

# ИСКУССТВЕННЫЙ ИНТЕЛЛЕКТ И ЭКСПЕРТНЫЕ СИСТЕМЫ

1996 год

Выпуск 157

УДК 519.95

## АЛГОРИТМЫ РЕДАКТИРОВАНИЯ БАЗЫ ЗНАНИЙ

(алгоритмы семейства ЗКВ)

Н.Г.Загорушко

### В в е д е н и е

При наполнении информационной базы экспертных систем знаниями, имеющими форму логических конъюнкций типа "Если..., То...", очень часто возникают и накапливаются разного рода неблагоприятия, которые могут привести к ухудшению качества экспертной системы или даже к ее полной непригодности. Такая ситуация особенно характерна в том случае, когда используются знания нескольких экспертов.

В Базе Знаний (БЗ) можно, например, увидеть пробелы в отдельных знаниях: эксперт высказался о ряде характеристик изучаемого объекта, но, в отличие от других экспертов, не высказал своего мнения о некоторой интересующей нас характеристике. Было бы желательно иметь средства для автоматического предсказания значения пропущенной характеристики.

По вине эксперта, либо по чисто техническим причинам (сбой аппаратуры, ошибка при вводе и пр.) в БЗ иногда возникают грубые ошибки в значении некоторого предиката. Хорошо было бы иметь метод автоматического обнаружения таких грубых ошибок и получения прогноза об истинном значении данного предиката.

\* ) Работа поддержана Грантом МИНВУЗ'а РФ.

Наконец, часто обнаруживается, что мнения разных экспертов об одном и том же факте либо слегка не совпадают, либо даже диаметрально противоположны. Было бы желательно своевременно обнаруживать такие противоречия и сообщать о них администратору БЗ для принятия мер по устранению противоречий.

В данной работе описываются методы редактирования Базы Знаний (алгоритмы семейства ZKB), предназначенные для решения описанных выше задач. Основные идеи, на которых построены алгоритмы этого семейства, аналогичны идеям, которые были использованы при построении алгоритмов редактирования Базы Данных (алгоритмы семейства ZET). Отличия вызваны тем, что здесь требуется обрабатывать информацию, задаваемую не числами, а распределениями числовых значений.

Эксперт высказывает свое знание о характеристиках некоторого объекта или явления, например, в такой форме:

"Если  $(X_1 = 3 + 6) \& (X_4) > 7$ , То  $(Y = 1617)$ ".

Переменные в этом выражении указывают не одно значение каждой характеристики, а некоторый диапазон вероятных значений. Так, предикат  $X_1$  по мнению эксперта с вероятностью, равной 0,25, может принимать одно из четырех значений: 3, 4, 5 или 6. Вероятность всех остальных значений  $X_1$  равна 0. Зная, что предикат  $X_4$  может принимать значения в диапазоне от 0 до 10, мнение эксперта об этой характеристике можно интерпретировать так: с вероятностью  $1/3$   $X_4$  может быть равным только одному из трех значений: 8, 9 или 10. Целевой предикат  $Y$  при этих условиях может быть равным либо 16, либо 17.

Эксперт может высказать и более сложное суждение. Например, такое: " $X = \{(03)P = 0,4\} \& \{(45)P = 0,6\}$ ", что будет означать: характеристика  $X$ , возможные значения которой лежат в диапазоне, например, от 0 до 50, при наблюдаемых условиях принимает значения от 0 до 5, но

значения 0, 1, 2 и 3 могут встречаться с вероятностью 0,1, а значения 4 и 5 с вероятностью 0,3.

В общем случае будем считать, что при упоминании о каждой характеристике эксперт задает некоторое распределение вероятностей ее значений на всем диапазоне ее возможных значений. В отличие от задач Анализа Данных, при Анализе Знаний требуется предсказывать не одно конкретное значение характеристики, а распределение вероятностей ее значений (в простейшем случае — интервал равновероятных значений).

### §1. Заполнение пробелов в знаниях. (Алгоритм ZKB-F)

Прежде чем излагать алгоритм предсказания пропущенных элементов знания целесообразно напомнить основные принципы работы алгоритмов заполнения пробелов в таблицах данных — алгоритмов семейства ZET [1-3]. Исходные данные имеют вид таблицы типа "объект-свойство", строки в которой  $(1, 2, \dots, i, \dots, l, \dots, m)$  соответствуют  $m$  объектам  $a_i$ , а столбцы  $(1, 2, \dots, j, \dots, k, \dots, n)$  —  $n$  признакам или свойствам  $x_j$ . Предположим, что значение  $b_{ij}$ ;  $j$ -го признака  $i$ -го объекта нам не известно и мы хотим получить его прогнозное значение. Предсказания такого рода основываются на следующем ряде эвристических гипотез.

H1. Объекты, похожие по  $t$  свойствам, обычно похожи и по  $t + 1$ -му свойству.

H2. Эмпирические таблицы с реальными данными обычно содержат избыточность: в ней имеются объекты, похожие друг на друга, есть и признаки, зависящие друг от друга.

H3. Из всех видов имеющихся в таблице зависимостей достаточно использовать самые простые — линейные зависимости.

H4. Для предсказания значения конкретного элемента таблицы нецелесообразно использовать информацию всей таблицы. Лучше использовать специально выбранную часть таблицы, так называемую "компетентную" подматрицу.

После нормировки значений каждого столбца таблицы выбирается компетентная подматрица, в которую попадают  $r$  строк, наиболее похожих на строку  $i$ , и  $v$  столбцов, наиболее тесно связанных со столбцом  $j$ . Мерой близости строк может служить расстояние между ними в евклидовом пространстве признаков, а мерой связанности (зависимости) признаков — модуль коэффициента корреляции. Каждой  $l$ -й строке компетентной подматрицы приписывается вес  $L_{il}$ , пропорциональный ее компетентности, которая тем выше, чем меньше расстояние между  $i$ -й и  $l$ -й строками, и чем больше размерность признакового пространства, в котором определялось это расстояние. Точно также, компетентность  $L_{jk}$  каждого  $k$ -го столбца тем больше, чем больше его корреляция с  $j$ -м столбцом и чем больше строк участвовало в вычислении корреляции.

Далее строится  $r$  линейных регрессий между  $i$ -й строкой и всеми  $r$  компетентными строками. По каждой такой регрессии между  $i$ -й и  $l$ -й строками, зная значение элемента  $b_{lj}$  можно получить вариант предсказания значения пропущенного элемента —  $b(ijl)$ . Усреднение полученных вариантов с весами компетентности дает вариант, выработанный с участием всех  $r$  строк:

$$b^{\alpha}(ijl) = \sum_{l=1}^r b(ijl) * (L_{il})^{\alpha} / \Sigma(L_{il})^{\alpha}.$$

Показатель степени отражает отношение к коэффициентам компетентности. При  $\alpha = 0$   $L = 1$  и все подсказки считаются одинаково важными, а при больших  $\alpha$  учитываются только подсказки от самых компетентных строк. Значения  $\alpha$  выбираются для каждой заполняемой ячейки таблицы отдельно. Для этого все известные элементы  $i$ -й строки предсказываются с помощью этого же алгоритма при разных значениях  $\alpha$ . Сравнение истинных и предсказанных величин позволяет выбрать то значение  $\alpha$ , при котором ошибка предсказания была бы минимальной, а заодно и оценить ожидаемую ошибку предсказания неизвестного элемента.

Аналогичным образом определяется и вариант, полученный при усреднении подсказок  $b(ijk)$  от всех  $v$  столбцов с весом, равным компетентности  $L_{jk}$  этих столбцов:

$$b^*(ijk) = \sum_{k=1}^v b(ijk) * (L_{jk})^\alpha / (L_{jk})^\alpha.$$

Окончательный вариант предсказываемого значения получается, например, путем простого усреднения подсказок от строк и от столбцов:

$$b^*(ij) = \frac{b^*(ijl) + b^*(ijk)}{2}.$$

Теперь перейдем к описанию алгоритма ZKB-F, предназначенного для заполнения пробелов в высказываниях экспертов. Будем представлять себе набор знаний в БЗ в виде множества строк, каждая из которых представляет собой отдельное суждение эксперта (знание). Если поместить друг под другом суждения об одной и той же характеристике, то набор из  $m$  знаний, в которых упоминаются  $n$  характеристик, примет форму матрицы со строками  $S_i$ ,  $i = 1, 2, \dots, m$ , и столбцами  $X_j$ ,  $j = 1, 2, \dots, k, \dots, n$ .

Для выбора подмножества из  $r$  строк, обладающих наибольшей подкомпетентностью по отношению к  $i$ -й строке, будем использовать меру схожести строк друг на друга, вычисляемую через расстояние между знаниями [4,5]. Напомним, что расстояние между  $i$ -й и  $l$ -й строками определяется через расстояния по входящим в их состав одноименным характеристикам  $X_j$ . А эти расстояния определяются как расстояния между двумя распределениями вероятностей  $f(ij)$  и  $f(lj)$ , отражающими мнения  $i$ -го эксперта в строке  $S_i$  и  $l$ -го эксперта в строке  $S_l$ . Если некоторое распределение не задано, то мы считаем, что эксперт либо не имеет своего мнения об этой характеристике, либо считает, что она не влияет на целевую функцию. В том и другом случае мнение эксперта об этой характеристике можно представить в виде равномерного распределения вероятностей всех  $q$  значений. Такой

прием позволяет находить расстояние между знаниями с частично несовпадающими характеристиками.

Одновременно с оценкой расстояния между строками так же, как и в алгоритме ZET, определяется и компетентность  $L_{ij}$  строки  $S_i$  по отношению к строке  $S_j$ . Использование той же меры близости между распределениями позволяет выбрать  $v$  столбцов (характеристик), наиболее компетентных по отношению к  $j$ -му столбцу и оценить коэффициенты их компетентности  $L_{jk}$ ,  $k = 1, 2, \dots, j, \dots, v$ .

В результате из исходной Базы Знаний вырезается подмножество знаний о подмножестве изучаемых характеристик в виде матрицы размером  $r$  на  $v$ . Каждый элемент этой компетентной матрицы содержит распределение  $f(lk)$ , которое можно охарактеризовать значениями нескольких первых моментов. В самом простом случае можно использовать математические ожидания этих распределений  $M(lk)$ . В строке  $S_j$  мы получим серию значений  $M(jk)$ , а в строке  $S_i$  — серию  $M(ik)$ , что дает нам возможность построить линейную регрессию между этими сериями. Зная значение  $M(ij)$ , по этой регрессии определяем прогнозный вариант значения математического ожидания пропущенного элемента  $M^*(ijl)$ . Повторение описанной процедуры для всех  $r$  строк дает нам  $r$  вариантов прогноза, усреднение которых с весами их компетентности  $L(ij)$  дает нам вариант, предсказанный на основании зависимостей между строками:

$$M^*(ijl) = \sum_{i=1}^r M(ijl) * (L_{ii})^\alpha / \sum (L_{ii})^\alpha.$$

Аналогичным образом, используя зависимость между  $j$ -м и всеми  $v$  другими столбцами компетентной матрицы, мы получим вариант  $M^*(ijk)$ , а затем и окончательный прогнозный вариант

$$M^*(ij) = \frac{M^*(ijl) + M^*(ijk)}{2}.$$

Оценка ожидаемой ошибки прогноза делается так же, как и в алгоритме ZET.

Второй момент: дисперсию  $D_{ij}$  неизвестного распределения  $f(ij)$  можно получить, анализируя отношение средних значений дисперсий распределений в  $i$ -й и  $l$ -й строках. Если отношение этих дисперсий  $D_i/D_l = w$ , то величину неизвестной дисперсии можно принять равной  $D_{ij} = D_l * w$ . Если, как это чаще всего бывает, суждения экспертов о  $j$ -й характеристике  $l$ -го объекта описываются интервалом  $I_l$  на шкале возможных значений характеристики  $X_j$  с одинаковой вероятностью для каждого значения внутри этого интервала, то нужно вычислить средние значения интервалов в строках  $S_i$  и  $S_l$  и найти их отношение  $I_i/I_l = g$ , используя которое легко определить интервал значений для неизвестного распределения:  $I_{ij} = I_l * g$ .

## §2. Обнаружение грубых ошибок в Базе Знаний. (Алгоритм ZKB-M)

Алгоритм ZKB-M предназначен для автоматического обнаружения грубых ошибок в Базе Знаний. Он представляет собой модификацию описанного выше алгоритма ZKB-F заполнения пробелов в ВЗ.

Программа "закрывает" от себя известное значение  $f(ij)$  и предсказывает его с помощью алгоритма ZKB-F. Затем делается сравнение предсказанного значения  $f^*(ij)$  с тем  $f(ij)$ , которое указано в ВЗ. Если различие  $\rho$  оказалось меньше заданного порога  $\rho^*$ , значит больших отклонений от закономерностей данной ВЗ здесь нет и программа переходит к проверке следующего элемента ВЗ.

Если же выяснилось, что  $\rho > \rho^*$ , то программа выдает администратору ВЗ информацию об этом большом отклонении от ожидаемого значения. И администратор определяет, является ли это суждение уникальным, но обоснованным, или такая уникальность есть результат простой технической ошибки.

Способ автоматического обнаружения грубых ошибок существенно ускоряет процесс отладки Базы Знаний при создании экспертных систем.

### §3. Автоматическое обнаружений противоречий в БЗ. (Алгоритм ЗКВ-С)

Если в процессе наполнения БЗ участвует не один, а несколько экспертов, то нередко возникают противоречивые суждения об одном и том же объекте. Обозначим левую часть  $i$ -го знания, которая описывает условия "Если", через  $U$ , а правую часть, отражающую следствие, через  $G$ . Применяя алгоритм ЗКВ-М к целевому признаку  $Y_j$  в правой части знания  $S_i$ , мы можем обнаружить те следствия  $f(ij)$ , которые сильно отличаются от ожидаемых  $f^*(ij)$ . С помощью алгоритма ЗКВ-С определяются те знания, которые вносят в это отличие наибольший вклад. Для этого сравниваются расстояния  $R(U)_{ij}$  между левыми частями  $i$ -й и всех остальных  $l$ -х строк с расстояниями  $R(C)_{il}$  между правыми частями этих же строк. Наличие ситуации, когда  $R(U)_{ij}$  велико, а  $R(C)_{il}$  мало, не обязательно свидетельствует о противоречиях: одни и те же следствия могут вытекать из разных условий.

Если же из одинаковых условий проистекают сильно отличающиеся следствия, т.е. если  $R(U)_{ij}$  мало, а  $R(C)_{il}$  велико, то это, как правило, указывает на наличие неприемлемых для экспертной системы противоречий. Администратор БЗ должен обратить внимание экспертов на этот факт и добиться устранения обнаруженного противоречия.

Алгоритм ЗКВ-С при вводе каждого нового знания проверяет его непротиворечивость с ранее накопленными знаниями и помогает поддерживать Базу Знаний в хорошем рабочем состоянии.

#### Л и т е р а т у р а:

1. ЗАГОРУЙКО Н.Г., ЁЛКИНА В.Н., ТИМЕРКАЕВ В.С. Алгоритм заполнения пропусков в эмпирических таблицах (алгоритм ЗЕТ) // Эмпирическое предсказание и распознавание образов. - Новосибирск, 1975. - Вып. 61: Вычислительные системы. - С.3-27.

2. **Пакет прикладных программ ОТЭКС /Н.Г.Загоруйко, В.Н.Елкина, С.В.Емельянов, Г.С.Лбов. - М.: Финансы и статистика, 1986. - 160 с.**

3. **В.Н.ЕЛКИНА, Н.Г.ЗАГОРУЙКО. Блок анализа данных в экспертной системе ЭКСНА // Экспертные системы и анализ данных. - Новосибирск, 1991. - Вып. 144: Вычислительные системы. - С. 54-175.**

4. **Н.Г.ЗАГОРУЙКО, М.В.БУШУЕВ. Меры расстояния в пространстве знаний // Анализ данных в экспертных системах. - Новосибирск, 1986. - Вып. 117: Вычислительные системы. - С. 24-35.**

5. **Н.Г.ЗАГОРУЙКО. Анализ данных и анализ знаний // Анализ последовательностей и таблиц данных. - Новосибирск, 1994. - Вып. 150: Вычислительные системы. - С.3-17.**

Поступила в редакцию  
1 ноября 1996 года