УДК 681.518.3:622.24

МАТЕМАТИЧНА МОДЕЛЬ ІНТЕЛЕКТУАЛЬНОЇ СИСТЕМИ ПІДТРИМКИ ПРИЙНЯТТЯ РІШЕНЬ ДЛЯ ВИЯВЛЕННЯ УСКЛАДНЕНЬ У ПРОЦЕСІ БУРІННЯ СВЕРДЛОВИН

В.М. Шавранський

ІФНТУНГ, 76019, м. Івано-Франківськ, вул. Карпатська, 15, тел. (03422) 46067,
e-mail: kafatp@ukr.net

Розглядається питання розроблення загальної інформаційної моделі об'єкта контролю і керування у випадку виникнення ускладнень у процесі буріння свердловин, а також математична модель нечіткої інтелектуальної системи для виявлення ускладнень у процесі буріння нафтогазових свердловин, а саме: визначено склад і характеристики вхідних і вихідних змінних нечіткої інтелектуальної системи; математичну модель нечіткої бази правил; модель функції належності лінгвістичних змінних; модель системи нечіткого логічного висновку і дефазифікація вихідного показника, що дає змогу точніше і швидше виявляти ускладнення.

Ключові слова: процес буріння, математична модель, ускладнення, інтелектуальна система, контроль, керування.

Рассматривается вопрос разработки общей информационной модели объекта контроля и управления при осложнениях в процессе бурения скважин, а также математическая модель нечеткой интеллектуальной системы для выявления осложнений при бурении нефтегазовых скважин, а именно: определены состав и характеристики входных и выходных переменных нечеткой интеллектуальной системы; математическая модель нечеткой базы правил; модель функции принадлежности лингвистических переменных; модель системы нечеткого логического вывода и дефазификации исходного показателя, что позволяет точнее и быстрее выявлять осложнения.

Ключевые слова: процесс бурения, математическая модель, осложнения, интеллектуальная система, контроль, управление.

The development of a common information model of object control and management of complications during drilling, as well as the mathematical model of fuzzy intelligent system to identify complications in drilling of oil and gas wells, that is: the composition and characteristics of input and output variables of fuzzy intelligent system were determined; mathematical model of the fuzzy rules base; model of membership function of linguistic variables; model of fuzzy inference and defuzzification of output parameter, allowing to detect complications more accurately and faster.

Keywords: drilling process, mathematical model, complications, intelligent systems, control, management.

Вступ. Сучасні автоматизовані системи керування технологічним процесом буріння нафтогазових свердловин повною мірою можуть забезпечити безаварійний процес буріння без втручання людини. Проте, як свідчить досвід, рівень функціональності і надійності буде вищим, якщо поєднати досвід фахівця-експерта на етапі підтримки прийняття рішень, що дає змогу поєднати обчислювальну ефективність системи з інтуїцією та знаннями людини.

Оскільки збитки, пов'язані з зупинкою процесу буріння з причини передаварійної ситуації, надзвичайно великі, то створення подібної системи дозволить отримати значний економічний ефект за рахунок скорочення простою обладнання і підвищення фізичного ресурсу його експлуатації.

Таким чином, створення інтелектуальної системи підтримки прийняття рішень з метою попередження ускладнень в процесі буріння, що підвищить його безаварійність, є актуальним науковим і практичним завданням.

Мета роботи. Метою даної роботи є розроблення інтелектуальної системи підтримки прийняття рішень при керуванні процесом буріння нафтогазових свердловин в умовах невизначеності для запобігання виникненню ускладнень, що досягається шляхом використання нечіткої логіки і теорії нечітких множин.

Виклад основного матеріалу

Загальною функцією контролю для запобігання виникненню ускладнень при проводці вертикальних, похилих і горизонтальних ділянок стовбура свердловини є визначення стану об'єкта контролю і виявлення ознак ускладнень, що потребують керуючих впливів.

Стан бурового інструменту в кожен момент часу t з певною вірогідністю і точністю, опираючись на постановку задачі контролю і розуміння природи процесу функціонування об'єкта, можна охарактеризувати набором таких величин [1]

$$Z(t) = \{n(t), \mathrm{h}(t), V_M(t), p(t), P(t), M(t), Q_1(t), Q_2(t)\},$$

де $n(t)$ - швидкість обертання,

$h(t)$ - переміщення бурової колони,

$V_M(t)$ - механічна швидкість,

$p(t)$ - тиск бурового розчину на викиді насосів,

$P(t)$ - осьове навантаження на долото,

$M(t)$ - момент або $N(t)$ потужність, що витрачається на обертання бурової колони;

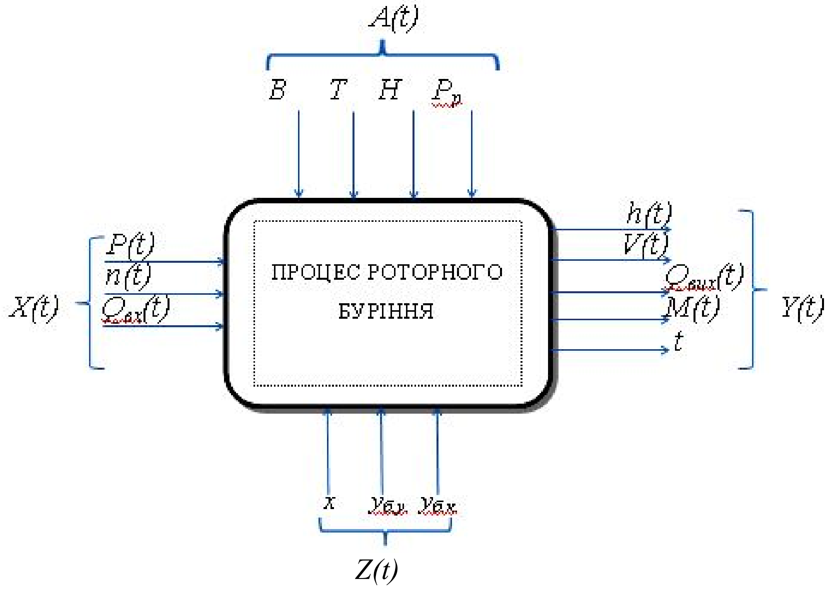

Рисунок 1 – Загальна інформаційна модель об'єкта контролю для запобігання виникненню ускладнень

$Q_{вх}(t)$ - витрата бурового розчину на вході в свердловину і на виході $Q_{вих}(t)$. При переході від одного миттєвого стану до іншого значення n, $V_м$, P, M, $Q_{вх}$, $Q_{вих}$ змінюються, тобто вони є функціями стану і часу t.

Основними параметрами процесу буріння *є*: осьове навантаження на долото; частота обертання; тиск бурового розчину; витрата бурового розчину на вході у свердловину і виході з неї; глибина вибою (положення долота); середнє значення швидкості буріння; обертальний момент на роторі – вимірюється в реальному часі за допомогою існуючих систем контролю процесу буріння.

Найважливішими впливами і параметрами контролю для запобігання виникненню ускладнень є:

– вхідні керуючі впливи $X(t) = \{P(t), n(t), Q_1(t)\}$, які вимірюються в реальному часі;

– збурюючі параметри $A(t) = \{B, T, H, P_p\}$, що для кожного інтервалу буріння свердловини задається ГТН;

– параметри, що визначаються режимами буріння $Z(t) = \{x, y_{б.к}, y_{б.у}\}$ є некерованим збуренням;

– фізико-механічні і абразивні властивості *B* порід, що є прогнозовані за ГТН (згідно стратиграфічного розрізу), але є неконтрольованими і не прогнозованими збуреннями.

Тут x – характеристики долота,

$y_{б.у.}$ – параметри бурової установки,

$y_{б.к.}$ – параметри бурової колони,

T – температура в свердловині,

H – сила статичного опору тертя,

P_p – пластовий тиск,

Таким чином, характеристики стану об'єкта $Y_i(t)$ пов'язані з вхідними контрольованими величинами $X(t)$ і збурюючими параметрами в процесі буріння $A(t)$ і параметрами, що визначаються режимами буріння $Z(t)$.

$$Y_i(t) = F_i\,[X(t), A(t), B, t],\ i = 1,..,5. \qquad (1)$$

Загальна інформаційна модель "вхід – вихід" об'єкта контролю зображена на рис. 1.

Вплив стану бурової колони на показники процесу буріння характеризуються значеннями його вихідних змінних Y(t), які є ознаками ускладнень:

співвідношення моменту на роторі $M_P(t)$ та номінального моменту $M_{ном}(t)$

$$M(t) = \frac{M_P(t)}{M_{ном}(t)} \succ\succ 1,$$

швидкість переміщення V(t) бурового інструменту

$$V(t) = 0,$$

відношення тиску бурового розчину p(t) до номінального значення $p_{ном}(t)$

$$n(t) = \frac{p(t)}{p_{ном}(t)} \succ\succ 1,$$

відношення витрати бурового розчину на виході із свердловини $Q_{вих}(t)$ до витрати бурового розчину $Q_{вх}(t)$ на вході до неї

$$\frac{Q_{вих}(t)}{Q_{вх}(t)} \prec\prec 1, \text{ або } Q_{вих}(t) = Q_{вх}(t).$$

Для правильного вибору контрольованих величин визначимо клас задачі контролю для запобігання виникненню ускладнень. У зв'язку з тим, що процес буріння свердловин є нестаціонарним випадковим процесом, що розвивається в часі, цей варіант контролю відповідає визначенню подій в умовах апріорної невизначеності [2].

Джерелами невизначеності є: властивості гірських порід, що розбурюються, параметри бурового розчину (БР); температура свердловини; сила статичного опору тертя; похибки вимірювання контрольованих величин, обумовлені зовнішніми перешкодами і похибками давачів; дискретність спостереження при періодичному контролі та інші.

ISSN 1993—9868. Нафтогазова енергетика. 2014. № 1(21)

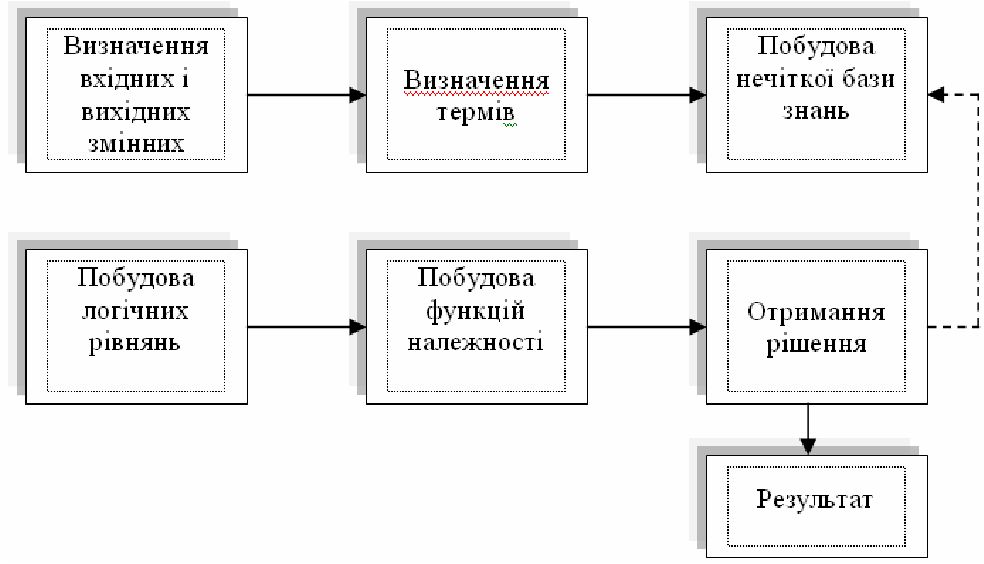

Рисунок 2 – Алгоритм побудови моделі нечіткої системи

Під час розроблення інтелектуальної (експертної) системи завжди існує проблема придбання і представлення експертних знань. Це обумовлено складністю процесу вибору з великого обсягу знань експертів фактів і правил, їх структуризація і побудова з них бази знань.

З усієї безлічі відомих моделей представлення знань (логічні моделі, мережеві моделі, фреймові моделі, продукційні моделі та ін.) були вибрані нечіткі моделі. Це пов'язано з тим, що система моніторингу, аналізу і діагностики ускладнень має такі особливості.

1. Отримання необхідної інформації про виникнення ускладнень є складним, таким, що погано формалізується, трудомістким, високовартісним, а іноді і зовсім нездійсненним завданням.

2. Для опису процесу буріння експерти використовують як чіткі методи, так і логіко-лінгвістичні методи на природній мові в термінах лінгвістичних змінних.

3. Чітка модель досліджуваної системи буде занадто складною для практичного застосування.

4. Значна частина інформації про процес буріння (зокрема в умовах ускладнень) може бути отримана тільки у вигляді експертних даних або у вигляді евристичних описів процесів. Ця інформація може бути нечіткою і недостатньо визначеною для того, щоб бути вираженою математичними залежностями.

5. Вхідні дані з давачів не є достатньо точними і мають нечіткий характер.

Для формалізації цих знань сьогодні успішно застосовується апарат теорії нечітких множин і нечіткої логіки. Нечіткі поняття в даному випадку формалізуються у вигляді нечітких і лінгвістичних змінних, а нечіткість дій в процесі ухвалення рішення - у вигляді нечітких алгоритмів. Алгоритм побудови математичної моделі нечіткої інтелектуальної системи для визначення ускладнень представлений на рис. 2.

Подамо ускладнення однорівневою еталонною моделлю OSI, з множиною вхідних змінних $x_1, x_2, ..,x_n$ і однією вихідною змінною y:

$$y=f_y(x_1, x_2, ..,x_n)\ . \tag{2}$$

Як вхідні змінні x_i виберемо ознаки ускладнень, що відповідають рівню моделі OSI (рис. 3). Вихідна змінна y – це показник ймовірності виникнення ускладнення в процесі буріння.

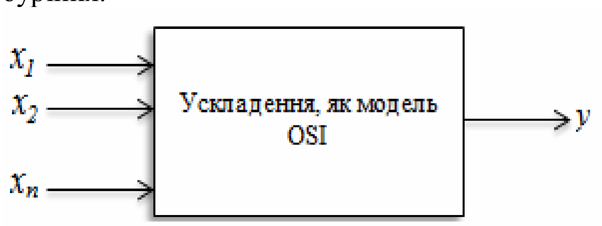

Рисунок 3 – Модель ускладнення у вигляді OSI

Введемо основні формалізми, необхідні для побудови нечітких лінгвістичних баз знань.

Вважатимемо, що змінні x_j і y можуть приймати кількісні і якісні значення.

Область застосування значень для кількісних змінних будуть:

$$U_i=\left[\underline{x_i},\overline{x_i}\right], i=\overline{1,n}, \tag{3}$$

$$Y=\left[\underline{y},\overline{y}\right], \tag{4}$$

де $\underline{x_i}$ і $\overline{x_i}$ – нижнє і верхнє значення вхідних змінних x_i, $i=\overline{1,n}$;

$\underline{y}$ і $\overline{y}$ – нижнє і верхнє значення вхідної змінної y.

Для якісних змінних x_i, $i=\overline{1,n}$ і y передбачається, що відомо безліч усіх можливих значень

$$U_i = \left\{v_i^1, v_i^2, ..., v_i^{gi}\right\}, i = \overline{1,n}, \quad (5)$$

$$Y = \left\{y^1, y^2, ..., y^{gm}\right\}, \quad (6)$$

де v_i^1 – оцінка, що відповідає найменшому значенню вхідної змінної x_i;

x_i^{gi} – оцінка, що відповідає найбільшому значенню вхідної змінної x_i;

y^1 – оцінка, що відповідає найменшому значенню вихідної змінної y;

y^{gm} – оцінка, що відповідає найбільшому значенню вихідної змінної y;

g_i – потужність величини (5);

g_m – потужність множини (6), причому

$$g_1 \neq g_2 \neq ... \neq g_n \neq g_m.$$

Найбільш зручною для експерта формою представлення знань імплікативного виду є звична для людини лінгвістична форма. При цьому експерт оперує нечіткими, розмитими категоріями.

Приймемо, що вектор $X^* = \left\{x^{1^*}, x^{2^*}, ..., x^{n^*}\right\}$ – фіксовані значення вхідних змінних показів давачів, де $x^{i^*} \in U_i$, $i = \overline{1,n}$.

Завдання прийняття рішення полягає в тому, щоб на основі вектора X^* визначити вихід $y^* \in Y$.

Необхідною умовою формального рішення такої задачі є наявність залежності (2). Для встановлення такої залежності будемо розглядати вхідні змінні x_i, $i = \overline{1,n}$, і вихідну змінну y як лінгвістичні змінні [3-6], задані на універсальних множинах (3), (4) або (5) (6).

Для оцінки лінгвістичних змінних x_i, $i = \overline{1,n}$ і y будемо використовуватимемо якісні терми з наступних терм-множин:

$A_i = \left\{a_i^1, a_i^2, ..., a_i^{l_i}\right\}$ – терм-множина змінної x_i, $i = \overline{1,n}$;

$D = \left\{d_1, d_2, ..., d_m\right\}$ – терм-множина вихідної змінної y;

де a_i^p – p-й лінгвістичний терм змінної x_i, $p = \overline{1,l_i}$, $i = \overline{1,n}$;

d_j – j-й терм змінної y;

m – число різних рішень в даній предметній області.

Потужності терм-множин A_i, $i = \overline{1,n}$, можуть бути різними

$$l_1 \neq l_2 \neq ... \neq l_n$$

Назва окремих термів $a_i^1, a_i^2, ..., a_i^{l_i}$ можуть також відрізнятися для різних лінгвістичних змінних x_i, $i = \overline{1,n}$.

Лінгвістичні терми вхідних і вихідних змінних $a_i^p \in A_i$ і $d_j \in D, p = \overline{1,l_i}, i = \overline{1,n}, j = \overline{1,m},$ розглядатимемо як нечіткі множини, задані на універсальній безлічі U_i і Y, визначених відношеннями (3) - (6).

Якщо x_i, $i = \overline{1,n}$, і y є кількісними змінними, то нечіткі множини $a_i^p \in A_i$ і $d_j^p \in D$ визначаються як [6, 7]:

$$a_i^p = \int_{\underline{x_i}}^{\overline{x_i}} \frac{\mu^{a^p j}(x_i)}{x_i}, \quad (7)$$

$$a_j = \int_{\underline{d}}^{\overline{d}} \frac{\mu^{d_j}(d)}{d}, \quad (8)$$

де $\mu^{a_i^p}(x_i)$ – функція належності значення вхідної змінної $x_i \in \left[\underline{x_i}, \overline{x_i}\right]$ терму $a_i^p \in A, i = \overline{1,n}$;

$\mu^{d_j}(d)$ – функція належності значення вихідної змінної $y \in \left[\underline{y}, \overline{y}\right]$ терму-рішенню $d_i^p \in A_t, i = \overline{1,n}$.

У разі якісних змінних x_i, $i = \overline{1,n}$ і y нечіткі множини a_i^p і d_j визначаються як:

$$a_i^p = \sum_{k=1}^{q_i} \frac{\mu^{a_i^p}(v_i^k)}{v_i^k}; \quad (9)$$

$$d_j = \sum_{r=1}^{q_m} \frac{\mu^{d_j}(y^r)}{y^r}, \quad (10)$$

де $\mu^{a_i^p}(v_i^k)$ – міра належності елемента $н_i^k \in U_t$ терму $a_i^p \in A_i$; $p = \overline{1,1}, i = \overline{1,n}, k = 1, g_t$;

$\mu^{a_i^p}(v_i^k)$ – міра належності елемента $y^r \in Y$ терму-рішенню $d_j \in \mathrm{D}$, $\mathrm{j} = \overline{1,m}, U_i$ і Y визначаються співвідношеннями (5) і (6).

Цей етап побудови нечіткої моделі, на якій визначаються лінгвістичні оцінки змінних для формалізації функції належності, дістав назву фазифікації змінних.

ISSN 1993—9868. Нафтогазова енергетика. 2014. № 1(21)

Відповідно до (2) виберемо MISO структуру (Multi Input - Single Output) [8,9] нечіткої бази знань. Виберемо також N експериментальних даних, що зв'язують входи і виходи об'єкта дослідження, і розподілимо їх таким чином:

$$N = k_1 + k_2 + ... + k_m,$$

де k_j – число експериментальних даних, отриманих від експертів, які відповідають вихідному рішенню d_j, $j = \overline{1,m}$, m – число вихідних рішень, причому в загальному випадку $k_1 \neq k_2 \neq ... \neq k_m$.

Припустимо, що число відібраних експериментальних даних менше повного перебору поєднань рівнів l_i зміни вхідних змінних, тобто $N < l_1 \cdot l_2 \cdot ... \cdot l_i \cdot ..l_n, i = \overline{1,n}$.

Пронумеруємо N експериментальних даних таким чином:

11,12,13,..,1K₁ – номери комбінацій вхідних змінних для вирішення d_1;

21,22,23,..,2K₂ – номери комбінацій вхідних змінних для вирішення d_2;

……

j1, j2, j3,..., jk_j – номери комбінацій вхідних змінних для рішення d_j;

……

m1, m2, m3,..., mK_m – номери комбінацій вхідних змінних для рішення d_m;

Матрицею знань, яка пов'язує вхідні змінні x_i, $i = \overline{1,n}$ і вихідну змінну y, назвемо таблицю (табл. 1), яка сформована за наступними правилами:

– розмірність матриці рівна $(n+1)N$, де $(n+1)$ – число стовбців, $N = k_1 + k_2 + ... + k_m$ – число рядків;

– перші n стовбців відповідають вхідним змінним x_i, $i = \overline{1,n}$; $(n+1)$-й стовбець відповідає значенню $\mathrm{d}_i, j = \overline{1,m}$; вихідною змінною y;

– кожен рядок матриці є комбінацією, визначених експертом, значень вхідних змінних до одного із можливих значень вихідної змінної y. При цьому перші k_1 рядків, які відповідають значенню вихідної змінної $y=d_1$; наступні k_2 рядків – значенню $y=d_2$, останні k_m рядків – значенню $y=d_m$;

– елемент a_i^{jp}, який стоїть на перетині i-го стовбця і jp-го рядка, відповідає лінгвістичній оцінці параметра x_i в рядку в нечіткій базі знань з номером jp. При цьому лінгвістична оцінка a_i^{jp} вибирається із терм-множин, які відповідають змінній $\boldsymbol{x_i}$, тобто $a_i^{jp} \in A_i, i = \overline{1,n}$, $j = \overline{1,m}, p = \overline{1,k_j}$.

Матриця знань визначає систему логічно лінгвістичних висловлювань експерта на кшталт «ЯКЩО – ТО, ІНАКШЕ», які пов'язують значення вхідних змінних $a_i^{jp}, i = \overline{1,n}$, з одним із можливих типів рішень $d_j, i = \overline{1,m}$,:

$$\begin{aligned}
&\text{ЯКЩО } (x_1 = a_1^{11}) I (x_2 = a_2^{11}) I ... I (x_n = a_n^{11}) \\
&\quad \textit{АБО } (x_1 = a_1^{12}) I (x_2 = a_2^{12}) I ... I (x_n = a_n^{12}) \\
&\quad \textit{АБО } ... \\
&\qquad (x_1 = a_1^{1k_1}) I (x_2 = a_2^{1k_1}) I ... I (x_n = a_n^{1k_1}), \\
&\quad \text{ТО } \ y = d_1, \quad \text{ІНАКШЕ} \\
&\text{ЯКЩО } (x_1 = a_1^{21}) I (x_2 = a_2^{21}) I ... I (x_n = a_n^{21}) \\
&\quad \textit{АБО } (x_1 = a_1^{22}) I (x_2 = a_2^{22}) I ... I (x_n = a_n^{22}) \\
&\quad \textit{АБО } ... \\
&\qquad (x_1 = a_1^{2k_1}) I (x_2 = a_2^{2k_1}) I ... I (x_n = a_n^{2k_1}), \\
&\quad \text{ТО } \ y = d_2, \quad \text{ІНАКШЕ} \\
&... \\
&\text{ЯКЩО } (x_1 = a_1^{m1}) I (x_2 = a_2^{m1}) I ... I (x_n = a_n^{m1}) \\
&\quad \textit{АБО } (x_1 = a_1^{m2}) I (x_2 = a_2^{m2}) I ... I (x_n = a_n^{m2}) \\
&\quad \textit{АБО } ... \\
&\qquad (x_1 = a_1^{mk_1}) I (x_2 = a_2^{mk_1}) I ... I (x_n = a_n^{mk_1}), \\
&\quad \text{ТО } \ y = d_m,
\end{aligned} \tag{11}$$

де $d_j, i = \overline{1,m}$ - лінгвістична оцінка вихідної змінної y, яка визначається з терм-множини D;

a_i^{jp} – лінвістична оцінка вхідної змінної x_i в p-му рядку j-й диз'юнкції, яка вибирається з відповідної терм-множини $A_i, i = \overline{1,n}, j = \overline{1,.m}, p = \overline{1,k_j}$;

k_j – кількість правил, яка визначає значення $y = d_j$.

Таку систему логічних висловлювань експерта про вплив факторів $\{x_i\}$ на значення вихідної змінної y назвемо нечіткою базою знань [6-9].

Використовуючи операції $\bigcup$(АБО) та $\bigcap(I)$, систему логічних висловлювань (11) запишемо в такому вигляді:

$$\bigcup_{p=1}^{k_j} \left[\bigcup_{i=1}^{n} (x_i = a_i^{jp}) \right] \rightarrow y = d_j, \ j = \overline{1,m}. \tag{12}$$

Для врахування різного типу універсальності експерта в адекватності правил використовуватимемо вагові коефіцієнти. Нечітку базу знань (12) з ваговими коефіцієнтами правил перетворимо наступним чином:

$$\bigcup_{p=1}^{k_j} \left[\bigcup_{i=1}^{n} (x_i = a_i^{jp}) \text{ з вагою } \omega_{jp} \right] \rightarrow y = d_j, \tag{13}$$

$$j = \overline{1,m}.$$

де $\omega_{jp} \in [0,1]$ – ваговий коефіцієнт правила з номером jp.

Таку базу знань (13) називають базою знань Мамдані [6, 9].

Таблиця 1 – Структура матриці знань

Номера вхідних комбінацій значень	Вхідні змінні $\boldsymbol{x}$						Вихідна змінна $\boldsymbol{y}$
	x_1	x_2	...	x_i	...	x_n	
11	a_1^{11}	a_2^{11}	...	a_i^{11}	...	a_n^{11}	d_1
12	a_1^{12}	a_2^{12}	...	a_i^{12}	...	a_n^{12}	d_1
...							...
1 K$_1$	$a_1^{1K_1}$	$a_2^{1K_2}$	...	$a_i^{1K_1}$	...	$a_n^{1K_1}$	d_1
...							...
J$_1$	a_1^{j1}	a_2^{j1}	...	a_i^{j1}	...	a_n^{j1}	d_j
J$_2$	a_1^{j2}	a_2^{j2}	...	a_i^{j2}	...	a_n^{j2}	d_j
...							...
jK$_j$	$a_1^{1K_j}$	$a_2^{1K_j}$	...	$a_i^{1K_j}$	...	$a_n^{1K_j}$	d_j
...							...
m$_1$	a_1^{m1}	a_2^{m1}	...	a_i^{m1}	...	a_n^{m1}	d_m
m$_2$	a_1^{m2}	a_2^{m2}	...	a_i^{m2}	...	a_n^{m2}	d_m
…							...
mK$_m$	$a_1^{mK_m}$	$a_2^{mK_m}$	...	$a_j^{mK_m}$	...	$a_n^{mK_m}$	d_m

Використовуючи матрицю знань (табл. 1) або ізоморфну їй систему логічних висловлювань (11) або (12), побудуємо систему нечітких логічних рівнянь, які дозволяють визначати значення функцій належності різних рішень при фіксованих значеннях вхідних змінних:

$$\mu^{d_1}(x_1,x_2,...,x_n)=$$
$$=\mu^{a_1^{11}}(x_1)\wedge\mu^{a_2^{11}}(x_2)\wedge...\wedge\mu^{a_n^{11}}(x_n)\vee\rightarrow$$
$$\vee\mu^{a_1^{21}}(x_1)\wedge\mu^{a_1^{12}}(x_2)\wedge...\wedge\mu^{a_n^{12}}(x_n)\vee...$$
$$...\vee\mu^{a_1^{1k_1}}(x_1)\wedge\mu^{a_2^{1k_1}}(x_2)\wedge...\wedge\mu^{a_n^{1k1}}(x_n),$$
$$\mu^{d_2}(x_1,x_2,...,x_n)=$$
$$=\mu^{a_1^{21}}(x_1)\wedge\mu^{a_2^{21}}(x_2)\wedge...\wedge\mu^{a_n^{21}}(x_n)\vee\rightarrow$$
$$\vee\mu^{a_1^{21}}(x_1)\wedge\mu^{a_1^{22}}(x_2)\wedge...\wedge\mu^{a_n^{22}}(x_n)\vee...$$
$$...\vee\mu^{a_1^{2k_2}}(x_1)\wedge\mu^{a_2^{2k_1}}(x_2)\wedge...\wedge\mu^{a_n^{2k_2}}(x_n),$$
$$\mu^{d_m}(x_1,x_2,...,x_n)=$$
$$=\mu^{a_1^{2=m1}}(x_1)\wedge\mu^{a_2^{2m1}}(x_2)\wedge...\wedge\mu^{a_n^{m1}}(x_n)\vee\rightarrow$$
$$\vee\mu^{a_1^{m1}}(x_1)\wedge\mu^{a_1^{m2}}(x_2)\wedge...\wedge\mu^{a_n^{m2}}(x_n)\vee... \quad (14)$$
$$...\vee\mu^{a_1^{mk_m}}(x_1)\wedge\mu^{a_2^{mk_m}}(x_2)\wedge...\wedge\mu^{a_n^{mk_m}}(x_n),$$

де $\vee$ - логічне *АБО*; $\wedge$ - логічне *І*.

Компактно систему логічних рівнянь (14) запишемо так:

$$\boldsymbol{\mu^{d_j}(x_1,x_2,...,x_n)=\bigvee_{p=1}^{k_j}\left[\bigwedge_{i=1}^{n}\mu^{a_i^{jp}}(x_i)\right],j=\overline{1,m}} \quad (15)$$

Практичне використання теорії нечітких множин для вирішення задач аналізу і прогнозування процесу буріння обумовлює визначення функції належності, якими описують лінгвістичні терми.

Завдання побудови функцій належності сформулюємо наступним чином [10]. Задані дві множини: множина термів $L=\{l_1,l_2,...,l_m\}$ і універсальна множина $U=\{u_1,u_2,...,u_n\}$.

Нечітку множину $\widetilde{l}$ для задання лінгвістичного терма l_j на універсальній множині U подамо в такому вигляді

$$\bar{l}_J=\left(\frac{\mu_{l_j}(u_1)}{u_1},\frac{\mu_{l_j}(u_2)}{u_2},...,\frac{\mu_{l_j}(u_n)}{u_n}\right),j=\overline{1,m}.$$

Необхідно визначити степені належності елементів множини $\boldsymbol{U}$ до елементів і множини L, тобто знайти $\mu_{lj}(u_i)$ для всіх $j=\overline{1,m},i=\overline{1,n}.$

Існує два методи побудови функцій належності [6,7,10]. Перший метод базується на статистичній обробці думки групи експертів, інший – на парних порівняннях, думки одного експерта.

Для вирішення нашого завдання використовуємо метод побудови функцій належності на основі статистичної обробки голосування

Таблиця 2 – Функції належності, задані в параметричній формі

Найменування функцій належності	Аналітичний вираз	Параметри
трикутна	$\mu(u)=\begin{cases}0, u \le a \text{ або } u \ge c\\ \dfrac{u-a}{b-a}, a < u \le b\\ \dfrac{d-u}{d-c}, b < u \le c\end{cases}$	(a,c) – носій нечіткої множини B – координата максимум
трапецієвидна	$\mu(u)=\begin{cases}0, u \le a \text{ або } u \ge d\\ \dfrac{u-a}{b-a}, a < u \le b\\ 1, b \le u \le c\\ \dfrac{d-u}{d-c}, c < u \le d\end{cases}$	(a,d) – носій нечіткої множини $[b,c]$ – ядро нечіткої множини
гауссова	$\mu(u)=\exp\left(-\dfrac{(u-b)^2}{2c^2}\right)$	b – координата максимум c – коефіцієнт концентрації
сигмовидна	$\mu(u)=\dfrac{1}{1+\exp(-a(u-c))}$	a – коефіцієнт крутизни c – коефіцієнт переходу через рівень 0,5

експертів. Для цього кожному експерту запропонуємо заповнити анкету лінгвістичної моделі, в якій вказується його думка про наявність у елемента $u_i, i=\overline{1,n}$ властивостей нечіткої множини $\tilde{l}_J, j=\overline{1,m}$.

Анкета має такий вигляд:

	u_1	u_2	….	u_n
$\tilde{l}_1$				
$\tilde{l}_2$				
….				
$\tilde{l}_n$				

Введемо такі додаткові позначення: k – кількість експертів; $b_{i,j}^k$ – думка k-го експерта про наявність в елемента u_i нечіткої множини $\tilde{l}_J, k=\overline{1,K}, i=\overline{1,n}, j=\overline{1,m}.$

По результатах анкетування степінь належності u_i до нечіткої множини $\tilde{l}_n$ визначимо як

$$\mu_{l_j}(u_i)=\frac{1}{K}\sum_{k=1}^{K} b_{j,i}^k . \qquad (16)$$

Для отримання більш точних оцінок іноді самих експертів ділять на категорії досвідченості, присвоюючи кожному з них свою вагу, яка враховується в (16).

Найбільшого поширення в практиці набули трикутна, трапецієвидна, гауссова і сигмовидльна функції належності.

Функції належності можна також задавати і в параметричній формі. У цьому випадку для побудови функції належності необхідно визначити її параметри (ядро, носій, α-рівень, координата максимум, коефіцієнт концентрації). Аналітичні вирази, графіки функцій належності і їх параметри зведені до табл. 2.

Основою для проведення операції нечіткого логічного висновку є база знань, що містить нечіткі висловлювання і функції належності для відповідних лінгвістичних термів.

Вважатимемо відомими.

1. Безліч рішень-класів станів об'єкта у вигляді терм-множини вихідної змінної y:

$$D=\{d_1, d_2, ..., d_m\}.$$

2. Функції належності, що дозволяє подати кожен клас $d_j, i=\overline{1,m}$, стан об'єкта у вигляді нечіткої множини (10).

3. Безліч вхідних параметрів стану об'єкта $X=\{x_1, x_2, ..., x_m\}$, що впливає на рішення.

4. Функції належності, що дає змогу подати терми вхідних змінних $x_i, i=\overline{1,n}$ у вигляді (7).

5. Матрицю знань (таблиця 1).

Вимагається розробити алгоритм прийняття рішення, що дозволяє фіксованій множині $\{a_1^*, a_2^*, ..., a_n^*\}a_1^* \in A_1, a_2^* \in A_2, ..., a_n^* \in A_n$ оцінок параметрів стану конкретного об'єкта поставити у відповідність рішення – клас $d_j^* \in \mathrm{D}$.

Ідея алгоритму для вирішення цього завдання полягає у використанні композиційного правила виведення Л. Заде [11,12], що встановило зв'язок між однією вхідною і однією вихідною змінними. Це правило узагальнюється на

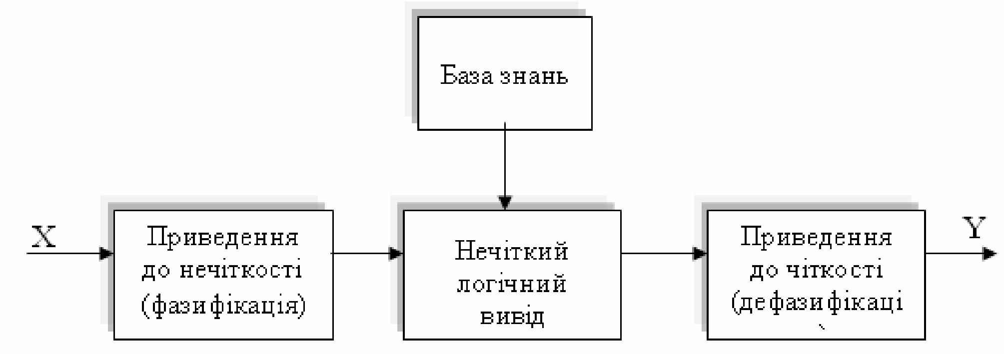

Рисунок 4 – Система нечіткого логічного виводу

систему одного виходу і n входів, що відповідає повній матриці знань (таблиця 1).

Схема процесу нечіткого логічного висновку включає три етапи (рис. 4): введення нечіткості (фаззифікація), нечіткий логічний вивід і приведення до чіткості (дефаззифікація).

Розглянемо на матриці знань (таблиця 1) рядок з номером j_1. Цьому рядку відповідає наступне нечітке логічне висловлювання:

$$\text{ЯКЩО } (x_1 = a_1^{j1}) \text{ І } (x_2 = a_2^{j1}) \text{ І......} \\ \text{...І}(x_n = a_n^{j1}), \text{ ТО } d = d_j, \tag{17}$$

де $a_1^{j1} \subset U_1$, $a_2^{j1} \subset U_2, ..., a_n^{j1} \subset U_n$, $d_j \in W$, $U_i (i = \overline{1,n}) i W$ – універсальні множини, які визначаються співвідношеннями (3) і (4)

У відповідності з [6] висловлювання (17) може подаватися у такому вигляді системи елементарних висловлювань:

$$\begin{gathered} \text{ЯКЩО} \, (x_1 = a_1^{j1}), TO \, d = d_j; \\ I \\ \text{ЯКЩО} \, (x_2 = a_2^{j1}), TO \, d = d_j; \\ I......... \\ \text{ЯКЩО} \, (x_n = a_n^{j1}), TO \, d = d_j. \end{gathered} \tag{18}$$

Згідно [6], системі (18) відповідає система нечітких співвідношень

$$\begin{gathered} R_{x_1} = a_1^{j1} \text{ x } d_j, R_{x_1} \subset U_1 \text{ x } W; \\ R_{x_2} = a_2^{j1} \text{ x } d_j, R_{x_2} \subset U_2 \text{ x } W; \\ .... \\ R_{x_n} = a_n^{j1} \text{ x } d_j, R_{x_n} \subset U_n \text{ x } W, \end{gathered} \tag{19}$$

де $U_i \text{ x} W$ - декартовий добуток множин U_i i W;

$a_1^{j1} x\ d_j$ - декартовий добуток нечітких множин a_1^{j1} і d_j, яке визначається співвідношенням [6]:

$$a_1^{j1} \text{ x } d_j = \sum_{U_1 \text{ x} W} \frac{\mu(a_i^{j1}, v_i^k) \wedge \mu(d_j, w^2)}{(v_i^k, w^2)},$$

де $\mu(\cdot)$ – степінь належності згідно з (9) і (10).

У відповідності з композиційним правилом виводу Л. Заде [11,12], кожне співвідношення з (19) дозволяє оцінити нечітка множина $d_j \in$ W в термінах рішень – класів $d_j^* \in D$:

$$\begin{gathered} d_j = x_1 \circ (a_1^{j1} x d_j) \\ d_j = x_1 \circ (a_1^{j1} x d_j) \\ .... \\ d_j = x_1 \circ (a_n^{j1} x d_j), \end{gathered} \tag{20}$$

де $\circ$ – операція нечіткої композиції.

Якщо об'єднати всі відношення (20) у відповідності з (18) операціями $\cup$ і $\cap$, то для рядка матриці з номером $j1$ отримаємо:

$$d_j = \bigcap_{i=1}^{n} \left[\text{x}_1 \circ (a_i^{j1} \text{ x } d_j) \right]. \tag{21}$$

Аналогічним чином для рядків матриці знань з номерами $j_1, ..., j^{kj}$ отримаємо:

$$d_j = \bigcap_{i=1}^{n} \left[\text{x}_1 \circ (a_i^{j2} \text{ x } d_j) \right]. \tag{22}$$

....

$$d_j = \bigcap_{i=1}^{n} \left[\text{x}_1 \circ (a_i^{kj} \text{ x } d_j) \right]. \tag{23}$$

З'єднавши всі рядки матриці знань, які відповідають рішенню d_j, отримаємо таке співвідношення:

$$d_j = \bigcup_{p=1}^{kj} \left\{ \bigcap_{i=1}^{n} \left[\text{x}_1 \circ (a_i^{kj} \text{ x } d_j) \right] \right\}. \tag{24}$$

За цим співвідношенням можна визначати нечітку множину $d_j \subset W$ на основі інформації, яка зберігається в рядках матриці знань з номерами $j1, j2, ..., j^{kj}$. Нечітка множина значень d, яку шукаємо, є об'єднанням по АБО різних рішень $d_j (j = \overline{1,m})$

$$d = d_1 \cup d_2 \cup ... \cup d_m.$$

Враховуючи (24), отримаємо

ISSN 1993—9868. Нафтогазова енергетика. 2014. № 1(21)

$$d_j = \bigcup_{j=1}^{m} \bigcup_{p=1}^{kj} \left\{ \bigcap_{i=1}^{n} \left[x_1 \circ (a_i^{kj} \, x \, d_j) \right] \right\}. \quad (25)$$

Цей вираз дозволяє оцінити нечітку множину d, яка повинна бути інтерпретована в термінах одного із рішень – класів $d_j \,(j = \overline{1,m})$.

Проте параметри стану конкретного об'єкта $\{a_n^*\}$ можуть відрізнятись від розрахункових $\{x_n^*\}$. Приймемо що

$$x_1 = a_1^*, x_2 = a_2^*, ..., x_n = a_n^*.$$

де $a_1^*, a_2^*, ..., a_n^*$ – лінгвістичні терми задані на універсумах $U_1, U_2, ..., U_n$ відповідно.

У відповідності з (25) рішенням для конкретного об'єкта буде нечітка множина d^*, що задається на універсумі W та обчислюється за формулою:

$$d^* = \bigcup_{j=1}^{m} \bigcup_{p=1}^{kj} \left\{ \bigcap_{i=1}^{n} \left[x_1 \circ (a_i^{kj} \, x \, d_j) \right] \right\}. \quad (26)$$

Нечітка множина $d^* \subset W$, отримана в результаті логічного виводу із матриці знань при фіксованих нечітких оцінках параметрів стану об'єкта $x_1 = a_1^* \subset U_1, x_2 = a_2^* \subset U_2, ..., x_n = a_n^* \subset U_n$ необхідно інтерпретувати в термінах одного із класів $d_j \in D \left(j = \overline{1,m} \right)$.

Кожний клас $d_j \in D$ є нечіткою множиною:

$$d_j = \sum_{r=1}^{gm} \frac{\mu(d_j, \varpi^r)}{\varpi^r}, j = \overline{1,m}. \quad (27)$$

Аналогічно нечітка множина $d^* \in D$ виражається співвідношенням

$$d^* = \sum_{r=1}^{gm} \frac{\mu(d_j, \varpi^r)}{\varpi^r}. \quad (28)$$

Для інтерпритації нечіткої множини d_j в чітке число y' використаємо процедуру дефазифікації. За метод дефазифікації виберемо метод «центра ваги» функції належності. У випадку дискретної універсальної множини дефазифікація вихідної змінної y' розраховується за такою формулою:

$$y' = \left(\sum_{r=1}^{Y_{max}} y_r \mu_{B'}(y_r) \right) / = \left(\sum_{r=1}^{Y_{max}} \mu_{B'}(y_r) \right), \quad (29)$$

де Y_{max} – число елементів з дискретизованою для визначення «центру ваги» області Y.

Завдання оптимізації бази знань виникає у випадку, якщо необхідно скорегувати параметри складених правил в базі на основі відомих експериментальних даних. Налаштовуваними правилами є вага нечітких правил і форми функцій належності.

Оптимізація нечіткої бази знань проводиться в два етапи (за аналогією з класичними методами оптимізації нелінійних об'єктів) – етапи структурної і параметричної ідентифікації (рис. 5) [13,14].

На етапі структурної ідентифікації здійснюють формування і грубе налаштування моделі об'єкта шляхом підлаштовування бази знань за доступною експертною інформацією. Для грубого налаштування важливостей правил і форм функцій належності використовуються методи парних порівнянь (наприклад, Сааті, Уея, Коггера). Чим вищий професійний рівень експерта, тим вища адекватність нечіткої моделі, побудованої на етапі грубого налаштування.

Однак ніхто не може запевняти про гарантоване співпадіння теоретичних результатів нечіткого логічного виводу і експериментальних даних. Тому необхідний другий етап, на якому проводиться точне налаштування нечіткої моделі, шляхом її навчання за експериментальними даними.

Етап точного налаштування (параметрична) формулюється як завдання нелінійної оптимізації, яка може вирішуватись різними методами нелінійного програмування (наприлад градієнтними методами, методом квадратичного програмування), з використанням генетичних алгоритмів, нечітких нейронних мереж та ін.

Припустимо, що сформована кінцева без надлишкова і непротиумовна база нечітких правил (11) і (12) з MISO- структурою.

При цьому навчальна вибірка складається з множини прикладів такого вигляду:

$$x_1^{(k)}, x_2^{(k)}, ..., x_m^{(k)}, y^{(k)}, k = \overline{1,K}, \quad (30)$$

де $x_1^{(k)}, x_2^{(k)}, ..., x_m^{(k)}$ – значення вхідних змінних в k-му випадку;

K – загальна кількість прикладів у навчальній вибірці.

Процедура оптимізації бази нечітких правил виконується в три етапи [6].

Крок 1. Для кожного прикладу із навчальної вибірки за значеннями вхідних змінних $x_1^{(k)}, x_2^{(k)}, ..., x_m^{(k)}$ на основі побудованої нечіткої продукційної моделі (з використанням розглянутих в 2.5.2-2.5.5 процедур) визначається значення вихідної змінної $y'^{(k)}$.

Крок 2. Визначається функція помилки для прикладів навчальної вибірки:

$$E^{(k)} = \frac{1}{2} \left[y'^{(k)} - y^{(k)} \right]^2, k = \overline{1,K}. \quad (31)$$

Крок 3. Коректування параметрів (табл. 2) функції належності нечітких продукційних правил з метою мінімізації функції помилки по усіх прикладах навчальної вибірки.

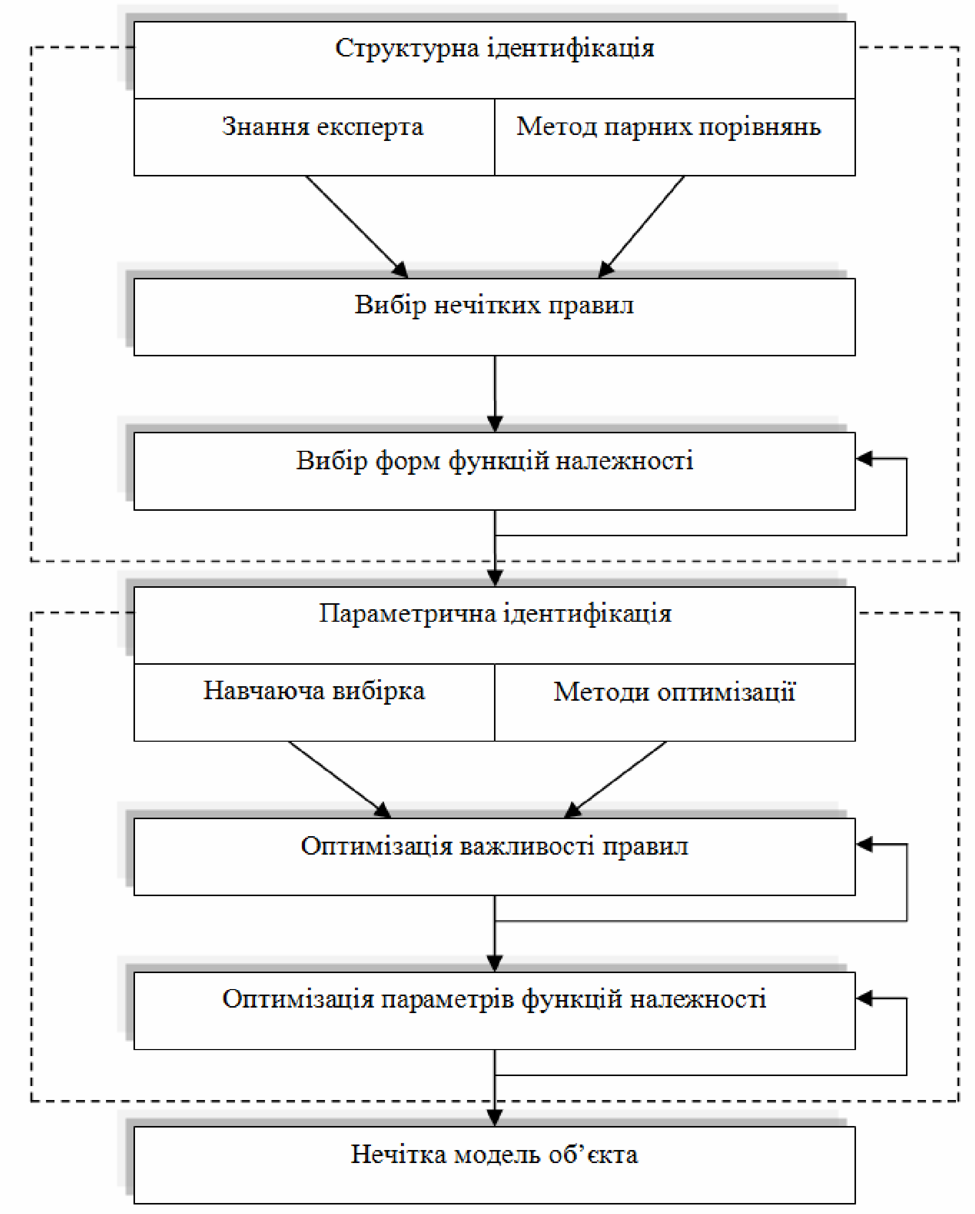

Рисунок 5 – Етапи оптимізації нечіткої бази знань

Введення функції помилки виду (31) дає змогу використовувати ітераційні градієнтні методи налаштування параметрів заданих нечітких продукційних правил.

Процедура параметричної оптимізації ітеративно повторюється і вважається успішно завершеною у разі, якщо значення функції помилки по кожному прикладу навчальної вибірки не перевищує деякого встановленого порогу ε :

$$E^{(k)} < \varepsilon, k = \overline{1, K} .$$

Можна також використовувати оцінку середньої сумарної похибки нечіткої продукційної моделі з урахуванням усіх прикладів навчальної вибірки :

$$E^{(K)} = \frac{1}{K} \sum_{k=1}^{K} \left[y'^{(k)} - y^{(k)} \right]^2 < \varepsilon \ .$$

Висновки

На основі загальної інформаційної моделі процесу буріння нафтогазових свердловин розроблено математичну модель нечіткої інтелектуальної системи для виявлення ускладнень при бурінні свердловин: визначено склад і характеристики вхідних і вихідних змінних нечіткої інтелектуальної системи; математичну модель нечіткої бази правил; модель функції належності лінгвістичних змінних; модель системи нечіткого логічного висновку і дефазифікація вихідного показника, опрацьовано питання оптимізації нечіткої бази знань для процесу буріння в умовах ускладнень.

ISSN 1993—9868. Нафтогазова енергетика. 2014. № 1(21)

Література

1 Семенцов Г.Н. Автоматизація процесу буріння свердловин: [навчальний посібник] / Г.Н. Семенцов. – Івано-Франківськ: Факел, 1998. – 191 с.

2 Степанов Н.В. Моделирование и прогноз осложнений при бурении скважин / Н.В.Степанов. – М.: Недра, 1989. – 252 с.

3 Шавранський В.М. Математична модель нечіткої бази знань ІСППР при керуванні процесом буріння свердловин в умовах ускладнень / В.М. Шавранський // Інтелектуальні технології в системному програмуванні (ІТСП-2013): 2-га Всеукраїнська науково-практична конференція молодих учених та студентів: збірник наукових праць. – Хмельницький: Тріада-М, 2013. – С. 238-247.

4 Кофман А. Введение в теорию нечетких множеств; Пер. с франц./ А. Кофман. – М.: Радио и связь, 1982. – 432 с.

5 Ротштейн А.П. Интеллектуальные технологии идентификации: нечеткая логика, генетические алгоритмы, нейронные сети / Ротштейн А.П. – Винница: УНІВЕРСУМ.– Вінниця, 1999. – 320 с.

6 Штовба С.Д. Проектирование нечетких систем средствами MATLAB / С.Д. Штовба. – М.: Горячая линия - Телеком, 2007. – 288 с.

7 Борисов В.В. Нечеткие модели и сети / В.В.Борисов, В.В.Круглов, А.С.Федулов. – М.: Горячая линия - Телеком, 2007. – 284 с.

8 Шавранський В.М. Математична модель нечіткої бази знань для ІСППР при керуванні процесом буріння свердловин в умовах ускладнень / В.М. Шавранський // Автоматизація та комп'ютерно-інтегровані технології у виробництві та освіті: стан, досягнення та перспективи розвитку: Всеукраїнська науково-практична Internet-конференція: тези доп. – Черкаси, 2013. – С. 10-12.

9 Интеллектуальные системы поддержки принятия решений в нештатных ситуациях с использованием информации о состоянии природной среды / В.А. Геловани, А.А. Башлыков, В.Б. Бритков, Е.Д.Вязилов. – М.: Эдиториал УРСС, 2001. – 304 с.

10 Шавранський В.М. Модель функції належності лінгвістичних змінних для ІСППР при керуванні процесом буріння свердловин / В.М. Шавранський // Інформатика, математика, автоматика: тези доп. Науково-технічна конференція. – Суми, 2013. – С.94.

11 Беллман Р. Принятие решений в расплывчатых условиях: В кн. Вопросы анализа и процедуры принятия решений / Р. Беллман, Л.Заде. – М.: Мир, 1976. – С. 172-215.

12 Заде Л. Понятие лингвистической переменной и её применение к принятию приближенных решений / Л.Заде. – М.: Мир, 1976. – 167 с.

13 Штовба С.Д. Идентификация нелинейных зависимостей с помощью нечеткого логического вывода в системе MATLAB / С.Д. Штовба // Exponenta Pro: Математика в приложениях. – 2003. – №2. – С.9-15.

14 Шавранський В.М. Оптимізація нечіткої бази знань ІСППР при керуванні процесом буріння свердловин/ В.М. Шавранський // Інтелектуальні технології в системному програмуванні (ІТСП-2013): Всеукраїнська науково-практична конференція молодих учених та студентів: збірник наукових праць. – Хмельницький: Тріада-М, 2013 – С. 265-266.

Стаття надійшла до редакційної колегії 19.05.14
Рекомендована до друку
*професором **Семенцовим Г.Н.***
(ІФНТУНГ, м. Івано-Франківськ)
*канд. техн. наук **Вощинським В.С.***
(ТОВ СКБЗА, м. Івано-Франківськ)