Вахитов Александр Робертович, начальник отдела информационно-технического обеспечения Института кибернетики ТПУ.
E-mail: arv@tpu.ru
Область научных интересов: современные методы программирования, обработка знаний, искусственный интеллект.

УДК 004.89

ПОДХОД К АДМИНИСТРИРОВАНИЮ IT-ИНФРАСТРУКТУРЫ КРУПНОЙ ОРГАНИЗАЦИИ НА ОСНОВЕ НЕЧЕТКОЙ ЛОГИЧЕСКОЙ МОДЕЛИ

А.Р. Вахитов

Томский политехнический университет
E-mail: arv@tpu.ru

Предложен подход к администрированию IT-инфраструктуры крупной организации, заключающийся в использовании логической модели представления знаний для определения параметров, связанных с процессом принятия решений в этой области. В первой части статьи показано обоснование выбора класса математической модели в рамках данного исследования. Произведено описание альтернативных классов моделей, основных критериев выбора и применения методов Саати и интегральных критериев для выбора наиболее подходящего варианта из имеющихся альтернатив. Сделан вывод о целесообразности использования нечеткой логики в качестве класса математической модели для исследуемой предметной области. Во второй части статьи показан способ интеллектуального анализа данных, основанный на использовании нечеткого логического вывода. Обсуждаются принципы реализации способа, а также преимущества по сравнению с другими способами обработки данных. Особое внимание уделяется практическому применению данного способа в предметной области, связанной с администрированием IT-инфраструктуры крупной организации. Сделан вывод о целесообразности использования нечеткой логики в условиях неопределенности и неполноты знаний.

Ключевые слова:
Математическая модель, IT-инфраструктура, метод Саати, интегральные критерии, интеллектуальные информационные системы, нечеткая логика, анализ данных.

Администрирование IT-инфраструктуры крупной организации представляет собой сложный и трудоемкий процесс, в котором задействовано множество участников и ресурсов: аппаратное, программное обеспечение, сетевые устройства, пользователи и др. Зачастую управление этими ресурсами не являются систематизированным бизнес-процессом организации, а принятие решений в данной области сводится к выбору альтернативы, которая на текущий момент является наиболее быстрым и дешевым вариантом, хотя в перспективе это может привести к таким негативным последствиям, как значительное увеличение трудовых и финансовых затрат на администрирование IT-инфраструктуры, отсутствие возможности масштабирования и т. д. Чтобы избежать столь негативного сценария, необходимо систематизировать процесс принятия решений в области администрирования IT-инфраструктуры. Одним из способов решения этой задачи является применение информационной системы на основе математической модели.

Создание математического обеспечения информационной системы предполагает обоснование выбора класса математической модели из множества X альтернативных вариантов x_i, а также непосредственное описание предметной области в терминах выбранного класса [1].

К числу основных логических моделей, для которых разработаны формальные методы логического вывода, относятся:

x_1 – исчисление высказываний,
x_2 – исчисление предикатов,
x_3 – семантические сети,
x_4 – дескриптивная логика,
x_5 – нечеткая логика.

Исследуемой предметной областью является IT-инфраструктура крупной организации. Обоснование выбора класса математической модели является важным этапом при разработке системы, так как здесь должны учитываться такие особенности исследуемой предметной области, как неопределенность и неполнота знаний. Поэтому одним из важных критериев выбора класса математической модели является возможность работы с неполными и субъективными знаниями. Кроме того, создаваемая модель представления знаний должна обладать такими общими свойствами, как полнота описания системы (учет всех аспектов исследуемой предметной области), возможность осуществления логических операций (динамическое преобразование знаний о предметной области), возможность построения логического вывода (генерация управленческих решений на основе обработки знаний).

Если же рассматривать систему с точки зрения пользователя, то для него наиболее важными критериями при работе с данными являются удобный интерфейс, высокая скорость обработки данных, наличие интеллектуальных возможностей обработки данных.

Таким образом, выбор класса математической модели из пяти альтернативных вариантов основывается на использовании семи частных критериев:

F_1 – полнота описания системы,

F_2 – возможность построения логического вывода,

F_3 – возможность работы с неполными и субъективными данными,

F_4 – возможность осуществления логических операций,

F_5 – удобный интерфейс,

F_6 – высокая скорость обработки данных,

F_7 – наличие интеллектуальных возможностей обработки данных.

Для выбора класса математической модели были использованы метод анализа иерархий, предложенный Томасом Саати, а также интегральные критерии, являющиеся функциями от частных критериев. Указанные методы являются наиболее распространенными при выборе средств решения проблемы среди некоторого множества альтернатив.

Метод Саати использует методологию дерева целей, предназначен для выбора средств решения сложной многофакторной проблемы и состоит в декомпозиции цели на все более простые составляющие (подцели и средства) и дальнейшей оценке этих составляющих путем парных сравнений. В результате определяется численная оценка приоритетности элементов иерархии, используемая для выбора наилучших альтернатив решения исходной проблемы. На рис. 1 приведена иерархия цели для выбора класса математической модели системы.

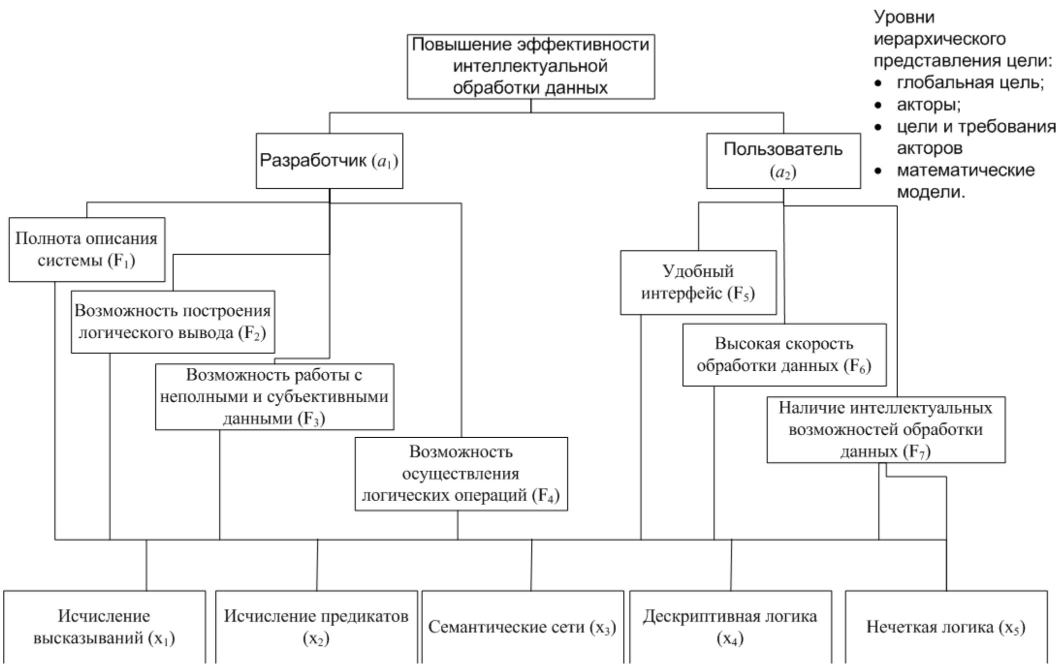

Рис. 1. Иерархия цели для выбора класса математической модели системы

На первом уровне представлена глобальная цель – повышение эффективности интеллектуальной обработки данных. На втором уровне представлены акторы – группы лиц, заинтересованных в решении проблемы. Третий уровень составляют цели (требования) акторов. Нижний уровень составляют альтернативные сценарии, соответствующие классам используемой математической модели системы.

Для обоснования выбора класса математической модели необходимо построить: одну матрицу, соответствующую второму уровню иерархии, для сравнения влияния акторов на глобальную цель; две матрицы, соответствующие третьему уровню, для сравнения различных целей каждого из четырех акторов; семь матриц, соответствующих четвертому уровню, для оценки влияния сценариев на каждую из целей акторов. Парные сравнения проводятся в терминах доминирования одного элемента над другим. Для проведения субъективных парных сравнений разработана шкала, описанная в табл. 1.

Таблица 1. Шкала относительной важности

Оценка важности	Определение	Объяснения
1	Равная важность	Равный вклад двух элементов
3	Умеренное превосходство	Опыт и суждения дают легкое превосходство одному элементу над другим
5	Существенное или сильное превосходство	Опыт и суждения дают сильное превосходство одному элементу над другим
7	Значительное превосходство	Одному элементу дается настолько сильное превосходство, что оно становится практически значительным
9	Очень сильное превосходство	Очевидность превосходства одного элемента над другим подтверждается наиболее сильно
2, 4, 6, 8	Промежуточные значения	Применяются в компромиссном случае

На рис. 2 приведены матрицы парных сравнений, построенные для второго и третьего уровней иерархии.

	a_1	a_2
a_1	1	1/3
a_2	3	1

	F_1	F_2	F_3	F_4
F_1	1	2	1/4	3
F_2	1/2	1	1/3	2
F_3	4	3	1	5
F_4	1/3	1/2	1/5	1

	F_5	F_6	F_7
F_5	1	1/2	2
F_6	2	1	4
F_7	1/2	1/4	1

Рис. 2. Матрицы парных сравнений второго и третьего уровня иерархии

На основе каждой из построенных матриц парных сравнений были сформированы наборы локальных приоритетов, каждый из которых был поделен на сумму приоритетов в строке. В итоге были получены нормализованные приоритеты:

a_1: $\sqrt{1\cdot(1/3)}\div 2,3\approx 0,25$,

a_2: $\sqrt{3\cdot 1}\div 2,3\approx 0,75$,

F_1: $\sqrt[4]{1\cdot 2\cdot(1/4)\cdot 3}\div 5,07\approx 0,22$,

F_2: $\sqrt[4]{(1/2)\cdot 1\cdot(1/3)\cdot 2}\div 5,07\approx 0,15$,

F_3: $\sqrt[4]{4\cdot 3\cdot 1\cdot 5}\div 5,07\approx 0,55$,

F_4: $\sqrt[4]{(1/4)\cdot(1/3)\cdot(1/6)\cdot 1}\div 5,07\approx 0,08$,

F_5: $\sqrt[3]{1\cdot(1/2)\cdot 2}\div 3,5\approx 0,286$,

F_6: $\sqrt[3]{2\cdot 1\cdot 4}\div 3,5\approx 0,57$,

F_7: $\sqrt[3]{(1/2)\cdot(1/4)\cdot 1}\div 3,5\approx 0,14$.

На последнем шаге анализа локальные приоритеты были пересчитаны с учетом приоритетов направляемых элементов. В табл. 2 приведены данные для расчета глобальных приоритетов и результаты расчетов.

Таблица 2. Расчет глобальных приоритетов

Глобальные приоритеты направляемых элементов		Локальные приоритеты сценариев				
Элемент	Приоритет	Исчисление высказываний (x_1)	Исчисление предикатов (x_2)	Семантические сети (x_3)	Дескриптивная логика (x_4)	Нечеткая логика (x_5)
Полнота описания системы (F_1)	0,055	0,14	0,15	0,11	0,02	0,58
Возможность построения логического вывода (F_2)	0,037	0,35	0,13	0,17	0,03	0,32
Возможность работы с неполными и субъективными данными (F_3)	0,138	0,16	0,19	0,15	0,06	0,44
Возможность осуществления логических операций (F_4)	0,02	0,10	0,14	0,18	0,07	0,51
Удобный интерфейс (F_5)	0,21	0,21	0,15	0,15	0,04	0,45
Высокая скорость обработки данных (F_6)	0,43	0,11	0,19	0,21	0,10	0,39
Наличие интеллектуальных возможностей обработки данных (F_7)	0,11	0,15	0,22	0,13	0,13	0,37
Глобальные приоритеты сценариев		0,15	0,18	0,173	0,079	**0,418**

Таким образом, по методу Саати наивысший глобальный приоритет среди классов математической модели системы имеет нечеткая логика.

Далее выбор класса математической модели производится на основе интегральных критериев. Общая формула интегральных критериев, являющихся функцией от частных критериев, имеет следующий вид:

$$F = f(F_i),\, i = \overline{1,n}.$$

Наиболее широко распространены такие интегральные критерии, как:

1. Максимум суммы взвешенных оценок:

$$F = \sum_{i=1}^{n} w_i F_i(x_j) \to \max_{x_j \in X}.$$

Наилучшей является альтернатива с максимальной суммой взвешенных оценок по всем частным критериям.

2. Минимум суммы квадратов отклонений от «идеальной точки»:

$$\sum_{i=1}^{n} w_i(\tilde{F}_i - F_i(x_j))^2 \to \min_{x_j \in X}.$$

Этот интегральный критерий является более чувствительным к отклонениям. Критерий позволяет «отсеять» альтернативы со значительными отклонениями значений частных критериев от их максимальных значений, т. к. такие отклонения, возведенные в квадрат, резко ухудшают значение интегрального критерия.

Для определения значений весовых коэффициентов w_i каждого из частных критериев F_i использовался метод парных сравнений. Элементы любого уровня сравниваются друг с другом относительно их воздействия на направляемый элемент. Для каждой совокупности элементов, связанных с одним вышестоящим элементом, строится матрица парных сравнений. Парные сравнения проводятся в терминах доминирования одного элемента над другим. Для проведения субъективных парных сравнений разработана шкала, описанная в табл. 1.

На рис. 3 приведена матрица парных сравнений для определения весовых коэффициентов частных критериев:

	F_1	F_2	F_3	F_4	F_5	F_6	F_7
F_1	1	2	1/4	3	1/2	3	2
F_2	1/2	1	1/3	2	3	1/2	2
F_3	4	3	1	5	6	2	2
F_4	1/3	1/2	1/5	1	3	1/2	2
F_5	2	1/3	1/6	1/3	1	1/4	1/5
F_6	1/3	2	1/2	2	4	1	1/3
F_7	1/2	1/2	1/2	1/2	5	3	1

Рис. 3. Матрица парных сравнений

На основе построенной матрицы парных сравнений формируются наборы локальных приоритетов, которые отражают относительные приоритеты сравниваемых элементов. Для этого нужно вычислить множество собственных векторов для каждой матрицы, а затем нормализовать результат к единице, получая тем самым вектор приоритетов. Задача вычисления собственных векторов довольно трудоемка, поэтому на практике часто используют приближенные методы. Одним из наилучших путей вычисления является геометрическое среднее. Его можно получить, перемножая элементы в каждой строке и извлекая корни n-й степени, где n – число элементов. Полученный таким образом столбец чисел нормализуется делением каждого числа на сумму всех чисел. На основе матрицы, представленной на рис. 3, были получены следующие компоненты собственного вектора для каждой из строк:

F_1: $\sqrt[7]{1\cdot 2\cdot (1/4)\cdot 3\cdot (1/2)\cdot 3\cdot 2} \approx 1,24$,

F_2: $\sqrt[7]{(1/2)\cdot 1\cdot (1/3)\cdot 2\cdot 3\cdot (1/2)\cdot 2} \approx 0,999$,

F_3: $\sqrt[7]{4\cdot 3\cdot 1\cdot 5\cdot 6\cdot 2\cdot 2} \approx 2,83$,

F_4: $\sqrt[7]{(1/3)\cdot (1/3)\cdot (1/5)\cdot 1\cdot 3\cdot (1/2)\cdot 2} \approx 0,72$,

F_5: $\sqrt[7]{2\cdot (1/3)\cdot (1/6)\cdot (1/3)\cdot 1\cdot (1/4)\cdot (1/5)} \approx 0,407$,

F_6: $\sqrt[7]{(1/3)\cdot 2\cdot (1/2)\cdot 2\cdot 4\cdot 1\cdot (1/3)} \approx 0,98$,

F_7: $\sqrt[7]{(1/2)\cdot (1/2)\cdot (1/2)\cdot (1/2)\cdot 5\cdot 3\cdot 1} \approx 0,99$.

После деления каждой из полученных компонент на их сумму, равную 8,16, были получены следующие нормализованные приоритеты: F_1=0,15; F_2=0,12; F_3=0,35; F_4=0,09; F_5=0,05; F_6=0,12; F_7=0,12. Эти значения являются весовыми коэффициентами w_i частных критериев F_i.

Значения оценки по частным критериям (максимум – 10 баллов) и значения интегральных критериев представлены в табл. 3.

Таблица 3. Значения оценок для выбора класса математической модели системы

Частные критерии	w_i	x_1	x_2	x_3	x_4	x_5
F_1 – полнота описания системы	0,15	5	7	7	8	9
F_2 – возможность построения логического вывода	0,12	6	7	8	9	9
F_3 – возможность работы с неполными и субъективными данными	0,35	3	3	5	5	10
F_4 – возможность осуществления логических операций	0,09	7	8	8	9	9
F_5 – возможность осуществления логических операций	0,05	6	6	5	4	7
F_6 – удобный интерфейс	0,12	7	6	4	3	7
F_7 – наличие интеллектуальных возможностей обработки данных	0,12	3	3	5	6	8
Значения интегрального критерия (1)		4,65	5,04	5,81	6,12	**8,89**
Значения интегрального критерия (2)		31,39	28,54	19,51	19,16	**2,37**

Таким образом, в качестве класса математической модели для исследуемой системы была выбрана нечеткая логика, поскольку она имеет преимущества перед альтернативными вариантами математического обеспечения системы по всем интегральным признакам, а также имеет самый высокий глобальный приоритет, определенный методом анализа иерархий Саати. Неполная определенность и нечеткость имеющихся знаний – скорее типичная картина при анализе и оценке положения вещей, при построении выводов и рекомендаций, чем исключение. В процессе исследований по искусственному интеллекту для решения этой проблемы выработано несколько подходов.

Одним из таких подходов является нечеткая логика Л. Заде. В его работе [2] понятие множества расширено допущением, что функция принадлежности элемента к множеству может принимать любые значения в интервале [0..1], а не только 0 или 1. Такие множества были названы нечёткими. Также Л. Заде были предложены логические операции над нечёткими множествами и предложено понятие лингвистической переменной, в качестве значений которой выступают нечёткие множества.

Модель нечеткой логики делает возможным реализацию в системе интеллектуальных функций, основанных на анализе неполной информации о предметной области, и построение удобного пользовательского интерфейса, в котором вывод данных имеет такие сходства с результатами человеческих рассуждений, как приближенность, неуверенность и субъективность. Кроме того, благодаря непрерывности функции принадлежности появляются преимущества в скорости обработки данных.

Функциональная схема процесса нечеткого вывода представлена на рис. 4 [3].

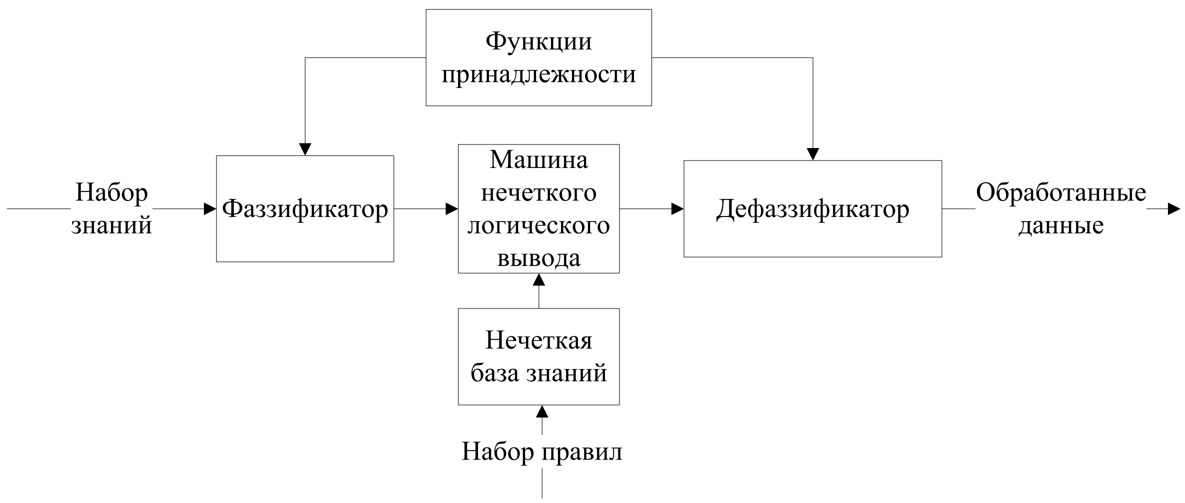

Рис. 4. Функциональная схема процесса нечеткого вывода

Выполнение первого этапа нечеткого вывода – фаззификации – осуществляет фаззификатор. За процедуру непосредственно нечеткого вывода ответственна машина нечеткого логического вывода, которая производит второй этап процесса вывода на основании задаваемой нечеткой базы знаний (набора правил), а также этап композиции. Дефаззификатор выполняет последний этап нечеткого вывода – дефаззификацию.

В соответствии с предложенным методом был осуществлен нечеткий логический вывод. Исследуемая предметная область описывается следующими входными параметрами A_i и выходными параметрами B_i, табл. 4.

Таблица 4. Входные и выходные параметры системы

Обозначение	Описание	Универсум (список возможных значений)
Входные параметры		
A_1	Количество обращений	Множество натуральных чисел (n)
A_2	Суммарно потраченное время на обработку обращений	Множество положительных вещественных чисел (m)
A_3	Количество положительных отзывов	n
A_4	Средняя оценка	m
A_5	Число поощрений по итогам работы	n
A_6	Сумма денег, затраченных на поощрения	m
Выходные параметры		
B_1	Премирование	m
B_2	Выговор	n
B_3	Увеличение числа обслуживаемых пользователей	n
B_4	Уменьшение числа обслуживаемых пользователей	n
B_5	Повышение по карьерной иерархии	n

Все универсумы находятся в пределах измеримого диапазона с 5 степенями градации (термами): очень низкий $[0..x_1]$, средний $[x_1..x_2]$, высокий $[x_2..x_3]$. Конкретные значения x_i зависят от масштабов анализа данных (на уровне конкретного сотрудника, кафедры, факультета либо вуза) и особенности измерения данного параметра. Исследуемая система описывается правилами вывода:

L_1: $(A_5\in[0..x_1]\wedge A_6\in[0..x_1])\wedge(A_1\in[x_2..x_3]\vee A_2\in[x_2..x_3]\vee A_3\in[x_2..x_3]\vee A_4\in[x_2..x_3])\to B_1\in[x_1..x_2]$;

L_2: $(A_5\in[0..x_1]\wedge A_6\in[0..x_1])\wedge(A_1\in[x_2..x_3]\wedge A_2\in[x_2..x_3]\wedge A_3\in[x_2..x_3]\wedge A_4\in[x_2..x_3])\to B_1\in[x_2..x_3]$;

L_3: $(A_5\in[x_1..x_2]\wedge A_6\in[x_1..x_2])\wedge(A_1\in[x_2..x_3]\vee A_2\in[x_2..x_3]\vee A_3\in[x_2..x_3]\vee A_4\in[x_2..x_3])\to B_1\in[0..x_1]$;

L_4: $(A_5\in[x_1..x_2]\wedge A_6\in[x_1..x_2])\wedge(A_1\in[x_2..x_3]\wedge A_2\in[x_2..x_3]\wedge A_3\in[x_2..x_3]\wedge A_4\in[x_2..x_3])\to B_1\in[x_1..x_2]$;

L_5: $(A_5\in[x_2..x_3]\wedge A_6\in[x_2..x_3])\wedge(A_1\in[x_2..x_3]\wedge A_2\in[x_2..x_3]\wedge A_3\in[x_2..x_3]\wedge A_4\in[x_2..x_3])\to B_1\in[0..x_1]$;

L_5: $(A_2\in[x_2..x_3]\wedge A_4\in[x_2..x_3]\wedge A_1\in[0..x_1]\wedge A_5\in[0..x_1])\to B_2\in[x_1..x_2]$;

L_6: $(A_2\in[x_1..x_2]\wedge A_4\in[x_1..x_2]\wedge A_1\in[0..x_1]\wedge A_5\in[0..x_1])\to B_2\in[0..x_1]$;

L_7: $(A_3\in[x_2..x_3]\vee(A_1\in[x_2..x_3]\wedge A_2\in[x_2..x_3]\wedge A_4\in[x_2..x_3]))\to B_3\in[x_2..x_3]$;

L_8: $(A_3\in[x_1..x_2]\vee(A_1\in[x_1..x_2]\wedge A_2\in[x_1..x_2]\wedge A_4\in[x_1..x_2]))\to B_3\in[x_1..x_2]$;

L_9: $(A_1\in[x_2..x_3]\vee A_2\in[x_2..x_3]\vee A_3\in[x_2..x_3])\to B_4\in[x_1..x_2]$;

L_{10}: $(A_1\in[x_2..x_3]\wedge A_2\in[x_2..x_3]\wedge A_3\in[x_2..x_3])\to B_4\in[x_2..x_3]$;

L_{11}: $(A_1\in[x_2..x_3]\vee A_3\in[x_2..x_3])\to B_5\in[x_1..x_2]$;

L_{12}: $(A_1\in[x_2..x_3]\wedge A_3\in[x_2..x_3])\to B_5\in[x_2..x_3]$;

L_{13}: $(A_1\in[x_2..x_3]\wedge A_6\in[x_2..x_3])\to A_5\in[x_2..x_3]$;

L_{14}: $(A_1\in[x_2..x_3]\wedge A_6\in[0..x_1])\to A_5\in[x_1..x_2]$;

L_{15}: $(A_1\in[0..x_1]\vee A_6\in[0..x_1])\to A_5\in[0..x_1]$.

Следует отметить, что наряду с возможностью вывода выходных параметров на основе входных в системе также возможен вывод неизвестных входных параметров из известных входных параметров (правила вывода L_{13}–L_{15}).

Рассмотрим алгоритм нечеткого вывода на конкретном примере. У одного из сотрудников службы поддержки необходимо доопределить значение A_5, зная значения A_1 и A_6, используя затем полученные параметры для генерирования решения о том, заслуживает ли он дополнительных поощрений в виде премий.

Универсум значения числа поощрений A_5 для этого сотрудника находится в отрезке [0..6]. Начальное множество термов: низкое, среднее, высокое. Функции принадлежности $\mu(A_5)$ показаны на рис. 5.

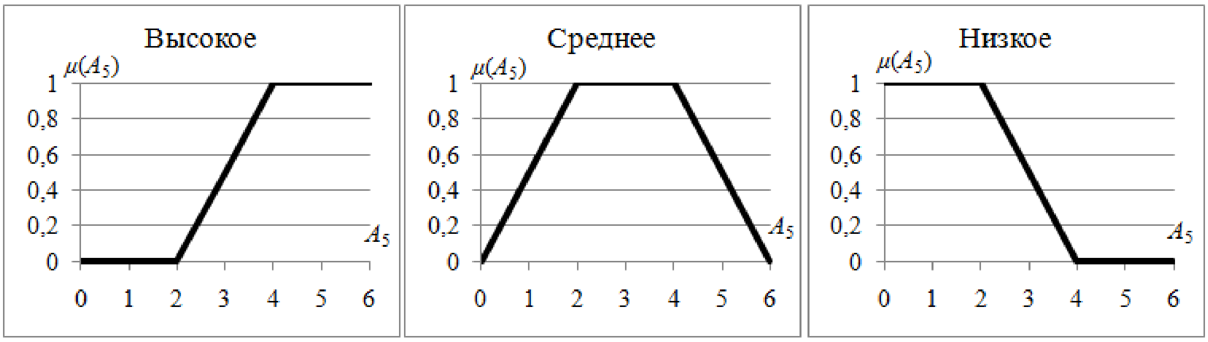

Рис. 5. Функции принадлежности $\mu(A_5)$

Универсум значения числа результатов A_1 для этого сотрудника находится в отрезке [0..20]. Начальное множество термов: {малое, среднее, большое}. Функции принадлежности $\mu(A_1)$ приведены на рис. 6.

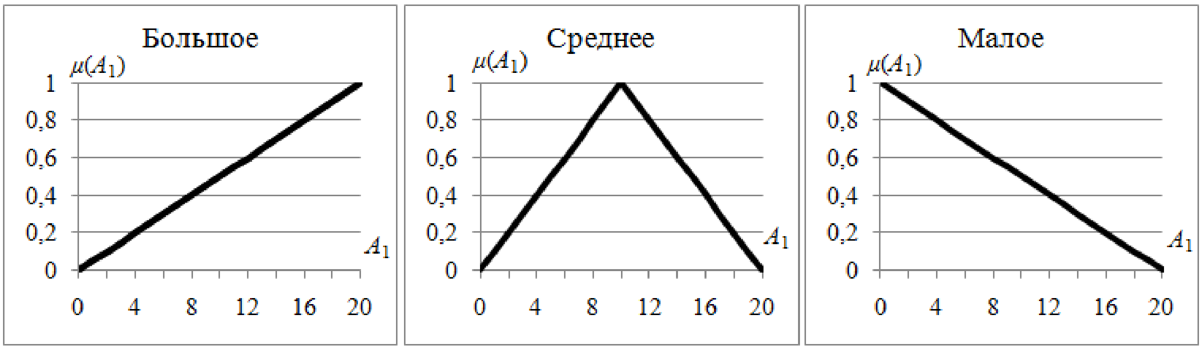

Рис. 6. Функции принадлежности $\mu(A_1)$

Универсум значения суммы денег A_6 для этого сотрудника находится в отрезке [0..12 000]. Начальное множество термов: {малая, средняя, большая}. Функции принадлежности $\mu(A_6)$ имеют следующий вид (рис. 7).

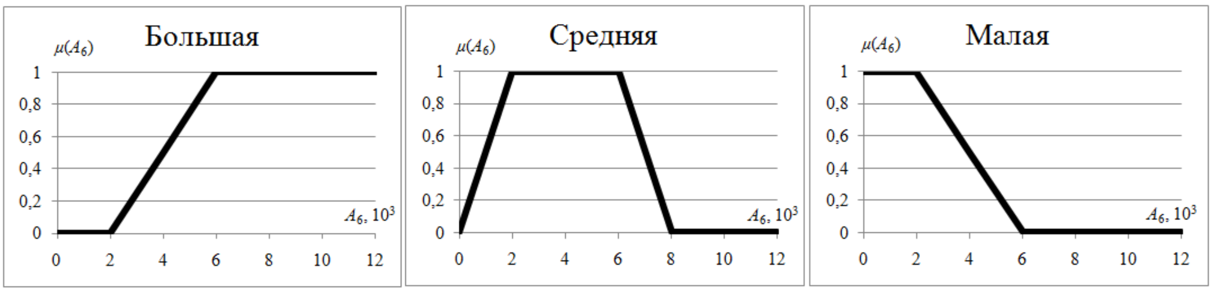

Рис. 7. Функции принадлежности $\mu(A_6)$

Нечеткий логический вывод производится в несколько этапов:

1. Этап фаззификации.

На основе значений A_1=15 и A_6=7000 была осуществлена фаззификация, в результате которой получены следующие степени уверенности в значениях входных переменных:

- число обращений A_1 большое – 0,65; среднее – 0,7; малое – 0,35;
- сумма денег A_6 большая – 1; средняя – 0,5; малая – 0.

2. Этап нечеткого вывода.

На данном этапе вычислены степени уверенности посылок правил L_{13}–L_{15}, представляющих из себя нечеткие импликации:

- L_{13}: $\min(A_1 \in [x_2..x_3] \wedge A_6 \in [x_2..x_3]) = \min(0{,}65;1) = 0{,}65$;
- L_{14}: $\min(A_1 \in [x_2..x_3] \wedge A_6 \in [0..x_1]) = \min(0{,}65;0) = 0$;
- L_{15}: $\max(A_1 \in [0..x_1] \vee A_6 \in [0..x_1]) = \max(0{,}35;0) = 0{,}35$.

3. Этап композиции.

Степень уверенности заключения задается функцией принадлежности соответствующего терма. Поэтому с использованием определения нечеткой импликации как минимума левой и правой частей получены новые нечеткие переменные, соответствующие степени уверенности в значении выходных данных при применении к заданным входам соответствующего правила.

Затем была проведена аккумуляция – объединение результатов применения правил L_{13}, L_{14} и L_{15} на основе суммирования значений функции принадлежности, рис. 8.

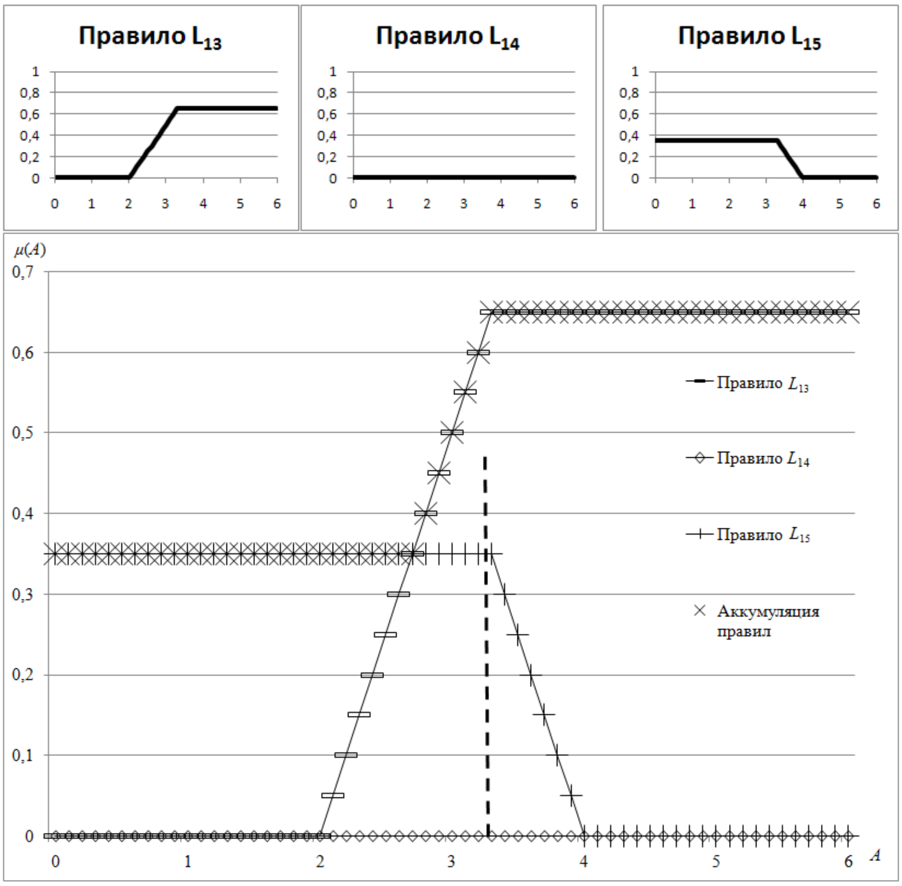

Рис. 8. Аккумуляция правил

В результате была получена функция принадлежности для числа поощрений A_5, которая говорит о степени уверенности в значении искомого параметра на основе входных параметров и правил нечеткого логического вывода.

4. Этап дефаззификации.

Для преобразования нечеткого набора значений к точным был использован метод первого максимума, в результате чего было определено, что число поощрений находится в диапазоне «среднее» и равно примерно 3.

Затем полученные данные были использованы для определения выходных параметров B_i. Зная, что A_1=15, A_5=3, A_6=7000, согласно правилу нечеткого логического вывода L_3

$$(A_5 \in [x_1..x_2] \wedge A_6 \in [x_1..x_2]) \wedge (A_1 \in [x_2..x_3] \vee A_2 \in [x_2..x_3] \vee A_3 \in [x_2..x_3] \vee A_4 \in [x_2..x_3]) \rightarrow B_1 \in [0..x_1]$$

было определено, что с данными сотрудник заслуживает премирования в размере [0..2000].

Таким образом, использование нечеткого логического вывода делает возможным получение новых знаний на основе анализа существующих данных даже в условиях неполноты и приближенности сведений об исследуемой предметной области, повышая тем самым эффективность процесса администрирования IT-инфраструктуры крупной организации.

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. Вахитов А.Р., Силич В.А. Выбор класса математической модели системы на основе метода Саати и интегральных критериев // Известия ТПУ. – 2010. – Т. 317. – № 5. – 174 с.
2. Заде Л. Понятие лингвистической переменной и его применение к принятию приближенных решений. – М.: Мир, 1976. – 165 с.
3. Вахитов А.Р., Силич В.А. Использование нечеткого логического вывода для интеллектуального анализа данных // Известия ТПУ. – 2010. – Т. 317. – № 5. – 171 с.

Поступила 14.01.2015 г.