
Наука і сучасні технології

УДК 004.942:622.286

РЕАЛІЗАЦІЯ ФОРМАЛЬНИХ МЕТОДІВ ІНТЕЛЕКТУАЛЬНОГО КЕРУВАННЯ НА ОСНОВІ НЕЧІТКИХ ЗНАНЬ ПРО НАФТОГАЗОВІ ОБ'ЄКТИ

М.М. Демчина, В.Р. Процюк, Г.Я. Процюк

ІФНТУНГ, 76019, м. Івано-Франківськ, вул. Карпатська, 15, тел. (03422) 46067,
e-mail: demchyna@i.ua

Проаналізовано структуру, методи та засоби використання правил в інтелектуальних інформаційних системах, що працюють з нафтогазовими об'єктами, а також в інформаційних інтелектуальних системах на основі баз даних та знань про нафтогазові об'єкти. Виділено класи та функціональність чітких правил, правил з невизначеністю, правил з коефіцієнтами впевненості, нечітких правил з лінгвістичними входженнями. Досліджено структуру формального підходу реалізації інтелектуального керування в автоматизованих системах на основі нечіткої логіки та нечітких множин з центральним елементом в формі бази знань нечітких правил. Запропоновано структуру функціональності етапів циклу фазифікації та дефазифікації вхідних чітких даних про генерацію керуючих впливів на множині нафтогазових об'єктів та їх складових входжень, визначено основні процедурні елементи організації нечіткого логічного висновку, особливості функціональності композиційних перетворень та сутність процедури дефазифікації результатів інтелектуального перетворення даних всередині автоматизованої інтелектуальної системи з метою їх передачі на нижній рівень керування в чіткій формі. Основним результатом дослідження є виділення концепції побудови ефективного контролю в автоматизованих інтелектуальних системах шляхом класифікації робочої множини даних на структуровані, неструктуровані, слабоструктуровані, чіткі та нечіткі дані і визначення стратегії інтелектуального контролю на основі правил з лінгвістичними входженнями та застосування методів верифікації функцій належності.

Ключові слова: нафтогазовий об'єкт, інтелектуальні системи, правила, нечіткі правила, знання, логічний висновок, нечіткість, невизначеність, база знань, нечітка логіка.

Проанализирована структура, методы и средства использования правил в интеллектуальных информационных системах, которые позволяют работать с нефтегазовыми объектами, а также в информационных интеллектуальных системах на основе баз данных и знаний о нефтегазовых объектах. Выделены следующие классы и функциональность правил: четкие правила, правила с неопределенностью, правила с коэффициентами уверенности, нечеткие правила с лингвистическими входжениями. Исследована структура формального подхода реализации интеллектуального управления в автоматизированных системах на базе нечеткой логики и нечетких множеств с центральным элементом в форме базы знаний нечетких правил. Предложена структуризация функциональности этапов цикла фазификации и дефазификации входных четких данных о генерации управляющих воздействий на множестве нефтегазовых объектов и их составных входжений, определены основные процедурные элементы организации нечеткого логического вывода, особенности функциональности композиционных превращений и сущность процедуры дефазификации результатов интеллектуальной обработки данных внутри автоматизированной интеллектуальной системы с целью их передачи на нижний уровень управления в четкой форме. Основным результатом исследования является выделение концепции построения эффективного контроля в автоматизированных интеллектуальных системах, посредством классификации рабочего множества данных на структурированные, неструктурированные, слабоструктурированные, четкие и нечеткие данные, определения стратегии интеллектуального контроля на основе правил с лингвистическими входжениями и применения методов верификации функций принадлежности.

Ключевые слова: нефтегазовый объект, интеллектуальные системы, правила, нечеткие правила, знания, логический вывод, нечеткость, неопределенность, база знаний, нечеткая логика.

The structure, methods and means for the usage of rules in intelligent information systems that can operate with oil and gas objects were analyzed; and also the usage of rules in intelligent information systems in terms of data-bases and knowledge about oil and gas objects were studied. There were pointed out the following classes and

functionality of rules: definite rules, rules with uncertainty, rules with certainty factors, fuzzy rules with linguistic entries. We also studied the structure of formal approach of intelligent control implementation in automated systems on the basis of fuzzy logic and fuzzy sets with central element in the form of fuzzy rules knowledgebase. There was proposed a structuring for functionality of cycle stages in fuzzification and defuzzification of input set of crispy data about generation of control action on the set of oil and gas objects and their components; we defined the main procedural elements for organization of fuzzy inference output, functionality peculiarities of compositional transformations and the entity of defuzzification procedure of the results in data intelligent processing within the automated intellectual system with an objective to transmit them to the lower control level in the crispy form. The main result of the research is defining of conception for construction of effective control in automated intelligent systems by means of classifying data working set on the following categories: structured, unstructured, semistructured, crispy and fuzzy data, and defining of the strategy for intelligent control based on the rules with linguistic entries and application of methods for verification of membership functions.

Keywords: oil and gas object, intelligent systems, rules, fuzzy rules, knowledge, logical inference, fuzziness, uncertainty, knowledgebase, fuzzy logic.

Вступ

В фундаментальних дослідженнях Л. Заде [1, 2] введено формально-логічний підхід, що дозволяє реалізувати процеси керування в умовах нечіткої інформації, базуючись на теоретичному фундаменті нечітких множин, а також слугує основою для побудови інтелектуальних систем, що максимально повно імітують спосіб мислення експертів-фахівців предметної області. Інформаційне моделювання нафтогазових об'єктів, проведене в дослідженні [3], досить чітко обґрунтовує очікувану ефективність моделювання введених об'єктів засобами нечітких множин, нечіткої логіки та нечіткого висновку на множинах змодельованих об'єктів. Основна перевага реалізації інформаційних інтелектуальних систем, що безпосередньо можуть оперувати з нафтогазовими об'єктами із заданою чіткою або нечіткою структурою, або інформацією, яка подається в формі баз даних та баз знань з можливими неструктурованими, слабоструктурованими входженнями, а також входженнями з невизначеністю та лінгвістичними входженнями, дає змогу найбільш повно представляти знання експертів технологічних процесів розвідки, розробки, видобування і експлуатації нафтових та газових родовищ на всіх етапах їх життєвого циклу.

Необхідність застосування такого підходу визначається також характеристиками предметної області, які описуються високим рівнем складності первинних даних, ієрархічним поданням множин цілей та відповідних множин систем ієрархії обмежень, для яких засобів аналізу на основі чіткої логіки є відповідно недостатньо через входження, пов'язані з поняттями предметної області, описані в термінах розмитих та невизначених зображень. Додаткова складність реалізації інтелектуальних систем та задач керування в нафтогазовій предметній області визначається тим, що не існує деякої універсальної математичної моделі, яка би вводила та класифікувала всі можливі об'єкти та залежності між ними, що дозволило б сформуванню структури експертних знань з визначеним рівнем складності та описати її в формі правил чітких продукцій.

Методи керування, що застосовуються в автоматизованих інтелектуальних системах, які оперують із складними нафтогазовими об'єктами на нижньому рівні за допомогою нечітких контролерів, дають можливість реалізувати за-

соби контролю, що базуються на наперед виділених знаннях експерта предметної області (в даному випадку оператора технологічного процесу). Така схема контролю в теоретичних джерелах відома як управління із зворотнім зв'язком [4, 5]. Незважаючи на чималу кількість існуючих і функціональних інтелектуальних систем, що використовують методи та засоби нечіткого контролю, проблема ефективного подання експертних знань залишається **недостатньо дослідженою** через необхідність врахування специфіки предметної області, що особливо актуальним, зокрема для нафтогазової предметної області, зважаючи на такі її властивості, як недостатня структурованість, розмитість та нечіткість.

Постановка завдання

Метою даної статті є побудова формальних зображень методами теорії нечітких множин та нечіткої логіки на основі нечітких знань про нафтогазові об'єкти в формі правил для реалізації методів та засобів інтелектуального керування.

Виклад основного матеріалу

Оскільки нечіткі множини вводяться як розширена концепція звичайних множин, та за аналогією з характеристичною функцією звичайної множини. Як характеристика нечіткої множини вводиться аналог функції належності (MF – Membership Function). Тоді для деякої нечіткої множини $fSet$, значення функції $MF_{fSet}(x)$ виражатиме ступінь належності до нечіткої множини $fSet$. В такій нотації нечітку множини $fSet$ можна розглядати як множини впорядкованих пар виду:

$$fSet = \left\{ \left\{ MF_{fSet}(x), x \right\}_{i=1..n} \right\}, MF_{fSet}^i(x) \in [0; 1]. \quad (1)$$

Значення функцій належності $MF_{fSet}(x) = 0$ позначатиме відсутність належності, а $MF_{fSet}(x) = 1$ – повну належність.

Практичне застосування такого формалізму є ефективним, оскільки дозволяє відображати суб'єктивізм експертних суджень в предметній області стосовно об'єктивних категорій, наприклад, введення точних (неточних, відносно точних, частково точних, приблизних) означень базових понять предметної області, без

яких неможлива ефективна семантизація та формалізація логіки міркувань експертів як фахівців предметної області. Наприклад, при побудові експертних інтелектуальних систем прогнозування нафтогазоносності покладів часто виникає потреба у експертній оцінці перспективності окремих покладів, горизонтів тощо. Розглянемо типову формалізацію даної задачі з точки зору підходу нечітких множин та нечіткої логіки. Нехай X – множина можливих суджень щодо даної проблеми, а $x_i \in X, i = 1..n$ – деяке виділене судження. Очевидно, що при формулюванні суджень експерти повинні спиратися на певні технологічні параметри та їх значення. Для початкового наближення задачі розглядатимемо випадок одного параметра (наприклад, нафтовіддачу або дебіт виділеної свердловини за одиницю часу). Нехай для зручності викладу виділений параметр змінюється в діапазоні $[0..100]$. Тоді моделювання поняття предметної області «Продуктивна свердловина» засобами нечіткої множини може бути зведене до вигляду:

$$fSet = \left\{ \begin{array}{l} \{0, 0\}, \{0, 10\}, \{0.1, 20\}, \{0.3, 30\}, \\ \{0.5, 40\}, \{0.7, 50\}, \{0.9, 60\}, \\ \{1, 70\}, \{1, 80\}, \{1, 90\}, \{1, 100\} \end{array} \right\}. \quad (2)$$

Згідно з поданою множиною входжень нечіткої множини значення дебіту, рівне 60, дозволяє, наприклад, віднести дану свердловину до продуктивного класу зі ступенем належності 0,9. Таким чином, одне і те ж значення контрольного параметра може викликати у експертів різні судження щодо класифікації свердловини як продуктивної. Зрештою такий спосіб міркувань співзвучний з ідеєю нечіткої множини як його теоретичної основи.

Функціональність реалізації інтелектуальних систем на основі нечітких множин та нечіткої логіки забезпечується введенням необхідних логічних операцій (наприклад, об'єднання та перетин):

$$\left[\begin{array}{l} \text{fuzzy and} : fSet_1, fSet_2 : MF_{fSet}(x_i) = \\ \quad = \min(MF_{fSet_1}(x_i), MF_{fSet_2}(x_i))_{i=1..n} \\ \text{fuzzy or} : fSet_1, fSet_2 : MF_{fSet}(x_i) = \\ \quad = \max(MF_{fSet_1}(x_i), MF_{fSet_2}(x_i))_{i=1..n} \end{array} \right]. \quad (3)$$

Так само реалізуються й інші операції, наприклад, операція доповнення.

Важливим елементом формального розширення, що утворюють нечіткі множини, є концепція нечітких та лінгвістичних змінних. Зокрема в попередньому прикладі показано, що поняття «Продуктивна свердловина» є нечітким, тобто його можна використати для введення відповідних нечітких та лінгвістичних змінних, які дозволять розширити функціональність початкової моделі.

Означення 1. Нечіткою вважається змінна, що описується кортежем:

$$\langle fv_name, X, fSet^X \rangle, \quad (4)$$

де: fv_name – ім'я нечіткої змінної (*fuzzy variable name*); X – універсальна множина, що відображає судження (міркування), експертні судження; $fSet^X$ – нечітка множина для X .

Означення 2. Лінгвістична змінна розглядається як змінна, що приймає значення нечітких змінних. В загальному випадку лінгвістична змінна може бути охарактеризована кортежем:

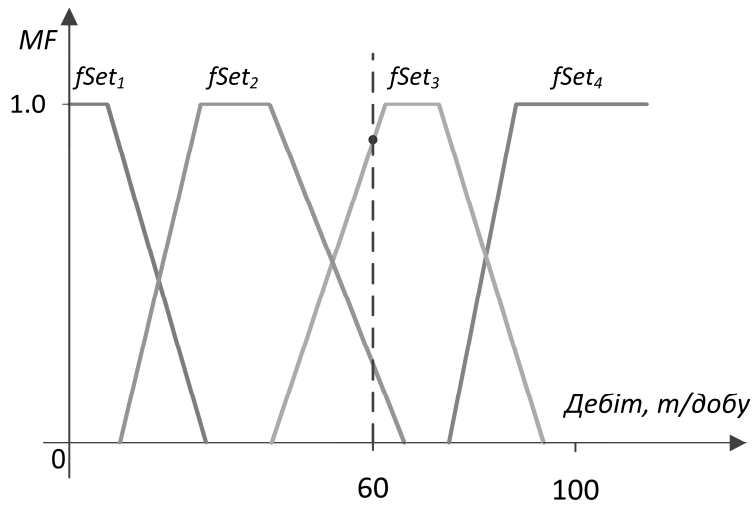
$$\left\langle \begin{array}{l} lv_name \in T = lv_ValuesSet = \{fv_name\}_{j_1}, \\ X, G^{Syn} \models [t_{j_2} \in T] \left| \begin{array}{l} formal\ lang \\ nat\ lang \end{array} \right. \\ P^{Sem} : [[lv \in lv_ValuesSet] \rightarrow X_1 \subset X] \end{array} \right\rangle, \quad (5)$$

де: lv_name – назва лінгвістичної змінної (*linguistic variable name*); T – базова термножина, що набуває значення лінгвістичних змінних і фактично є переліком назв нечітких змінних; X – універсальна множина (область суджень); G^{Syn} – синтаксичне правило генерації нових термів на основі засобів формальної та природної мови; P^{Sem} – семантичне правило, згідно з яким кожній лінгвістичній змінній ставиться у відповідність певна нечітка підмножина універсальної множини суджень X ; $j_1 = 1..n_1, j_2 = 1..n_2$.

Таким чином, згідно введених означень для лінгвістичної змінної «Продуктивна свердловина» можна ввести базову термножину T у вигляді нечітких змінних виду: «Недостатня продуктивність», «Середня продуктивність», «Висока продуктивність», «Надвисока продуктивність». Відповідно, область суджень може подаватися як універсальна множина $X = [0; 100]$. Отже, на завершальному етапі можна побудувати функції належності для кожного лінгвістичного терма із базової множини термів T . Існує велика кількість способів побудови функцій належності, серед яких найбільш поширеними є трикутна, трапецієподібна і Гаусова функції належності, які обчислюються на основі відповідних формул [4, 5].

Такий підхід моделювання експертних суджень дозволяє реалізовувати знання інтелектуальної системи в нечіткій формі (*fuzzy knowledges*) та, відповідно, формувати бази нечітких правил (*fuzzy rules*). Тому реалізація базової ідеї нечіткого логічного висновку зводиться до роботи з базою правил, що містить нечіткі висловлювання виду «якщо-тоді» з функціями належності для відповідних лінгвістичних термів. Тобто, базова структура конструкції «якщо-тоді / if-then» зберігається для бази нечітких правил (аналогічно до бази чітких правил), але входження правил є нечіткими висловлюваннями.

Загалом база нечітких правил зображається входженнями виду:



- $fSet_1$ — Недостатня продуктивність
- $fSet_2$ — Середня продуктивність
- $fSet_3$ — Висока продуктивність
- $fSet_4$ — Надвисока продуктивність

Рисунок 1 – Приклад функції належності для поняття предметної області «Продуктивна свердловина»

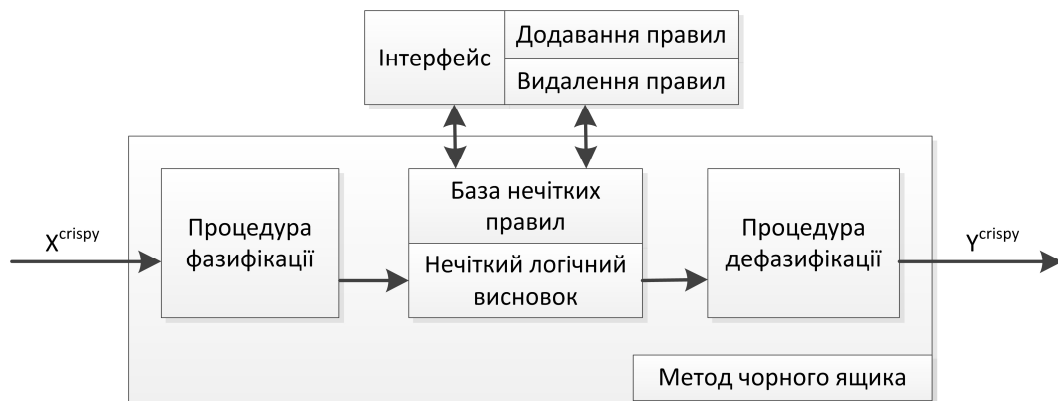


Рисунок 2 – Структура процедури нечіткого логічного висновку

$$\begin{aligned}
 R_1^{fuzzy} &: \text{if } x_1^i = lv_1^{in} \text{ is } fSet_{11}^1 \dots \\
 &\quad \text{and } \dots x_n^i = lv_n^{in} \text{ is } fSet_{1n}^1 \\
 &\quad \text{then } y = lv^{out} \text{ is } fSet^2 \\
 R_j^{fuzzy} &: \text{if } x_1^i = lv_1^{in} \text{ is } fSet_{j1}^1 \dots \\
 &\quad \text{and } \dots x_n^i = lv_n^{in} \text{ is } fSet_{jn}^1, \quad (6) \\
 &\quad \text{then } y = lv^{out} \text{ is } fSet^j \\
 R_m^{fuzzy} &: \text{if } x_1^i = lv_1^{in} \text{ is } fSet_{m1}^1 \dots \\
 &\quad \text{and } \dots x_n^i = lv_n^{in} \text{ is } fSet_{mn}^1 \\
 &\quad \text{then } y = lv^{out} \text{ is } fSet^m
 \end{aligned}$$

де: $x_k^i = lv_{ik}^{in}$, $k=1..n$ – вхідні змінні; $y = lv^{out}$ – вихідна змінна; $fSet_{lk}^1$, $fSet_{lk}^2$, $l=1..m$ – задані нечіткі множини з відповідними функціями належності. Таким чином, в результаті нечіткого

логічного висновку (*fuzzy inference*) ми отримаємо деяке чітке значення $y = lv^{out}$, базуючись на заданих чітких значеннях $x_k^i = lv_{ik}^{in}$:

$$\left\{ x_k^i \right\}_{\substack{i=1..n_1 \\ k=1..n_2}} \stackrel{fuzzy}{=} y = lv_{crispy}^{out}. \quad (7)$$

На рисунку 2 зображено архітектурне рішення та структуру взаємодії складових в інтелектуальній системі, побудованій з використанням нечітких множин та нечіткої логіки.

Як видно з схеми, основна перевага такого рішення полягає в тому, що на вході та на виході система оперує чіткими значеннями. В залежності від виду та структури нечітких правил, переліку використаних логічних операцій, особливостей функціонування, методів фазифікації та дефазифікації застосовними є різні алгоритми функціонування нечіткого логічного висновку, найбільш ефективним з яких є алгоритм Мамдані, що складається з таких етапів:

1) на етапі фазифікації за допомогою функції належності для умов правил визначається ступінь істинності, що в нашому випадку відображається як:

$$fSet_{ik}(x_k^j), i=1..n_1, j=1..n_2, k=1..n_3; \quad (8)$$

2) на етапі власне чіткого висновку визначаються рівні відтинки та обчислюються відповідні функції належності після відтинання:

$$cut_level = \min_i (fSet_{ik}^1(x_k^j)) = fSet_{out}^2(y = lv^{out}) = \min_i [cut_level_i, fSet^2(y = lv^{out})]; \quad (9)$$

3) імплементація композиції отримання нечітких множин за наступною формулою:

$$MF^{sum}(y = lv^{out}) = \max [fSet_{out}^2(y = lv^{out})], \quad (10)$$

де MF^{sum} – функція належності сумарної нечіткої множини;

4) виконання дефазифікації результату на основі одного з методів (як правило методу середнього центру):

$$MF^{sum}(y = lv^{out}) = \max_i [fSet_{out}^2(y = lv^{out})]. \quad (11)$$

Аналіз структурних схем даного процесу, як правило, базується на таких основних ідеях:

1) нечітке висловлювання утворюється з лінгвістичної змінної і терма, що зображається нечіткою множиною;

2) введення функцій належності для нечіткої множини вимагає створення окремого інтерфейсного методу;

3) правила бази знань складаються з умов та висновків, які відповідно мають форму нечітких висловлювань згідно формули 6;

4) активізація відповідної нечіткої множини призводитиме до перевизначення її функції належності;

5) оскільки згідно з формульним апаратом нечітких множин об'єднання двох нечітких множин даватиме нову нечітку множину, то застосування такої операції в базовому алгоритмі генеруватиме функцію належності нового виду.

Таким чином, підсумовуючи основу функціональності алгоритму Мамдані, можна виділити такі його особливості, як: 1) використання бази правил згідно структури, заданої формулою (6); 2) використання методу активізації нечітких множин; 3) обчислення функції належності у випадку застосування операцій об'єднання нечітких множин. Відповідно, базовий принцип функціональності залишається незмінним, тобто послідовність виконання етапів висновку та можливість використання результатів одного етапу як вхідних даних іншого.

В даному дослідженні викликає інтерес моделювання поведінки нечітких контролерів та засобів керування, що базуються на них, саме з точки зору експертних знань, в тому числі в формі множини правил з лінгвістичними входженнями. Загалом множина таких правил може подаватися у вигляді:

$$\left\{ \begin{array}{l} \text{if } [Satisf.Condition_i^{Set}] \\ \text{then } [Deduce.Consequents_j^{Set}] \end{array} \right\}_{i,j \in N} \quad (12)$$

Оскільки $[Satisf.Condition_i^{Set}] \subset T$, $i [Deduce.Consequents_j^{Set}] \subset T$, де T – базова множина лінгвістичних термів.

Структурна схема реалізації алгоритму Мамдані може подаватися у спосіб, зображений на рис. 3.

Таким чином, множина правил, представлена формулою (12), може розглядатися як в чіткій [6, 7], так і в нечіткій інтерпретації і, відповідно, в літературних джерелах [4, 5] використовується термінологія чітких та нечітких умовних станів з точки зору задач управління, що визначається чіткістю або нечіткістю входжень в розділах антецедентів та консеквентів множини правил. В такій інтерпретації процесу управління на основі правил ми отримаємо два випадки:

Випадок керування на основі множини чітких правил. В даному випадку кожне правило задаватиме деякий чіткий умовний стан, в якому антецедент визначатиме певну умову предметної області, а консеквент – задаватиме певну керуючу дію, спрямовану на об'єкт управління. В найпростішому випадку, коли чіткі правила не використовують коефіцієнти впевненості, сутність керуючих конструкцій на основі правил зводиться до розбиття предметної області на деяку скінченну множину секцій:

$$SubjectDomain = \{SubjectSection_i\}_{i \in N} \quad (13)$$

кожна з яких відповідає певній стратегії логічного висновку (засобом обчислення керуючого впливу), і всередині кожної секції ми маємо скінченну множину чітких продукційних правил виду:

$$\text{if } [Condition_{i_1}^{Set}] \text{ then } [Consequents_{i_2}^{Set}], \quad (14)$$

де $i_1, i_2 \in N$, а антецеденти та консеквенти, утворені на основі чітких логічних тверджень з використанням логічних операцій кон'юнкції, диз'юнкції та заперечення, а також системних операторів виду *advice* (експертна порада, керуючий вплив), *assign* (присвоєння), *call* (виклик зовнішньої множини правил), *chain* (зв'язування), *do* (виконання):

$$\left[\begin{array}{l} Condition_{i_1}^{Set} = \{[\wedge, \vee, \neg]\} cond_{j_1} \}_{j_1}^{i_1} \\ \{advice, assign, call, chain, do\} \\ Consequents_{i_2}^{Set} = \{[\wedge, \vee, \neg]\} consq_{j_1} \}_{j_1}^{i_2} \\ \{advice, assign, call, chain, do\} \end{array} \right. \quad (15)$$

Випадок керування на основі множини правил з коефіцієнтами впевненості. Дозволяє реалізовувати входження знань, ступінь невизначеності яких описується відповідними коефіцієнтами впевненості (*Certainty Factors*,

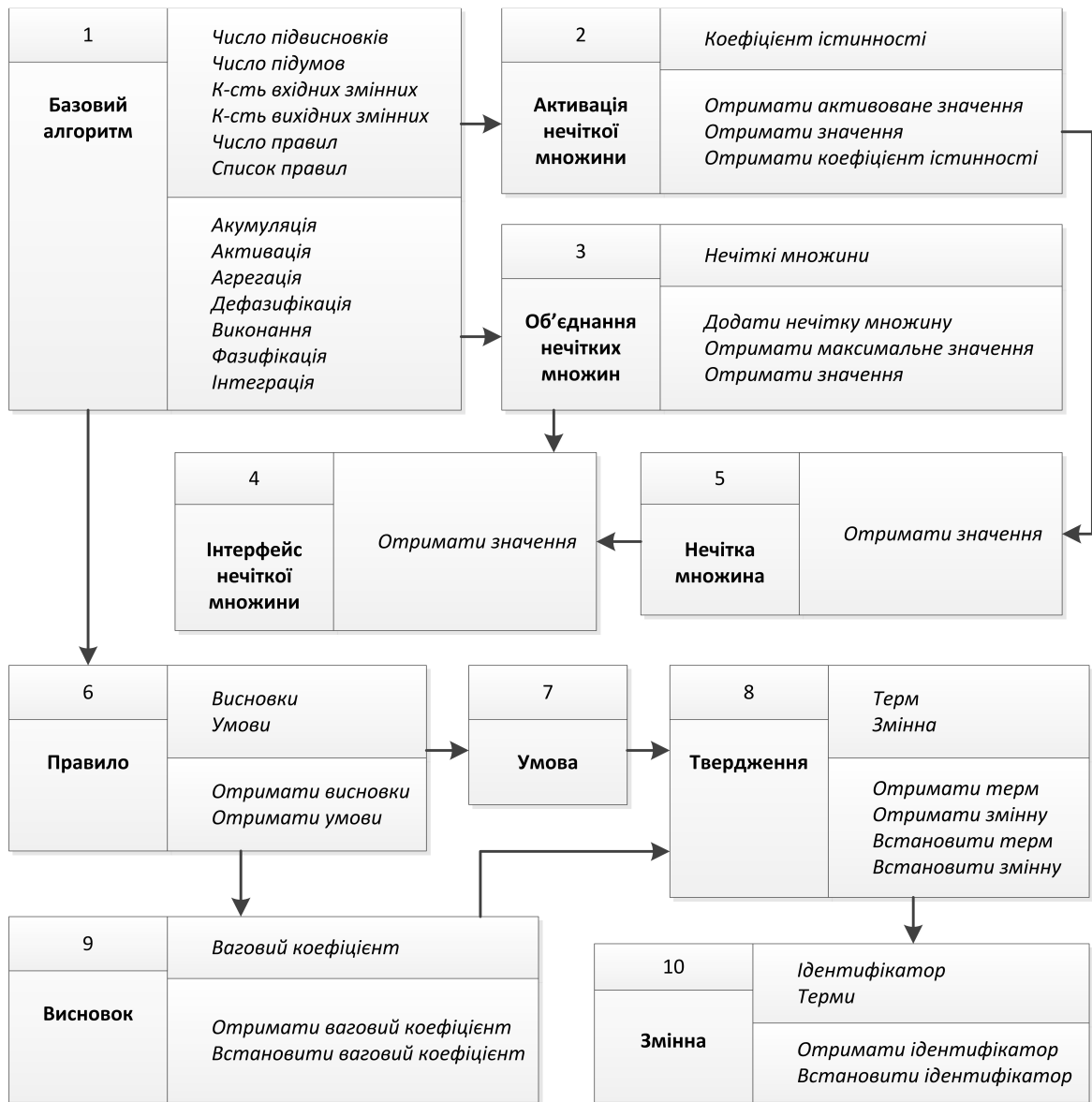


Рисунок 3 – Структурна схема реалізації алгоритму Мамдані

$CF \in [0; 1]$). В загальному випадку множина таких правил може бути описана як:

$$\left\{ \begin{array}{l} \text{if } [Condition_{i_1}^{Set}]: CF_{j_1}^{Sum} \\ \text{then } [Consequents_{i_2}^{Set}]: CF_{j_2}^{Sum} \end{array} \right\}_{j, j \in N}, \quad (16)$$

а входження антецедентів і консеквентів, відповідно подаються як:

$$\left[\begin{array}{l} [Condition_{i_1}^{Set}]: CF_{j_1}^{Sum} = \\ = \{ [\wedge, \vee, \neg] | [cond_{j_1}]: CF^{j_1} \}_{i_1} | \\ | \{ advice, assign, call, chain, do \} \\ [Consequent_{i_2}^{Set}]: CF_{j_2}^{Sum} = \\ = \{ [\wedge, \vee, \neg] | [consq_{j_2}]: CF^{j_2} \}_{i_2} | \\ | \{ advice, assign, call, chain, do \} \end{array} \right]. \quad (17)$$

Функціональність множини правил може бути підсилена шляхом прив'язки правил до відповідних областей активності (*Scope*). Структура такої прив'язки має вигляд:

$$[Rule_name^i \begin{array}{l} [And] \\ [Or] \end{array} : CF^i].Scope^j, \quad (18)$$

$$.Actions^k [Asr., Ret., Rep., Act.]$$

де $i, j \in N, k = 1..4$.

Розбиття предметної області на множину секцій, в даному випадку, можна інтерпретувати як певний спосіб введення об'єктів предметної області:

$$Domain.Object^i.CompareSet^j.Scope^k, \quad (19)$$

$$.AttributeSet^l.OptionsSet^m.ValueSet^n$$

де: $CompareSet = \{not, is, =, >, >=, <, <=, \diamond\};$
 $j = 1..8, i, k, l, m, n \in N$.

В результаті, для кожного доменного об'єкта (об'єкта предметної області, секції предметної області) ми отримаємо певну множини правил:

$$\{Rule_name_i^{Set}\}_{j \in N} \leftrightarrow Domain.Object_j^{Set}, \quad (20)$$

де $j = 1..n, n \in N$.

Множина нечітких правил дозволяє вводити певну множини нечітких станів, для яких задаються відповідні керуючі впливи на об'єкт керування. В найпростішому випадку процес керування визначатиметься нечіткими правилами виду:

$$\begin{cases} R_1^{fuzzy} : \text{якщо } x \in Lv_1^1 \text{ і } y \in Lv_1^2 \text{ тоді } z \in Lv_1^3 \\ R_2^{fuzzy} : \text{якщо } x \in Lv_2^1 \text{ і } y \in Lv_2^2 \text{ тоді } z \in Lv_2^3 \\ \dots \\ R_n^{fuzzy} : \text{якщо } x \in Lv_n^1 \text{ і } y \in Lv_n^2 \text{ тоді } z \in Lv_n^3 \end{cases}, \quad (21)$$

де: x, y – змінні, що описують стан процесу (у разі припущення про те, що для опису процесу достатньо двох змінних); z – керуюча змінна; Lv_i^j , ($i = 1..n, n \in N; j = 1..3$) – значення лінгвістичних змінних.

На етапі фазифікації чіткі дані подаються у вигляді нечітких множин. Характеристика поведінки системи керування на основі нечітких правил задаватиметься співвідношенням виду:

$$\begin{cases} FuzzyRule_i \rightarrow FuzzyRelation_i | i \in N \\ \{FuzzyRelation_i\}_{i \in [1..n], n \in N} \end{cases}, \quad (22)$$

тобто, поведінка системи визначається на основі множини нечітких відношень, які, в свою чергу, отримуються зіставленням з множиною нечітких правил. Для ефективної реалізації нечіткого висновку в даному контексті (тобто при використанні бази знань нечітких правил) необхідно передбачити в системі додаткові процедури для виконання наступних операцій:

1) обчислення узагальненого (агрегованого) результату нечіткого висновку по всій базі нечітких правил *FuzzyKB*:

$$FuzzyInference = Aggr.[SubinferenceChains_i]_{i=1..n, n \in N}^{FuzzyKB}; \quad (23)$$

2) обчислення результату інференції для кожного з правил із множини:

$$Inferenced(FuzzyRule_i) | FuzzyRule_i \in FuzzyKB, \quad (24)$$

де $i = 1..n, n \in N$ – кількість правил в домені (доменному об'єкті).

3) визначення або обчислення рівня активності кожного з правил:

$$FuzzyRule_i = Scope_j^{FR_i}, \quad i = 1..n, \quad (25)$$

де: $n = |FuzzyKB|$ – кількість правил в базі знань;

$$j = |SubjectDomains| \quad \text{або}$$

$j = |DomainsObject|$ – кількість доменів у базі знань; $i = 1..n$.

Нехай правила нечіткої бази знань *FuzzyKB* мають вигляд:

$$FuzzyRule_i := \text{якщо } x \in Lv_i^1, \quad i = 1..n, \quad (26)$$

$$\text{і } y \in Lv_i^2 \text{ тоді } z \in Lv_i^3$$

і стан змінних, на основі яких формується керуючий вплив, подається як деякий факт:

$$Fact^1 := x \in x^1 \text{ і } y \in y^1. \quad (27)$$

Тоді:

$$(FuzzyRule_i, Fact^1) = Consequence := [z \in Lv^3]. \quad (28)$$

Дані співвідношення задають спосіб виводу вихідного керуючого значення z при заданих нечітких станах x і y та набору нечітких відношень, що зображаються правилами *FuzzyRule_i*. Композиційність даного підходу визначається також шляхом обчислення консеквентна:

$$Consequence = Aggr.(\prod_{i=1..n} [Fact^o, FuzzyRule_i]). \quad (29)$$

Результатом висновку на основі бази нечітких правил буде деяка нечітка множина Lv^{fSet} , тому необхідним завершальним кроком є виконання процедури дефазифікації для обчислення чіткого значення керуючого впливу:

$$z^{crispy} = Defuzzy(Lv^{fSet}). \quad (30)$$

Співвідношення обчислення агрегованих значень на основі функцій належності матиме вигляд:

$$Lv^{fSet} = Aggr.(\prod_{i=1..n} [x^1 \times y^1 \circ FuzzyRule_i]), \quad (31)$$

$$Lv^{fSet}(lv) = Aggr.(\prod_{i=1..n} [Lv_i^1(x^1) \times Lv_i^2(y^1) \rightarrow Lv_i^3(lv)]), \quad (32)$$

де \times – нормалізована операція наближення кон'юнкції.

З формальної точки зору побудову та розвиток теорії нечітких множин та нечіткої логіки (*fuzzy sets і fuzzy logic*) слід розглядати як розширення базової концепції теорії множин та математичної логіки. Базова ідея, що лежить в основі такого розширення, полягає в відображенні способу міркувань характерних для людини як інтелектуальної сутності в тому плані, що вони, як правило, характеризуються нечіткістю та наближеністю. Розглянуті дослідження в даній області [1 - 5] дозволяють виділити такі основні етапи розвитку теорії нечітких множин та нечіткої логіки: 1) формування базових теоретичних концепцій нечітких множин; 2) автоматизація складних технічних систем засобами нечіткого керування та моделювання; 3) реалізація нечітких контролерів; 4) реалізація експертних та інтелектуальних систем підтримки прийняття рішень на базі нечіткої логіки; 5) виділення окремого класу програмного забезпечення у вигляді нечітких інтелектуальних систем на основі методів та засобів нечіткої логіки. Найбільш складним в даній послідовності є побудова ефективної реалізації етапу дефазифікації, загальна структура якого зображена на рисунку 4.



Рисунок 4 – Блок-схема етапу дефазифікації

Загалом для правил виду «якщо $h \in H$ тоді $b \in B$ » перетворення в нечітку форму означатиме, що при істинності належності h множині H , належність b множині B є можливою [8]. H і B розглядаються як деякі підмножини, а h і b – змінні, значення яких ранжуються на доменах D_1 і D_2 . Тоді введений тип правила забезпечує деякий частковий і неточний опис відношення між змінними h і b . В термінах характеристичної функції (*characteristic function*) це означатиме, що:

$$\text{якщо } chf_H(h) = 1 \text{ тоді } chf_B(b) = 1. \quad (33)$$

Розглядатимемо кортежі значень

$$\left(\left(d_1^1, \dots, d_1^{n_1} \right), d_2 \right) \text{ для змінних } h = \left(h_1^1 \dots h_1^{n_1} \right) \text{ і } b.$$

Дана інтерпретація може бути розширена, якщо в даному правилі розглядати множини H і B як нечіткі. Тоді для множини H можна виділити деяке ядро в формі множини $H^{core} \subset H$, де характеристична функція $chf_{H^{core}}(h) = 1$, і де $h \in H^{core}$. Для всіх інших значень $h \notin H^{core}$ матимемо, що $0 < chf_{H^{core}}(h) < 1$. Тоді нова інтерпретація початкової ідеї полягатиме в тому, що близькість значень h до ядра H^{core} визначатиме належність значень b деякій підмножині, що незначно відрізняється від B . Таким чином, спосіб подання правила визначає спосіб, яким повинна бути модифікована множина B , щоб зобразити можливість значень b :

$$RuleForm \mid \text{Modify}(B) := \overset{def.}{Close}(h, H^{core}). \quad (34)$$

Якщо виходити з точки зору імплікаційної моделі, то множину B можна розглядати як верхню границю можливих значень b при умові, що $h \in H$:

$$B := \overset{def.}{UpperBound} \left((b \in B)^{pos.} \right)_{h \in H}. \quad (35)$$

Тому згаданий метод модифікації множини B полягатиме в зменшенні рівня її обмежувальності як нечіткої множини при зростанні рівня можливості для значень b :

$$\#Restriction(B) := \overset{def.}{\#Possibility}(\exists b, \text{for } h \in H). \quad (36)$$

Відомі два рішення даної проблеми [9]:

1) шляхом прив'язки певної невизначеності до множини B :

$$\left[\begin{array}{l} B \cup UnCert. \overset{Set}{\overset{def.}{:=}} \\ \#Possibility(b \notin B) \neq 0, \\ \uparrow \neq Possibility(b \notin B) \overset{def.}{:=} \\ \uparrow dist(h \notin H^{core}) \end{array} \right] B^{fuz.}, B^{crisp.} \quad (37)$$

Таке рішення дозволяє сформулювати початкове правило в термінах визначеності: «**чим більше** $h \in H$, **тим більш визначено**, що $b \in B$ ». Прикладом такого правила з предметної області може бути правило виду: «**Чим нижча проникність, тим більш визначена наявність вуглеводнів**».

2) виконання розширення ядра H^{core} шляхом введення перерізу для множин H та B таким чином, що для доменів значень

$$H \rightarrow \left(\left(d_1^1, \dots, d_1^{n_1} \right) \in D_1 \right), \quad B \rightarrow (d_2 \in D_2) \text{ матимемо:}$$

$$H^{cut} \stackrel{def.}{:=} \left\{ h \in \left\{ \left(\overline{d_1^1, \dots, d_1^{n_1}} \right), \left[chf_H \left(\overline{d_1^1, \dots, d_1^{n_1}} \right) \geq cut \right] \right\} \right\} \vdash, \quad (38)$$

$$\vdash \forall d_2 \in B^{cut}, pos.(d_2) = 1$$

тобто визначається спосіб отримання значень, можливість яких дорівнює 1.

З іншого боку, це показує, що близькість значень h до ядра H^{core} визначатиме близькість значень b до ядра B^{core} :

$$\#dist(b, b \in [B^{core}]) \stackrel{def.}{:=} \#dist(h, h \in [H^{core}]) \mid H^{fuz.}, B^{fuz.} \quad (39)$$

Тому в даному випадку в якості обмежувача можливісних значень b може виступати як підмножина B^{core} , так і сама множина B :

$$RestrictionSet(b^{pos.}) \stackrel{def.}{:=} [B^{core}, B]. \quad (40)$$

Все це дає можливість виявити окремий вид правил в формі послідовних правил, згідно з шаблоном

$$Rule^{Gradual} : \text{«чим більше } h \in H, \text{ тим більше } b \in B\text{»} \quad (41)$$

Згідно кон'юнктивної моделі [8] множина B розглядається як нижня границя для можливісних значень b за умови, що $h \in H$:

$$B \stackrel{def.}{:=} LowerBound[b^{pos.} \in B] \mid h \in H. \quad (42)$$

Відповідно, при віддаленні значень від ядра можна говорити тільки про деякий мінімальний рівень гарантованої можливості, або діапазон значень, можливість яких може бути оцінена. Згідно [8] слід виділяти два рішення:

1) шляхом зменшення нижньої границі рівня можливості значень в b до ступеня належності $h \in H$:

$$LowerBound(\#possibility(b \in B)) = \#chf(h \in H) \mid B^{fuz.}, B^{crisp.} \quad (43)$$

В даному випадку шаблон правила матиме вигляд «чим більше $h \in H$, тим більш можливо, що $b \in B$ ». В досліджуваній предметній області прикладом такого правила може бути твердження: «Чим вищий коефіцієнт насиченості, тим більш можлива наявність вуглеводнів».

2) в даному рішенні, для значень $h \in H^{core}$ розглядаються всі можливісні значення множини B без накладання обмежень. Проте, очевидно, що така множина можливісних значень буде звужуватись з віддаленням значення h від ядра H^{core} :

$$\left[\begin{array}{l} h \in H^{core} \rightarrow [B_1^{pos.}]_{not\ restr.} \\ \uparrow \#dist(h, [h \in H^{core}]) \end{array} \right] \mid B^{fuz.} \quad (44)$$

В той же час, якщо $h \in H^{core}$, доцільним є розгляд значень в B , для яких може бути оцінена можливість значення d_2

$$\left[\begin{array}{l} \{d_2, chf_B(d_2) > 0\} \\ pos.(d_2) = 1 \\ LowerBound(\#pos.(b)) \stackrel{def.}{:=} B^{fuz.} \end{array} \right] \quad (45)$$

В даному випадку, ми можемо отримати шаблон правила вигляду «чим більше $h \in H$, тим більшою є множина можливих значень для b навколо ядра B^{core} ». В досліджуваній предметній області прикладом такого правила може слугувати вираз: «чим більше правил в базі знань інтелектуальної системи, тим більшу множину свердловин (родовищ) вона може коректно оцінити».

Таким чином, коли йдеться про нечіткі правила та процеси контролю на їх основі, побудова коректних формальних моделей визначається інтерпретаціями з точки зору можливості та визначеності.

Для побудови нечіткої моделі розглянемо твердження (правило) виду «чим більше $h \in H$, тим більш визначено, що b лежить всередині B ($b \in B$)». На формальному рівні це можна інтерпретувати як те, що належність b множині B можна оцінити визначеністю, яка вимірюється значенням характеристичної функції $chf_H(\overline{d_1^1, \dots, d_1^{n_1}})$:

$$\forall d_1, \text{ якщо } h = \left(\overline{d_1^1, \dots, d_1^{n_1}} \right) \quad (46)$$

$$\text{тоді} \mid_{at\ least} CF = chf_H \left(\overline{d_1^1, \dots, d_1^{n_1}} \right), \text{ for } (b \text{ in } B)$$

Відповідно, зворотна оцінка того, що b поза межами B , матиме вигляд:

$$[b \text{ out } B] \mid_{h = \left(\overline{d_1^1, \dots, d_1^{n_1}} \right)} \stackrel{def.}{:=} \left[1 - chf_H \left(\overline{d_1^1, \dots, d_1^{n_1}} \right) \right] \quad (47)$$

Ефективну модель правила в даному випадку можна отримати, застосувавши методологію умовного розподілу можливості з додатковим обмеженням:

$$\begin{aligned} \forall \left(\overline{d_1^1, \dots, d_1^{n_1}} \right) \in D_1, \forall d_2 \in D_2, \\ pd_{b|h} \left(d_2, \left(\overline{d_1^1, \dots, d_1^{n_1}} \right) \right) \leq \\ \leq \max \left(1 - chf_H \left(\overline{d_1^1, \dots, d_1^{n_1}} \right), chf_B(d_2) \right) \end{aligned} \quad (48)$$

Відповідно, для деякого піддомену D_1^1 матимемо, що:

$$\left\{ \begin{array}{l} \forall \left(\overline{d_1^1, \dots, d_1^{n_1}} \right) \in D_1, \\ pd_{b|h} \left(d_2, \left(\overline{d_1^1, \dots, d_1^{n_1}} \right) \right) \leq chf_B(d_2) \\ \forall \left(\overline{d_1^1, \dots, d_1^{n_1}} \right) \notin D_1, \\ Unknown \left(pd_{b|h} \left(d_2, \left(\overline{d_1^1, \dots, d_1^{n_1}} \right) \right) \right) \end{array} \right. \quad (49)$$

Загалом, множина B може теж включати певну невизначеність. Виразимо характеристичну функцію для B у формі:

$$\left[\begin{array}{l} chf_B = \max(chf_{B'}, \Lambda) \\ h \in H, B' := Range \Big|_{CF=1-\Lambda}^{def.} \end{array} \right. \quad (50)$$

Таким чином, кожне значення поза діапазоном B' залишається можливим значенням для B зі ступенем, рівним Λ . В досліджуваній предметній області для прикладу можна змоделювати наступне правило: «**якщо h є колектором, тоді швидше за все визначено він є продуктивним**». В даному випадку модель матиме вигляд:

$$\left\{ H^{crisp.}, B^{fuz.} \rightarrow chf_B = \max(chf_{B'}, \Lambda) \right\}, \quad (51)$$

а твердження в формі правила: «**чим більш типовими є характеристики колектора, тим більш визначено, що він є нафтовим**» можна зобразити моделлю:

$$\left[H^{fuz.}, B^{crisp.} \right]. \quad (52)$$

В дослідженні [10] було введено шаблон послідовного правила виду «**чим більше $h \in H$, тим більше $b \in B$** ». Характеристика «**більше**» може також замінитися характеристикою «**менше**» на основі співвідношення:

$$\left[\begin{array}{l} H \rightarrow \bar{H}, B \rightarrow \bar{B} \\ chf_{\bar{H}} = 1 - chf_H \end{array} \right. \quad (53)$$

Сутність розуміння послідовного правила полягає в наступному: чим більша ступінь належності значення h до нечіткої множини H і чим більше b розглядається як консеквент по відношенню до антецедента h , тим більше значення належності b до B :

$$\left\{ \begin{array}{l} \forall \left(\overline{d_1^1, \dots, d_1^{n_1}} \right) \in D_1, \\ \min \left(chf_H \left(\overline{d_1^1, \dots, d_1^{n_1}} \right), pd_{b|h} \left(d_2, \left(\overline{d_1^1, \dots, d_1^{n_1}} \right) \right) \right) \leq chf_B(d_2) \end{array} \right. \quad (54)$$

В термінах імплікації Гьоделя можна також бачити, що:

$$\left\{ \begin{array}{l} 1, \text{ якщо } chf_H \left(\overline{d_1^1, \dots, d_1^{n_1}} \right) \leq chf_B(d_2) \\ chf_B(d_2) \text{ якщо } chf_H \left(\overline{d_1^1, \dots, d_1^{n_1}} \right) > chf_B(d_2) \end{array} \right. \quad (55)$$

Для випадку, коли множина H є чіткою, отримаємо:

$$\left[\begin{array}{l} pd_{b|h} \left(d_2, \left(\overline{d_1^1, \dots, d_1^{n_1}} \right) \right) \leq chf_B(d_2) \Big|_{\left(\overline{d_1^1, \dots, d_1^{n_1}} \right) \in D_1} \\ pd_{b|h} \left(d_2, \left(\overline{d_1^1, \dots, d_1^{n_1}} \right) \right) \leq 1 \Big|_{h \notin H} \end{array} \right. \quad (56)$$

Відповідно, імплікаційна модель правила з нечітким консеквентом може бути подана у формі:

$$\left\{ \begin{array}{l} \forall \left(\overline{d_1^1, \dots, d_1^{n_1}} \right) \in D_1, pd_{b|h} \left(d_2, \left(\overline{d_1^1, \dots, d_1^{n_1}} \right) \right) \leq \\ \leq \max \left(chf_{\left[chf_H \left(\overline{d_1^1, \dots, d_1^{n_1}} \right), 1 \right]} \left(chf_B(d_2) \right), chf_B(d_2) \right) = \\ = chf_{\left[chf_H \left(\overline{d_1^1, \dots, d_1^{n_1}} \right), 1 \right] \cup FS} \left(chf_B(d_2) \right) \end{array} \right. \quad (57)$$

де: $chf_{\left[chf_H \left(\overline{d_1^1, \dots, d_1^{n_1}} \right), 1 \right]}$ – характеристична функція на інтервалі $\left[chf_H \left(\overline{d_1^1, \dots, d_1^{n_1}} \right), 1 \right]$; FS – нечітка множина на проміжку $[0, 1]$, яка визначається та описується співвідношенням:

$$\forall fs \in [0, 1], chf_{FS}(fs) = fs, \quad (58)$$

і використовується для моделювання значень істинності.

Моделювання значень істинності на основі послідовних правил може бути зведене до такого шаблону: «**для кожного $\left(\overline{d_1^1, \dots, d_1^{n_1}} \right) \in D_1$, якщо $h = \left(\overline{d_1^1, \dots, d_1^{n_1}} \right)$, тоді **принаймні істинно з ступенем $chf_H \left(\overline{d_1^1, \dots, d_1^{n_1}} \right)$, що $b \in B$**** ».

Якщо розглядати початкове правило з точки зору чіткого розподілу можливостей, то отримаємо:

$$\left[\begin{array}{l} pd_{b|h} \rightarrow \{0, 1\} \\ \forall \left(\overline{d_1^1, \dots, d_1^{n_1}} \right) \in D_1, pd_{b|h} \left(d_2, \left(\overline{d_1^1, \dots, d_1^{n_1}} \right) \right) \leq \\ \leq \left\{ \begin{array}{l} 1, \text{ якщо } chf_H \left(\overline{d_1^1, \dots, d_1^{n_1}} \right) \leq chf_B(d_2) \\ 0, \text{ якщо } chf_H \left(\overline{d_1^1, \dots, d_1^{n_1}} \right) > chf_B(d_2) \end{array} \right. = \\ = chf_{\left[chf_H \left(\overline{d_1^1, \dots, d_1^{n_1}} \right), 1 \right]} \left(chf_B(d_2) \right). \end{array} \right. \quad (59)$$

Таке подання уможливило інтерпретацію правила виду: «**для кожного $\left(\overline{d_1^1, \dots, d_1^{n_1}} \right) \in D_1$, якщо $h = \left(\overline{d_1^1, \dots, d_1^{n_1}} \right)$, тоді $b \in B$ **принаймні з****»

істинністю $chf_H(\overline{d_1^1, \dots, d_1^{n_1}})$ », що відповідає інтерпретації істинності в чіткому сенсі.

Зокрема в термінах введеного перерізу можемо бачити, що:

$$\forall cut, h \in H^{cut} \Rightarrow b \in B^{cut}. \quad (60)$$

Це означає, що чим більшим є ступінь належності для h , тим ближчими є його значення до типових значень в H , і тим ближчими є значення b до підмножини типових значень в B . Таким чином, в даному контексті нечітке правило можна розглядати як узагальнення множини звичайних правил виду:

$$\text{якщо } h \in H^{cut} \text{ тоді } b \in B^{cut}, cut \in [0,1]. \quad (61)$$

Оскільки, згідно означення функції належності чіткого відношення CR , ми матимемо:

$$\left[\begin{array}{l} pd_{b|h} \stackrel{def.}{:=} UpperBound(CR) \\ CR = \bigcap_{cut \in [0,1]} \left[\overline{H^{cut}} \cup B^{cut} \right]. \end{array} \right. \quad (62)$$

Побудова моделі інтерпретації можливісних правил починається із шаблону твердження виду «**чим більше $h \in H$, тим більш можливо, що B є діапазоном значень для b** ». На більш формальному рівні матимемо, що для кожного d_1 , якщо $h = \overline{d_1^1, \dots, d_1^{n_1}}$, той факт, що B є діапазоном значень для b є можливим принаймні із значенням $chf_H(\overline{d_1^1, \dots, d_1^{n_1}})$. Для представлення умовного розподілу можливостей $pd_{b|h}$ матимемо додаткове обмеження, що представлятиме правило для випадку $h = \overline{d_1^1, \dots, d_1^{n_1}}$:

$$\begin{aligned} \forall \left(\overline{d_1^1, \dots, d_1^{n_1}} \right) \in D_1, \forall d_2 \in D_2, \\ \min \left(chf_H \left(\overline{d_1^1, \dots, d_1^{n_1}} \right), chf_B(d_2) \right) \leq \\ \leq pd_{b|h} \left(d_2, \overline{d_1^1, \dots, d_1^{n_1}} \right) \end{aligned} \quad (63)$$

Таким чином, ступінь можливісності значень в B обмежується значенням $chf_H(\overline{d_1^1, \dots, d_1^{n_1}})$:

$$\begin{aligned} \# Possibility(b \in B) &\stackrel{def.}{:=} \\ &:= LowerBound \left[chf_H \left(\overline{d_1^1, \dots, d_1^{n_1}} \right) \right], \end{aligned} \quad (64)$$

а самі значення в B розглядається як можливі значення для b , принаймні із ступенем $chf_H(\overline{d_1^1, \dots, d_1^{n_1}})$.

Таким чином, значення, ступінь належності яких не є більшим за $[1 - chf_H(d_1)]$, не на-

лежить до гарантовано можливих значень b згідно із введеним правилом. З іншого боку, таке правило можна розуміти також в термінах значень нечіткої істинності, а саме: «**якщо $h = d_1$, тоді істинність належності b до B можна оцінити принаймні значенням $[1 - chf_H(d_1)]$** ». В той же час можна використувати і інтерпретацію виду: «**якщо $h = d_1$, тоді хибність того, що $b \in B$ може бути оцінена не більше, ніж $chf_H(d_1)$ значенням**». З точки зору побудови перерізу, можна розглядати всі значення, що відповідають ступеню істинності вище заданого ($cutPoint$), як повністю можливісні, що дозволить збільшення відповідного ядра, а значення, що відповідають ступеню істинності, меншому або рівному $[1 - cutPoint]$, як неможливі.

Для них не існуватиме гарантованої можливості $pd_{b|h} \left(d_2, \overline{d_1^1, \dots, d_1^{n_1}} \right) \geq 0$, в той час як інші значення можуть бути повністю можливими, тому для значення $h \in H^{cut}$ пара $h | - B$ матиме гарантовану можливісність рівну 1 з поданням вигляду:

$$(h | - B) \in H^{cut} \times B_{[1-cutPoint]}, \quad (65)$$

де $B_{[1-cutPoint]}$ – жорсткий $[1 - cutPoint]$ переріз із значеннями:

$$\{d_2, chf_B(d_2) > [1 - cutPoint]\}. \quad (66)$$

Тому величина значення характеристичної функції $chf_H(h)$ визначатиме потужність підмножини значень для b , що є гарантовано можливими.

Таким чином, в системах інтелектуального керування можна розглядати два типи рішень: чіткі рішення (*crisp solution*) і нечіткі рішення (*fuzzy solution*). Попередній виклад показав формальне обґрунтування для випадку нечітких рішень. У випадку чіткого рішення, розгляд слід почати із значень h в перерізі для множини H :

$$h \in \{d_1, chf_H(d_1) \geq cutPoint\}, \quad (67)$$

це виражає той факт, що значення d_2 є такими, що:

$$chf_B(d_2) \leq 1 - cutPoint. \quad (68)$$

Дана проблема буде темою подальших досліджень.

Висновки

Таким чином, теоретичне та практичне значення вказаного способу реалізації автоматизованих інтелектуальних систем керування на основі засобів нечітких множин та нечіткої логіки полягає у вираженні функціональності, що складається з обов'язкових етапів фазифікації, композиції та дефазифікації, дозволяє подавати знання експертів предметної області в формі нечітких правил та правил з можливісною інтерпретацією входжень. Наукова новиз-

на запропонованого підходу визначається ефективністю реалізації систем даного класу шляхом впровадження рівня адаптивної імплементації, що полягає в створенні системних засобів автоматичної генерації правил та лінгвістичних входжень, засобів контролю та верифікації множини створених правил керування, а також процедур переобчислення та верифікації функцій належності.

Подальші дослідження даного напрямку будуть спрямовані на розробку ефективних процедур фазифікації та дефазифікації, адаптованих під особливості даних та знань, що описують нафтогазові об'єкти.

Література

- 1 Заде Л. Понятие лингвистической переменной и его применение к принятию приближенных решений / Л. Заде. – М.: Мир, 1976. – 176 с.
- 2 Zadeh L. A. Fuzzy sets // Information and Control. – 1965. – 8 (3). – P. 338–353.
- 3 Юрчишин В. М. Інформаційне моделювання нафтогазових об'єктів: монографія / В. М. Юрчишин, В. І. Шекета, О. В. Юрчишин – Івано-Франківськ: Вид-во Івано-Франківського нац. техн. ун-ту нафти і газу, 2010 – 196 с.
- 4 Круглов В. В. Интеллектуальные информационные системы: компьютерная поддержка систем нечеткой логики и нечеткого вывода / В. В. Круглов, М. И. Дли. – М.: Физматлит, 2002. – 252 с.
- 5 Круглов В. В. Нечёткая логика и искусственные нейронные сети / В. В. Круглов, М. И. Дли, Р. Ю. Голунов. – М.: Физматлит, 2001. – 221с.
- 6 Демчина М. М. Формальні методи інтерпретації даних та знань про нафтогазові об'єкти / М. М. Демчина, В. Р. Процюк, В. І. Шекета // Науковий вісник Івано-Франківського національного технічного університету нафти і газу. – 2011. – №1. – С. 100-108.
- 7 Демчина М. М. Моделювання нафтогазової предметної області на основі фреймово-продукційного підходу / М. М. Демчина, В. Р. Процюк, В. І. Шекета // Збірник наукових праць національного гірничого університету. – Дніпропетровськ, 2011. – №36. – Т. 1. – С. 98-105.
- 8 Dubois D. Fuzzy rules in knowledgebased systems – Modelling gradedness, uncertainty and preference./ D. Dubois, H. Prade // An introduction to Fuzzy Logic Applications in Intelligent Systems. – 1992. – Vol. 165. – P. 45-68.
- 9 Dubois D. Fuzzy sets in approximate reasoning. Part 1: Inference with possibility distributions / D. Dubois, H. Prade // Fuzzy Sets and Systems – Special memorial volume on foundations of fuzzy reasoning. – 1991. – 5 March. – Vol. 40. Iss. 1. – P. 143-202.
- 10 Dubois D. Gradual inference rules in approximate reasoning / D. Dubois, H. Prade // Information Sciences. – 1992. – 1-2 May. – Vol. 61 Iss. – P. 103-122.

*Стаття надійшла до редакційної колегії
15.11.11*

*Рекомендована до друку професором
Р. А. Мельником*