

ЕКСПЕРТНІ МЕТОДИ ОЦІНКИ ТЕХНОЛОГІЧНИХ ПАРАМЕТРІВ У ПРОЦЕСІ БУРІННЯ СВЕРДЛОВИН

М.М. Демчина, В.І. Шекета, Р.Б. Вовк

ІФНТУНГ; 76019, м. Івано-Франківськ, вул. Карпатська, 15; тел. 066 6311937;

e-mail: demchyna@i.ua

Роботу присвячено розроблянню методу вибору оптимальних режимних параметрів буріння нафтових і газових свердловин на основі цільових функцій обчислення доцільностей вихідних технологічних параметрів як базового елемента інтелектуальної системи підтримки прийняття рішень, що використовує встановлені значення доцільностей для генерації експертних рекомендацій оператору щодо встановлення значень керованих параметрів.

На основі аналізу особливостей інтелектуалізації процедур підтримки прийняття оптимізаційних рішень у процесі буріння нафтових і газових свердловин визначено характеристики критеріїв оптимізації буріння та особливості застосування інтелектуальних систем в процесі буріння. Побудовано абдуктивний фреймворк з ваговими значеннями для прийняття рішень в процесі буріння, визначено структуру керування процесом підтримки прийняття рішень засобами інтелектуальної системи на основі чіткої та нечіткої логіки, реалізовано формальні методи інтелектуального керування підтримкою прийняття оптимізаційних рішень на основі чітких, нечітких та імовірнісних знань про процес буріння. Розроблено методику прийняття оптимальних рішень в процесі буріння нафтових і газових свердловин на основі обчислення значень корисності для вихідних параметрів.

Ключові слова: оптимізація, інтелектуальна підтримка прийняття рішень, буріння нафтових і газових свердловин, цільові функції, правила, бази знань, абдуктивний фреймворк, коефіцієнти впевненості, обмеження.

Работа посвящена разработке метода выбора оптимальных режимных параметров бурения нефтяных и газовых скважин на основе целевых функций вычисления целесообразностей исходных параметров как базового элемента интеллектуальной системы поддержки принятия решений, которая использует установленные значения целесообразностей для генерации экспертных рекомендаций оператору относительно установления значений управляемых параметров.

На основе анализа особенностей интеллектуализации процедур поддержки принятия оптимизационных решений при бурении скважин определены характеристики критериев оптимизации бурения и особенности применения интеллектуальных систем в процессе бурения. Построен абдуктивный фреймворк с весовыми значениями для принятия решений в процессе бурения, определена структура управления процессом поддержки принятия решений средствами интеллектуальной системы на основе четкой и нечеткой логики, реализованы формальные методы интеллектуального управления поддержкой принятия оптимизационных решений на основе четких, нечетких и вероятностных знаний о процессе бурения. Разработана методика принятия оптимальных решений при бурении скважин на основе вычисления значений полезности для выходных параметров.

Ключевые слова: оптимизация, интеллектуальная поддержка принятия решений, бурение нефтяных и газовых скважин, целевые функции, правила, база знаний, абдуктивный фреймворк, коэффициенты уверенности, ограничения.

The research is devoted to the development of the new method for drilling technique optimal parameters used in oil and gas wells drilling based on objective functions of useful output parameters calculation as one of the main features for creation of the intelligible system for decision support which uses initiated values of utilities to generate expert advices for operators to chose correct controlled parameters at the input of the system.

Based on the analysis of intellectualization peculiarities of the decision taking process in the process of oil and gas wells drilling the characteristic of criteria for drilling optimization and peculiarities of intelligible system application in the process of drilling were defined. The abductive framework with weights for decision taking in the drilling was built. The control structure of decision taking support by means of intelligible system, based on crispy and fuzzy logic is defined formal methods of intelligible control of optimization for decision taking support based on crispy and fuzzy knowledge about drilling process in the form of relevant rules are implemented. The methodology of optimal decision taking in the drilling of oil and gas wells by means of calculating of utility values for system output parameters is created.

Keywords: optimization, intelligible decision support, drilling of oil and gas wells, objective functions, rules, knowledgebase, abductive framework, constraints.

Вступ. Буріння нафтових і газових свердловин як об'єкт керування та прийняття рішень є загалом складним нестаціонарним технологічним процесом [1–4], що розвивається в часі і супроводжується необхідністю прийняття технологічних рішень, які можуть бути оцінені з

точки зору їх оптимальності та ефективності, що, в свою чергу, впливатиме на загальну вартість та час, витрачений на буріння окремих свердловин або розробку певного родовища, нафтогазоносного району і т. д. Тому основним завданням з точки зору прийняття ефективних

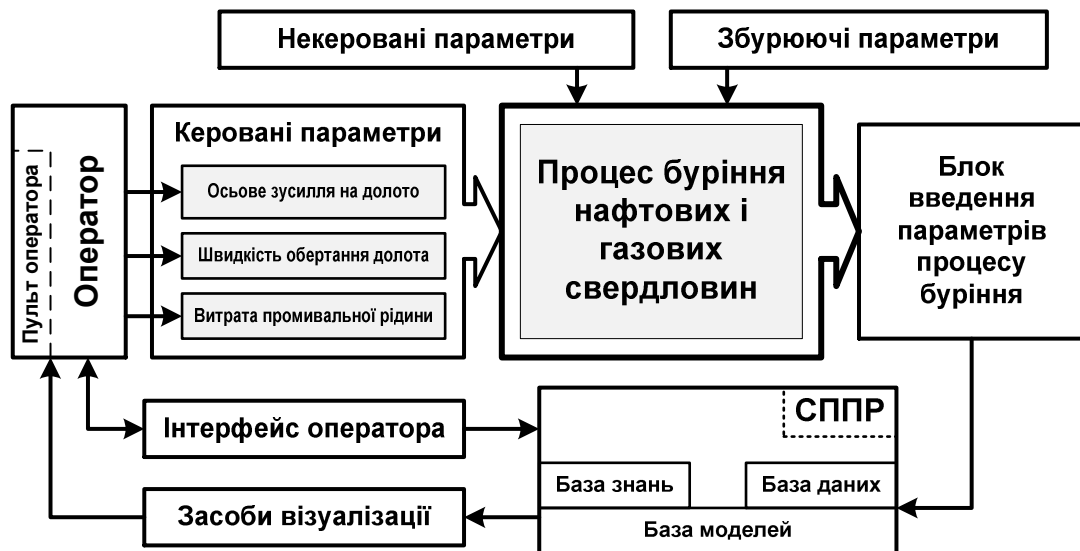


Рисунок 1 – Структурна схема процесу підтримки прийняття рішень у процесі буріння свердловин

та оптимальних рішень, опираючись на функціональність комплексних систем автоматизованого керування технологічним процесом буріння нафтових і газових свердловин з розвинутими програмно-апаратними функціями, є контроль основних показників технологічного процесу на основі введення відповідних цільових функцій.

В даний час при бурінні в нафтогазопромислових районах України прийняття рішень значною мірою здійснюється самими операторами-бурильниками і в більшості випадків на інтуїтивному рівні, базуючись на власному досвіді та професійних навичках, що не завжди відповідає фактичному рівню складності, невизначеності та нечіткості, що характеризує процес буріння загалом.

Враховуючи особливості процесу буріння нафтових і газових свердловин та необхідність прийняття ефективних і оптимальних технологічних рішень, побудова систем інтелектуальної підтримки прийняття керуючих рішень, орієнтованих на досягнення оптимальності та максимальної ефективності технологічного процесу, є актуальною науково-практичною задачею.

Аналіз стану досліджень та публікацій. Проблемам оптимізації процесу буріння [1, 2, 5, 6] нафтових і газових свердловин присвячено теоретичні та прикладні дослідження таких вчених, як Семенцов Г.Н., Горбійчук М.І., Мислюк М.А., Волобуєв А.І., Кропивницька В.Б., Погарський А.А., Эйгелес Р.М., Козловський Е.А., Бревдо Г.Д., Ситніков Н.Б., Пешалов Ю.А., Алексеев Ю.Ф. Співак А.И., Бражников В.А., Маурер В.К. (USA), Галлі І.М. (USA), Вудс Г.Б. (USA), Боургойн А.Т. (USA), Йоунг Ф.С. (USA) та ін. Результати даних досліджень дозволяють розглядати процес вибору оптимальних режимних параметрів буріння як вибір кращого значення змінної з групи наборів даних, що на практиці зводиться до мінімізації або максимізації певної цільової функції. Проте, як свід-

чить промисловий досвід, зниження вартості буріння свердловин на основі застосування оптимізаційних технік, можливе тільки у випадку накопичення статистичних даних про процес буріння з попередніх свердловин із схожими техніко-економічними показниками.

Природа параметрів буріння є не до кінця дослідженою і комплексною, що перешкоджає побудові ефективних моделей, і навпаки, існуючі математичні моделі дозволяють поєднувати відомі можливі співвідношення параметрів буріння. Такі моделі уможливають оптимізацію режимних параметрів буріння шляхом вибору найкращих значень керованих параметрів з метою мінімізації вартості процесу буріння.

Мета роботи. Метою даної роботи є розроблення формального механізму експертних оцінок технологічних параметрів процесу буріння нафтових і газових свердловин на основі оперування з цільовими функціями обчислення доцільностей як основи прийняття оптимальних рішень.

Виклад основного матеріалу. На сьогодні існує ряд комп'ютеризованих та автоматизованих систем, в тому числі інтелектуальних, здатних забезпечувати підтримку прийняття керуючих технологічних рішень у процесі буріння нафтових і газових свердловин (рис. 1).

Обробка даних, отриманих з бурової, може проводитись в двох режимах: 1) в режимі статистичних вибірок із застосуванням статистичних методів, вибір яких безпосередньо буде впливати на якість обробки; 2) в режимі безпосереднього отримання необроблених даних з бурового майданчика, якість яких безпосередньо впливатиме на процес оптимізації.

Проведений аналіз дає підстави стверджувати, що сучасний стан теорії та практики оптимізації процесу буріння та створення систем інтелектуальної підтримки прийняття рішень (ППР) під час оптимізації процесу буріння наф-



Рисунок 2 – Виділення структури задач оптимізації процесу буріння нафтових і газових свердловин

тових і газових свердловин дає змогу визначити ряд недоліків, через які неможливо застосовувати такі системи максимально ефективно. До таких недоліків слід віднести:

- недостатній розвиток базової теорії отримання та подання знань про процес буріння нафтових і газових свердловин в системах інтелектуальної підтримки прийняття рішень;

- обмежена функціональність існуючих інтелектуальних систем, які, здебільшого, базуються на використанні статистичних даних щодо відробки бурових долів в подібних умовах, а також можливих адаптивних алгоритмів, які використовують поточні дані щодо умов буріння, в той же час не використовуючи імовірнісні та можливісні оцінки вихідних параметрів у коректуючому контурі впливу на керування змінні процесу буріння, що суттєво знижує адаптивність керування, що базується на експертному досвіді фахівців буріння, а також не дозволяє в повній мірі моделювати процес навчання персоналу технологічного процесу буріння нафтових і газових свердловин.

Початкова формалізація знань предметної області (*SDK* – *Subject Domain Knowledge's*) подається у вигляді залежності множини задач предметної області (*SDT* – *Subject Domain Tasks*) і доступних ресурсів предметної області (*SDR* – *Subject Domain Resources*) у вигляді множини правил (*Rules* – *Subject Domain Rules*), а саме:

$$Knowledges^{set} = (SDT^{set}, SDR^{set}, Rules^{set}).$$

Продукційні правила подаються у вигляді:

$$IF \langle Conditions^{set} \rangle THEN \langle Actions^{set} \rangle.$$

Процедура оцінювання умов здійснюється на введеній множині фактів:

$$Evaluation(Condition^{set}, Facts^{set}).$$

Відповідно, кількість виконуваних дій залежить від кількості задоволених фактів предметної області. Побудова умови виконується як процедура інтерпретації твердження на множині фактів в процесі здійснення логічного висновку з метою задоволення визначеної цілі:

$$C \rightarrow IR(S^{set}) \rightarrow \{SR(F^{set}), A^{set}(I(D, GS))\},$$

де C (*Condition*) – умова;

IR (*InterpretationRoutines*) – процедури інтерпретації;

S^{set} (*Statements^{set}*) – множина тверджень;

SR (*SearchRoutines*) – пошукові процедури;

F^{set} (*Facts^{set}*) – множина фактів;

A^{set} (*Actions^{set}*) – множина дій;

I (*Inferences*) – процедури логічного висновку;

D (*Deducing*) – процедури дедукції;

GS (*GoalSatisfaction*) – процедури задоволення цілі.

Відповідно, оптимізація продукційної моделі згідно з архітектурою, зображеною на рисунку 2, може бути здійснена шляхом введення деякого способу впорядкування множини продукційних правил або шляхом додавання до них множини пріоритетів.

$$ProductionModel(Ordering, Priority_{PM}^{set}).$$

Таким чином, множини продукції можуть описувати певні стани предметної області, представлені у формі секцій, або описувати комплексні рішення як процес задоволення цілі.

Логічним шляхом побудови нечітких правил є розширення концепції початкових правил виду «якщо $h \in H$, тоді $b \in B$ ». Суть розширення полягає в розгляді початкового правила при умові нечіткості складової B :

$$B \models fuzzy \mid H \models crispy.$$

Розглянемо також випадок:

$$B \models fuzzy \mid H \models fuzzy.$$

В області систем на основі правил, що використовуються в нафтогазовій предметній області, можна виділити три основних класи реалізацій [7]:

1. Інтелектуальні системи на основі чітких правил з можливим включенням значень типу «невизначено / *unknown*»:

$$R_1^{unknown} : \text{якщо } [умова^1 = \{лог., числ., категор.\}]^{[yes/nor]} \\ [i / або] [...] \text{тоді } \left[\begin{array}{l} висновок^1 = \\ = \{advice, assign, call\} \end{array} \right] \\ R_n^{unknown} : \text{якщо } [unknown_умова_k] \\ [i / або] [...] \text{тоді } \langle RulesSubSet_умова_m \rangle$$

2. Інтелектуальні системи на основі правил з невизначеністю (коефіцієнтом впевненості (CF) в істинності):

$$R_1^{uncert} : \text{якщо } \langle умова^1 - CF_1^{con} \rangle \text{тоді} \\ \langle висновок^1 - CF_1^{cl} \rangle [i / або] \langle висновок^2 - CF_2^{cl} \rangle \\ R_2^{uncert} : \text{якщо } \langle умова^2 - CF_2^{con} \rangle [i / або] \\ \langle умова^3 - CF_3^{con} \rangle \text{тоді } \langle висновок^3 - CF_3^{cl} \rangle \\ \dots \\ R_n^{uncert} : \text{якщо } \langle умова^k - CF_k^{con} \rangle \text{тоді} \\ \langle висновок^{m-1} - CF_{m-1}^{cl} \rangle [i / або] \langle висновок^m - CF_m^{cl} \rangle$$

3. Інтелектуальні системи на основі множини правил у стандарті нечітких правил (*Fuzzy Rules*):

$$R_1^{fuzzy} : \text{якщо } \langle умова^1 - lv_1^{in} \rangle \text{тоді } [\langle висновок^1 - lv_1^{out} \rangle : CF_1] \\ [i / або] [\langle висновок^2 - lv_2^{out} \rangle : CF_2] \\ R_2^{fuzzy} : \text{якщо } \langle умова^2 - lv_2^{in} \rangle [i / або] \langle умова^3 - lv_3^{in} \rangle \\ \text{тоді } [\langle висновок^3 - lv_3^{out} \rangle : CF_3] \\ \dots \\ R_n^{fuzzy} : \text{якщо } \langle умова^k - lv_k^{in} \rangle \text{тоді } [\langle висновок^{m-1} - lv_{m-1}^{out} \rangle : CF_1] \\ [i / або] [\langle висновок^m - lv_m^{out} \rangle : CF_m]$$

де CF_i , $1 \leq i \leq n$ – вагові коефіцієнти (*Certainty Factors* – коефіцієнти впевненості), що дають змогу виражати ступінь впевненості в істинності висновку. В граничному випадку коефіцієнт впевненості приймається рівним 1 ($CF=1$), в загальному випадку він розглядається як деяке значення з проміжку $[0; 1]$ ($CF \in [0; 1]$). Лінгвістичні змінні lv_j , де $1 \leq j \leq n$, відповідно можуть бути присутні як в умовах, так і у висновках та інтерпретуються як вхідні lv_j^{in} та вихідні lv_j^{out} лінгвістичні значення.

Задача класифікації полягає в присвоєнні класу $Class_j$ з наперед визначеної множини класів:

$Class^{Set} = \{Class_1, Class_2, \dots, Class_m\}_{m=1..n, n \in N}$, певного об'єкта, що описується як точка в визначеному просторі станів:

$$X \in Space^N.$$

Таким чином, задача побудови класифікатора полягатиме в знаходженні відображення:

$$Clf : Space^N \rightarrow Class^{Set},$$

що є оптимальним з точки зору деякого оціночного критерію $ev(Cl f)$, що визначає ефективність роботи класифікатора.

Основним елементом системи нечіткої класифікації є множина нечітких правил. Розглянемо основні типи нечітких правил, що використовуються для побудови бази знань в загальному випадку:

1. Нечіткі правила з класом в консеквенті, що задаються структурою:

$$R_i : \text{якщо } [h_1 \in H_1^i] \wedge \dots \wedge [h_N \in H_N^i] \text{тоді } B \in Class_j,$$

де h_1, \dots, h_N – виділені особливості класифікаційної проблеми;

H_1^i, \dots, H_N^i – лінгвістичні мітки, що використовуються для дискретизації доменів змінних;

B – клас $Class_j$, до якого належить шаблон.

2. Нечіткі правила з класом і коефіцієнтом впевненості в консеквенті формально подаються як структура:

$$R_i : \text{якщо } [h_1 \in H_1^i] \wedge \dots \wedge [h_N \in H_N^i] \\ \text{тоді } [B \in Class_j] : CF_i,$$

де CF_i – коефіцієнт впевненості для класифікації в класі $Class_j$ для шаблону, що належить до нечіткого підпростору, який обмежується антецедентом. Даний коефіцієнт впевненості визначається на основі співвідношення:

$$CF_i = Space_j^k / Space^k,$$

що є ступенем збіжності, як ступінь сумісності між антецедентом правила і значеннями, що представляють особливості класу в шаблоні, а саме: $Space_j^k$ – сума ступенів збіжності для шаблонів класу $Class_j$, що відповідно належить до нечіткої області, яка обмежується антецедентом правила; $Space^k$ – сума ступенів збіжності для всіх шаблонів, що належать до даного нечіткого простору без врахування зв'язаних класів.

3. Нечіткі правила з коефіцієнтом впевненості для всіх класів в консеквенті подаються формально як структура виду:

$$R_i : \text{якщо } [h_1 \in H_1^i] \wedge \dots \wedge [h_N \in H_N^i] \\ \text{тоді } (CF_1^i, \dots, CF_m^i)$$

де CF_k^i , $1 \leq k \leq m$ – ступінь верифікованості для i -того правила при передбаченні класу $Class_j$ для шаблону, що належить до нечіткої області, яка представляється антецедентом правила.

Тому пошук відповідного представлення для знань є основою аналізу джерел знань (рис. 3), що виконується засобами нечітких правил, а також основою їх валідації. Для вирішення даної задачі можна виділити такі види правил:

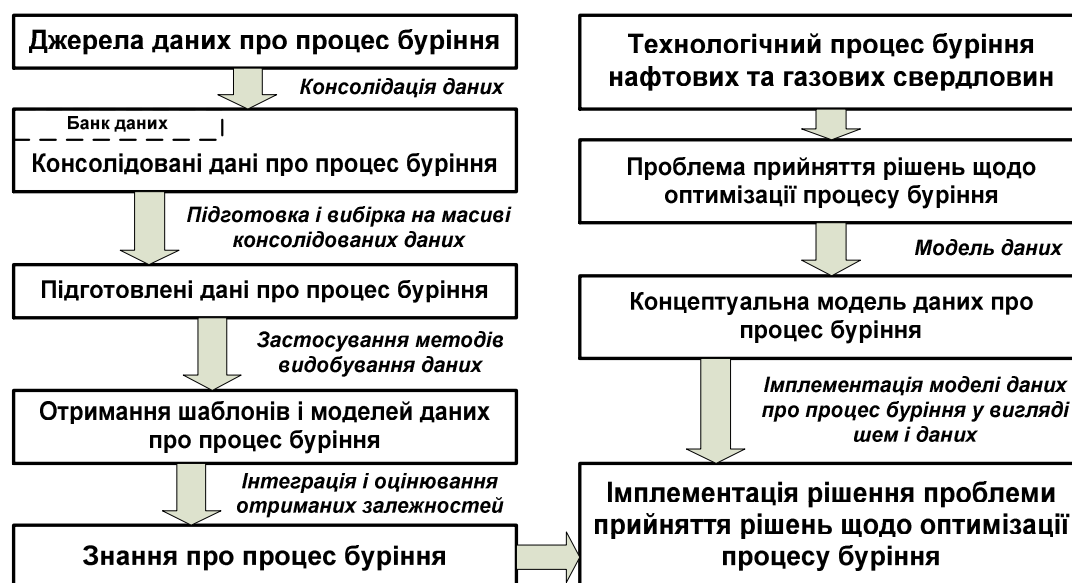


Рисунок 3 – Структуризація джерел даних про процес буріння нафтових і газових свердловин

1) градаційні правила – орієнтовані на методи інтерполяції та екстраполяції висновків (консеквентів), оскільки нечіткі множини в їх умовних частинах дозволяють представляти ідею схожості і, таким чином, дане правило дозволяє представляти висловлювання виду «чим ближче h до ядра H^{Core} , тим ближче b до ядра B^{Core} »;

2) можливісні правила – забезпечують спосіб отримання консеквентів з ваговими коефіцієнтами, акумуляція яких здійснюється диз'юнктивно;

3) правила з невизначеністю є однією з концепцій дедуктивного висновку, оскільки їх консеквенти поєднуються кон'юнктивно, незважаючи на те, що містять входження з невизначеністю. Такі правила з невизначеністю в умовах дозволяють виражати типовість і визначеність при перетворенні шаблону «чим більше $h \in H$ » в шаблон «тим більш типово $h \in H$ ».

Нечіткі правила виду «якщо-тоді | доки» на формальному рівні можуть бути подані у вигляді «якщо $h \in H$ тоді $b \in B$ | доки $h_1 \in H_1$ » і часто інтерпретуються як правила з винятками. Даний вид правил може отримуватися як похідний від звичайних правил в процесі їх аналізу.

Нехай O множина об'єктів процесу буріння, яку позначимо через $\{o\}$, відповідно є дискретною і послідовною. Тоді O можна розглядати як універсум інтерпретації і o представлятимуть абстрактні елементи множини O .

Нечітке число FS в послідовному універсумі O розглядається як нечітка множина FS в O , яка є нормальною або опуклою, що на рівні формул представляється як:

$$\begin{cases} \max_{o \in O} mf_{FS}(o) = 1 & (\text{нормальна}) \\ f_{FS}(\Lambda \cdot o_1 + (1 - \Lambda) \cdot o_2) \geq \min(mf_{FS}(o_1), mf_{FS}(o_2)) \end{cases}$$

Таким чином, використання нечітких множин забезпечує основу для роботи з нечіткими і розмитими концепціями, зокрема, наприклад, лінгвістичними змінними. В даному контексті лінгвістична змінна розглядається як змінна, значення якої є нечітким числом, або як змінна, значення якої означені лінгвістичними термами.

Лінгвістична змінна розглядається як змінна, що набуває значень нечітких змінних.

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

де lv_name – назва лінгвістичної змінної (linguistic variable name);

T – базова терм-множина, 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 ;

$$j_1 = 1..n_1, j_2 = 1..n_2.$$

Наприклад, якщо швидкість проходки у процесі буріння інтерпретувати як лінгвістичну змінну, тоді її множина термів T (швидкість проходки) може бути представлена як:

$$\begin{aligned} T(\text{механічна_швидкість_проходки}) &= \\ &= \left\{ \begin{array}{l} \text{низька, середня, висока, дуже повільна,} \\ \text{більш або менш швидка} \end{array} \right\}, \end{aligned}$$

де кожний терм в T (*швидкість проходки*) характеризується нечіткою множиною в універсумі $O = [0, 10]$. Таким чином, можна інтерпретувати, «низьку швидкість» як «швидкість, рівну 2 м/год», «середню швидкість» як «швидкість близьку до 5 м/год» і «високу швидкість» як «швидкість понад 7 м/год». Такі терми можуть бути охарактеризовані як нечіткі множини функції належності. «Механічна швидкість проходки» є лінгвістичною змінною з трьома термами: «низька», «середня», «висока».

Для нечітких системи з двома вхідними значеннями і одним вихідним значенням можна використати правила нечіткого керування виду:

$$\begin{aligned} R_1: & \text{ якщо } h^1 \in H_1^1 \text{ і } h^2 \in H_1^2 \text{ тоді } b \in B_1 \\ & \dots\dots\dots \\ R_n: & \text{ якщо } h^1 \in H_n^1 \text{ і } h^2 \in H_n^2 \text{ тоді } b \in B_n \end{aligned}$$

де h^1 , h^2 , b – лінгвістичні змінні, що відповідають змінним станів двох процесів при одній заданій контрольованій змінній;

H_i^1, H_i^2, B_i – лінгвістичні значення змінних h^1, h^2, b в універсумах O^1, O^2 і O^3 відповідно, для $i=1,2,...,n$ і при неявному способі зв'язування правил в деяку множину правил *RulesSet* або пізніше в кінцевому підсумку в еквівалентну базу правил *RulesBase*.

Загалом база нечітких правил зображується входженнями виду:

$$\begin{aligned}
 R_1^{fuzzy} : & \text{ if } x_1^i = lv_1^{in} \text{ is } fSet_{i1}^1 \dots \text{ and } \dots x_n^i = lv_n^{in} \\
 & \text{ is } fSet_{in}^1 \text{ then } y = lv^{out} \text{ is } fSet^2 \\
 R_j^{fuzzy} : & \text{ if } x_1^i = lv_1^{in} \text{ is } fSet_{j1}^1 \dots \text{ and } \dots x_n^i = lv_n^{in} \\
 & \text{ is } fSet_{jn}^1 \text{ then } y = lv^{out} \text{ is } fSet^j \\
 R_m^{fuzzy} : & \text{ if } x_1^i = lv_1^{in} \text{ is } fSet_{m1}^1 \dots \text{ and } \dots x_n^i = lv_n^{in} \\
 & \text{ is } fSet_{mn}^1 \text{ then } y = lv^{out} \text{ is } fSet^m
 \end{aligned}$$

де $x_k^i = lv_{lk}^{in}$, $k = 1..n$ – вхідні змінні;

 $y = lv^{out}$ – вихідна змінна;

$fSet_{ik}^1, fSet_{lk}^2, l=1..m$ – 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 $x_k^i = lv_{ik}^{in}$:

$$\left\{ x_k^i \right\}_{\substack{i=1..n_1 \\ k=1..n_2}} \models^{fuzzy} y = lv_{crispy}^{out}.$$

В даному дослідженні викликає інтерес моделювання поведінки нечіткого керування 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 бути подана у вигляді:

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

Оскільки $\left[Satisf.Condition_i^{Set} \right] \subset T$, і

$[Deduce.Consequents_j^{Set}] \subset T$, де T – базова множина лінгвістичних термів. Розглянемо такі випадки [8]:

1. 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:

$$SubjectDomain = \{ SubjectSection_i \}_{i \in N},$$

кожна з яких відповідає певній стратегії логічного висновку (засобом обчислення керуючого впливу) і всередині кожної секції існує скінченна множина чітких продукційних правил виду:

$$\mathbf{if} \left[Condition_{i_1}^{Set} \right] \mathbf{then} \left[Consequents_{i_2}^{Set} \right],$$

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):

$$\begin{aligned} \text{Condition}_{i_1}^{\text{Set}} &= \{ [\wedge, \vee, \neg] \mid \text{cond}_{j_1} \}_{i_1}^{j_1} \mid \\ &\quad \mid \{ \text{advice, assign, call, chain, do} \} \\ \text{Consequents}_{i_2}^{\text{Set}} &= \{ [\wedge, \vee, \neg] \mid \text{conseq}_{j_1} \}_{i_2}^{j_2} \mid \\ &\quad \mid \{ \text{advice, assign, call, chain, do} \} \end{aligned}$$

2. Випадок керування на основі множини правил з коефіцієнтами впевненості. Дозволяє реалізовувати входження знань, ступінь невизначеності яких описується відповідними коефіцієнтами впевненості (*Certainty Factors*, $CF \in [0; 1]$). Загалом множина таких правил може бути описана як:

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

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

$$\left[Rule_name^i \begin{bmatrix} And \\ Or \end{bmatrix} : CF^i \right]. Scope^j.$$

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

де $i, j \in N$; $k = 1..4$.

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

$$\text{Domain.Object}^i.\text{CompareSet}^j.\text{Scope}^k. \\ \text{AttributeSet}^l.\text{OptionsSet}^m.\text{ValueSet}^n,$$

де

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

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

$$\{Rule_name_{i,j}^{Set}\}_{i \in N} \leftrightarrow \text{Domain.Object}_{j,j}^{Set},$$

де $j = 1..n, n \in N$.

Концепція нечітких правил дає змогу вводити певну множину нечітких станів, для яких задаються відповідні керуючі впливи на об'єкт керування. В найпростішому випадку процес керування визначається нечіткими правилами виду:

$$\begin{aligned} R_1^{fuzzy} : & \text{якщо } x \in Lv_1^1 \text{ і } y \in Lv_1^2 \text{ тоді } z \in Lv_1^3 \\ R_2^{fuzzy} : & \text{якщо } x \in Lv_2^1 \text{ і } y \in Lv_2^2 \text{ тоді } z \in Lv_2^3 \\ & \dots \\ R_n^{fuzzy} : & \text{якщо } x \in Lv_n^1 \text{ і } y \in Lv_n^2 \text{ тоді } z \in Lv_n^3 \end{aligned}$$

де x, y – змінні, що описують стан процесу (у випадку 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:

$$\left[\begin{aligned} & \text{FuzzyRule}_i \rightarrow \text{FuzzyRelation}_i \mid i \in N \\ & \{ \text{FuzzyRelation}_i \}_{i \in [1..n], n \in N} \end{aligned} \right],$$

тобто, поведінка системи визначається на основі множини нечітких відношень, які, в свою чергу, отримуються зіставленням з множиною нечітких правил [9]. 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*:

$$\text{FuzzyInference} = \text{Aggr.}[\text{SubinferenceChains}_i]_{i=1..n, n \in N}^{FuzzyKB};$$

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

$$\text{Inferenced}(\text{FuzzyRule}_i) \mid \text{FuzzyRule}_i \in \text{FuzzyKB},$$

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

3) визначення або обчислення рівня активності кожного з правил:

$$\text{FuzzyRule}_i = \overset{FR_i}{\text{Scope}_j}, i = 1..n,$$

де $n = |\text{FuzzyKB}|$ – кількість правил в базі знань;

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

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

Нехай правила нечіткої бази знань *FuzzyKB* мають вигляд:

$$\text{FuzzyRule}_i := \text{якщо } x \in Lv_i^1 \text{ і } y \in Lv_i^2, i = 1..n, \\ \text{тоді } z \in Lv_i^3$$

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

$$\text{Fact}^1 := x \in x^1 \text{ і } y \in y^1.$$

Тоді:

$$(\text{FuzzyRule}_i, \text{Fact}^1) \models \text{Consequence} := [z \in Lv^3].$$

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

$$\text{Consequence} = \text{Aggr.}(\prod_{i=1..n} [\text{Fact}^o, \text{FuzzyRule}_i]_i).$$

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

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

Співвідношення обчислення агрегованих значень на основі функцій належності матиме вигляд:

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

де \times – нормалізована операція наближення кон'юнкції.

З метою розширення розуміння процесу прийняття рішень у процесі буріння розглянемо рисунок 4. Він визначає множину подій (в формі встановлення значень керування змінних), що позначається символами *tcp*.

Таким чином, можна ввести таке правило:

Якщо вибрано *Class_i*

Тоді необхідно внести оновлення в базу знань,

Якщо *Class₂* або *Class₃*

Тоді залишити без змін

Для процедури прийняття рішень із заданою чутливістю і список подій, і множина рішень повинні бути унікальними та повними, так, наче ми виходимо з припущення, що тільки одне рішення базується на одному входженні й приймається тільки після ґрунтовного розгляду всього діапазону подій.

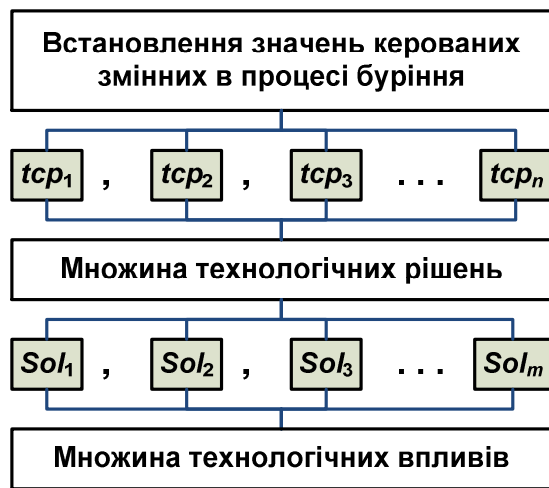


Рисунок 4 – Структура пропонованої методології прийняття рішень у процесі буріння свердловин

В даному випадку подіями є можливі класи $Class_1, Class_2, \dots, Class_n$, де n є кількістю класів, а невизначеності представляються вектором апостеріорних ймовірностей для заданого окремого об'єкта.

При цьому слід також зауважити, що стандартний максимум підходу апостеріорної класифікації є базованим на процедурі прийняття рішень, в якій вибирається подія з відповідною найвищою ймовірністю.

$$Sol = [Class_i] \Big|_{prb^{\max}} (Class_i | x).$$

Проте ситуація в наведеному прикладі є насправді більш складною, оскільки в даному випадку часткові правила можуть існувати, що визначає необхідність і терміновість внесення оновлень. Для цього вимагається наявність фактичних міток класу. Основою таких процедур прийняття рішення є те, що учасник ППР прагне оцінити тільки специфіковані та суттєві зміни з метою зменшення загальних витрат та мінімізації зусиль.

Як можна бачити, оновлення необхідні тільки тоді, якщо клас $Class_2$ вибраний з вектора апостеріорної ймовірності, або якщо класи $Class_1$ та $Class_3$ ймовірно зможуть замінити попередні входження класу $Class_2$. Останній факт є власне вирішальним для даного додатку.

Тривалий час розглядалися тільки судження про ймовірність подій в межах засобів теорії ймовірностей. Проте існують також інші способи розгляду, що можуть бути включені в аналіз рішення. В ряді предметних областей вводяться елементи *теорії доцільності* (корисності).

Рішення є результатом дій, що, в свою чергу, призводять до певних наслідків (сценаріїв). Якщо трапляється певна часткова подія, то комбінації цієї події і рішення може бути присвоєний певний наслідок. Таким чином, ідея теорії доцільності (корисності) полягає в представленні числової міри для вираження бажаності певних наслідків. Важливість цієї теорії

закладена в її здатності підтримувати ефективність процесу прийняття рішення, оскільки вона визначає критичні границі в просторі рішень, що загалом характеризується невизначеністю:

$$Utility \models Bound(DecisionSpace)$$

Таким чином, доцільності оцінюються і присвоюються до комбінації певного рішення Sol_j і події класу $Class_j$:

$$ut([Sol = Sol_j] \wedge [Class = Class_i]) \models ut(Class_{ji}),$$

де $Class_j$ означає наслідки рішення Sol_j і фактичне входження (появу) для події $Class_i$.

Доцільність виражає бажаність певного сценарію, в якому рішення Sol_j приймається з урахуванням об'єкта Obj для якого клас $Class_i$ є його істинним інформаційним класом. Фактичні доцільності асоційовані з різними сценаріями залежать від цілей, що ставляться перед певною інтерпретацією. Слід відмітити, що використання інтерпретацій замість класифікацій дозволяє створити відмінність між ситуаціями, в яких рішення приймаються безпосередньо на основі даних і їх невизначеностей, тобто без прив'язки до їх класового присвоєння. Для цілей прийняття рішень використання тільки методу класифікацій не достатньо, оскільки власне потрібні не тільки результати класифікації, але більшою мірою інформація щодо обсягу і розподілу невизначеностей, що були введені такою класифікацією.

Імплементація доцільності в таблиці прийняття рішень дозволяє прояснити відношення між рішеннями, подіями і наслідками.

Альтернативне представлення задається на основі дерева рішень, що дозволяє графічно представляти певну проблему. Різні змінні і значення проблеми предметної області організовуються у формі дерева з виділеним коренем.

При цьому кожен вузол в деревоподібних моделях є змінною а вітки, що виходять з вузлів представляють значення його асоційованих змінних. Таким чином, вважається, що топологічна структура дерева є явним представленням всіх сценаріїв, що можуть виникнути з рішення. Кореневий вузол дерева представляє відповідно початкову ситуацію перед прийняттям рішення, а кожен шлях з кореневого вузла до кінцевої вітки відповідає певному сценарію. Рисунок 5 відображає дерево рішень для даних процесу буріння.

Перевага таких дерев рішень полягає в тому, що стає більш зрозумілим як аналіз невизначеностей і доцільностей призводить до найкращого (оптимального) рішення. При цьому базова ідея полягає в тому, що слід починаючи з кінців віток і повертатися до основи дерева з метою оцінювання бажаності рішень, тобто для $ut(Sol = Sol_j)$. Також таке значення є залежним від істинного значення шансової змінної, хоча її значення є невідомим апріорно до практичного виконання прийняття рішення.

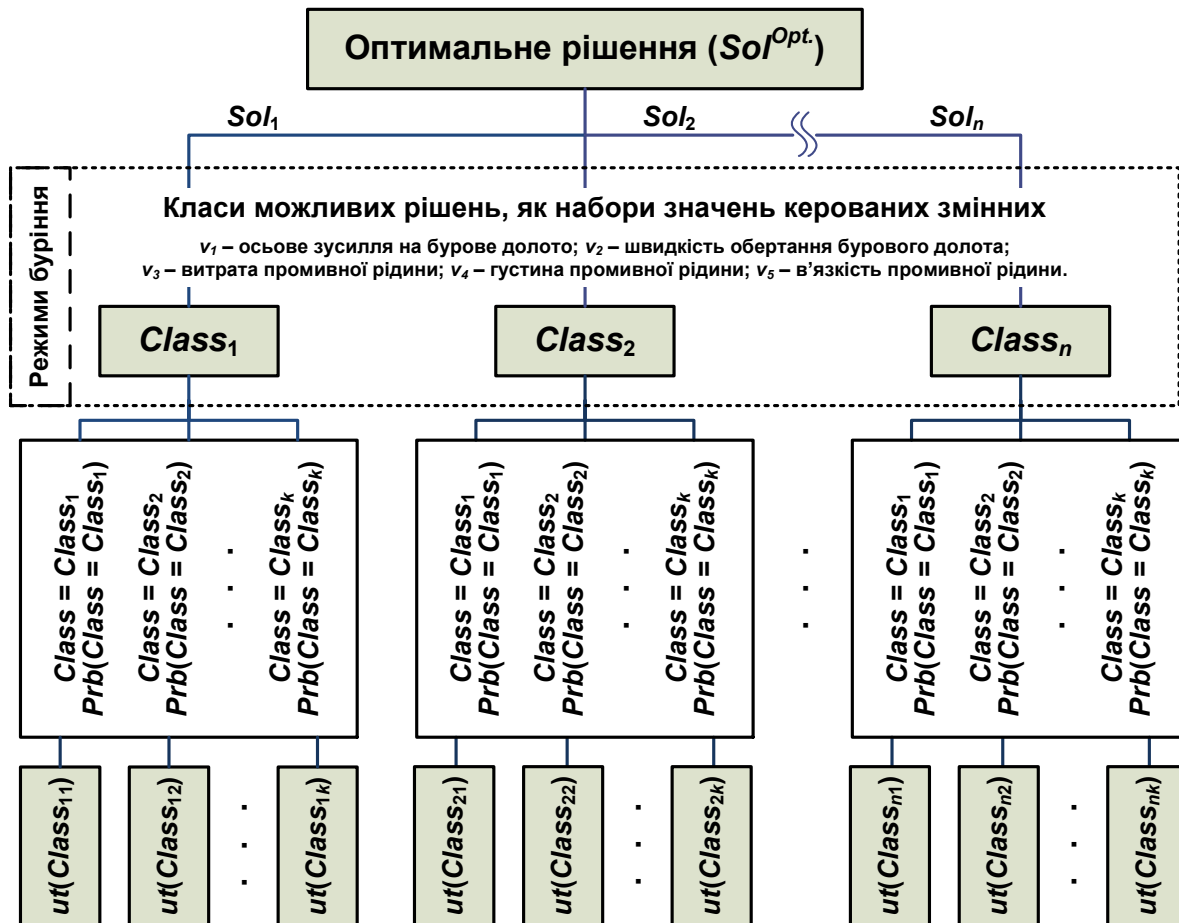


Рисунок 5 – Приклад дерева рішення для предметної області буріння нафтових і газових свердловин

Таким чином, доцільність всіх можливих сценаріїв для рішення зважується з імовірністю проявів цих сценаріїв. Фактично в кожному вузлі дерева рішень, що представляє шансові змінні, виконується обчислення очікуваної доцільності. Очікувана доцільність визначає бажаність рішення Sol_j і може бути формалізована у вигляді:

$$ut(Sol = Sol_j) = \sum_i ut(Sol = Sol_j \wedge Class = Class_i) \times Prb(Class = Class_i)$$

Відповідно, краще рішення, що може бути прийнято, є рішенням з максимальним значенням очікуваної доцільності.

Аналіз технологічних рішень має своїм результатом відповідно краще рішення або стандартну класифікацію, що призводить до найбільш імовірних результатів. Таким чином, при заданих невизначеностях і розглядуванні бажаності можливих наслідків у ході виконання відповідних дій учасник ППР прагне отримати краще рішення. Важливо відмітити, що такі ідеї є безпосередньо застосовні до стандартного підходу максимізації апостеріорно-класифікаційних процедур, тобто рішення полягатиме у виборі класу, що має присвоєну мітку, що дозволяє через доцільності (корисності) представляти строгість можливих помилкових класифікацій або ускладнень.

У випадку максимізації апостеріорних класифікаційних стратегій відповідна імовірність коректної класифікації максимізується і кожна неуспішна класифікація таким чином розглядається є рівнонесприятливою.

Таким чином, в термінах доцільностей (корисностей) для рішення Sol_j виконання присвоєння класу $Class_j$ до об'єкта задаватиметься формулою:

$$\begin{cases} ut(Sol = Sol_j \wedge Class = Class_j) = 1 \\ \text{для всіх } j = 1, \dots, n \text{ (} n \text{ є числом класів)} \\ ut(Sol = Sol_j \wedge Class = Class_i) = 0 \\ \text{для всіх } i, j = 1, \dots, n \text{ та } i \neq j \end{cases}$$

Додаткові знання можуть покращувати імовірнісні значення входження часткового класу, що, однак, робитиме процес більш затратним, а саме: зменшення невизначеності шляхом включення додаткових знань про процес буріння дозволяє підсилити процес прийняття рішень, але вимагатиме додаткових затрат, необхідних для збору кращих, більш актуальних даних або часу, що потрібний на підготовку таких додаткових даних. Доцільності (корисності) змінюються зі збільшенням таких затрат, і



Рисунок 6 – Структура інтелектуального зворотного зв'язку в системі інтелектуальної підтримки прийняття рішень

зростаючі значення ймовірностей не завжди результатують у вищих значеннях доцільностей як можливих несприятливих наслідків, що загалом може перевищити початковий позитивний ефект від включення додаткових знань про технологічний процес.

Нехай маємо послідовність керованих змінних (технологічних параметрів), як представлено на рисунку 6, виду:

$$tcp_1, tcp_2, \dots, tcp_n, \quad (1)$$

де n – кількість параметрів, n – натуральне, скінченне, $n \in N$.

1. Виконання присвоєння ймовірних значень керованим параметрам технологічного процесу, які в загальному випадку розглядаються як невизначені.

Нехай виділений послідовності технологічних параметрів у момент прийняття рішення присвоюється послідовність значень (v_1, v_2, \dots, v_n) , причому, кожне v_i , $(1 \leq i \leq n)$ характеризується ймовірнісним (вірогідним, можливісним) значенням CF_i , $(0 \leq CF_i \leq 1)$, а саме, $[v_i : CF_i]$. В даному випадку значення CF_i характеризує ймовірність (вірогідність, можливісність) встановлюваного значення керованого параметра з точки зору його відповідності деякій очікувано ідеальній установці (оптимальному значенню, що може бути вибрано для встановлення як поточного значення керованого параметра).

Відповідно, базове представлення (1) можна розширити у вигляді:

$$\{tcp_1 : [v_1 : CF_1], tcp_2 : [v_2 : CF_2], \dots, tcp_n : [v_n : CF_n]\},$$

або в формі скороченого представлення:

$$\{tcp_i : [v_i : CF_i]\}_{i \in N}^{1 \leq i \leq n}.$$

Таким чином, ми отримали формалізацію методики п. 1.

2. Виконання присвоєння значень доцільності можливим очікуваним технологічним впливам від встановлення керованим змінним ймовірних значень.

Для реалізації п. 2 будемо виходити з технологічної залежності, яка свідчить про те, що вплив кожного керованого технологічного параметра на увесь процес буріння залежить від встановлених значень інших параметрів.

Позначатимемо даний факт впливу для i -го параметра представленням:

$$tcp_i \longrightarrow TP,$$

де TP – технологічний процес буріння нафтових і газових свердловин.

Згідно з формулюванням п. 2, технологічному параметру tcp_i присвоєно деяке значення v_i , $(tcp_i : v_i)$, що матиме своїм наслідком зміну впливів усіх інших параметрів на процес буріння, що позначимо як:

$$tcp_j \Big|_{[tcp_i : v_i]} \xrightarrow{[tcp_i : v_i]} TP, \quad i \neq j, \quad i, j \in [1..n].$$

Оцінюватимемо доцільність такого впливу представленням:

$$ut_{[tcp_j;v_i]}^{[tcp_j \longrightarrow TP]}, i \neq j, i, j \in [1..n].$$

Тоді отримаємо представлення вигляду:

$$tcp_j \left| \begin{array}{c} [tcp_j;v_i] \\ \xrightarrow{ut_{[tcp_j;v_i]}^{[tcp_j \longrightarrow TP]}} \end{array} \right. TP, 0 \leq ut_{[tcp_j;v_i]}^{[tcp_j \longrightarrow TP]} \leq 1. (2)$$

Враховуючи імовірний та вірогідний характер присвоєння значень, про що говорилось в п.1, формулу (2) можна переписати у вигляді:

$$tcp_j \left| \begin{array}{c} [tcp_j;v_i;CF_i] \\ \xrightarrow{ut_{[tcp_j;v_i;CF_i]}^{[tcp_j \longrightarrow TP]}} \end{array} \right. TP. (3)$$

3. Вибір технологічного рішення, що максимізує очікувану доцільність технологічних впливів від встановлення керованим змінним імовірнісних значень.

Формула (3) при $1 \leq j \leq n$ генеруватиме відповідні значення доцільності наслідків у формі впливів керованих змінних на процес буріння. При формуванні рішення $Sol(TP)$ необхідне досягнення максимізації очікуваної доцільності наслідків у формі технологічних впливів:

$$Sol(TP) = \max_{i=1..n} \left[\sum_{j=1}^n ut_{[tcp_j;v_i;CF_i]}^{[tcp_j \longrightarrow TP]} \right]. (4)$$

Очевидно формалізацію п.3 слід розглядати на деякому наборі підстановок змінних у формі кортежів із n входжень для скінченного k , ($k \in N$), тобто перестановок вигляду:

$$\begin{bmatrix} (v_1^1, v_2^1, \dots, v_n^1) \\ (v_1^2, v_2^2, \dots, v_n^2) \\ \dots \dots \dots \\ (v_1^{n^k}, v_2^{n^k}, \dots, v_n^{n^k}) \end{bmatrix}.$$

Нехай для набору технологічних параметрів $(tcp_1, tcp_2, \dots, tcp_n)$ існують діапазони значень (D_1, D_2, \dots, D_n) , на які накладаються обмеження (C_1, C_2, \dots, C_n) , тоді пошук рішення $Sol(TP)$ здійснюється в системі:

$$ConstrSyst(C_1, C_2, \dots, C_n).$$

Тоді можна стверджувати, що деяка підстановка $v^i = (v_1^i, v_2^i, \dots, v_n^i)$ є шуканим оптимальним рішенням, якщо вона задовольняє накладеній системі обмежень, тобто:

$$v^i = (v_1^i, v_2^i, \dots, v_n^i) \models ConstrSyst.$$

З даного погляду формула (4) для $Sol(TP)$ є частковим випадком, який може бути узагальнений у вигляді:

$$\begin{aligned} Sol^{opt.}(TP) &= \max_{k=1..n^k}^{ut} [Sol^k(TP)] = \\ &= \max_{k=1..n^k} \left[\sum_{i=1}^n \left[\sum_{j=1}^n ut_{[tcp_j;v_i^k;CF_i^k]}^{[tcp_j \longrightarrow TP]} \right] \right]. \end{aligned}$$

З точки зору моделі, на основі імовірнісної теорії прийняття рішень, невизначеність щодо наслідків (технологічних впливів) деякого рішення Sol моделюється розподілом ймовірностей $pd:V^{Set} \rightarrow [0,1]$, що виконує присвоєння кожному можливому стану (в нашому випадку набору значень $\{v_1, v_2, \dots, v_k\} \in V^{Set}$ керованих змінних процесу буріння $\{p_1, p_2, \dots, p_k\}$, де k - кількість керованих змінних, $k=5$, а саме: p_1 - осьове зусилля на долото, p_2 - швидкість обертання бурового долота, p_3 - витрата промивальної рідини, p_4 - густина промивальної рідини, p_5 - в'язкість промивальної рідини; де після виконання присвоєння отримуємо: $\{p_1 = v_1, p_2 = v_2, \dots, p_k = v_k\}$) певного імовірнісного значення. Відповідно преференції експертів, що приймають рішення представляються функцією доцільності (корисності) $uf:V^{Set} \rightarrow [0,1]$. Відповідно, якщо розподіл ймовірностей будується для кожного з можливих рішень, то тоді очікувана доцільність (корисність) може бути обчислена для кожного з цих рішень, за формулою:

$$ut^{Sol} = uf(Sol) = \sum_{v_i \in V^{Set}} [pd(v_i)uf(v_i)]_{i=1..I, I \in N},$$

де $v_i = (v_1^i, v_2^i, \dots, v_k^i)$.

Створена система є системою класу IDSS \ ІСППР (Intelligible decision support system \ Інтелектуальна система підтримки прийняття рішень), що забезпечує інтелектуальну підтримку прийняття рішень щодо оптимізації параметрів буріння нафтових і газових свердловин на основі використання цільових функцій для позначення доцільностей вихідних технологічних параметрів.

Висновки. Розроблено формальний механізм експертних оцінок технологічних параметрів процесу буріння нафтових і газових свердловин на основі оперування з цільовими функціями обчислення доцільностей як основи прийняття оптимальних рішень, що забезпечує інтелектуальну підтримку оператора технологічного процесу при встановленні значень керованих параметрів. Основою розробленого формального механізму є деревоподібна модель, яка забезпечує високий рівень аналізу невизначеностей на шляху побудови найкращого оптимального рішення шляхом обчислення очікуваної доцільності рішення, що дозволяє за краще вибрати саме рішення з максимальним значенням очікуваної доцільності.

Література

- 1 Семенцов Г.Н. Автоматизація процесу буріння свердловин: навч. посіб. / Г.Н. Семенцов – Івано-Франківськ: ІФНТУНГ, 1998. – Ч. 1. – 300 с.
- 2 Горбійчук М.І. Оптимізація процесу буріння глибоких свердловин: монографія / М.І. Горбійчук, Г.Н. Семенцов. – Івано-Франківськ: ІФНТУНГ, 2003. – 493 с.

3 Мислюк М.А. Буріння свердловин: у 5 т. Т. 2. Промивання свердловин. Відробка доліт: довідник / Мислюк М.А., Рибич І.Й., Яремійчук Р.С. – К.: Інтерпрес ЛТД, 2002. – 303 с.

4 Эддоус М. Методы принятия решений: пер. с англ. / Эддоус М., Стенсфилд Р.; под ред. И.И. Елисеевой. – М.: Аудит, ЮНИТИ, 1997. – 590 с.

5 Осипов П.Ф. Оптимизация режимов бурения гидромониторными шарошечными долотами / Осипов П.Ф., Скрябин Г.Ф. – Ярославль: Медиум-пресс, 2001. – 239 с.

6 Кульгинов А.С. Алгоритмы оптимизации процесса бурения с учетом технико-технологических мероприятий по усовершенствованию узлов управления / А.С. Кульгинов С.М. Ахметов, А.С. Айтимов: материалы XII междунар. заочной науч.-практ. конф., «Инновации в науке» (17 сентября 2012 г.). – Новосибирск, 2012. – 106 с.

7 Демчина М.М. Використання нечітких правил для подання знань в інтелектуальних системах нафтогазової предметної області / М.М. Демчина // Науковий вісник Івано-Франківського національного технічного університету нафти і газу. – 2012. – №1(31). – С. 132-141.

8 Демчина М.М. Реалізація формальних методів інтелектуального керування на основі нечітких знань про нафтогазові об'єкти / М.М. Демчина, В.Р. Процюк, Г.Я. Процюк // Нафтогазова енергетика: всеукраїнський науково-технічний журнал ІФНТУНГ. – 2011. – №3(16). – С. 96-107.

9 Демчина М.М. Імплементація концепцій штучного інтелекту в технологічних процесах буріння нафтових і газових свердловин / М.М. Демчина // Науковий вісник Івано-Франківського національного технічного університету нафти і газу. – 2012. – №3(33). – С. 98-111.

*Стаття надійшла до редакційної колегії
20.05.13*

*Рекомендована до друку
професором **Тимківим Д.Ф.**
(ІФНТУНГ, м. Івано-Франківськ)
професором **Гасюком І.М.**
(Прикарпатський національний університет
ім. В. Стефаника, м. Івано-Франківськ)*