ЭКСПЕРТНЫЕ СИСТЕМЫ И РАСПОЗНАВАНИЕ ОБРАЗОВ
(Вычислительные системы)
1988 год Выпуск 126

УДК 519.95:681.3.03

ДОВЕРИЕ К ИНФОРМАЦИИ И ЕЕ ИСТОЧНИКУ В ЭКСПЕРТНОЙ СИСТЕМЕ

Н.Г.Загоруйко

§1. Оценка компетентности источника

Базы данных и знаний экспертной системы могут пополняться информацией, получаемой из различных источников. Данные могут поступать от измерительных приборов или из протоколов ранее проведенных исследований. Знания (закономерности) могут быть получены от специалистов ("экспертов") или автоматически обнаружены в информационных массивах базы данных.

Каждый такой j-й источник обладает характерной для него "точностью", "объективностью","надежностью","компетентностью", с которыми связывается величина доверия α_j к получаемой от него информации f_j .

Компетентность источника может устанавливаться экспертным путем. Например, администратор системы назначает коэффициент доверия к j-му источнику равным величине α_j ,исходя из своих собственных представлений о компетентности этого источника или путем ее оценивания группой экспертов. Сюда же относятся и самооценки (каждый эксперт дает себе оценку α_j), и круговые оценки (эксперты дают оценки друг другу).

Если же j-й источник поставляет информацию в систему вместе с другими источниками и неоднократно, то коэффициент доверия к нему может быть определен автоматически путем сравнения информации, поступающей от него и от других источников.Разумеется, эксперт, мнение которого сильно отличается от мнения других экспертов, может оказаться ближе к истине, чем осталь - ное "большинство". Но еще чаще такой эксперт-одиночка оказывается либо менее компетентным, чем группа экспертов в среднем, либо даже "злоумышленником", намеренно искажающим истину.

Введем понятие "опорный факт" f_{Σ}, в качестве которого будем принимать либо усредненное значение факта (данных, знаний), полученное от группы источников, либо один, но точно установленный факт. В дальнейшем будем исходить из такого предположения: чем чаще информация f_j, поступающая от j-го источника, совпадает с опорным фактом f_{Σ}, тем доверие к j-му источнику α_j выше. И наоборот, большие и частые отклонения f_j от f_{Σ} должны приводить к понижению α_j.

Пусть ρ_j^i будет расстоянием между фактом f_j^i и опорным фактом f_{Σ}^i, которое обнаружено в i-й итерации измерения или экспертного оценивания. Здесь ρ_j^i меняется в диапазоне от 0 (если f_j^i совпадает с f_{Σ}^i) до 1 (если f_j^i максимально отличается от f_{Σ}^i). Определение расстояния между числовыми характеристиками f_j^i и f_{Σ}^i в нормированном евклидовом пространстве труда не составляет.Для измерения расстояния между величинами, измеренными в шкале порядка и шкале наименований, можно воспользоваться методом, описанным в [1], а для оценки меры соответствия или несоответствия между двумя знаниями - методом из [2].

Доверие к j-му источнику после i-й итерации будем считать равным $\alpha_j^i = \alpha_j^{i-1} + \varphi(\rho_j^i)$.

Введем некоторый "порог терпения" ρ_0 : если $\rho_j^i < \rho_0$, то будем считать, что j-й источник компетентен, и повышать доверие к нему, а если $\rho_j^i > \rho_0$, то отнесем j-й источник к некомпетентным и снизим его коэффициент доверия.Для край-

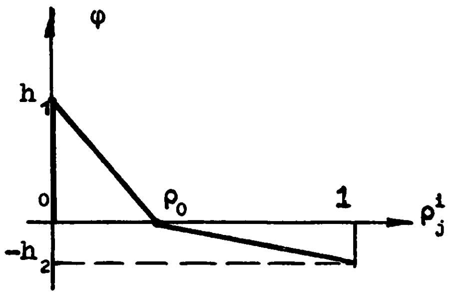

Рис. 1

них ситуаций определим максимальное "поощрение" h_1 и "наказание" h_2 : если $\rho_j^i = 0$, то повысим доверие на величину h_1 ,а если $\rho_j^i = 1$, то уменьшим доверие к источнику на величину h_2 . При $\rho_j^i = \rho_0$ значение α_j^i остается прежним. Следовательно, поправка $\varphi(\rho_j^i)$ есть монотонная функция от ρ_j^i , принимающая максимальное положительное значение h_1 в точке $\rho_j^i = 0$, максимальное отрицательное значение $-h_2$ в точке $\rho_j^i = 1$ и проходящая через нуль в точке $\rho_j^i = \rho_0$. Примем ее для простоты кусочно-линейной, как это показано на рис.1.

Из сказанного ясно, что

$$\varphi(\rho_j^i) = (\rho_0 - \rho_j^i)\frac{h_1}{\rho_0}, \text{ если } \rho_j^i < \rho_0 ,$$

$$\varphi(\rho_j^i) = (\rho_0 - \rho_j^i)\frac{h_2}{1-\rho_0}, \text{ если } \rho_j^i > \rho_0 ,$$

$$\varphi(\rho_j^i) = 0, \text{ если } \rho_j^i = \rho_0 .$$

Условимся, что α_j может принимать значения в диапазоне от -1 до +1. Если $\alpha_j = 1$, то это значит, что источник заслуживает полного доверия. Если $\alpha_j = 0$, то источник доверия не заслуживает, он обычно выдает случайные данные. Если же

$\alpha_j = -1$,то источник обладает высокой компетентностью,всегда знает точное значение факта, но специально максимально искажает его. По отношению к нему справедливо правило: "слушай, что говорит источник, и делай наоборот".

Если нет других оснований, то в начальный момент доверие ко всем источникам можно считать одинаковым и равным $\alpha^0 = 0,5$. Чтобы доверие к источнику выросло до +1, нужно, чтобы он выдал факт f_j^i равным f_Σ^i не менее $0,5/h_1$ раз.Точно так же для полной потери доверия источник должен максимально ошибиться не менее $0,5/h_2$ раз подряд, а чтобы стало ясно, что он умышленно искажает информацию, большая ошибка должна появляться еще чаще.

Чтобы наглядно представить себе влияние величин h_1, h_2 и ρ_0 на процесс определения компетентности источника, был проведен следующий машинный эксперимент*). Имитировалась работа группы из n экспертов, которые оценивали значение характеристики f некоторого набора из m объектов. В качестве опорного факта для i-го объекта использовалась средняя величина f_Σ^i оценок $\hat{f}_j^i$ с учетом компетентности экспертов, вычисленной по предыдущим экспертизам $(i-1)$ объектов:

$$f_\Sigma^i = \frac{\sum\limits_{j=1}^{n} \hat{f}_j^i \cdot |\alpha_j^{i-1}|}{\sum\limits_{j=1}^{n} |\alpha_j^{i-1}|} . \qquad (1)$$

Здесь $\hat{f}_j^i = f_j^i$ для "добросовестных" источников, т.е. тех, у которых $\alpha_j^{i-1} \geq 0$, и $\hat{f}_j^i = \max[(f_{max}^i - f_j^i),(f_j^i - f_{min}^i)]$ - для "злоумышленников", имеющих $\alpha_j^{i-1} < 0$.

---

*) Автор благодарит П.В.Шульца и В.Б.Берикова за помощь в проведении эксперимента.

В эксперименте число экспертов n изменялось от 3 до 10, а число объектов m было равным 10. Истинное значение f^i было равным 10,а диапазон возможных значений f ограничивался величиной от $f_{min} = 0$ до $f_{max} = 20$.

Эксперт №1 был "идеальным" экспертом, f_1^i всегда было равным f_Σ^i. Второй эксперт мог измерять f^i с ошибкой $\frac{\pm 1}{n-1} \cdot f^i$, третий - с ошибкой $\frac{\pm 2}{n-1} \cdot f^i$ и т.д. до n-го эксперта, который мог допустить максимальную ошибку $\pm 100\% \cdot f^i$. Величина ошибки вырабатывалась датчиком случайных чисел с равномерным распределением в диапазоне от 0 до 1.

Была проведена серия экспериментов с разными значениями ρ_0 и h: $\rho_0 = 0,1$; $0,25$; $0,5$; $h_1 = h_2 = 0,2$; $0,3$; $0,5$; $0,8$; $1,0$. Как и следовало ожидать, при $\rho_0 < 0,25$ большая часть ошибок превышает ρ_0 и α_j для всех j быстро уменьшается до 0. (Отрицательные значения α_j в эксперименте не рассматривались, предполагалось, что "злоумышленников" среди экспертов не было.)

В табл. 1 приводятся результаты экспериментов при $n = 3$ и 10, $\rho_0 = 0,25$ и $h = 0,5$.

Здесь $\hat{f}_\Sigma^i$ - среднее значение оценок, полученных от n экспертов без учета их компетентности; δ и $\hat{\delta}$ - величины отклонения (в %) f_Σ^i и $\hat{f}_\Sigma^i$ от истинного значения f^i соответственно. Величины α_j к 10-му шагу оказались равными

для $n = 3$: 1,00; 0,56; 0,00;

для $n = 10$: 1,00; 0,93; 0,71; 0,56; 0,53; 0,36; 0,00; 0,00; 0,00; 0,00.

Из этих данных видно, что алгоритм успешно разобрался в степени компетентности каждого из экспертов.

Таблица 1

№	$n = 3$; $h = 0,5$				$n = 10$; $h = 0,5$			
	f^i_Σ	$\hat{f}^i_\Sigma$	$\delta\%$	$\hat{\delta}\%$	f^i_Σ	$\hat{f}^i_\Sigma$	$\delta\%$	$\hat{\delta}\%$
1	9,35	9,35	6,5	6,5	10,89	10,89	8,9	8,9
2	12,15	12,97	21,4	29,7	10,69	10,41	6,9	4,1
3	10,11	10,52	1,0	5,2	10,08	9,99	0,8	0,1
4	10,31	8,15	3,1	18,5	9,06	9,61	9,4	3,8
5	8,78	6,83	12,2	31,7	10,31	9,29	3,1	7,1
6	10,44	8,52	4,4	14,8	9,73	10,01	2,7	0,1
7	10,73	12,63	7,3	26,3	9,87	9,19	1,3	8,1
8	9,34	7,65	6,6	23,5	10,78	10,27	7,8	2,7
9	9,27	10,25	7,4	2,5	9,89	10,41	1,1	4,1
10	11,7	12,91	17	29,1	10,22	10,99	2,2	9,9

Средняя ошибка δ, полученная за первые 5 шагов оценивания (δ_{1-5}) и за вторые 5 шагов (δ_{6-10}), оказалась равной

для $n = 3$:

$$\delta_{1-5} = 8,86\%, \qquad \hat{\delta}_{1-5} = 18,32\%,$$
$$\delta_{6-10} = 6,54\%, \qquad \hat{\delta}_{6-10} = 19,24\%,$$

для $n = 10$:

$$\delta_{1-5} = 5,82\%, \qquad \hat{\delta}_{1-5} = 4,80\%$$
$$\delta_{6-10} = 3,02\%, \qquad \hat{\delta}_{6-10} = 4,98\%.$$

Видно, что учет компетентности экспертов с ростом числа шагов улучшает групповую оценку (δ).

§2. Влияние компетентности при различных количествах экспертов

Как видно из предыдущего эксперимента, с ростом числа источников информации роль их индивидуальной компетентности уменьшается. Для более полной проверки этого предположения был проведен эксперимент, в котором число экспертов (n) менялось в диапазоне от 1 до 100. При n экспертах определились значения f_Σ и $\hat{f}_\Sigma$, где

$$f_\Sigma = \frac{\sum_{j=1}^{n} f_j \alpha_j}{\sum_{j=1}^{n} \alpha_j}, \text{ а } \qquad \hat{f}_\Sigma = \frac{1}{n} \sum_{j=1}^{n} f_j .$$

Величины f_j и α_j задавались датчиками случайных чисел с равномерным распределением в диапазоне от 0 до 1.

Затем вычислялась величина

$$\Delta = \frac{|f_\Sigma - \hat{f}_\Sigma| \cdot 2}{f_\Sigma + \hat{f}_\Sigma} \cdot 100\%,$$

которая показывает различие в оценках средних величин, полученных с учетом f_Σ и без учета $\hat{f}_\Sigma$ компетентности источников.

Всего таких экспериментов при каждом числе источников n было проведено по сто. На рис.2 приводится функция $\Delta_{max} = \varphi(n)$, где Δ_{max} - максимальное значение Δ, обнаруженное в результате ста экспериментов.

Из этого графика видно, что если нас устраивает максимальная ошибка группового экспертного мнения $\leq 20\%$, то при числе экспертов $n \geq 30$ различия в их компетентности можно не учитывать. Разумеется, это не касается случая специально подобранной группы, в которой представлены только некомпетентные эксперты или преобладают эксперты - "злоумышленники".

Следует отметить, что полученные в данном эксперименте результаты относятся к случаю более сложному, чем при обычной экспертизе. Действительно, оценки каждого "эксперта" вырабаты-

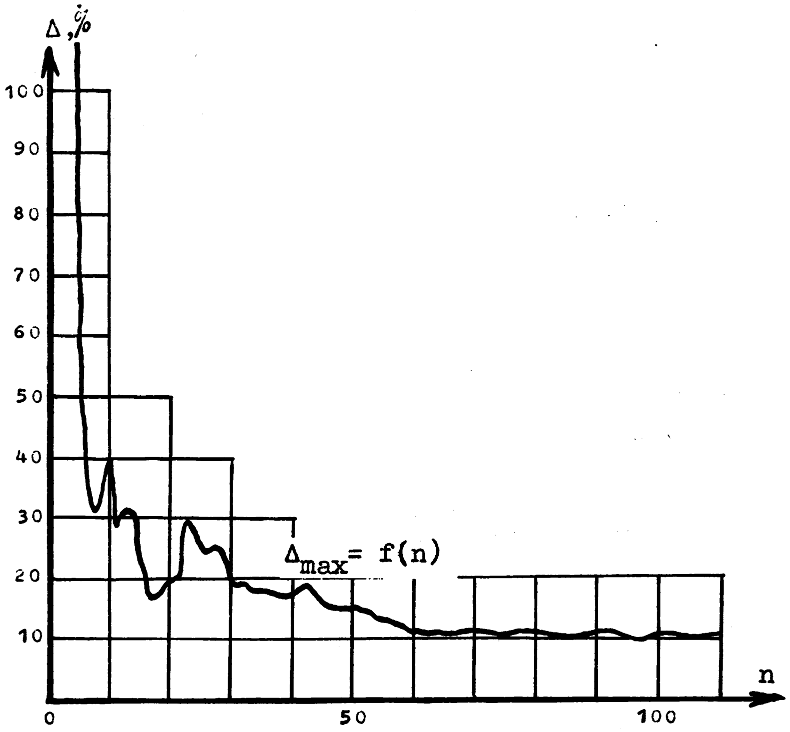

Рис. 2

вались датчиком случайных чисел. Ближе к реальной ситуации находятся результаты эксперимента, описанного в предыдущем параграфе: там лишь один эксперт давал чисто случайные оценки, оценки остальных экспертов к f^i были ближе, чем при случайном выборе. При каждом значении n (3,5 и 10) было проведено по 15 экспериментов. В табл.2 показаны значения следующих величин $\delta_{max}^{(10)}$ - максимальное и $\delta_{cp}^{(10)}$ - среднее значения ошибки на десятом шаге экспертизы при взвешивании оценок с учетом компетентности экспертов; $\hat{\delta}_{max}$ и $\hat{\delta}_{cp}$ - максимальное и среднее значения ошибки по всем турам экспертизы при усреднении оценок без учета компетентности экспертов; Δ_{cp} - уменьшение средней ошибки в результате учета компетентности экспертов.

Таблица 2

n	Величина ошибки, %				
	$\delta^{(10)}_{max}$	$\delta^{(10)}_{cp}$	$\hat{\delta}_{max}$	$\hat{\delta}_{cp}$	Δ_{cp}
3	19,3	11,2	45,5	27,5	16,3
5	11,2	7,2	28,7	16,9	9,7
10	6,04	3,4	27,8	11,0	7,6

Из этого эксперимента также видно,что с ростом числа экспертов роль учета их компетентности снижается.

§3. Доверие к факту

Если о факте f^i мы узнаем от источника j ,компетентность которого α_j , то доверие P^i к факту естественно считать равным $P^i = \alpha_j$.

Теперь представим себе, что факт f^i оценивается группой из n экспертов, обладающих различной компетентностью. Каждый эксперт оценивает факт f^i величиной f^i_j . Групповой оценкой будем считать средневзвешенную величину f^i_Σ индивидуальных оценок, вычисляемую по формуле (1).

А чему в этом случае будет равна величина доверия P^i ?

В первом приближении ее можно считать равной средней компетентности экспертов: $P^i = \frac{1}{n}\cdot\sum\limits_{j=1}^{n} \alpha_j$. Однако это предположение плохо согласуется с интуитивными оценками P^i , например, в такой ситуации. Группа из 5 экспертов считывает показания измерительного прибора. Компетентность эксперта в этом случае будем считать равной остроте его зрения. От опыта к опыту меняются показания прибора и, кроме того, условия освещения его шкалы. Результаты работы экспертов в этих условиях представлены в табл. 3.

Таблица 3

Номер опыта	Номер эксперта j					f^i_Σ	t^i	P^i
	1	2	3	4	5			
	Компетентность α_j							
	0,8	0,4	0,6	0,9	0,3			
1	7	6	8	9	5	7,5	0,06	0,7
2	1	15	4	8	20	7,47	0,38	0,18
3	0	20	0	20	0	8,17	0,78	0
4	4	4	4	4	4	4	0	0,8

Можем ли мы считать, что все усредненные оценки f^i_Σ заслуживают одинакового доверия $P^i = \alpha_{cp} = 0,6$? По-видимому, нет. Освещенность прибора в четвертом случае была такой хорошей, что все эксперты уверенно увидели показание прибора равным 4. Так что в этом случае можно поверить экспертам больше, чем мы доверяли им обычно.

Во втором эксперименте эксперты в полутьме называли показания прибора почти наугад, и доверять полученной ими средней оценки трудно. Доверие к результату первого опыта занимает промежуточное значение. В третьем же случае эксперты разделились на две группы, одна из которых,не глядя на прибор,давала оценку f^i_{min}, а вторая f^i_{max}. Ясно, что верить им совсем нельзя.

Очевидно, доверие P^i должно зависеть, кроме α_{cp}, еще и от разброса экспертных оценок t^i. Пусть коэффициенты компетентности α_j были назначены по такому правилу: если при нормальных условиях наблюдения эксперт всегда в прошлом считывал показания прибора без ошибок, то его $\alpha_j = 1$. Если же эксперт всегда называл показания прибора наугад ("слепой" эксперт), то его $\alpha_j = 0$. От него можно ожидать ошибку, равную в среднем β = 100% от максимального значения шкалы прибора. Если эксперт специально искажал информацию, то он мог выдавать ошибку в диапазоне от 50% до 75% от f^i_{max}.

Эксперты, которые раньше давали среднюю ошибку в β %, получили оценку компетентности, равную $\alpha_j = \dfrac{100-2\beta}{100}$, если $\beta \le 50\%$, и $\alpha_j = \dfrac{2(100-2\beta)}{100}$, если $\beta > 50\%$.

Если в конкретном туре экспертизы разброс оценок t^i превысил ожидаемую от этих экспертов величину β_Σ, то, очевидно, условия наблюдения были хуже обычных и доверие к результату экспертизы должно быть меньше $\alpha_{ср}$. Если же, напротив, разброс оценок меньше ожидаемого, то условия наблюдения были лучше, чем обычно, что позволило даже плохо видящим экспертам точнее оценить показания прибора. Полученной при этом средней оценке можно верить больше, чем на величину $\alpha_{ср}$.

В качестве меры разброса возьмем средневзвешенную величину отклонения

$$t^i = \frac{2\sum\limits_{j=1}^{n} |f^i_\Sigma - \hat{f}^i_j|\,|\alpha_j|}{(f^i_{max} - f^i_{min})\sum\limits_{j=1}^{n}|\alpha_j|}.$$

Примем, что доверие P^i к факту f^i_Σ будет равно $P^i = |\alpha_{ср}| + \tau$, где τ - величина положительная, если $t < \dfrac{|\alpha_{ср}|}{2}$; равна 0, если $t = \dfrac{|\alpha_{ср}|}{2}$, и отрицательна при $t > \dfrac{|\alpha_{ср}|}{2}$.

При $t \ge 0{,}5$ мы имеем случай считывания "вслепую" или необъективные оценки групп экспертов. Естественно считать для этого случая $\tau = -|\alpha_{ср}|$, чтобы получить доверие P^i к факту f_{Σ}^{i} , равное нулю. С ростом t на участке от $\frac{|\alpha_{cp}|}{2}$ до $t = 0{,}5$ доверие P^{i} будет линейно убывать от $P^{i} = |\alpha_{cp}|$ до $P^{i} = 0$.

Если же t оказалась меньше $\frac{|\alpha_{cp}|}{2}$, то доверие к факту должно расти, достигая при $t = 0$ максимальной величины $P^{i} = |\alpha_{cp}| + \tau_{max}$, а τ_{max} сделаем, например, равным $\frac{1 - |\alpha_{cp}|}{2}$. (При полном единодушии экспертов будем уменьшать "недоверие" к ним вдвое.)

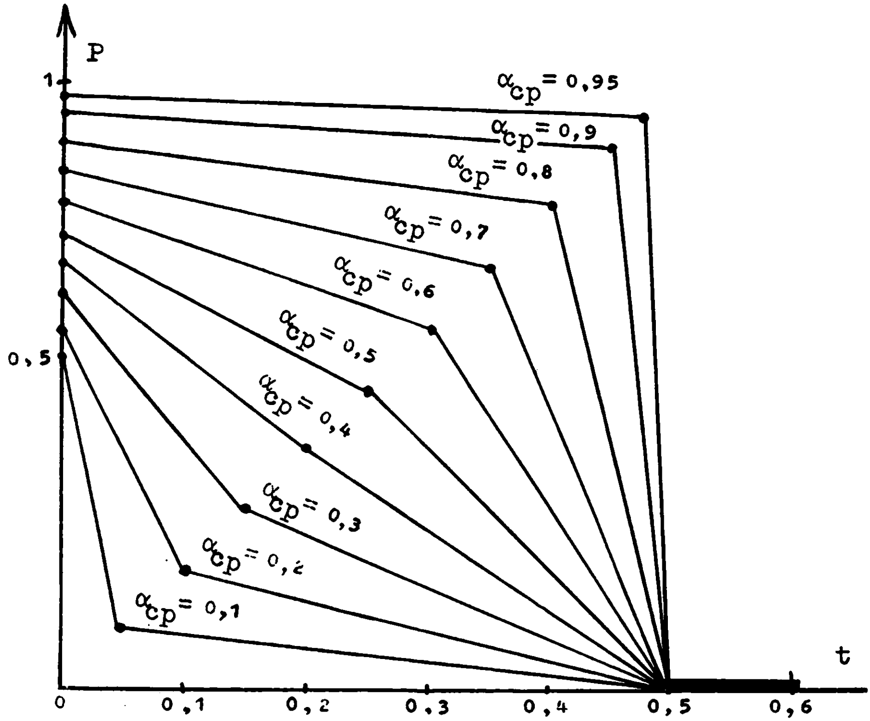

Рис. 3

Функция $P^i = \phi(\alpha_{cp}, t^i)$ показана на рис.3 и определяется по следующему правилу: если $t^i \geq 0,5$, то $P^i = 0$. Если $t^i < 0,5$, то:

при $t^i = \dfrac{|\alpha_{cp}|}{2}$ $\qquad P^i = |\alpha_{cp}|,$

при $t^i > \dfrac{|\alpha_{cp}|}{2}$ $\qquad P^i = \dfrac{2|\alpha_{cp}|(1-2t)}{1+|\alpha_{cp}|},$

при $t^i < \dfrac{|\alpha_{cp}|}{2}$ $\qquad P^i = \dfrac{1+|\alpha_{cp}|-4t}{2}.$

В последнем столбце табл. 3 указаны полученные по этому правилу коэффициенты доверия к четырем результатам работы одной и той же группы экспертов.

§4. Доверие к результату логического вывода

Представим себе, что в базе данных имеются данные, касающиеся событий, связанных с погодой, в том числе такие характеристики этих событий, как:

$x_1 = $ | Б ("безоблачно") | О ("легкие облака" | Ч ("черные тучи")

$x_2 = $ | Г ("гроза") | ГН ("грозы нет")

$x_0 = $ | М ("дождь намочит одежду") | С ("одежда будет сухой")

На основании большого числа наблюдений, зафиксированных в базе данных, эксперт или алгоритм обнаружил такую закономер -

ность (знание): "если $(x_1 = Ч\ ,\ P_1 = 1) \wedge (x_2 = Г,\ P_2 = 1)$, то $(x_0 = M,\ P_0 = 0{,}8)$ ".

Пусть теперь система получает от источника "a" сообщение о том, что $x_1 = Ч$, а от источника "b", что $x_2 = Г$. Вопрос: насколько достоверным будет вывод о том, что $x_0 = M$, если, например, $\alpha_1 = 0{,}6$, а $\alpha_2 = 0{,}2$?

Можно предложить много разных стратегий поиска ответа на этот вопрос. Можно считать, что P_0 равно наименьшему из α_1 и α_2, т.е. 0,2. Можно определять P_0 через произведение α_1 и α_2, т.е. принять равным 0,12, можно - через среднее значение (0,4) и т.д. Обзор большого числа возможных стратегий приводится в [3].

Теперь представим, что оба источника пользуются полным доверием (т.е. $\alpha_1 = \alpha_2 = 1$), но их сообщение выглядит так: $(x_1^a = "О") \wedge (x_2^b = "Г")$.

Какой вывод должен следовать относительно x_0 ?

Ответ будет зависеть от того, как часто из того, что мы согласны называть "облака", при наличии "грозы" идет дождь. Очевидно, что "облака" с "грозой" заканчиваются дождем реже, чем "черные тучи" с "грозой". Если зависимость функции x_0 от аргументов x_1, x_2 линейна, то P_0^{ab} можно определять через расстояние между аргументами в сообщении и в эталонном знании.

Расстояние между $x_2 = "Г"$ и $x_2^b = "Г"$ равно нулю, а между $x_1 = "Ч"$ и $x_1^a = "О"$ равно 0,5 [1], так что общее расстояние условия, зафиксированного в знании, от условия, полученного из источников "a" и "b", равно $\rho = \frac{\sqrt{0{,}5^2 + 0^2}}{2} =$ $= 0{,}35$, а мера близости этих значений равна $(1 - \rho) = 0{,}65$.

Величина P_0^{ab} при этом может определяться либо как минимальная из двух величин ($P_0^{ab} = 0{,}8$ и $(1 - \rho) = 0{,}65$), либо как их произведение $(0{,}8 \cdot 0{,}65 = 0{,}52)$.

Если же источник "а" сообщает, что x_1^a = "Б", а "b" - что x_2^b = "ГН", то с полной уверенностью можно делать вывод, что дождя не будет и он не намочит одежду. Действительно, так как расстояние между x_1 = "Г" и x_2 = "ГН" $\rho = 1$, то $(x_0 = M, P_0^{ab} = 0)$, что означает, что $(x_0$ = "С", $P_0^{ab} = 1)$.

Если же $(x_1^a) \wedge (x_2^b)$ отличается от эталонного условия $(x_1) \wedge (x_2)$ величиной ρ и при этом $\alpha_1^a < 1$ и $\alpha_2^b < 1$, то в качестве меры доверия к выводу P_0^{ab} можно брать

$$P_0 = \min[\min[\alpha_1^a, \alpha_2^b], (1-\rho), P_0],$$

или $P_0^{ab} = \alpha_1^a \cdot \alpha_2^b (1-\rho) \cdot P_0$, или какую-нибудь другую функцию от α_1^a, α_2^b, ρ, P_0.

Наконец, несовпадение условий может состоять не только в различных значениях соответствующих предикатов, но и в самом наборе предикатов. Введем дополнительные предикаты:

$$x_3 = \left| \begin{array}{l} \text{И ("июль")} \\ \text{А ("август")} \end{array} \right.$$

$$x_4 = \left| \begin{array}{l} \text{З ("есть зонт")} \\ \text{НЗ ("нет зонта")} \end{array} \right.$$

Пусть наблюдатели "а", "b" и "с" сообщают, что

$$(x_1^a = \text{"Ч"}, \alpha_1^a = 1) \wedge (x_2^b = \text{"Г"}, \alpha_2^b = 1) \wedge (x_3^c = \text{"И"}, \alpha_3^c = 1).$$

Если системе известно, что в июле и августе дожди формируются одинаково, то добавление условия x_3 на результате вывода значения x_0^{abc} не сказывается.

Если же сообщение содержит предикат $(x_4^d$ = "З", $\alpha_4^d = 1)$, то очевидно, что вывод должен быть $(x_0^{abd}$ = "С", P_0^{abd} =

= 1). Но для этого система должна знать, что при наличии зонта одежда остается сухой вне зависимости от того, идет дождь или нет.

Итак, добавление новых предикатов в наблюдаемые условия требует знаний о характере влияния этих предикатов на резуль - тирующую функцию. При этом надо учитывать, что функция влияния носит условный характер. Так, если $(x_4^d = \text{"З"}, \quad \alpha_4^d = 1)$, то на вывод значения x_0^{abd} значения x_1^a и x_2^b не оказы - вают никакого влияния: при наличии зонта не страшны ни гром, ни черные тучи. Если же ($x_4^d = \text{"НЗ"}$), то результат x_0^{abd} сильно зависит от значений x_1^a и x_2^b .

Представим теперь, что знания в системе представлены та - кими эталонными высказываниями:

"Если $(x_1 = \text{"Ч"}, P_1 = 1) \wedge (x_2 = \text{"Г"}, P_2 = 1) \wedge (x_4 = \text{"З"}, P_4 = 1)$, то $(x_0 = \text{"С"}, P_0 = 1)$" ;

"Если $(x_1 = \text{"Ч"}, P_1 = 1) \wedge (x_2 = \text{"Г"}, P_2 = 1) \wedge (x_4 = \text{"НЗ"}, P_4 = 1)$, то $(x_0 = \text{"М"}, P_0 = 0{,}8)$",

а наблюдаемые условия содержат только такую часть

$$(x_1^a = \text{"Ч"}, \alpha_1^a = 1) \wedge (x_2^b = \text{"Г"}, \alpha_2^b = 1),$$

а есть зонт или нет - неизвестно.

Если он есть, то шанс остаться сухим равен 1, а если его нет, то 0,2. Если наличие и отсутствие зонта есть события рав- новероятные, то результат $(x_0' = C)$ будет иметь место ча - ще, чем

$$(x_0'' = M): \quad \alpha_0' = \frac{1+0{,}2}{2} = 0{,}6 \quad \text{и} \quad \alpha_0'' = \frac{0+0{,}8}{2} = 0{,}4 \ .$$

Следовательно, для получения вывода при отсутствии информации о каком-либо предикате из условия требуется, кроме знания влияния этого предиката на результат, знать еще и априорную вероятность появления его различных значений.

Наконец, представим себе появление в наблюдении предиката, который в эталонных знаниях отсутствует. Влияние этого предиката на функцию может быть разным. Если это x_3, то его значение на функцию x_0 не влияет: x_0 при x_3 = "И" и x_3 = "А" одинаково.

Если же этот новый предикат был бы x_4, то на x_0 его значение (x_4 = "З") или (x_4 = "НЗ") сказывается очень сильно.

Из приведенных примеров следует, что ответственные выводы (выводы, обладающие высоким коэффициентом доверия) система может делать только в том случае, если в базе знаний есть информация о характере связи между целевым предикатом x_0 и всеми предикатами, входящими в условия, причем при всех сочетаниях их возможных значений.

Но если в условии содержится n предикатов и каждый из них может принимать по m различных значений, то количество требуемых знаний указанного выше вида будет m^n. Извлечь такое количество знаний у экспертов даже при небольших значениях n и m вряд ли возможно. Этим и объясняется низкий интеллектуальный уровень подавляющего числа современных экспертных систем. Используемые в них прологоподобные процедуры вывода при их громоздкости имеют очень бедные возможности, поскольку используют лишь ту часть информации, которая инвариантна к допустимым преобразованиям шкалы наименований [1]: вывод делается лишь при полном совпадении условий в наблюдаемом и эталонном знаниях как по набору предикатов, так и по их значениям. Выход, очевидно, надо искать, во-первых, в переходе от вывода по совпадению к выводу по "похожести", по "аналогии", основываясь на мере расстояния между знаниями [2]. Во-вторых, нужно иметь знания о характере условной зависимости целевого предиката от остальных предикатов. Такие знания (модели), связывающие предикаты друг с другом аналитическими или обобщенными логическими зависимостями, нужно уметь получать как от экспертов, так и автоматически, анализируя содержимое баз знаний и данных. В хорошо изученных областях модели естественно брать в виде давно апробированных формул из соответствующей литературы. В областях, в которых понимание внутреннего механизма функционирования изучаемого объекта известно с точностью до параметров, можно применять развитые методы идентификации моделей.

Если же область почти не изучена и вся информация о ней содержится лишь в виде протоколов "вход-выход", представляемых обычно таблицами "объект-свойство", то естественно для получения знаний и моделей использовать методы статистического анализа данных, в частности методы распознавания образов. Программы для решения задач такого типа имеются, например, в пакете программ ОТЭКС [4]. Программа ZET позволяет определять значение целевого признака как функцию значений других признаков, содержащихся в таблице, причем для каждого объекта программа выбирает свой набор информативных ("компетентных") признаков. Эта программа используется и для заполнения пробелов в таблице, для обнаружения и исправления грубых ошибок. В массивах данных, упорядоченных по времени, программа может решать задачи прогнозирования состояния динамических объектов, разделения данных на "актуальные" и "устаревшие", обнаружения смены одного набора закономерностей другим набором.

Программы, ориентированные на логические решающие функции (DW , LRP и др.), позволяют получить наглядные и удобные для дальнейшего использования закономерности в виде импликаций такого типа:

$$\text{" Если } (x_1 \geq 3) \wedge (x_7 = 6{,}2\text{-}11{,}7) \wedge (x_3 = \text{"синий"}) \wedge \ldots \wedge (x_n = 0), \text{ то } (x_0 = 20\text{-}28)\text{".}$$

В пакете ОТЭКС есть программы, которые полезны для решения других задач, возникающих при создании и эксплуатации экспертных систем. В частности, программы таксономии нужны для структурирования данных в базе данных и знаний в базе знаний, что повышает реактивность системы в процессе поиска ответа на запрос пользователя.

§5. Достоверность группового вывода

В хорошо развитой экспертной системе должна иметься возможность делать вывод об одном и том же предикате разными путями. Эта ситуация перекликается с известным тезисом Р.Фейнмана: "Мы можем считать, что хорошо понимаем некоторое явление,если можем объяснить его несколькими разными способами".

Если все выводы совпадают друг с другом, то итоговое заключение получается естественно, а доверие к нему при известных коэффициентах доверия к каждому выводу может определяться по тому же правилу, что и для групповой оценки факта в §2. При несовпадении выводов усредненный вывод может представлять собой средневзвешенную гистограмму возможных значений x_0 .Доверие же к такой гистограмме должно быть функцией от коэффициентов доверия каждого вывода (P_1) и среднего разброса этих выводов от усредненного вывода (см. §2). Расстояния между распределениями отдельных выводов и усредненным распределением можно определять по методу, описанному в [2].

Если пользователя ответ в виде гистограммы возможностей не устраивает и он предпочитает узнать одно, но наиболее вероятное значение или наименьший диапазон значений с заданной вероятностью, или вероятность попадания события в данный диапазон значений, то такие ответы могут быть получены на основе усредненной гистограммы. Достоверность каждого из этих ответов, очевидно, равна достоверности полученной усредненной гистограммы.

Следует отметить, что в данной работе не рассмотрено влияние на достоверность группового оценивания или вывода такого фактора, как число экспертов или путей вывода. Доверие к усредненной оценке или выводу, очевидно, должно расти с ростом числа участвовавших в оценке экспертов (или путей вывода), так как вероятность совпадения суждений при случайном, т.е. некомпетентном оценивании, с увеличением числа экспертов падает.Однако точный ответ на поставленный вопрос известен лишь для случая независимых оценок. В реальной ситуации, во-первых,степень зависимости одних экспертов от других обычно неизвестна,и, во-вторых, если бы она была даже известной, то способы ее учета, когда зависимость не равна нулю, пока не разработаны.

Выводы

1. Доверие к данным или знаниям, поступающим от источника информации, определяется его компетентностью.

2. При многократной совместной работе нескольких источников величину их компетентности можно определять автоматически.

3. При усреднении данных, поступающих от разных источников, с ростом числа источников значение учета компетентности источников уменьшается.

4. Для повышения интеллектуального уровня экспертных систем необходимо наряду со знаниями, получаемыми от специалистов-экспертов, использовать знания, получаемые автоматически в результате анализа информации, содержащейся в базе данных.

Литература

1. ЗАГОРУЙКО Н.Г. Согласование разнотипных шкал //Анализ разнотипных данных. - Новосибирск, 1983. - Вып. 99: Вычислительные системы. - С. 3-14.

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

3. ЭЛТИ Дж., КУМБС М. Экспертные системы: концепции и применения. -М.: Финансы и статистика, 1987. - 191 с.

4. ЗАГОРУЙКО Н.Г., ЁЛКИНА В.Н., ЕМЕЛЬЯНОВ С.В., ЛБОВ Г.С. Пакет прикладных программ ОТЭКС. -М.: Финансы и статистика. 1986. - 160 с.

Поступила в ред.-изд.отд.
19 мая 1988 года