

ОСНОВИ НЕЧІТКОЇ ІНТЕЛЕКТУАЛЬНОЇ СИСТЕМИ ПІДТРИМКИ ПРИЙНЯТТЯ РІШЕННЯ У ПРОЦЕСІ БУРІННЯ НАФТОГАЗОВИХ СВЕРДЛОВИН В УМОВАХ УСКЛАДНЕНЬ

В.М. Шавранський, М.В. Шавранський

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

Розглядається проблема використання штучного інтелекту для вирішення питань підтримки прийняття рішень у процесі буріння нафтогазових свердловин. Проаналізовано основні напрямки штучного інтелекту. Шляхом порівняння позитивних та негативних сторін кожного з методів обрано метод, придатний для вирішення проблеми підтримки прийняття рішень при бурінні свердловин на нафту та газ.

Запропоновано новий підхід до проектування інтелектуальних систем підтримки прийняття рішень у нечітких умовах, що полягає в системній інтеграції різних методів моделювання нечітких знань та процесів, зокрема процесу буріння свердловин на нафту і газ в умовах ускладнень, що базується на нечіткій логіці, методи, які використовують штучні нейронні мережі з точними методами і моделями пошуку рішень, а також методи імітаційного моделювання. Запропонований підхід дозволяє створити інтелектуальну систему підтримки прийняття рішень, що забезпечить розв'язання складної задачі управління в умовах ускладнень, тобто статистичної та структуральної невизначеностей, яка навчається на накопиченому досвіді та адаптується до змін умов функціонування.

Ключові слова: нечітка логіка, генетичні алгоритми, гібридні інтелектуальні системи, нечіткі нейронні системи, моделювання знань і процесів, системи підтримки прийняття рішень.

Рассматривается проблема использования искусственного интеллекта для решения вопросов поддержки принятия решений при бурении нефтегазовых скважин. Проанализированы основные направления искусственного интеллекта. Путем сравнения позитивных и негативных сторон каждого из методов выбран метод, который подходит для решения проблемы поддержки принятия решений при бурении скважин на нефть и газ.

Предложен новый подход к проектированию интеллектуальных систем поддержки принятия решений в нечетких условиях, который состоит в системной интеграции различных методов моделирования нечетких знаний и процессов, в частности процесса бурения скважин на нефть и газ в условиях осложнений, базирующийся на нечеткой логике, методы, которые используют искусственные нейронные сети с точными методами и моделями поиска решений, а также методы имитационного моделирования. Предложенный подход позволяет создать интеллектуальную систему поддержки принятия решений, что обеспечит решение сложной задачи управления в условиях осложнений, то есть статистической и структуральной неопределенностей, обучающейся на накопленном опыте и адаптируется к изменениям условий функционирования.

Ключевые слова: нечеткая логика, генетические алгоритмы, гибридные интеллектуальные системы, нечеткие нейронные системы, моделирование знаний и процессов, системы поддержки принятия решений.

The problem of artificial intelligence application for decision support while drilling of oil and gas wells is considered. The main areas of artificial intelligence are analyzed; by comparing negative and positive aspects of every method. The most suitable method for solving the problem in decision support while drilling of oil and gas wells have chosen.

There was proposed a new approach to design intelligent systems for decision support in fuzzy terms that is integration of different methods for modeling fuzzy knowledge and processes, in particular oil and gas drilling process in terms of complications based on fuzzy logic, methods in which artificial neural network with exact methods and solution models and also methods of stimulation modeling are used. The proposed approach allows creating intelligent system for decision support that provides the solution of management problems in terms of complications, that is statistical and structural uncertainty that is studied on the accumulated experience and is adapted to changing functional conditions.

Keywords: fuzzy logic, genetic algorithms, hybrid intelligent systems, fuzzy neural systems, modeling of knowledge and processes, decision support systems.

Вступ. Керування процесами буріння на нафту та газ, що функціонують на даний час, вимагає використання не тільки накопиченого досвіду і розроблених раніше підходів, а, перш за все, перспективних і ефективних методів, що засновані на досягненнях сучасних інформаційних технологій і методів штучного інтелекту, а також наукових розробках в області підтримки прийняття рішень. Для керування процесом буріння необхідні ефективні методи і інструменти підтримки рішень на всіх рівнях

його функціонування. Різномісність цілей і задач, їх складність і часові обмеження, характерні для дуже багатьох проблем, за якими приймаються рішення, вимагають комп'ютерної підтримки цього процесу.

Застосування методів і засобів штучного інтелекту (ШІ) надає нові можливості для вирішення проблеми управління, у тому числі і в проблемних ситуаціях, оскільки дозволяє інтегрувати абстрактні знання в даній предметній області, виражені в математичній формі, і емпі-

ричні знання експертів, виражені в моделях подання знань, що використовуються в системах ШІ [1, 2]. Під поняттям ІСППР в умовах ускладненнє при бурінні нафтогазових свердловин розуміємо людино-машинні інтерактивні системи, які дозволяють особі, яка приймає рішення (ОПР), підтримувати усі етапи процесу ухвалення рішень (розпізнавати і визначити проблему, цілі дії, планувати і генерувати методи його реалізації для виконання поставлених цілей і формувати варіанти рішення з використанням усіх доступних видів знань і методів моделювання, оцінити можливі варіанти і вибрати найкращий), а також здатні до надбання нових знань до навчання в результаті аналізу накопичених знань і досвіду, адаптувати їх до зовнішніх умов, які динамічно змінюються і поточному стану усіх складових елементів виробничої системи.

Аналіз останніх досліджень і публікацій.

Аналітичний огляд з проблематики проектування і розробки систем підтримки прийняття рішень в процесі буріння свердловин в умовах ускладненнє показав, що таких систем ІСППР практично не існує, а розроблені системи в основному орієнтовані на пошук розв'язку логіко-лінгвістичних та точних класичних моделей.

Невирішені частини загальної проблеми.

Попри інтенсивний розвиток систем підтримки прийняття рішень (СППР), методів, що в них використовуються, а також зростаючих можливостей апаратних і програмних засобів у цій області, як і раніше, залишається багато невирішених і незрозумілих проблем: від специфікації задач, що розв'язуються, до адекватних їм методів моделювання знань і процесів.

Необхідність розробки інтелектуальних систем підтримки прийняття рішень викликана зростаючою складністю інформації, що моделюється, і процесів прийняття рішень при бурінні свердловин на нафту і газ, а також тим, що не існує рішення багатьох проблем в керуванні процесом буріння з обробкою неповної, неточної або суперечливої інформації. Для розв'язання таких задач необхідно застосовувати неструктуровані процедури прийняття рішень, де необхідні знання, кваліфікація і інтуїція експерта (людини).

Формування цілей статті. Виконання фундаментальних і прикладних досліджень, проблемно орієнтованих на формування цілей:

– моделювання різних складних видів знань і процесів, необхідних на всіх етапах підтримки прийняття рішень при бурінні свердловин на нафту і газ в умовах ускладненнє;

– моделювання знань і процесів прийняття рішень на основі неформальної логіки і нечітких міркувань, а також можливості обліку в процесі прийняття рішень суб'єктивних переваг і оцінок ОПР, які базуються на досвіді експертів.

Висвітлення основного матеріалу дослідження

Проблема прийняття рішень – найбільш розповсюджений клас задач, з яким стикаються ОПР в своїй повсякденній діяльності. Прийняття рішень в більшості випадків полягає в аналізі ситуації, генерації можливих альтернативних рішень, їх оцінці і виборі кращої альтернативи. Прийняти правильне рішення означає вибрати таке рішення з числа можливих, в якому, з врахуванням всіх різнобічних факторів і суперечливих вимог, буде оптимізована загальна цінність, тобто вона буде максимально сприяти досягненню поставленої мети [13].

Основні напрями штучного інтелекту: висновок, заснований на прецедентах (Case Based Reasoning) [3]; експертні системи (Expert Systems) або системи, засновані на знаннях (Knowledge – Based Systems) [4,5]; онтології (Ontologies) [6,7]; системи з нечіткою логікою (Fuzzy Logic) [8,9]; штучні нейронні мережі (Artificial Neural Networks) [10]; когнітивні карти (Cognitive Maps) [11]; генетичні алгоритми (Genetic Algorithms) [12].

У просторі знань інтелектуальної СППР виділено такі знання: семантичні метазнання, представлені в предметній онтології; формальні знання, що подаються у вигляді правил продукцій, а також аксіом і обмежень, на що накладаються елементи предметної онтології; минулий досвід експертів предметної області, виражений в прецедентах; фактографічні дані, які можна отримати в результаті моніторингу стану складної динамічної системи.

Розглянемо детально підходи до ППР на основі знань. Заздалегідь проведено аналіз переваг і недоліків підходу на основі прецедентів.

CBR є парадигмою комп'ютерного рішення завдань і моделлю людського пізнання. Основна ідея CBR – комп'ютерна система повторно використовує попередні рішення для вирішення поточного завдання. Прецедент – це опис проблеми або ситуації в сукупності з детальною вказівкою на дії, спрямовані на вирішення проблеми в цій ситуації. Прецеденти організовані в бібліотеку прецедентів.

Дослідження щодо планування і евристичного пошуку в базі прецедентів почали проводитися закордонними вченими ще на початку 90-х років минулого століття. Деякі автори сперечаються про те, що висновок на прецедентах є основним процесом пізнання, за допомогою якого люди вирішують проблеми. Звичайно, у кожної людини є успішний досвід знаходження вирішення поточної проблеми порівнянням зі схожими подіями, що вже відбулися. Неможливо визначити однозначно, чи є висновок на прецедентах універсальною моделлю людського пізнання, проте люди використовують CBR для рішення багатьох проблем.

Одна з розроблених систем, заснованих на прецедентах, є частиною підходу до моделювання динамічного навчання і процесів адаптації, необхідних для спостереження і керування процесом буріння [20-23]. Знання, накопичені при розв'язанні попередніх проблем (емпіричні

знання), інтегровані в архітектуру системи. Прецеденти є реальними станами ускладнень в процесі буріння, навченими таким чином, що стає можливим використовувати їх для вирішення майбутніх завдань. Прецедент включає: ідентифікатор, опис ситуації, виявлення проблеми, план дій, місце витягнення рішення (звідки був узятий/адаптований прецедент), результат (успіх/невдача), міра схожості, значення функції схожості/відстані.

Системи, засновані на прецедентах, добре зарекомендували себе для управління емпіричними знаннями. Як парадигма для ОПС CBR системи мають такі переваги: вони підвищують результативність за рахунок досвіду, узятого з попередніх рішень схожих проблем і їх адаптації до нових завдань. Збереження минулих проблем інтегроване з процесом ППР, в якому потрібний доступ до минулого досвіду з метою підвищення ефективності роботи системи. Крім того, механізм міркувань в системі стає з часом компетентнішим, оскільки він навчається в процесі ухвалення рішень і не припускається подібних помилок, стикаючись більш або менш знайомими ситуаціями.

Проблеми, що виникають при розробці CBR – систем: подання (індексація) прецедентів в базі знань (БЗ); організація ефективної процедури пошуку найближчих прецедентів; навчання (занесення до БЗ нових прецедентів), формування правил адаптації рішень, що містяться в прецедентах, до нових ситуацій; видалення прецедентів, що втратили актуальність. Ці системи не можуть працювати без минулого досвіду, як, наприклад, в ситуації з початковим періодом процесу буріння [20-23].

Експертні системи, засновані на правилах (ЕСП), є сучасними комп'ютерними програмами, що імітують, або намагаються імітувати, людські здібності до міркування і рішення проблем, використовуючи однакові джерела знань в межах тієї ж предметної області, ЕСП має в розпорядженні певну евристику, засновану на статичній базі знань і процесах логічного висновку і пошуку. Проблеми, що вирішуються за допомогою ЕСП, дуже складні і відносяться до конкретних предметних областей, інакше рішення їх вимагало б участі дуже кваліфікованого експерта (тобто, великого обсягу знань). Основними компонентами ЕСП є: статична база знань (чи постійна пам'ять), база даних (робоча або оперативна пам'ять), механізм логічного висновку, призначений для користувача інтерфейс, модуль автоматичного пояснення, модуль стратегії, інтерфейс інженера знань, онлайн-інтерфейс сенсорів/виконавчих механізмів (рис. 1).

Знання, що містяться в історичних даних, зазвичай, подаються в базі знань у вигляді правил або аксіом як результат деякого процесу виведення знань (рис. 2). Ці правила дозволяють отримувати нові висновки з початкової сукупності даних (посилок).

Метод міркування (механізм логічного висновку) може використовувати прямий зв'язок, зворотний зв'язок або їх комбінацію.

Нижче наведено важливі властивості, які роблять використання ЕСП ефективним: будучи застосованими до конкретної предметної області, ЕСП дуже легко сприймають досвід і знання, надані експертами; розподіл статичної бази знань і елементів управління сприяє легкому створенню і оновленню ЕСП; ЕСП – високоінтерактивні; ЕСП підтримують як чисельну, так і символічну інформацію; ЕСП можуть працювати з погано структурованими предметними областями і приблизними міркуваннями.

Сьогодні створення ЕСП при ускладненнях в процесі буріння вимагає розробки нових статичних БЗ з нуля. Альтернативою могла б стати збірка з окремих компонентів. Таким чином, розробники ЕСП могли б сконцентруватися на створенні спеціалізованих знань і нових механізмів міркування для конкретних завдань своїх систем або предметних областей. Нові ЕСП могли б взаємодіяти з існуючими системами, використовуючи їх для виконання частини міркувань. Таким чином, декларативно певні знання, методи рішення проблем і служби логічних міркувань могли б спільно використовуватися системами. Такий підхід дозволив би створювати великі і кращі системи з меншими витратами. Наявність інфраструктури, що забезпечує спільне і повторне використання, призвела б до більшого поширення ЕС, ймовірно, викликавши перетворення в індустрії знань.

Незважаючи на безліч прикладних рішень, ЕСП не є універсальним рішенням, що дає задовільний результат в усіх випадках, вони складні в розробці. Основними проблемами є: більшість ЕС не навчаються в процесі роботи, хоча можливість навчатися є бажаною властивістю для більшості подібних систем; існують труднощі з процесом виведення знань і досвіду з початкових даних; більшість ЕСП нездатні до передбачення, їх область обмежена ситуаціями, що її викликало, тобто за відсутності призначеного для користувача інтерфейсу для зміни правил, такі системи не можуть вважатися надійними в умовах обставин, які змінюються. До того ж вони вимагають втручання спеціального програміста для зміни правил в БЗ. Знання і досвід постійно змінюються, і ЕСП потребує динамічної поведінки. Ця поведінка може бути досягнута за рахунок застосування оболонок, що допомагають при створенні, тестуванні і роботі ЕСП.

Оболонки ЕСП складаються з одного або декількох механізмів виведення, але не містять БЗ, як оболонки ЕСП. Можна виділити такі програмні продукти: Hearsay, G2, RT Works, ReSolver, GURU та ін. Використовуючи оболонки при створенні системи, інженери знань можуть вільно визначити БЗ. Вони також можуть виправити помилки в БЗ або налаштувати механізм виведення для роботи з більш, ніж однією БЗ. Таким чином, оболонки є хорошим засобом розробки ЕС, які можуть бути адаптовані до нових ситуацій. Складність ЕСП збільшується у міру зростання, тож якщо вона побудована за «монолітною» архітектурою, управ-

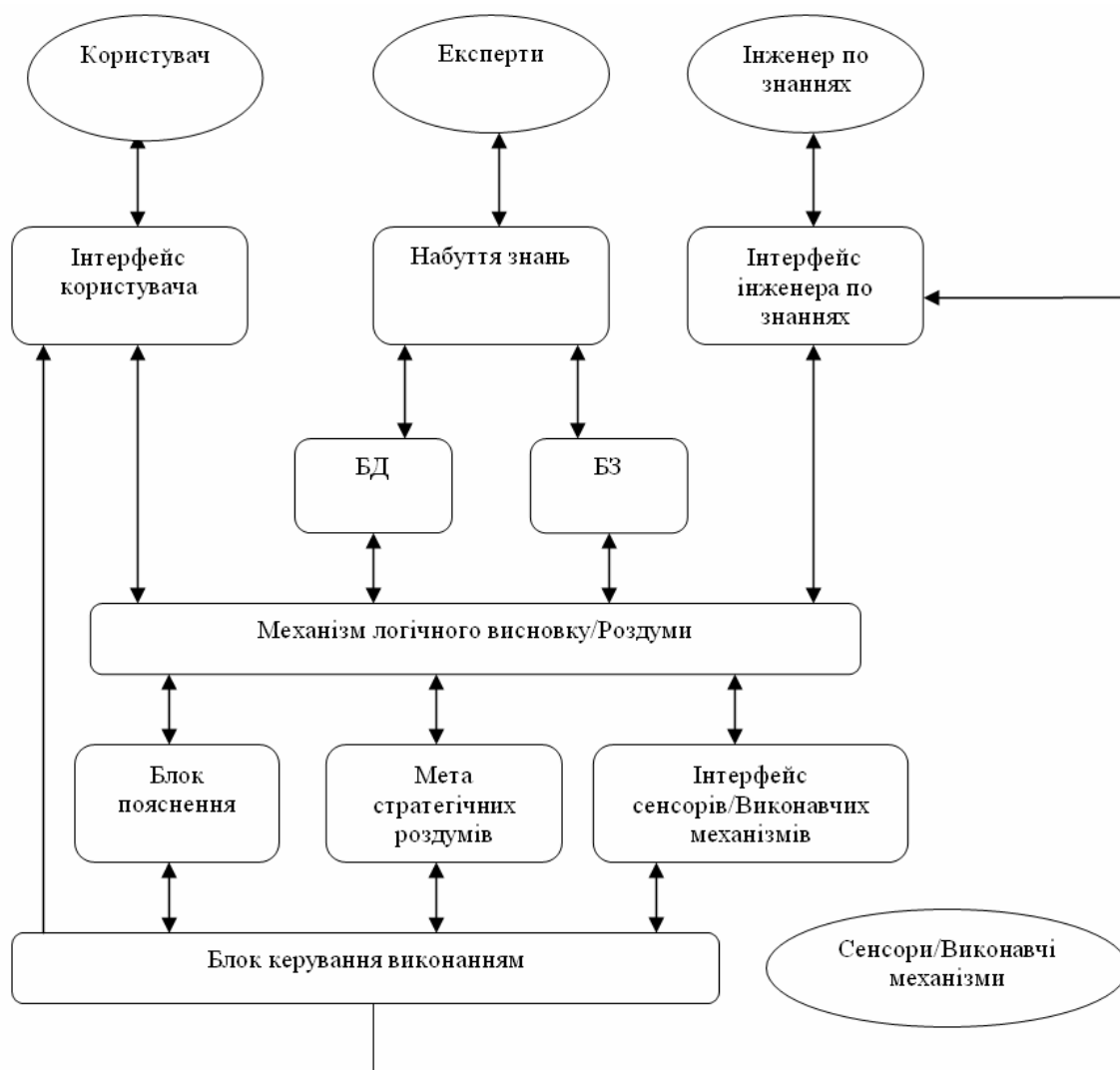


Рисунок 1 – Архітектура експертної системи на основі правил

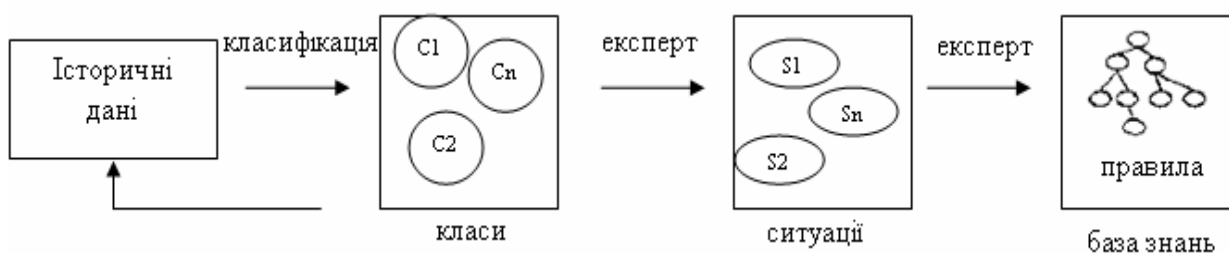


Рисунок 2 – Набуття знань в ЕСП

ляти інформацією і знаннями, які вона містить, стає щораз складніше.

Окрім систем, заснованих на прецедентах і правилах, існує підхід до управління знаннями, заснований на онтології. Слід зазначити, що розуміння терміну «онтологія» залежить від контексту і цілей його використання.

У більшості систем під онтологією розуміється структурна специфікація деякої предметної області, її формалізоване представлення, яке включає словник (чи імена) показників на терміни предметної області і логічні зв'язки, їх співвідношення. У разі виникнення ускладнень в процесі буріння онтологія може використовув-

ватися як формальний погляд на семантику, специфікація концептуалізації, подання концептуальної системи через логічну теорію і словник. Таке комплексне розуміння і застосування онтології до керування знаннями в процесі буріння є новим підходом.

У кожного експерта предметної області є свій специфічний науковий словник (загальної термінології не існує). Деякі терміни використовуються в декількох дисциплінах з схожими, але не ідентичними значеннями: існують синоніми, антоніми, омоніми. Тому вкрай актуальним є вирішення проблеми подання природно-мовної інформації у машинно-інтерпретуючому

вигляді. Існує необхідність в розробці уніфікованої, детальної й несуперечливої термінології, яку можна використовувати в різних формальних контекстах і додатках. Онтологія є зручним способом створення такої термінології з урахуванням контексту предметної області. Онтологія враховує парадигматичні співвідношення понять, незалежні від контексту рішення завдання, і правила формування змінних синтагматичних співвідношень понять, що виникають у певному контексті розв'язання задачі. Вона дозволяє систематизувати знання на основі багатогранної таксономії. Онтологія дозволяє реалізувати метамодельну функціональність для конструювання. Вона забезпечує необхідними поняттями, стосунками і обмеженнями, які використовуються як будівельні блоки для побудови конкретної моделі розв'язання задачі. Окрім цього, онтологія сприяє підвищенню інтелектуальності систем управління знаннями на основі подання того, що часто залишається неявним. В усіх видах людської діяльності існують припущення, які зазвичай залишаються неявними. На відміну від експертних систем, онтологія формалізує неявні припущення і концептуалізацію. Онтологія вирішує задачу спільного і повторного використання знаннями різними користувачами і/або комп'ютерними програмами. Таким чином, розробка онтології дозволить підвищити якість рішень, що приймаються. У основі формалізації онтології лежать методи числення предикатів і об'єктно-орієнтованого підходу.

Онтологія не позбавлена недоліків. Вона «працює» із загальними знаннями і не враховує досвід експертів у конкретних проблемних ситуаціях.

Системи з нечіткою логікою, а саме теорія нечітких множин і заснована на ній нечітка логіка, на сьогодні є одним з найважливіших формалізмів, які використовуються в штучному інтелекті для моделювання невизначеності в знаннях. Нечітка логіка є основою наближених (нечітких) міркувань, які останніми роками є найбільш популярним інструментом, що використовується в системах нечіткого виводу для вирішення проблем в нечітких, невизначених умовах.

Від моменту публікації основоположником теорії нечітких множин і логіки Лотфі А. Заде (Lotfi A. Zadeh) в 1965 своєї першої роботи термін *fuzzy* (англ. нечіткий, розмитий) став ключовим словом практично в усіх галузях науки. Ця робота Л. Заде заклала основи моделювання інтелектуальної діяльності людини і стала початковим поштовхом до розвитку нової математичної теорії. Теорія нечітких множин і нечіткої логіки, згідно з основною ідеєю Л. Заде, протягом майже сорока років широко використовується як інструмент для моделювання і обробки нечіткої, лінгвістичної або так званої якісної інформації для моделювання нечіткості мислення і міркувань людини, її здатності використовувати наближені оцінки для опису складних, погано формалізованих процесів ухвалення рішень у різних областях діяльності.

Л. Заде розширив класичне канторівське поняття великої кількості, допустив, що характеристична функція (функція належності елементу множині) може набувати будь-яких значень в інтервалі $[0,1]$, а не тільки значення 0 або 1. Такі множини він назвав нечіткими (Fuzzy). Л. Заде визначив також ряд операцій над нечіткими множинами і запропонував узагальнення відомих методів логічного висновку. На відміну від традиційної математики, що вимагає на кожному кроці моделювання точних і однозначних формулювань закономірностей, нечітка логіка пропонує абсолютно інший рівень мислення, завдяки якому творчий процес моделювання відбувається на найвищому рівні абстракції, при якому використовується лише мінімальний набір закономірностей.

Нечіткі числа, що отримуються в результаті «не цілком точних вимірів», багато в чому аналогічні розподілам теорії ймовірності, але вільні від властивих останнім недоліків: мала кількість придатних до аналізу функцій розподілу, необхідність їх примусової нормалізації, дотримання вимог адитивності, складність обґрунтування адекватності математичної абстракції для опису поведінки фактичних величин. При зростанні точності, нечітка логіка приходить до стандартної, булевої. В порівнянні з імовірнісним методом, нечіткий метод дозволяє різко скоротити об'єм обчислень, що, у свою чергу, призводить до збільшення швидкодії нечітких систем.

Недоліками нечітких систем є: відсутність стандартної методики конструювання нечітких систем; неможливість математичного аналізу нечітких систем існуючими методами; застосування нечіткого підходу в порівнянні з імовірнісним не призводить до підвищення точності обчислень.

Вони не здатні до навчання і адаптації до ситуації, що змінюється, а також вид і параметри функцій приналежності вибираються в них суб'єктивно і можуть виявитися такими, що не цілком відбивають реальну дійсність.

Фундаментальною роботою, в якій запропоновані методи моделювання невизначеності в процесі ухвалення рішень за допомогою теорії нечітких множин і логіки, була монографія Беллмана Р.Е. і Заде Л. (Bellman R.E., Zadeh L.A.). У роботі Заде Л. із співавтором розглядають «процес ухвалення рішення, в якому мета і/або обмеження мають нечітке походження (хоча це необов'язково стосується керованої системи)». Потім відображають новий підхід на прикладах багатокрокових процесів ухвалення рішень.

Іншою, дуже важливою роботою Л. Заде для розвитку підходу використання нечіткої логіки в системах ухвалення рішень, є робота «Основи нового підходу до аналізу складних систем і процесів ухвалення рішень», у якій автор вводить поняття лінгвістичної змінної і композиційне правило виведення, а також поняття «Обчислення сенсу значень лінгвістичної змінної». У серії статей «Поняття лінгвістичної змінної і його застосування до ухвалення на-

ближених рішень» Л. Заде дає основне визначення лінгвістичної змінної і описує можливість її застосування.

Отже, нечітку логіку цілком реально використовувати в інтелектуальних системах підтримки прийняття рішень. І, незважаючи на недоліки нечіткої логіки, вони не можуть переважити її переваги, саме тому перспективи нечіткої логіки для рішення прикладних задач в бурінні є величезні і затребувані.

Зважаючи на недоліки нечіткої логіки, розглянемо штучні нейронні мережі, які зазвичай називають просто нейронними мережами. На сьогодні вони є одним з найбільш відомих та водночас загадкових засобів інтелектуального аналізу даних, що розвивається завдяки досягненням в галузях теорії нейронних мереж.

Поняття «штучна нейронна мережа» виникло в галузі штучного інтелекту в процесі пошуку можливостей моделювання структури мозку, що надає змогу живим істотам навчатися, виправляючи власні помилки. Цим терміном позначають певний клас математичних моделей ті їх програмних або апаратних реалізацій, які побудовані за принципом організації й функціонування біологічних нейронних мереж, тобто мереж нервових клітин живого організму.

Особлива привабливість нейронних мереж для проектування інтелектуальної системи підтримки прийняття рішень при бурінні, завдяки так званому навчанню на наявних даних, дає можливість прогнозувати, які значення прийматимуть досліджувані змінні у нових спостереженнях, ґрунтуючись на даних попередніх спостережень. При грамотному застосуванні інструментарію нейронних мереж точність прогнозів ускладнень при бурінні значно перевищує точність прогнозів, отриманих за допомогою інших, зокрема класичних статистичних методів. Завдання підтримки прийняття рішень вирішується стосовно прогнозування, а умовою застосування нейронних мереж в прогнозуванні є наявність «історичних даних», використовуючи які мережа може «навчитись».

Проаналізувавши можливість використання нейронних мереж для прогнозування ускладнень в процесі буріння, визначили основні переваги і недоліки цього способу.

Серед переваг нейромережевого методу найчастіше вказують такі.

Використовуючи здатність до навчання та узагальнення нейронні мережі здатні до навчання та узагальнення нейронної мережі здатні вирішувати задачі навіть за відсутності апріорного знання про масив даних, закономірності розвитку ситуації та залежності між змінними, вхідними та вихідними даними. Таким чином, нейронні мережі, як й інші методи інтелектуального аналізу, дають можливість пошуку апріорно непрогнозованих знань в масивах емпіричної інформації. Традиційні статистичні та математичні методи не здатні адекватно вирішувати такі завдання.

Нейронні мережі здатні давати точні прогнози, незважаючи на наявність різнотипних, неінформативних, пропущених даних та не по-

требують нормативності розподілів вхідних змінних. Пропущені дані в контексті виникають, коли давач дає недостовірну інформацію через свою несправність або з інших причин. Нейронні мережі здатні прогнозувати значення таких втрачених даних, що робить нейромережеві технології дуже привабливими для розробників будь-яких інтелектуальних систем підтримки прийняття рішень.

Нейронні мережі мають властивість адаптуватися до змін зовнішнього середовища, іншими словами, навчена на певній сукупності нейронна мережа здатна адаптуватися до змін в аналізованій сукупності, а також може вирізнятися та класифікувати нові змінні, що не зустрічалися в навчальній сукупності.

Вони також володіють потенціальною швидкістю за рахунок використання масового паралелізму обробки даних.

Проте незважаючи на значну кількість позитивних сторін, нейронні мережі також не позбавлені значних недоліків. Вони здатні обробляти тільки чисельну інформацію, а також можуть "навчитися" необхідних співвідношень між чисельними вхідними і вихідними сигналами.

Реалізація алгоритмів побудованих нейронних мереж пов'язана з необхідністю застосування спеціалізованого програмного забезпечення.

Крім того, нейронні мережі працюють як «чорний ящик», оскільки отриманий результат (навіть найточніший прогноз) ніяк не пояснюється.

Для реалізації алгоритму навчання нейромережі потребують часу, що залежить від кількості змінних, що включаються до аналізу. Тому реалізувати побудову нейронних мереж рекомендується на сучасних потужних комп'ютерах, що здатні до паралельних обчислювань.

Одним з нових напрямків сучасної теорії підтримки прийняття рішень є когнітивне моделювання при дослідженні керування слабоструктурованих систем і ситуацій, зокрема процесу буріння.

Когнітивний підхід до моделювання і керування слабоструктурованими системами спрямовані на розробку формальних моделей і методів, які підтримують інтелектуальний процес розв'язання проблем завдяки врахуванню в цих моделях і методах когнітивні можливості (сприйняття, подання, пізнання, розуміння, пояснення) суб'єктів керування при розв'язуванні задач керування.

Ключові поняття, які склалися і широко використовуються в рамках когнітивного підходу і його різних шкіл, в публікаціях часто не визначаються; при цьому не рідко виникає неоднозначність розуміння аж до протиріч, як через різне розуміння в різних школах, так і (в деяких випадках) в межах однієї школи.

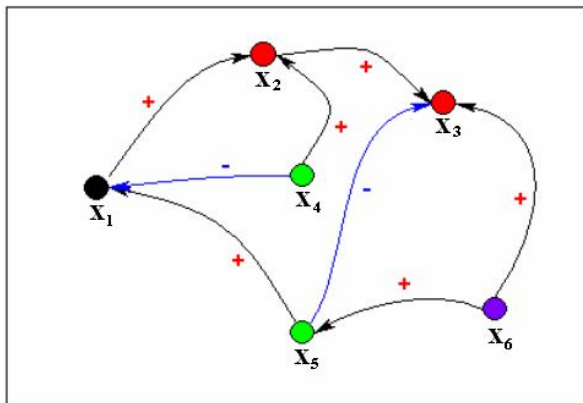
Спробуємо уточнити деякі основні поняття когнітивного підходу до прийняття рішень у процесі буріння.

Когнітивне моделювання в задачах аналізу і керування і прийняття рішень.

Слабкоструктуровані системи – це вивчення функціонування і розвитку слабкоструктурованих систем і ситуацій внаслідок моделі слабкоструктурованої системи (ситуації) на основі когнітивної карти. В цій моделі когнітивна карта відображає суб'єктивне подання проблеми, яка вирішується, ситуації, пов'язаної з функціонуванням і розвитком слабкоструктурованої системи. Основними елементами когнітивної карти є базисні фактори і причинно-наслідкові зв'язки між ними.

Базисні фактори – це фактори, які визначають і обмежують явища й процеси, що спостерігаються в слабкоструктурованих системах і навколишньому середовищі та інтерпритовані суб'єктом керування як істотні, ключові параметри, ознаки цих явищ і процесів.

При становленні когнітивного підходу було прийнято формальне подання когнітивної карти в вигляді знакового графа (рис. 3), вершинами якого є зіставлені фактори, а ребрами – знаки плюс або мінус.



X₁- X₆ – фактори
Рисунок 3 – Когнітивна карта у вигляді графа

Останнім часом все частіше когнітивна карта подається у вигляді зваженого графа, в якому вершинами є фактори, а ребрами – важливість в тій чи іншій шкалі. Тому можна прийняти, що формально загальною для всіх робіт когнітивного підходу є когнітивна карта в вигляді знакового або зваженого графа над множиною факторів.

Як зазначено, різні інтерпретації вершин, ребер і ваг на ребрах, а також різні функції, які визначають вплив зв'язків на фактори, приводять до різних модифікацій когнітивних карт і засобів її вивчення. При цьому інтерпретації можуть відрізнятися як в змістовому плані, так і в математичному. Завдяки наявності багатьох модифікацій когнітивних карт можна говорити про різні типи моделей, основу яких складають ці карти.

Вивчення взаємодії факторів дозволяє оцінити «поширення взаємодії за когнітивною картою, яке змінює їх стан (значення). Поведінка системи може бути описана на основі значень системних змінних, що робить можливим використання класичних підходів із теорії системи, частково для моделювання, аналізу динамі-

ки, керування. Аналіз когнітивної карти дозволяє виявити структуру проблеми (системи), знайти найбільш значущі фактори, які впливають на неї, оцінити взаємовплив факторів (концептів). Якщо в когнітивній карті виділено цільові і вхідні концепти і вхідні концепти, на які можна впливати, то коло задач, які вирішуються, включає оцінку досягнення цілей, розробку сценаріїв і стратегій керування, пошук прийняття рішень».

Отже, досвід використання моделей, побудованих на когнітивних картах для вирішення слабкоструктурованих проблем показав, що в багатьох випадках модифікація структури складно інтерпретується в термінах предметної області. Також когнітивні карти важко систематизувати, коли потрібно приймати рішення в системах з багатьма параметрами. Немає достатньо потужних і точних програмних продуктів для вирішення задач підтримки прийняття рішень на основі когнітивних карт.

Генетичні алгоритми – це аналітичні технології, створені і вивірені: сама природа заклала мільйони років її існування. Вони уможливають прогнозування, класифікацію, пошук оптимальних варіантів та незамінні у випадках, коли рішення завдання ґрунтується на інтуїції чи досвіді, а не на суворому (в математичному сенсі) її описі.

На даний час існує ряд генетичних алгоритмів, розроблених і використовуваних для вирішення різних оптимізаційних завдань. В більшості випадків вони мало схожі на той простий генетичний алгоритм, який уперше був описаний В. Гольдбергом на основі робіт Д. Холланда. З цієї причини сьогодні під терміном «генетичні алгоритми» розуміється не одна модель, а дуже великий клас алгоритмів, часто не подібних один на одного. Досліджувалися в роботі [12] різні типи генетичних операторів кросовера і мутації, спеціальних операторів, а також різні підходи до відтворення і відбору.

Механізм кожного генетичного алгоритму, завжди складається з трьох основних операторів:

- Репродукція – процес, в якому хромосоми копіюються згідно з їх цільовою функцією. Біологи називають цю функцію «придатність» або «корисність», що часто в публікаціях називають «fitness». Вибираються хромосоми з «кращим» значенням цільової функції. Оператор репродукції є штучною версією натуральної селекції, тобто виживанням найсильніших згідно з теорією Ч. Дарвіна;

- Кросовер (crossover – іноді званий рекомбінацією) – схрещування батьківських пар, генерація нащадків;

- Мутація – дія випадкових дій.

Розглянемо схему функціонування стандартного генетичного алгоритму, зазвичай використовуюваного в оптимізаційних завданнях і системах прийняття рішень:

1. Вибір необхідного парного числа K рішень (особин) в популяції.

Ініціювати початковий момент часу $t = 0$.

2. Сформувати випадковим чином початкову популяцію P_0 , що складається з K особин.

3. Оцінка рішень $x \in P_0$ згідно з функцією пристосованості. Для цього необхідно розрахувати пристосованість кожної особини

$F(x) = \text{fitness}(x)$, $i=1..k$ і популяції в цілому $F_t = \text{fitness}(P_0)$.

4. Перевірка умови – ЗУПИНКА, а якщо умова виконується – КІНЕЦЬ.

5. Вибирається з певною вірогідністю P_0 особин з високою пристосованістю з попереднього покоління для схрещування, записується в банку генів GP.

6. Випадкова селекція $K/2$ батьківських пар типу А і В з банку генів GP і з певною вірогідністю $p(x)$, залежним від $f(x)$ помістити їх в тимчасовій популяції TP.

7. Схрестити вибрані батьківські пари типу А і В з банку генів GP з вірогідністю схрещування P_c і отримати нащадків типу С і D.

8. Помістити $D_0/2$ нащадків типу С і D в тимчасову популяцію TP.

9. З певною (малою) вірогідністю P_m виконати оператора мутації на особинах з тимчасовою популяції TP, причому $P_m \ll P_c$

10. Помістити отриману хромосому в нову популяцію:

$$P: = TP.$$

11. Виконати операції, починаючи з п. 3, К разів.

12. Збільшити номер поточної епохи $t = t + 1$. Якщо виконалася умова зупину, то завершити роботу, інакше здійснити перехід до кроку 3.

Сьогодні в науковій літературі опубліковані результати численних досліджень з розробки різних підходів, заснованих на генетичних алгоритмах, використовуваних для вирішення СППР, у тому числі і багатокритерійних, а також завдань синтезу і вибору структури нейронних мереж. Дослідження показали, що генетичні алгоритми є потужним пошуковим засобом, що дає змогу вирішувати складні практичні проблеми прийняття рішень. Оскільки їх використання вимагає значних обчислювальних ресурсів, є сенс застосовувати генетичні алгоритми тільки в окремих випадках: при вирішенні складних багатоекстремальних об'ємних завдань; якщо немає можливості сформулювати вирішувану задачу і застосувати відомий ефективний алгоритм її рішення (аналітичний, евристичний).

Недоліком генетичних алгоритмів є те, що найефективніше їх використовувати з іншими системами, що додає складності до вирішення завдання через недоліки в використовуваній системі з генетичним алгоритмом.

Отже, обравши підхід до ІСППР у процесі буріння свердловин, дійшли висновку, що ІСППР орієнтовані на завдання, які погано формалізуються і слабоструктуровані, в різних, як правило динамічних, ситуаціях. Специфікою таких завдань є: неможливість отримання усієї об'єктивної інформації, необхідної для вирішення, що вимагає, вимушеного використання суб'єктивної, евристичної інформації; присутність недетермінізму в процесі пошуку рішень;

необхідністю корекції і вступу додаткової інформації в процесі пошуку рішення, активна участь в ньому ОПР; необхідністю отримання рішення в умовах тимчасових обмежень.

Перелічені чинники не дозволяють успішно використовувати для вирішення таких завдань строгі алгоритмічні методи і моделі теорії прийняття рішень.

Методологія підтримки прийняття рішення (ППР) включає використання різних методів і прийомів, які можна частково або повністю формалізувати.

Методи пошуку рішень з логіко-лінгвістичними моделями і методами, які базуються на знаннях фахівців-експертів, моделях людських міркувань, неklasичних логіках і накопиченому досвіді.

Розглянемо процес прийняття рішень в одному з основних стандартів – IDEF0. Він включає наступні етапи [13,14,15]: аналіз проблеми; формулювання цілей і завдань; визначення критеріїв; формування безлічі альтернатив; аналіз альтернатив; формування керуючих дій.

Традиційна схема ухвалення рішень (рис.4) утворює ієрархічну послідовність. Перехід до наступного етапу неможливий без виконання попередніх етапів. Основними елементами прийняття рішень виступають: суб'єкти, що беруть участь в ухваленні рішення (особа, яка приймає рішення, експерти, системні адміністратори і аналітики); система (об'єкт ухвалення рішення); цілі; ресурси (обмеження); альтернативи; критерії (переваги, показники); моделі.

При побудові конкретної моделі системи необхідно, передусім, мати (зважаючи на вимоги досягнення відповідності математичного опису проблеми) ухвали рішень в тій обстановці, в якій це рішення реалізується. Математична постановка завдання ухвалення рішень в загальному вигляді може бути представлена як:

$$(Q(S), \Delta, \{r_j, j \in I\}, \{f_j, j \in G\}), \quad (1)$$

де: $Q(S)$ – початкова структура вибору (модель); S – тип структури; Δ – множина альтернатив (рішень); $\{r_j, j \in I\}$ – безліч ставлень, які обмежують вибір; I – безліч індексів стосунків, що обмежують вибір; $\{f_j, j \in G\}$ – безліч стосунків переваги, що задаються на Δ і які обмежують різні вимоги, що висуваються до найкращого рішення; G – множина індексів відношення переваги. Ця математична структура дає широкі можливості для розгляду в її рамках різноманітних завдань прийняття рішень при розробці методів і алгоритмів, що реалізують вибір раціональної структури і обмежень системи керування процесом буріння.

Оскільки об'єктом наших досліджень є процес буріння нафтових та газових свердловин, то для ефективного керування процесом буріння потрібні знання в широкому сенсі цього значення про усі процеси і функції, які необхідно автоматизувати, оптимізувати і підтримувати [20-22]. При цьому, ці знання є великою кількістю різноманітної розподіленої інформації з різних джерел (кількісною, якісною або лінгвістичною, графічною), іноді це складні об'єднані

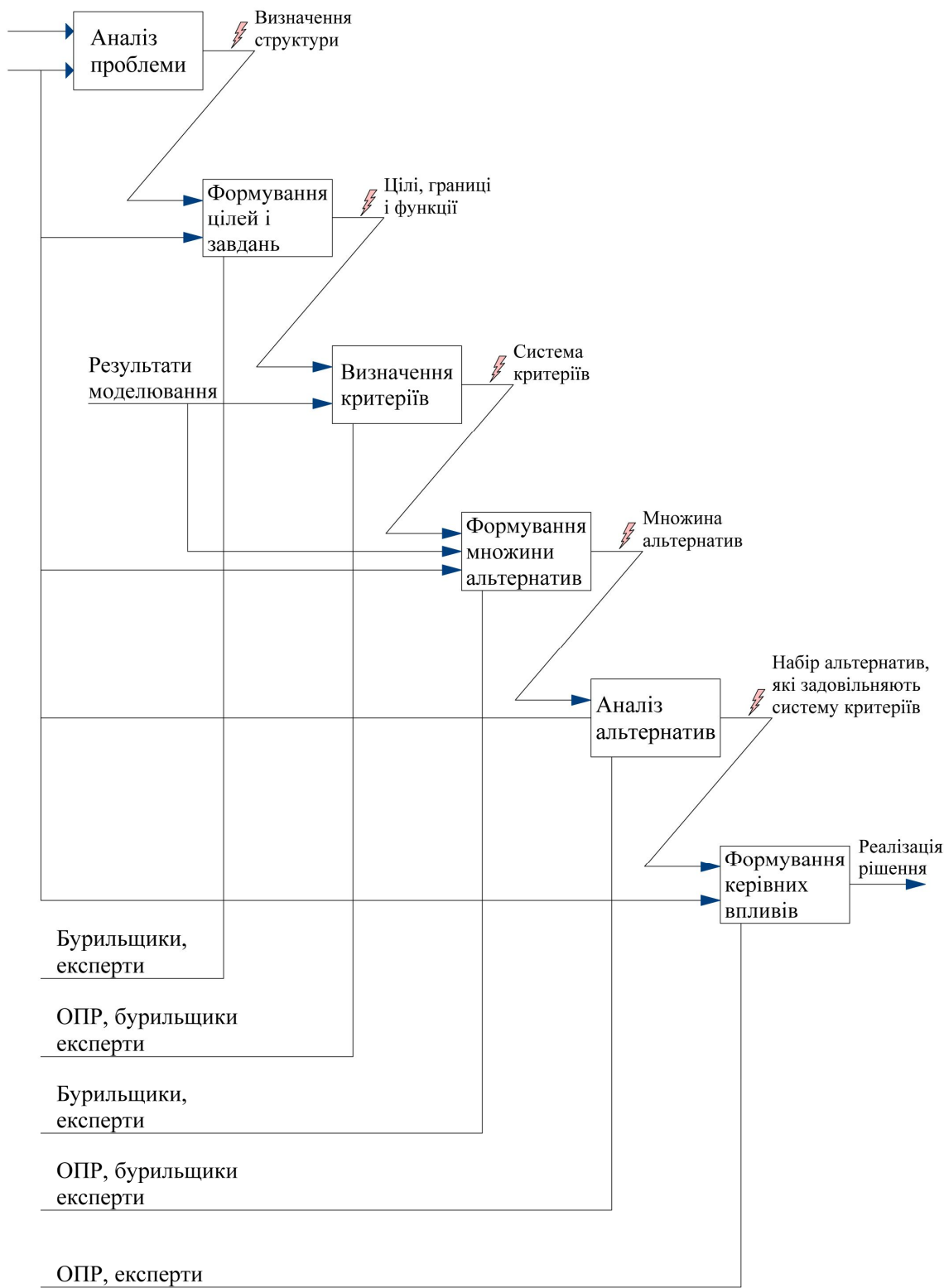


Рисунок 4 – Традиційна схема ухвалення рішень в процесі буріння

структури різних видів, неповні, неточні або суперечливі, часто знання дуже важко або взагалі неможливо формалізувати.

У основі побудови ІСППР повинна лежати методологія, яка дозволяє розв'язати вказану проблему, об'єднує існуючі інформаційні підсистеми і використовує предметні нормативні бази даних інжинірингу і виробництва з інтелек-

туальними методами і технологіями, створюючи, таким чином, інтегроване середовище для підтримки управлінських рішень.

Для ефективного вирішення цієї головної проблеми, пов'язаної з управлінням знаннями, необхідно щоб проектована ІСППР задовольняла наступним вимогам: забезпечувала своєчасний і ефективний аналіз і обробку величез-

ного об'єму різномірної інформації (кількісною, якісною або лінгвістичною, графічною, неточною, суперечливою або такою, що не формалізується); здійснювала моделювання знань і процесів ухвалення рішень на основі повсякденної людської логіки і міркувань; забезпечувала облік суб'єктивних переваг і оцінок особи, що приймає рішення, засновані на її власному досвіді і інтуїції. Містила необхідні інструменти, що дозволяють враховувати емоції, звички і інстинкт людини; забезпечувала можливість дослідження критичних і ризикових ситуацій і своєчасну реакцію на них; враховуючи нестабільність і динаміку змін, як внутрішніх умов функціонування виробничої системи, так і зовнішнього довкілля, створювані ІСППР мають бути здатні до побудови на основі накопиченого досвіду і адаптації до змін.

ІСППР повинна мати можливість виконання оперативного ситуаційного аналізу даних, що полягає в рішенні таких типових завдань, як різні види ускладнень. Рішення цих завдань дуже важко реалізувати без використання методів інтелектуального аналізу даних або хоча б нечіткої логіки. Звідси випливає необхідність інтеграції методів штучного інтелекту і традиційних інформаційних технологій, комбіноване використання різних методів подання і виведення знань.

Під час проектування і реалізації ІСППР основна увага має бути приділена процесу визначення, конструювання і використання відповідної структури моделі в слабкоструктурованих і неструктурованих проблемних ситуаціях. А саме, вимагається методологія, яка: здатна підтримати постановку слабкоструктурованих завдань; використовує точні методи з таких областей, як дослідження операцій, теорія розкладання, статистика та ін., де є можливість виявляти структури в слабкоструктурованих проблемних областях; включає засоби для накопичення і використання відомих постановок завдань з метою визначення структури нових завдань; містить засоби, що дозволяють використовувати відомі постановки завдань (як довідник).

Проектована ІСППР повинна забезпечити допомогу ОПР в процесі ухвалення рішень в ситуаціях: допомога ОПР при аналізі і оцінці ситуації, що склалася, і обмежень, накладаються зовнішнім середовищем; у визначенні переваг ОПР, тобто у виявленні і ранжуванні пріоритетів, обліку невизначеності в оцінках ОПР і формуванні його переваг; допомога у виборі основних критеріїв і оцінці їх відносної важливості; генерації можливих варіантів рішень; допомога під час оцінки можливих варіантів рішень, виходячи з переваг ЛППР і обмежень, що накладаються зовнішнім середовищем; постійний обмін інформацією про обстановку рішень, що приймаються, і допомога в узгодженні групових рішень; моделюванні рішень, що приймаються (якщо це можливо); здійсненні динамічного аналізу (прогнозування) можливих наслідків рішень, що приймаються; у зборі даних

про результати реалізації прийнятих рішень і виконання оцінки отриманих результатів.

Розробка ІСППР в нечітких умовах, що відповідають усім вказаним вимогам, можлива тільки за умови використання сучасних підходів і технологій штучного інтелекту. Ці інтелектуальні технології дозволяють подолати головні труднощі традиційних методів теорії прийняття рішень і методів обробки нечітких знань, дозволяють описувати міркування людини, забезпечують розробку динамічних, адаптивних моделей знань, паралельну обробку інформації при пошуку рішень і обробку невизначеності на основі нечіткої і неklasичної логіки.

У цій статті обґрунтовується доцільність вибраного напрямку вирішення проблеми проектування і створення ІСППР в нечіткому середовищі, а також подаються теоретичні основи пропонованого підходу до їх побудови. Розглядаються основи інтелектуальних технологій, використовуваних в дослідженнях для обробки і моделювання знань та процесів, теорії нечітких великих кількостей і нечіткої логіки, а також методи і підходи до їх інтеграції при розробці ІСППР при бурінні нафтогазових свердловин.

Подаються методи вирішення найважливіших завдань при створенні нечітких інтелектуальних систем: визначення структури цієї системи і генерування нечітких правил в ІСППР за допомогою нечіткої логіки, а також попереднього аналізу знань, необхідних в процесі прийняття рішень.

Інтелектуальні технології, які використовуються для обробки і моделювання знань і процесів в ІСППР при бурінні нафтогазових свердловин. Як вже було відмічено, при проектуванні і створенні ІСППР головним завданням є необхідність використання і обробки величезної кількості знань з різних джерел різного виду, що часто не формалізуються, в режимі реального часу. Керування знаннями є основною проблемою, від способу вирішення якої сьогодні залежить успіх усієї розробки ІСППР. При цьому термін «керування знаннями» означає спеціалізовані інформаційні технології, які призначені для підтримки системи керування процесом буріння на основі накопичення, обробки і аналізу даних і інформації.

Що таке знання? Найпростішу відповідь на це питання можна знайти в енциклопедичному словнику: знання – це "перевірений практикою результат пізнання дійсності, вірне її віддзеркалення в мисленні людини". Якщо розглядати поняття «знання» з позицій інформаційних технологій, що використовують знання для вирішення управлінських завдань, можна запропонувати формулювання цього терміну, яке подається в монографії [16]: «Знання, в загальному випадку, є змінною в часі і контексті сукупністю стосунків між даними». Слід ще підкреслити, що знання включають не лише складноорганізовані дані і різні дані про об'єкти і процеси, але і інформацію про механізми виведення нових знань на підставі наявних.

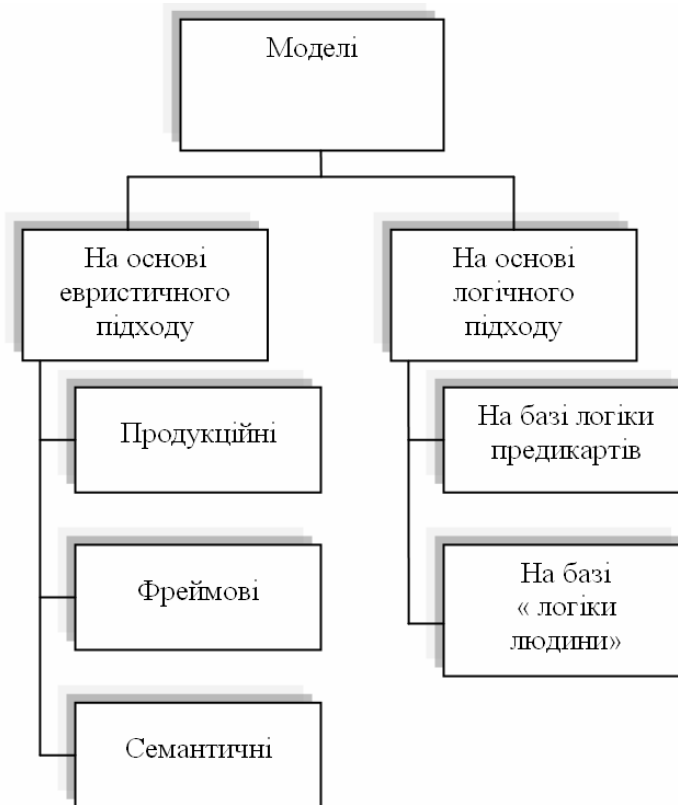


Рисунок 5 – Моделі подання знань

Не сьогодні штучний інтелект не має єдиного формального визначення. Проте в багатьох публікаціях вказується, що знання – це «інформація, що зберігається в пам'яті систем штучного інтелекту, включає відомості про об'єкти і стосунки предметної області, процесах взаємодії об'єктів в часі і в просторі, та, що містить правила, на основі яких виконується логічний висновок» [16,17,18,19].

Найважливішою проблемою розробки інтелектуальних систем, тобто систем, заснованих на знаннях, є вибір моделей подання знань. При цьому спосіб формального вираження знань про предметну область в комп'ютерній формі, що інтерпретується, називаємо поданням знань, а відповідні формалізми, що забезпечують вказане подання – моделями подання знань.

Моделі подання знань можна умовно поділити на два класи: декларативні і процедурні. У декларативних моделях знання подаються у вигляді описів об'єктів і стосунків між об'єктами без вказівки в явному вигляді, як ці знання обробляти. Ці моделі припускають відокремлення декларацій інформаційних структур від механізму виведення, що оперує цими структурами. У процедурних моделях знання подаються процедурами (алгоритмами), що описують інформаційні елементи і одночасно визначають способи їх обробки. На практиці найчастіше використовується комбінація декларативних і процедурних моделей подання знань. Найбільш поширеними є: логічні; продукційні; семантичні; фреймові моделі.

Логічні моделі подання знань (рис. 5) засновані на формалізмі мов математичної логіки. Ці моделі створюються на основі логіки предикатів. В цьому випадку знання про предметну область подаються як сукупність логічних формул. Методологічною основою логічних моделей (як і багатьох інших моделей подання знань) є логіка першого порядку. Гідністю логічного подання знань є наявність чіткого синтаксису і широко прийнятої формальної семантики, а також теоретично обґрунтованих процедур автоматичного виведення [15]. Основним недоліком логічних моделей є неможливість отримання зв'язків в ситуаціях, коли вимагаються правдоподібні висновки і результат виходить з певною оцінкою упевненості в його істинності. Такі моделі характеризуються монотонним характером виведення, що означає, що в базу знань додаються тільки істинні твердження, а це унеможлиблює протиріччя. Таким чином, за допомогою логічних моделей дуже важко або взагалі неможливо реалізувати немонотонні міркування, які дуже часто зустрічаються в практиці. Для формалізації і подання міркувань, неточних, нечітких знань, якими оперує людина, використовуються такі підходи, як байєсовська логіка, теорія Демпстера-Шефера і найбільш поширена нечітка логіка.

Продукційні моделі. В інтелектуальних системах ця модель найбільш розроблена і поширена. Модель передбачає розробку продукційних правил, що мають вигляд:

ЯКЩО A_1 і A_2 і .. і A_n ,
ТО B_1 або B_2 або .. або B_m

де A_i і B_j – деякі висловлювання, до яких застосовані логічні операції І, АБО.

Якщо висловлювання в лівій частині правила (антецедент) – істинне, то істинне й висловлювання в правій частині (консеквент).

Повнота бази знань визначає можливості системи щодо задоволення потреб користувачів. Логічний висновок в продукційних заснований на побудові прямого і зворотного ланцюжків висновків, які утворюються в результаті послідовного огляду лівих і правих частин відповідних правил.

Головною перевагою продукційних систем є простота модифікації бази знань, простота реалізації механізму логічного висновку і наочність пояснення результатів роботи системи.

Основний недолік – складність забезпечення несуперечливості бази правил за їх великої кількості, що вимагає створення спеціальних правил (метаправил) для дозволу тих, що виникають в ході логічного висновку протиріч.

Семантичні моделі. Семантична мережа – це спрямований граф з поіменованими вершинами і дугами. Причому вузли означають конкретні об'єкти, а дуги – стосунки між ними (зв'язки). Ребро і вершини, що зв'язуються ним, утворюють підграф семантичної мережі, що має мінімальну, з позиції системи знань, інформацію, – це наявність зв'язку певного типу між відповідними об'єктами.

При використанні семантичної мережі для подання знань важливе значення має класифікація типів об'єктів і виділення фундаментальних зв'язків між ними.

Основні переваги методу моделювання знань за допомогою семантичних мереж – їх універсальність, зручність подання як декларативних, так і процедурних знань.

Основних недоліків два: громіздкість, складність побудови і зміни; необхідність в різноманітних процедурах обробки, пов'язана з різноманітністю дуг і вершин.

Фреймові моделі. Фрейм – це мінімальна структура інформації, необхідна для уявлення знань про об'єкти, явища, ситуації, процесах. Фрейм можна розглядати як фрагмент семантичної мережі, призначений для опису об'єкта (ситуації) проблемної мережі з усією сукупністю його властивостей.

Фреймовий підхід дозволяє послідовно використовувати деякі важливі механізми подання знань, такі як процедурні знання.

Представляючи фреймом об'єкт проблемного середовища, можна асоціювати процедури з деякими властивостями об'єкта. Переваги і недоліки фреймових моделей подання знань такі, як і в семантичних мереж.

Таким чином, розгляд найбільш типових підходів до проблеми подання знань в існуючих системах ухвалення рішень щодо керування складними об'єктами дає підставу зробити висновок про те, що для побудови бази знань інтелектуальної системи для прийняття рішень в умовах ускладнень при бурінні нафтових і

газових свердловин найбільш зручною є продукційна модель.

База знань інтелектуальної системи формується експертами і фахівцями зі знань в конкретній предметній області. Проте, для більшості конкретних систем отримання прийнятної для побудови чіткої моделі рівня необхідної інформації є складним, трудомістким, високовартісним або взагалі невіршуваним завданням. Значна частина інформації доступна у вигляді експертних даних або в евристичному описі процесів функціонування. Ця інформація, як правило, є нечіткою і невизначеною для того, щоб бути вираженою математичними залежностями. Часто можна описати функціонування цих систем у вигляді евристичних переваг, використовуючи конструкцію природної мови у формі <ЯКЩО-ТО>. Тому для подання таких знань використовуватимемо нечіткі продукційні моделі.

Під нечіткою продукційною моделлю розумітимемо узгоджену безліччю окремих нечітких продукційних правил виду "ЯКЩО А ТО В" (де А і В – передумова (антецедент) і ув'язнення (консеквент) цього правила у вигляді нечітких висловлювань), призначене для визначення ступеня істинності ув'язнень нечітких продукційних правил, на основі посилань з відомою мірою істинності відповідних правил [21,22,23].

Для побудови нечіткої продукційної моделі необхідно задати такі визначальні її компоненти: спосіб нечіткого виведення ув'язнень; базу нечітких продукційних правил; процедуру вступу нечіткості; процедуру агрегації міри істинності передумов по кожному з нечітких продукційних правил; процедуру активізації ув'язнень кожного з нечітких продукційних правил; процедуру акумуляції активізованих ув'язнень усіх нечітких продукційних правил для кожної вихідної змінної; процедуру приведення до чіткості кожної з акумульованої вихідної змінної; процедуру оптимізації нечіткої бази правил.

Для обробки нечітких знань, поданих у формі нечітких продукційних правил, необхідно розробити нечітку інтелектуальну (експертну) систему.

Структура ІСППР, заснованої на знаннях. Для того, щоб користувач міг ефективно взаємодіяти з експертною системою (ЕС), її інтерфейс повинен виконувати дві основні функції: давати поради і пояснення користувачеві і керувати процесом отримання знань. Взаємодію користувача, експерта і структурних частин системи можна подати у вигляді базової моделі ЕС, зображеної на рисунку 6.

Загалом будь-яка ЕС складається з кількох складників: бази даних, бази знань, механізму виведення, системи спілкування, системи набуття знань.

База даних призначена для зберігання конкретної інформації про предметну область. Це можуть бути початкові умови, дані задачі, яка вирішується, використовувані постійні довідкові матеріали та ін.

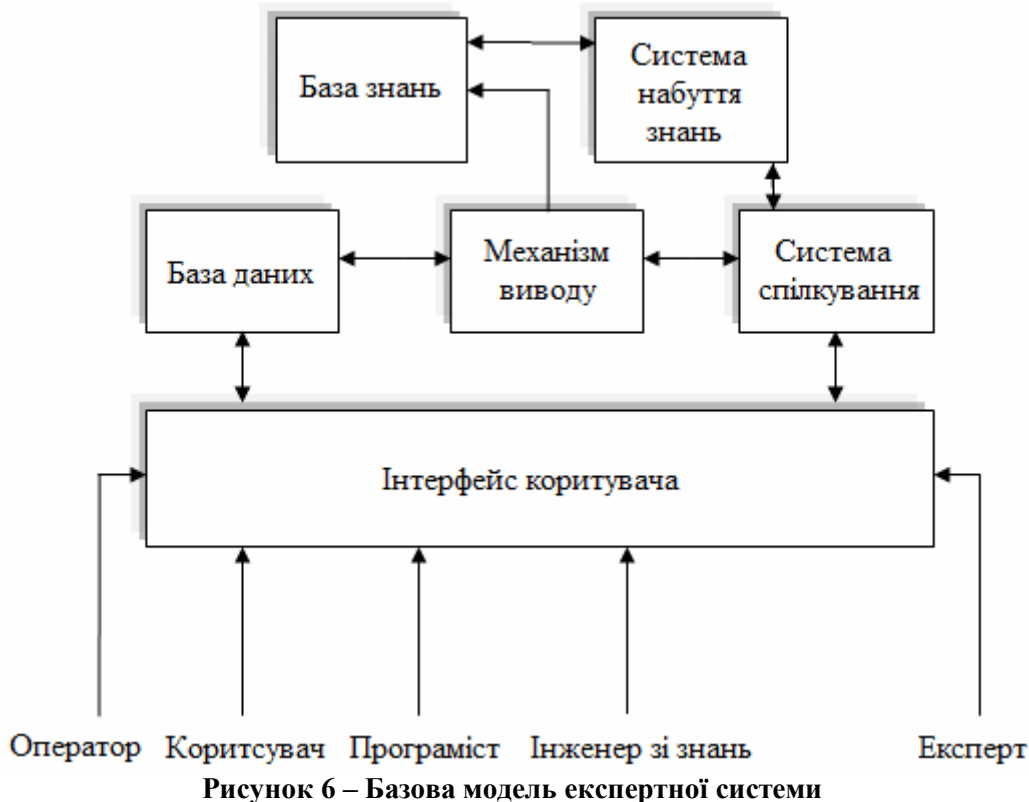


Рисунок 6 – Базова модель експертної системи

База знань містить знання про предметну область, представлені у вигляді спеціальних структур. Це – основні співвідношення і правила, істинні в цій області, що використовуються при вирішенні завдань.

Механізм виведення – це основна програма обробки знань і даних про предметну область з метою рішення завдань кінцевих користувачів. Механізм виведення залежить як від використовуваних моделей знань і даних, так і від класу завдань, що вирішуються експертною системою.

Механізм набуття і пояснення баз знань призначена для реалізації функцій, пов'язаних з веденням баз знань: додавання, видалення, модифікація знань, узагальнення, визначення повноти і суперечності знань, оптимізація структур зберігання.

Інтелектуальний інтерфейс виконує функції організації взаємодії користувачів і експертної системи на рівні безпосереднього контакту.

Із структури ЕС (рис. 6) робимо висновок, що ЕС повинна працювати у двох режимах: режим набуття знань і режим вирішення задачі. У режимі набуття знань з ЕС спілкується безпосередньо спеціаліст – експерт (чи через інженера зі знань). У режимі розв'язання завдань з ЕС спілкується користувач, якого цікавить результат. Таким чином, ЕС не виключає користувача з процесу вирішення задач, а, навпаки, – вона зберігає за ним ініціативу. ЕС не є просто пасивним джерелом інформації, як база даних. У потрібні моменти вона підказує необхідний напрям рішення задачі, пояснює свої дії.

Висновки

Запропоновано новий підхід до проектування інтелектуальних систем підтримки прийняття рішень у нечітких умовах, що полягає в системній інтеграції різних методів моделювання нечітких знань та процесів, зокрема процесу буріння свердловин на нафту і газ в умовах ускладнень, що базуються на нечіткій логіці, методів, які використовують штучні нейронні мережі з точними методами і моделями пошуку рішень, а також методів імітаційного моделювання. Запропонований підхід дасть змогу створити інтелектуальну систему підтримки прийняття рішень, що забезпечить розв'язання складної задачі управління в умовах ускладнень, тобто статистичної та структуральної невизначеностей, яка навчається на нагромадженому досвіді та адаптується до змін умов функціонування.

Література

- 1 Проблемы управления сложными динамическими объектами в критических ситуациях на основе знаний / Р. А. Бадамшин, Б. Г. Ильясов, Л. Р. Черняховская. – М: Машиностроение, 2003. – 240 с.
- 2 Управление динамическими системами в условиях неопределенности / С.Т. Кусимов, Б.Г.Ильясов, В.И.Васильев [и др]. – М.: Наука, 1998. – 452 с.
- 3 A modi, A. & Plaza, E. Case-Based Reasoning: Foundational Issues, Methodological Variations, and System Approaches. AI Communications, 7(i). – 1994. – pp.39-59.

- 4 Baader, F., Caivanese, D. etc. "The description logic handbook1. Theory, implementation, and applications. Cambridge University Press 2003. – 555 p.
- 5 Patry A. and Chapman D.(Eds.) //Dynamic modelling and expert systems in wastewater engineering//. Lewis Publisher. – 1989. – 310 pp.
- 6 Гаврилова Т.А. Базы знания интеллектуальных систем / Т.А.Гаврилова, В.Ф.Хорошевский. – СПб: Питер, 2000. – 384 с.
- 7 Guarino N., Giaretta P. Ontologies and Knowledge liases; Towards a Terminology Clarification. Towards Very Large Knowledge Bases: Knowledge Building & Knowledge Sharing. // IOS Press, 1995. – pp. 25-32.
- 8 Васильев В.И. Интеллектуальные системы управления с использованием нечеткой логики: учебное пособие / В.И. Васильев, Б.Г. Ильясов. – Уфа: Уфимск. гос. авиац. техн. ун-т, 1995. – 80 с.
- 9 Нечеткие множества в моделях управления и искусственного интеллекта; под ред. Д.А.Поспелова. – М.: Наука, 1986. – 312 с.
- 10 Newell, A, Unified theories of cognition // Harvard University Press, Cambridge, MA, USA. – 1990. – 360 pages.
- 11 Patry G. and Chapman D.(Eds.) // Dynamic modelling and expert systems in wastewater engineering. Lewis Publisher. – 1989. – 310 pp.
- 12 Балдин К.В. Управленческие решения / К.В.Балдин, С.Н.Воробьев, В.Б.Уткин. – М.: Издательство-торговая корпорация «Дашков и К», 2006. – 496 с.
- 13 Тельнов Ю.Ф. Интеллектуальные информационные системы в экономике / Ю.Ф.Тельнов. – М.: СИНТЕГ, 2002. – 316 с.
- 14 Ларичев О.И. Качественные методы принятия решений / О.И.Ларичев, Е.М.Мошкович. – М.: Наука, Физматлит, 1996. – 208 с.
- 15 Бондарев В.Н. Искусственный интеллект / В.Н.Бондарев, Ф.Г.Аде. – Севастополь: Изд. СевНТУ, 2002. – С. 615.
- 16 Рыбина Г.В. Автоматизация построения баз знаний для интегрированных экспертных систем / Г.В. Рыбина // Теория и системы управления. – 1998. – № 5.
- 17 Gottinger H.W. Intelligent decision support systems //Decision support systems. – 1992. – № 8. – P. 317–332.
- 18 Борисов А.Н. Принятие решений на основе нечетких моделей: примеры использования / А.Н. Борисов, О.А.Крумберг, И.П.Федоров. – Рига: Зинатне, 1990. – 184 с.
- 19 Семенцов Г.Н. Автоматизация технологических процесів у нафтовій та газовій промисловості: [навчальний посібник] / Г.Н.Семенцов, Я.Р.Когуч, Я.В.Куровець, М.М.Дранчук. – Івано-Франківськ: ІФНТУНГ, 2009. – 300 с.
- 20 Семенцов Г.Н. Автоматизация процесу буріння свердловин.: [навчальний посібник] / Г.Н. Семенцов. – Івано-Франківськ: ІФДТУНГ, 1999. – 300 с.
- 21 Горбійчук М.І. Оптимізація процесу буріння свердловин. / М.І. Горбійчук, Г.Н. Семенцов. – Івано-Франківськ: Факел, 2003. – 493 с.
- 22 Автоматизация процесів переробки нафти та газу: Навчальний посібник / Г.Н. Семенцов, М.І. Горбійчук, Л.І. Жуган, С.А. Чеховський. – Львів: Світ, 1992. – С. 225-294.
- 23 Шавранський М.В. Фаззі-моделювання для прогнозування прихоплень колони бурильних труб / М.В.Шавранський // Науковий вісник ІФНТУНГ. – № 1. – 2001. – С. 87 - 90.

Стаття надійшла до редакційної колегії

20.10.11

Рекомендована до друку професором

Г. Н. Семенцовим