходной переменными в случае обучающей выборки экспериментальных данных, состоящей из примеров вида $(x_1^{(k)}, x_2^{(k)}, y^{(k)}), k = 1, \dots, N$.

Шаг 1. Разбиение пространства входных и выходных переменных на области. При этом полагают, что известны или могут быть определены из экспериментальных данных минимальное и максимальное значения каждого входа и выхода: $x_1 \in [x_1^-, x_1^+], x_2 \in [x_2^-, x_2^+], y \in [y^-, y^+]$, где $x_i^- = \min(x_i)$, $x_i^+ = \max(x_i)$.

Число и размер областей для каждой переменной подбирается индивидуально. Пусть в нашем случае число отрезков для $[x_1^-, x_1^+]$ равно трем, для $[x_2^-, x_2^+]$ – пяти, для $[y^-, y^+]$ – трем. В каждой области задается функция принадлежности, например, треугольного или гауссова вида, с вершиной в центре отрезка. Для входа x_1 и выхода y определены нечеткие множества с лингвистическими значениями S-малый, M-средний, L-большой, для входа x_2 – S-малый, SM – ниже среднего, ML – выше среднего, L – большой.

Шаг 2. Формирование начальной базы знаний.

Алгоритм допускает разные подходы к построению начальной базы знаний. Один подход предполагает генерацию множества правил, исходя из возможных сочетаний нечетких высказываний в предпосылках и заключениях правил. Тогда максимальное число правил в базе определится как $Q = q_1 \times q_2 \times \dots \times q_m \times s_1 \times s_2 \times \dots \times s_p$, q_j – число заданных функций принадлежности для j -ой переменной входа, s_l – число заданных функций принадлежности для

l -ой переменной выхода. В нашем случае $Q = 3 \times 4 \times 3 = 36$. Этот подход рекомендуется при небольшом числе переменных.

Другой подход к формированию начальной базы правил предполагает, что изначально каждому обучающему примеру из выборки ставится в соответствие отдельное правило, в котором переменным входа и выхода ставятся в соответствие те нечеткие множества, степени принадлежности к которым у соответствующих значений переменных из этого примера максимальны. Этот подход рекомендуется при небольшом числе примеров в обучающей выборке.

Шаг 3. Определение рейтингов правил.

Подсчет рейтинга каждого правила выполняется для оптимизации набора правил на основе эмпирических гипотез или путем адаптации к имеющимся экспериментальным данным. Сформированная на основе экспериментальных данных база правил может оказаться избыточной или противоречивой.

Каждый пример предъявляется приведенным правилам, и для каждого правила подсчитывается его рейтинг R_i по следующей формуле:

$$R_i = \sum_{k=1}^N \alpha_{i1}^k \alpha_{i2}^k \dots \alpha_{im}^k \beta_{i1}^k \beta_{i2}^k \dots \beta_{ip}^k, \text{ где } \alpha_{ij}^k = A_{ij}(x_j^{(k)}), \beta_{il}^k = B_{il}(y_l^{(k)}),$$

A_{ij} и B_{il} – соответствующие функции принадлежности.

Для нашего случая двух входов и одного выхода: $R_i = \sum_{k=1}^N \alpha_{i1}^k \alpha_{i2}^k \beta_{i1}^k$.

Шаг 4. Сокращение числа правил.

Из базы исключаются правила с наименьшими значениями рейтинга, и в первую очередь по группам правил, имеющих одинаковые посылки и разные заключения. Оставшиеся правила формируют итоговую базу правил.

Шаг 5. Адаптация параметров функций принадлежности посылок и заключений правил, оставленных в базе.

Например, в случае треугольных функций принадлежности настраиваются значения мод.

Фактически на этом этапе осуществляется параметрическая оптимизация конечного набора правил, что является отдельной задачей, решаемой с использованием нечеткой нейронной продукционной сети. Такая сеть для каждого примера из обучающей выборки определяет значение выходной переменной, вычисляет функцию ошибки для всех примеров обучающей выборки и минимизирует ее, подстраивая параметры функций принадлежности в посылках и заключениях нечетких продукционных правил. При этом могут использоваться как градиентные методы, так и генетические алгоритмы.

Список используемых источников:

1. Борисов В.В., Круглов В.В., Федюлов А.С. Нечеткие модели и сети. М.: Телеком, 2007. 284 с.
2. Wang L.X., Mendel J.M. Generating Fuzzy Rules by Learning from Examples, IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, November/December 1992, vol.22, nr 6, s. 1414-1427.