

А.С. Катасёв, Л.Ю. Емалетдинова

## НЕЧЕТКО-ПРОДУКЦИОННАЯ КАСКАДНАЯ МОДЕЛЬ ДИАГНОСТИКИ СОСТОЯНИЯ СЛОЖНОГО ОБЪЕКТА

***Аннотация.** В данной работе для повышения эффективности использования экспертных диагностических систем в социальных и технических предметных областях актуализируется необходимость разработки новой модели представления знаний. Предлагается нечетко-продукционная модель, позволяющая производить описание закономерностей предметной области на множестве разнотипных данных, представленных как в четких, так и нечетких шкалах. Разрабатывается методика группировки параметров, описывающих объект диагностики, для построения каскада параметров в соответствие с этапами диагностического процесса. На базе предложенных модели и методики строится каскад продукционных правил, позволяющих диагностировать состояние сложного объекта. Описывается алгоритм логического вывода на каскаде правил. На примере решения задачи медицинской диагностики показывается эффективность предложенного в работе подхода. Ставятся задачи перспективных исследований.*

***Ключевые слова:** Программное обеспечение, нечеткий, продукция, модель, диагностика, знания, эксперт, система, принятие, решение*

### Введение

В настоящее время для решения большого количества практических задач в различных предметных областях человеческой деятельности широкое применение получили экспертные системы (ЭС). Их появление обусловлено необходимостью тиражирования знаний экспертов в связи с возрастанием числа сложных объектов, при работе с которыми знаний, опыта и квалификации обычных специалистов становится недостаточно.

Для описания сложного объекта, как правило, приходится оперировать данными, обладающими следующими особенностями:

- большой объем;
- разнотипность;
- наличие четкости и нечеткости в данных;
- отсутствие части исходных данных;
- большое количество параметров;
- наличие или отсутствие коррелированности между параметрами.

Достоинством экспертных систем является высокая эффективность их применения при решении практических задач в указанных условиях. Данный класс интеллектуальных систем позволяет моделировать процесс рассуждения человека-эксперта при принятии им решений на основе правил, заложенных в базу знаний. Точность принимаемых решений во многом определяется ее адекватностью решаемой задаче, полнотой и непротиворечивостью имеющихся в ней правил, а также используемым механизмом логического вывода.

Рассмотрим структуру типовой экспертной системы (см. рис. 1).

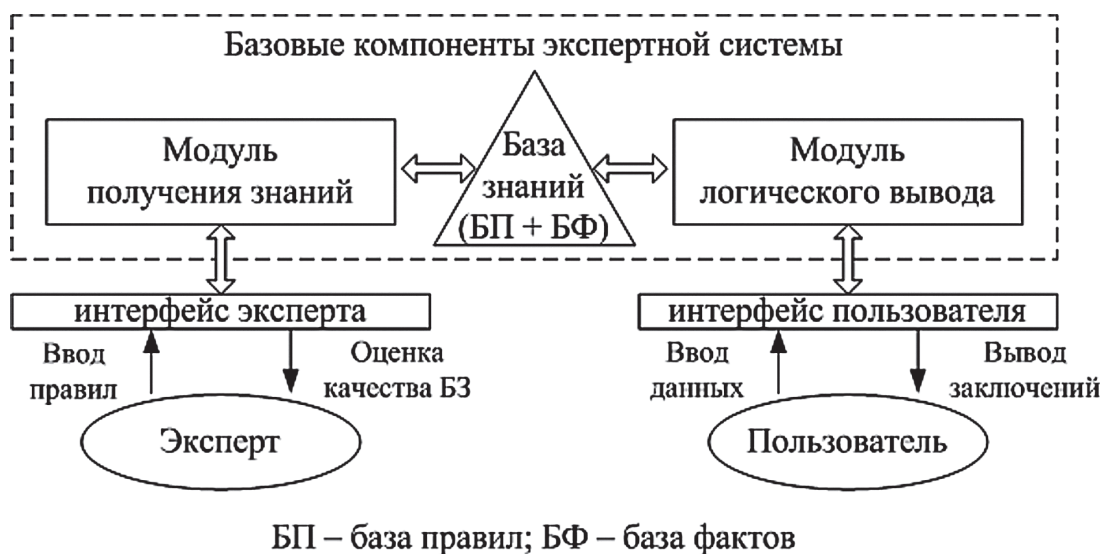


Рис. 1. Структурная схема классической экспертной системы

Как видно из данного рисунка, в составе экспертных систем выделяются три базовых компоненты: модуль получения знаний от эксперта, модуль логического вывода на правилах базы знаний, а также основной компонент ЭС – непосредственно база знаний – хранилище, в котором собраны знания эксперта о процессах и закономерностях, протекающих в рассматриваемой предметной области, а также об особенностях решаемых в ней задач.

Типы решаемых задач определяют класс экспертных систем [1]:

- 1) прогнозирующие ЭС;
- 2) обучающие ЭС;
- 3) диагностические ЭС;
- 4) ЭС проектирования, планирования и др.

Среди всего множества классов ЭС особое место занимают диагностические экспертные системы в виду важности решения данной задачи в широком диапазоне предметных областей. Так, существуют системы медицинской и технической диагностики, классифицирующие экспертные системы в области кредитования, нефтяной отрасли, сфере информационной безопасности.

При построении экспертной системы перед ее разработчиками постоянно встают проблемы формализации знаний. Как правило, в качестве модели представления знаний выступают продукционные правила из-за простоты их задания и интерпретации экспертом, а также гибкости их применения при описании процессов и закономерностей в предметной области.

### Анализ моделей продукционных правил

Проведем анализ типовых моделей продукционных правил в решении задачи диагностики состояния сложного объекта.

Рассмотрим модель простого продукционного правила:

$$\text{ЕСЛИ } x_1 = A_1 \text{ И } x_2 = A_2 \text{ И } \dots x_n = A_n \text{ ТО } y = B \text{ [CF]}. \quad (1)$$

В моделях данного вида входные переменные  $x_1, x_2, \dots, x_n$  могут принимать только четкие значения. При этом отсутствие на входе хотя бы одного из значений приводит к невозможности получения выходного результата  $y$ , значение которого может определять принадлежность объекта к определенному классу.

Для снятия данных ограничений используются различные модели нечетких продукций, примером которых является модель следующего вида:

$$\text{ЕСЛИ } x_1 = \tilde{A}_1 \text{ И } x_2 = \tilde{A}_2 \text{ И } \dots x_n = \tilde{A}_n \text{ ТО } y = B \text{ [CF]}. \quad (2)$$

Входы данной модели могут принимать как четкие, так и нечеткие значения. При этом также сохраняется невозможность получения выходного результата при отсутствии хотя бы одного из входных значений.

Существуют задачи, в которых при принятии решений требуется учитывать важность параметров, входящих в правила. Примером может служить задача выработки рекомендации по увеличению отдачи пласта на нефтяном месторождении [2]. В данной задаче в качестве «диагноза» выступает конкретная технология, рекомендуемая к применению. Для ее решения используется модифицированная нечетко-продукционная модель правила:

$$\text{ЕСЛИ } x_1 = \tilde{A}_1(w_1) \text{ И } x_2 = \tilde{A}_2(w_2) \text{ И } \dots x_n = \tilde{A}_n(w_n) \text{ ТО } y = B \text{ [CF]}. \quad (3)$$

Помимо использования весов для входных переменных, которые придают большую гибкость данной модели, она обладает теми же достоинствами, что и модель (2). Кроме того, алгоритм логического вывода на модели правил (3) допускает отсутствие на входе значений одной или нескольких переменных. При этом возможно получение выходного результата, но с меньшей достоверностью.

Однако ее пригодность ограничивалась классом задач, в которых по известному распределению значений входных количественных параметров необходимо выбрать четкое решение из множества допустимых альтернатив за один цикл работы машины логического вывода.

В таблице 1 приведены результаты анализа рассмотренных моделей правил.

Табл. 1. Сравнительная характеристика моделей правил

Критерии Модель	Обработка разнотипных данных	Обработка четких и нечетких данных	Критич- ность к отсут- ствию части исходных данных в процессе логического вывода	Учет зна- чимости параметров в правиле	Стратегия логического вывода «поиск в глубину»
Простая продукционная	да	нет	да	нет	да
Нечеткая продукционная	нет	да	да	нет	нет
Модифицированная нечетко-продукци- онная	нет	да	нет	да	нет
<b>Требуемая модель правила</b>	<b>да</b>	<b>да</b>	<b>нет</b>	<b>да</b>	<b>да</b>

Как видно из приведенных результатов анализа, ни одна из моделей (1)-(3) в полной мере не удовлетворяет всем рассматриваемым критериям.

Таким образом, требования, предъявляемые к модели продукционного правила и алгоритму логического вывода для решения задачи диагностики состояния сложного объекта, можно сформулировать следующим образом:

- 1) возможность обработки разнотипных данных;
- 2) возможность обработки четких и нечетких данных;
- 3) учет значимости (веса) каждого параметра в правиле;
- 4) учет значимости (достоверности) каждого правила;
- 5) для простоты лингвистической интерпретации правил использование ограничения на количество входных параметров в них (учет принципа « $7 \pm 2$ »);
- 6) не критичность к отсутствию части исходных данных в процессе логического вывода для получения результата;

7) возможность реализации стратегии вывода «поиск в глубину» для поиска дополнительных фактов в базе знаний.

Для удовлетворения указанным требованиям разработана новая нечетко-продукционная модель правил, послужившая основой более общей модели диагностики состояния сложного объекта. Разработка общей модели диагностики потребовала решения следующих задач:

1) разработка каскадной модели нечетко-продукционных правил:

1.1) разработка методики группировки параметров, описывающих объект диагностики, для построения полного каскада параметров;

1.2) разработка модели нечетко-продукционного правила для формализации зависимостей в данных;

2) разработка алгоритма логического вывода на правилах каскадной модели.

### Методика группировки параметров

Рассмотрим формальную постановку задачи разработки методики группировки параметров. Пусть дано множество параметров, описывающих объект диагностики:  $\{p_1, p_2, \dots, p_N\} = \{p_k\} \quad k = \overline{1, N}$ . Необходимо сформировать множество групп параметров  $\{G_1, G_2, \dots, G_m\} = \{G_j\}, \quad j = \overline{1, m}$ , где  $m < N$  и  $G_j \subset \{p_k\}$ , описывающих этапы диагностического процесса, и построить полный каскад параметров  $K\{p_k\} = G_1 \cup G_2 \cup \dots \cup G_m = \bigcup \{G_j\} \quad j = \overline{1, m}$  путем объединения сформированных групп в иерархию с учетом направления зависимости между параметрами, которое определяется экспертом.

Методика группировки параметров состоит из следующих этапов.

1. Эксперт на основании своих знаний и опыта в соответствии с этапами диагностического процесса среди всего множества параметров  $\{p_1, p_2, \dots, p_N\}$ , описывающих объект, выбирает целевые параметры  $\{p_{u_1}, p_{u_2}, \dots, p_{u_m}\}, \quad m < N$ , значения которых оцениваются на каждом из этапов диагностики.

2. Во множестве параметров  $\{p_k\}, \quad k = \overline{1, N}$  на основе экспертно-корреляционного алгоритма (ЭКА) [5] производится поиск векторов независимых параметров  $\bar{p}_{ex}$ , значимо влияющих на значения каждого из целевых параметров  $p_{u_j}$ , и формируются группы параметров  $\{G_j\} = \{\bar{p}_{ex_j}, p_{u_j}\}$ , описывающих этапы диагностики.

3. Происходит объединение результатов группировки в иерархию для построения полного каскада параметров  $K\{p_k\}$  с учетом направления зависимости между ними:  $K\{p_k\} = \bigcup \{G_j\} = \bigcup \{\bar{p}_{ex_j}, p_{u_j}\}, \quad j = \overline{1, m}$

В качестве пояснения первых двух этапов описанной методики рассмотрим графическое представление процесса группировки параметров (см. рис. 2).

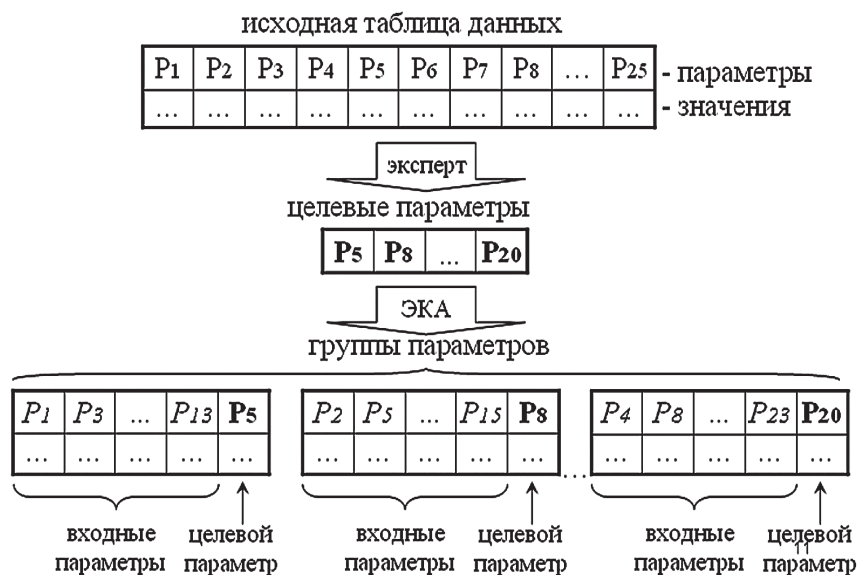


Рис. 2. Пример группировки параметров

Из данного рисунка видно, что для объединения параметров в группы необходимо наличие таблицы исходных данных, определяемых множеством параметров и их значениями. Полученные группы представляют интерес для дальнейшего интеллектуального анализа как самостоятельно для построения локальных систем диагностики отдельных элементов объекта, так и совместно в каскаде для построения комплексных систем диагностики состояния сложного объекта.

Пример объединения группы параметров в каскад (в соответствии с третьим этапом предложенной методики) представлен на рис. 3.

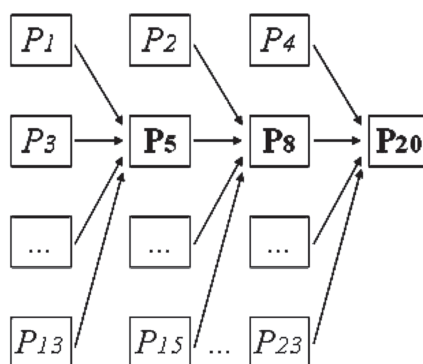


Рис. 3. Пример построения каскада параметров

Следует отметить, что в общем случае каскад параметров может быть гораздо более сложным, что главным образом определяется числом исходных параметров объекта, их взаимозависимостью, а также количеством самостоятельных этапов диагностического процесса.

### Модель нечетко-продукционного правила

Для описания зависимостей в группах параметров разработана модель нечетко-продукционного правила, обладающая достоинствами рассмотренных выше моделей (1)-(3) и устраняющая их недостатки.

Данная модель может быть представлена в виде:

$$\text{ЕСЛИ } x_1 = \vec{A}_1(w_1) \text{ И } x_2 = \vec{A}_2(w_2) \text{ И } \dots x_n = \vec{A}_n(w_n) \text{ ТО } y = B \text{ [CF]}, \quad (4)$$

где  $x_i$  – входные переменные;  $w_i \in [0;1]$  – веса ограничений;

$$\vec{A}_i = \begin{cases} A_i - \text{четкое значение входа;} & y - \text{выходная переменная;} \\ \tilde{A}_i - \text{нечеткое знач. входа;} & B - \text{четкое значение выхода;} \end{cases}$$

$$\tilde{A}_i = \{x_i, \mu_{\tilde{A}_i}(x_i)\}, \mu_{\tilde{A}_i}(x_i) - \text{ФП;} \quad CF \in [0;1] - \text{достоверность правила.}$$

Новизна предложенной модели нечетко-продукционного правила заключается в одновременном выполнении следующих требований:

- 1) возможность обработки разнотипных данных как на входе, так и на выходе правил;
- 2) возможность обработки четких и нечетких входных данных;
- 3) учет значимости (веса) каждого входного параметра в правиле;
- 4) учет значимости (достоверности) каждого правила.

В таблице 2 приведены примеры нечетко-продукционных правил модели (4) в различных предметных областях.

Табл. 2. Примеры нечетко-продукционных правил

Правило Область	Запись правила на естественном языке	Формальная запись правила
Кредитование	Если клиент имеет постоянную работу, его доход адекватный и кредитный рейтинг высокий, то нужно одобрить кредит	ЕСЛИ постоянная работа = «имеется» (0.9) И доход = «адекватный» (0.8) И кредитный рейтинг = «высокий» (0.85) ТО решение по кредиту = «одобрить» (0.9)
Медицинская диагностика	Если мужчина зрелого возраста имеет небольшой стаж заболевания и большой стаж физических нагрузок, то у него возможно наличие грыжи межпозвонкового диска	ЕСЛИ пол = «мужской» (0.7) И возраст = «зрелый» (0.85) И стаж заболевания = «небольшой» (0.8) И стаж нагрузок = «большой» (0.9) ТО диагноз = «грыжа диска» (0.65)



Техническая диагностика	Если объем закачки воды большой и давление на выкиде КНС №25 понизилось, то возможно произошел порыв на водоводе	ЕСЛИ объем закачки = «большой» (0.6) И давление = «понизилось» (0.9) И номер КНС = «25» (0.5) ТО авария = «порыв на водоводе» (0.8)
-------------------------	--	--

Как видно из указанных примеров, в рамках нечетко-продукционных правил модели (4) возможно описание нелинейных зависимостей, характеризующих состояние сложных объектов в различных областях человеческой деятельности.

Решения задач 1.1 (методика группировки параметров) и 1.2 (модель нечетко-продукционного правила) легли в основу разработки более общей нечетко-продукционной каскадной модели диагностики состояния сложного объекта.

В соответствие с рассмотренными выше примерами рассмотрим каскад нечетко-продукционных правил:

$$\left\{ \begin{array}{l} S_{R_1} = \{ \text{ЕСЛИ } p_1 = \vec{A}_{i_1}(w_{i_1}) \text{ И } p_3 = \vec{A}_{i_3}(w_{i_3}) \text{ И... } p_{13} = \vec{A}_{i_{13}}(w_{i_{13}}) \text{ ТО } p_5 = A_{i_5}[CF_{r_1}] \} \\ S_{R_2} = \{ \text{ЕСЛИ } p_2 = \vec{A}_{i_2}(w_{i_2}) \text{ И } p_5 = \vec{A}_{i_5}(w_{i_5}) \text{ И... } p_{15} = \vec{A}_{i_{15}}(w_{i_{15}}) \text{ ТО } p_8 = A_{i_8}[CF_{r_2}] \} \\ \dots \\ S_{R_m} = \{ \text{ЕСЛИ } p_4 = \vec{A}_{i_4}(w_{i_4}) \text{ И } p_8 = \vec{A}_{i_8}(w_{i_8}) \text{ И... } p_{23} = \vec{A}_{i_{23}}(w_{i_{23}}) \text{ ТО } p_{20} = A_{20}[CF_{r_m}] \} \end{array} \right.$$

где  $S_{R_j}$  – множество правил в  $j$ -й группе параметров ( $j = \overline{1, m}$ );

$i_k = \overline{1, g_k}$ ,  $g_k$  – число значений (градаций) параметра  $p_k$  ( $k = \overline{1, N}$ );

$r_j = \overline{1, N_{R_j}}$ ,  $N_{R_j}$  – число правил во множестве  $S_{R_j}$ .

Особенности каскада правил:

1) в соответствии с каскадом параметров выход одного правила может служить входом для другого правила;

2) в каскаде могут встречаться независимые правила, у которых отсутствуют связи с другими правилами;

3) каждая группа параметров, составляющих каскад, в общем случае описывается полной системой правил  $S_{R_j}$ ,  $j = \overline{1, m}$ .

4) количество правил в каждой системе:



$$N_{R_j} = \prod_k g_k = \prod_{l=1}^{n_j} g_l,$$

где  $k = \overline{1, N}$  – абсолютный номер параметра;

$l = \overline{1, n_j}$  – порядковый номер параметра в правиле;

$g_l$  – число значений (градаций)  $l$ -го параметра в правиле;

$n_j$  – число параметров в каждом правиле  $j$ -й группы.

Для успешного применения каскадной модели диагностики состояния сложного объекта разработан алгоритм логического вывода на нечетких правилах.

### Алгоритм логического вывода на правилах каскадной модели

Для понимания особенностей организации логического вывода на каскаде нечетко-продукционных правил модели (4) введем следующие обозначения:

$$R = \frac{\sum_{i=1}^n \mu_{\bar{A}_i}(x_i^*) w_i}{\sum_{i=1}^n w_i},$$

где  $x_i^*$  – значения входных параметров правил (исходные факты),

$\mu_{\bar{A}_i}(x_i^*) \in [0;1]$  – степени принадлежности входных значений  $x_i^*$  наложенным на них ограничениям  $\bar{A}_i$ , причем  $\mu_{\bar{A}_i}(x_i^*) = 0$ , если  $x_i^* = \emptyset$ ;

$w_i$  – веса условий продукционного правила;

$i = \overline{1, n}$ , где  $n$  – число параметров в правиле;

- $CF \in [0;1]$  (certainty factor) – оценка достоверности правила;

- $V = \prod_{i=1}^n V_i \in [0;1]$  – оценка достоверности фактов, причем

$$V_i = \begin{cases} 1, & \text{для исходного факта;} \\ \text{const} \in [0;1], & \text{для факта, получаемого в процессе вывода;} \end{cases}$$

$C = R \times CF \times V \in [0;1]$  (complex) – комплексная оценка достоверности консеквента правила (оценка доверия к принимаемому решению).

Рассмотрим этапы алгоритма логического вывода на каскаде правил (4).

1. Ввод исходных фактов  $\bar{x}^*$ , описывающих состояние объекта диагностики.

2. Отбор правил из базы знаний, отвечающих целям диагностики и формирование конфликтного множества (*Rule Conflict Set, RCS*) из данных правил.

3. Если на шаге 2 получено пустое множество правил ( $RCS = \emptyset$ ), то выход из алгоритма с выводом сообщения «Решение задачи не найдено».

4. Если конфликтное множество правил не пустое ( $RCS \neq \emptyset$ ), то проверяется условие достаточности исходных фактов для выполнения отобранных правил (фактов достаточно, если они покрывают все множество условий в правилах).

5. Если исходных фактов не достаточно, то производится запрос у пользователя дополнительных фактов, либо, в случае невозможности их получения от пользователя, производится циклический поиск данных фактов в базе знаний с последующей оценкой их достоверности  $V$  и добавлением в базу фактов.

6. Для всех правил  $R_i$  из конфликтного множества  $RCS$  производится расчет их комплексной оценки срабатывания  $C_i$ .

7. Если все значения оценок  $C_i$  нулевые, то выход из алгоритма с выводом сообщения «Решение задачи не найдено».

8. При ненулевых значениях оценок производится разрешение конфликта – выбирается правило  $R_i$  с максимальной комплексной оценкой срабатывания  $C_i$ .

9. Решением задачи (постановкой конкретного диагноза) выступает значение консеквента  $D$  данного правила.

На рисунке 4 представлена блок-схема алгоритма логического вывода.

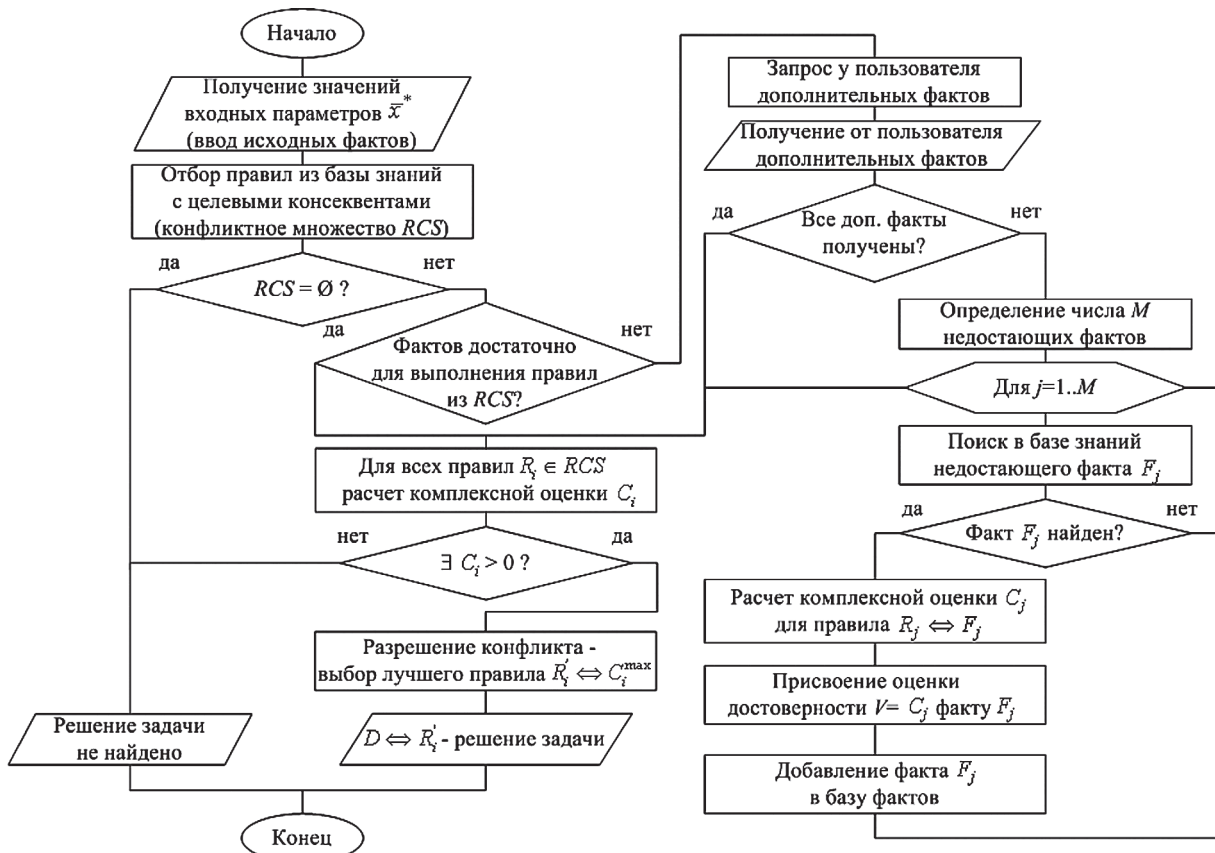


Рис. 4. Блок-схема алгоритма логического вывода на каскаде правил

Алгоритм функционирует до тех пор, пока не будет найдено решение в виде конкретного диагноза, определяющего состояние объекта, либо пока не наступит условие остановки в виде отсутствия решения задачи.

Основными достоинствами данного алгоритма являются:

1) не критичность к отсутствию части исходных данных (отсутствие значения какого-либо параметра на входе лишь снижает общую оценку срабатывания правила, что не мешает выполняться процедуре логического вывода для нахождения решения задачи);

2) возможность реализации стратегии вывода «поиск в глубину» для поиска дополнительных фактов в базе знаний (данная стратегия в некоторых случаях позволяет находить факты, которые пользователь не смог предоставить в силу различных причин).

Таким образом, нечетко-продукционная каскадная модель, в основу которой положена модель нечетко-продукционного правила, совместно с алгоритмом логического вывода представляют инструмент в руках эксперта при формализации знаний для описания объекта, процессов его функционирования и диагностики.

### **Апробация модели диагностики состояния сложного объекта**

С целью апробации предложенного подхода к моделированию и диагностике состояния сложного объекта, а также оценки практической пригодности нечетко-продукционной модели правил к формализации и использованию экспертных знаний проведен ряд исследований и экспериментов.

Так, в работе [4] предложена реализация нечетко-продукционной экспертной системы диагностики и клинических проявлений синдромов остеохондроза поясничного отдела позвоночника. Апробация нечеткой модели в задаче медицинской диагностики показала, что формируемые в рамках модели (4) правила позволяют с высокой точностью описывать процессы и закономерности, протекающие в поясничном отделе позвоночника. Данная модель принятия решений отвечает логике постановки медицинского диагноза экспертом и моделирует этапы его интеллектуальной деятельности. Экспертная система в большинстве случаев позволяла принимать правильные решения при постановке медицинских диагнозов. Данная сфера явилась лишь значимым примером эффективности применения нечетко-продукционной модели правил.

### **Заключение**

Описанный в данной работе подход к диагностике состояния сложного объекта на основе нечетко-продукционной каскадной модели не является единственным. Существуют и другие подходы, основанные, например, на расчете статистических оценок или построении нейросетевых моделей. Однако полученные результаты позволяют

утверждать, что применение каскада экспертных правил в рамках описанной модели является эффективным.

Практическая ценность предложенного подхода заключается в возможности повышения эффективности применения экспертных систем диагностики состояния сложных объектов в любой сфере человеческой деятельности.

Перспективной задачей, расширяющей возможности получения экспертных правил и обобщающей результаты проведенного исследования, видится разработка инструментального средства для автоматизированного формирования баз знаний экспертных систем на основе обучения каскада нечетких нейронных сетей [3]. Данный подход будет использован при построении баз знаний мягких экспертных диагностических систем.

### Список литературы:

1. *Гаврилова Т.А., Хорошевский В.Ф.* Базы знаний интеллектуальных систем. – СПб.: Питер, 2001. – 384 с.: ил.
2. *Глова В.И., Аникин И.В., Шагиахметов М.Р.* Система нечеткого моделирования для решения задач повышения нефтедобычи // Вестник КГТУ им. А.Н. Туполева. – 2001. – № 3. – С. 59-61.
3. *Катасёв А.С.* Нейронечеткая модель и программный комплекс формирования баз знаний экспертных систем // Автореф. дисс. на соиск. уч. степ. к-та техн. наук. Казань, 2006. – 20 с.
4. *Подольская М.А., Катасёв А.С.* Применение систем искусственного интеллекта для диагностического процесса в вертеброневрологии // Казанский медицинский журнал. – 2007. – № 4. – С. 346-351.
5. *Стрункин Д.Ю.* Выбор значимых для прогнозирования времени выживания показателей пациента // Ползуновский вестник. – 2011. – №3/1. – С. 158-162.

### Библиография:

1. *Гаврилова Т.А., Хорошевский В.Ф.* Базы знаний интеллектуальных систем. – СПб.: Питер, 2001. – 384 с.: ил.
2. *Глова В.И., Аникин И.В., Шагиахметов М.Р.* Система нечеткого моделирования для решения задач повышения нефтедобычи // Вестник КГТУ им. А.Н. Туполева. – 2001. – № 3. – С. 59-61.
3. *Катасёв А.С.* Нейронечеткая модель и программный комплекс формирования баз знаний экспертных систем // Автореф. дисс. на соиск. уч. степ. к-та техн. наук. Казань, 2006. – 20 с.
4. *Подольская М.А., Катасёв А.С.* Применение систем искусственного интеллекта для диагностического процесса в вертеброневрологии // Казанский медицинский журнал. – 2007. – № 4. – С. 346-351.

5. Стрункин Д.Ю. Выбор значимых для прогнозирования времени выживания показателей пациента // Ползуновский вестник. – 2011. – №3/1. – С. 158-162.

**References (transliteration):**

1. Gavrilova T.A., Khoroshevskiy V.F. Bazy znaniy intellektual'nykh sistem. – SPb.: Piter, 2001. – 384 s.: il.
2. Glova V.I., Anikin I.V., Shagiakhmetov M.R. Sistema nechetkogo modelirovaniya dlya resheniya zadach povysheniya neftedobychi // Vestnik KGTU im. A.N. Tupoleva. – 2001. – № 3. – S. 59-61.
3. Katasev A.S. Neyronechetkaya model' i programmnyy kompleks formirovaniya baz znaniy ekspertnykh sistem // Avtoref. diss. na soisk. uch. step. k-ta tekhn. nauk. Kazan', 2006. – 20 s.
4. Podol'skaya M.A., Katasev A.S. Primenenie sistem iskusstvennogo intellekta dlya diagnosticheskogo protsessa v vertebronevrologii // Kazanskiy meditsinskiy zhurnal. – 2007. – № 4. – S. 346-351.
5. Strunkin D. Yu. Vybor znachimykh dlya prognozirovaniya vremeni vyzhivaniya pokazateley patsienta // Polzunovskiy vestnik. – 2011. – №3/1. – S. 158-162.