

Чигур І.І.

Івано-Франківський національний технічний університет нафти і газу

Чигур Л.Я.

Івано-Франківський національний технічний університет нафти і газу

ОГЛЯД МЕТОДІВ І НАПРЯМКІВ РОЗВИТКУ ТЕХНОЛОГІЙ ІНТЕЛЕКТУАЛЬНОЇ ПІДТРИМКИ ПРИЙНЯТТЯ РІШЕНЬ ПРИ АВТОМАТИЗАЦІЇ ПРОЦЕСІВ КЕРУВАННЯ

У даній статті автори досліджують методи та напрямки розвитку технологій інтелектуальної підтримки прийняття рішень (ІПР) в автоматизованих системах керування. ІПР розглядається як суттєвий компонент таких систем, що дає змогу суттєво підвищити ефективність прийняття управлінських рішень в умовах невизначеності та складності.

Актуальність досліджуваної теми обумовлюється постійним зростанням складності систем керування та необхідністю прийняття оперативних рішень в умовах обмеженої інформації. Використання технологій ІПР дозволяє підвищити об'єктивність та ефективність прийняття таких рішень, що, в свою чергу, сприяє оптимізації роботи систем керування та досягненню кращих результатів.

Практична цінність результатів дослідження полягає в тому, що вони можуть бути використані для розробки нових систем ІПР та вдосконалення існуючих. Крім того, результати дослідження можуть бути корисними для фахівців в галузі автоматизації систем керування при виборі технологій ІПР для конкретних завдань.

В рамках роботи проведено аналіз сучасних методів та інструментів ІПР, до яких належать штучний інтелект, експертні системи, нечітка логіка, штучні нейронні мережі та генетичні алгоритми. Автори роблять акцент на тому, що вибір технології для обробки вихідної інформації, яка використовується особою, що приймає рішення, ґрунтується на специфіці вирішуваних завдань, кількості кількісних та якісних параметрів, що описують проблему, та рівні опрацювання завдання.

З метою пошуку оптимального рішення автори пропонують використовувати генетичні алгоритми на всіх етапах. Це дозволяє здійснити перехід від моделей представлення та використання знань із жорсткими зв'язками до моделей із змінною структурою. Окрім того, автори підкреслюють значний потенціал комбінування технологій штучного інтелекту, наводячи приклад успішного поєднання нечітких систем та нейронних мереж.

Можливі напрямки подальших досліджень включають розробку нових методів та алгоритмів ІПР, дослідження можливостей застосування ІПР в нових областях, а також вдосконалення методів оцінки ефективності систем ІПР.

Ця стаття буде корисною для науковців та фахівців у галузі автоматизації систем керування, а також для осіб, які цікавляться проблемами прийняття рішень в умовах невизначеності.

Ключові слова: інтелектуальні системи підтримки прийняття рішень, штучний інтелект, нечітка логіка, штучні нейронні мережі, генетичні алгоритми, системи керування, бази знань.

Постановка проблеми. Питання автоматизації процесів керування з використанням систем підтримки прийняття рішень в останні роки досліджуються досить інтенсивно, вченими отримано досить вагомий результати для широкого класу складних динамічних систем. У той же час залишаються малодосліджені питання інформаційної підтримки прийняття керуючих рішень, що базуються на формалізації накопичених знань і досвіду керування, що зберігаються в базах знань.

Для вирішення задач керування в умовах невизначеності розроблено ряд методів таких як методи ідентифікаційного керування, методи теорії самоналагоджувальних систем, методи адаптивного керування та інші.

Однак реальні процеси функціонування деяких об'єктів, на відміну від моделей, часто відбуваються в умовах не прогнозованих зовнішніх збурень і від внутрішніх змін параметрів самого об'єкта керування. У ряді задач керування залежності між вхідними і вихідними змінними

настільки складні, що не можуть бути описані аналітично, і деякі змінні не можуть бути представлені кількісно. До таких змінних відносяться наприклад лінгвістичні змінні, для роботи з якими застосовуються методи фаззи логіки, чи символічні змінні, значеннями яких є терміни природної мови та інші.

Аналіз останніх досліджень та публікацій. Дослідженням сучасної проблематики, яка стосується інтелектуальних систем підтримки прийняття рішень займалися значна кількість світових науковців, серед яких Г. Ентоні Джеррі (G. Anthony Gerry), Майкл С. Скотт Мортон (Michael S. Scott Morton), Саймон Герберт Александер (Herbert Alexander Simon), Роберт Н. Ентоні (Robert N. Anthony), Джон Л. Аркетт (John L. Arnott), Ральф Л. Келлі (Ralph L. Keeney), Ерік ван дер Донк (Eric van der Doorn), Євгеній Л. Пономарев (Eugene L. Ponomarev), Катерина В. Олійник (Kateryna V. Oliinyk) та інші.

На основі проведеного аналізу публікацій встановлено, що системи підтримки прийняття рішень (СППР) постійно розвиваються, завдяки появі нових технологій та змінам у потребах користувачів. Ось деякі з ключових напрямків розвитку: використання штучного інтелекту (ШІ) та машинного навчання для покращення аналітичних можливостей СППР, що дозволяє їм обробляти більші обсяги даних, виявляти складні закономірності та робити більш точні прогнози; застосування ШІ для автоматизації завдань, пов'язаних з прийняттям рішень, таких як збирання та аналіз даних, генерування альтернативних рішень та оцінка їх ризиків; розробка СППР на основі ШІ, які можуть адаптуватися до мінливих умов та навчатися на досвіді.

Постановка завдання. Метою цієї роботи є огляд і аналіз існуючих методів та технологій СППР для автоматизації процесів керування. Для досягнення цієї мети пропонується провести детальний аналіз кожного з методів СППР, щоб визначити його переваги, недоліки та можливості застосування. Здійснити порівняльний аналіз різних методів СППР, щоб визначити, які з них найкраще підходять для різних типів задач.

Виклад основного матеріалу. Оскільки прийняття рішень є складовою частиною процесу керування, розглянемо класичні і сучасні задачі і методи керування складними динамічними системами. Першими в історії керування розглядалися задачі, в яких прийняття рішень по напрацюванню керуючої дії здійснювалося неперервно в кожний момент часу. Ці задачі часто допускають

адекватний опис процесів нелінійними нестационарними диференціальними рівняннями. Постановка і вирішення задач керування спиралась, таким чином, на математичні моделі у формі тих чи інших рівнянь динаміки керованого процесу.

Багато технічних об'єктів керування нафтогазової промисловості ідентифіковані спеціалістами у відповідних предметних областях і описані математичними моделями, які дозволяють дослідження з метою досягнення стабільного, стійкого функціонування об'єктів і вирішення задач оптимального керування [1].

Відомим підходом до вирішення задач керування є ситуаційне керування, що отримало свій розвиток починаючи з 60-х років 20 століття. Принципи ситуаційного керування, сформульовані Д.А. Поспеловим Полягають у наступному. Вводиться визначення поточної ситуації Q_j , де j – номер ситуації, як сукупності всіх відомостей про структуру об'єкта керування і його функціонування в даний момент часу, і повної ситуації S_i , де i – номер ситуації, як сукупності, що складається з поточної ситуації, знань про стан системи керування в даний момент часу і знань про технологію керування. Нехай у розпорядженні системи керування є n різних способів впливу на об'єкт керування (однокрокових рішень). Кожне таке рішення позначається як U_k де k – номер впливу на об'єкт. Елементарний акт керування можна записати наступним чином:

$$S_i : Q_j \xrightarrow{U_k} Q_l. \quad (1)$$

Суть цього виразу полягає у наступному: якщо на об'єкті керування склалася ситуація Q_j і стан системи керування, що визначається S_i допускає застосування впливу U_k , то цей вплив застосовується і поточна ситуація Q_j перетворюється у нову ситуацію Q_l . Очевидно, що через кінцеву кількість різноманітних впливів всю множину можливих ситуацій можна класифікувати на n класів, кожному з яких відповідає один із можливих впливів на об'єкт керування. Таким чином, метод ситуаційного керування оснований на введенні поняття ситуації, класифікації ситуацій та їх перетворенні.

Основні особливості ситуаційного керування:

1. Ситуаційне керування потребує великих витрат на опис і аналіз предметної області. Ці витрати обумовлені тим, що опис об'єктів, що розглядаються, не може бути формалізований за допомогою відомих аналітичних функціональних залежностей.

2. Опис ситуацій в яких перебуває об'єкт керування повинен бути проведений на тій мові,

в якій би відображалися всі основні параметри і зв'язки, необхідні для класифікацій цього опису і співставленні йому однокрокового керуючого рішення.

3. Опис ситуацій повинен включати як кількісні факти і співвідношення, так і якісні знання, отримані від експертів – спеціалістів відповідної предметної області, у тому числі знання, що виражаються на природній мові.

4. Класифікація ситуацій, об'єднання їх у класи при використанні однокрокових рішень відбувається на суб'єктивній основі, оскільки початкова інформація про відповідність поточної ситуації тому чи іншому рішення є отриманою на основі експертизи.

5. Системи ситуаційного керування не можуть оптимізувати сам процес керування. Вони орієнтовані лише на таке керування, коли досягнуті результати будуть не гіршими результатів які би могла досягнути людина.

6. Для визначення стратегії керування необхідно розробити процедуру «склеювання» однокрокових рішень.

Вимоги пунктів 3–6 дозволяють зробити висновок, що для ефективної реалізації ситуаційного керування необхідно застосовувати методи і засоби штучного інтелекту. Таким чином метод ситуаційного керування є праобразом методів вирішення задач в системах, що засновані на знаннях.

Розвиток теорії кінцевих автоматів, теорії кібернетики, застосування в контурі керування обчислювальних комплексів стимулювали вирішення задач розпізнавання образів, обробки символічної інформації з використанням логічного виводу, машинного навчання на основі методів штучного інтелекту. При цьому суттєву роль почали відігравати знання експертів у відповідних предметних областях, що стало значним кроком у роботах по штучному інтелекту, який сприяв появі експертних систем, які використовували різні моделі представлення знань.

У теорії керування складними системами виділяється перспективний клас моделей, які базуються на використанні методів штучного інтелекту [2; 3].

Інтелектуальна система керування – це система, що має властивість приймати правильні (ефективні) керуючі рішення в умовах невизначеності функціонування на основі аналізу процесів, що відбуваються з об'єктом керування, поведінки зовнішнього середовища та механізму прийняття (формування) рішень, а також накопи-

чених раніше знань і досвіду (у вигляді прецедентів ситуацій і правил прийняття рішень).

Застосування методів і засобів штучного інтелекту надає нові можливості для вирішення проблеми керування складним об'єктом, оскільки дозволяє інтегрувати абстрактні знання відповідної предметної області, які виражені як у математичній формі, так і у вигляді моделей представлення емпіричних знань експертів.

У загальному випадку в системах штучного інтелекту ці знання використовують для побудови онтології матеріального світу (моделі зовнішнього світу). На базі цих знань і формуються цілеспрямовані впливи на матеріальний світ, які реалізуються наступними способами:

- на основі логіки, наукових досліджень і розрахунків;

- на основі результатів експериментальних досліджень;

- на основі накопичених знань і досвіду (наприклад, у вигляді концептуальних моделей об'єктів і явищ, правил і прецедентів).

Такими ж способами формуються і керуючі рішення в інтелектуальній системі керування складними динамічними об'єктами в умовах невизначеності. При цьому механізм формування рішення може бути побудований на логічному виводі, на нечіткій логіці, на використанні генетичних алгоритмів, на представленні накопичених знань і досвіду у вигляді динамічних моделей, на ймовірнісних і евристичних алгоритмах або на комбінації цих підходів.

При реалізації інтелектуальних функцій неодмінно присутня інформація, яка називається знаннями. Знання, накопичені людьми, можна розділити на формалізовані знання, які допускають аналітичний опис, і не формалізовані знання, представлені зазвичай у символічній формі та у вигляді слабо структурованої проблеми, для опису якої необхідні експертні знання. Для роботи з такими знаннями і необхідні інтелектуальні інформаційні системи.

У рамках логічного погляду на інформацію, відмінність між знаннями і даними може розглядатися у складності та ступені абстрактності їхнього представлення. Дані – це константи Q_i і факти, тобто елементарні формули (атоми) виду $P_j(a_{i1}, \dots, a_{im})$, де a_{ij} позначає конкретні предмети (числа та ін.), P_j – предикатні символи, що позначають різні відношення (наприклад, бінарні відношення і т. п.). В рамках логічної моделі знаннями є набір пропозиціональних формул, які є висловами експерта про предметну область.

Дослідники в галузі штучного інтелекту виділяють два основних поняття представлення і обробки знань [4; 5]: символічні системи і пошук. Символічна система – це набір символів, що утворюють символічні структури, і набір процесів, які здатні виробляти, руйнувати і модифікувати символічні структури. Символічна структура позначає деяку суть (об’єкт, процес або іншу символічну структуру), якщо символічна система може здійснювати поведінку, яка визначається даною сутністю або може впливати на цю сутність. Система може інтерпретувати символічну структуру, якщо структура означає деякий процес, і система може виконати цей процес. Символічні системи вирішують задачі за допомогою пошуку, тобто вони генерують потенційні рішення і постійно модифікують їх, доки останні не будуть задовольняти заданим умовам рішення. Приведені гіпотези підтримуються більшістю фахівців по штучному інтелекту і підтверджуються практикою використання існуючих інтелектуальних інформаційних систем.

Основними напрямками штучного інтелекту є:

- експертні системи і системи основані на знаннях;
- вивід, оснований на прецедентах;
- штучні нейронні мережі;
- семіотика;
- природно-мовні системи і онтології;

- системи з неklasичними логіками і «м’які» обчислення;
- генетичні і еволюційні алгоритми;
- когнітивні карти.

Аналіз деяких напрямків штучного інтелекту для керування складними об’єктами приведено в табл. 1.

У практиці керування складними динамічними об’єктами зазвичай не притримуються границь області допустимих значень контрольованих параметрів з точністю до другого-третього знаку після коми, і багато обмежень найчастіше є «м’якими», тобто такими, що допускають незначні порушення. Границі області критичних режимів також можуть бути нечіткими. Застосування нечітких («м’яких обмежень») значно розширює можливості контролю і керування і робить їх адекватними реальній обстановці в системі. У багатьох задачах контролю і керування складною системою нема необхідності в отриманні оптимального чіткого рішення для кожного моменту часу, оскільки витрати на накопичення інформації та жорстке керування невязок в системі можуть перевищувати отриманий від них ефект.

Реальні задачі містять у собі нечіткі умови і деяку нечіткість мети в зв’язку з тим, що їх постановку здійснює людина. Вплив фактору невизначеності при вирішенні задач багато в чому змінює методи прийняття рішень: змінюється принцип

Таблиця 1

Аналіз результатів аналізу напрямків штучного інтелекту для керування складними об’єктами

	Експертні системи	Вивід, оснований на прецедентах	Штучні нейронні мережі
<i>Спосіб отримання знань</i>	Передача знань від експерта до бази знань експертної системи шляхом діалогу	Накопичення знань в формі прецедентів на основі досвіду	Формування навчальної вибірки вхідних образів для ситуації, що розпізнається
<i>Моделі представлення знань</i>	Продукційні правила, логічні моделі, семантичні мережі, фрейми	Прецеденти, що містять опис проблеми разом з вказанням рішень, які необхідно прийняти в аналогічній ситуації	У неявному виді в архітектурі штучної нейронної мережі, параметрах нейронів і зв’язків
<i>Методи обробки даних</i>	Логічний вивід нових знань над набором пропозиціональних формул	Вивід рішення відносно даної проблеми або ситуації за результатами пошуку аналогій, які зберігаються в базі прецедентів	Апроксимація функцій вхідних змінних у навченій нейронній мережі
<i>Можливість використання для керування</i>	Використання для діагностики і оцінки технічного стану об’єкта, формування альтернатив рішень і алгоритмів їх реалізації	Накопичення досвіду керування і його актуалізація шляхом адаптації рішень, що містять прецеденти, до нової ситуації	Прогноз поведінки об’єкта на даних про його динаміку у минулому, побудова функцій, які розділяють простір станів керованого об’єкта

представлення початкових даних і параметрів моделі, стають неоднозначними шляхи вирішення задачі і оптимальності рішень. Інтелектуальні системи керування з використанням нечіткої логіки та штучних нейронних мереж реалізовані в [4]. Майже всі прикладні системи, які використовують нечіткі знання – це системи, що базуються на нечітких продукційних правилах, або реляційні системи, що використовують нечіткі відношення.

Практика розробки систем штучного інтелекту показала, що недоліком використання в якості основного джерела знань експертних оцінок є суб’єктивізм судження експерта, тому ним варто користуватися лише у випадку відсутності достовірних апріорних статистичних даних про проблему. У зв’язку з цим перспективним для розробки бази знань інтелектуальної системи підтримки прийняття рішень в умовах невизначеності є підхід на основі нечітких знань і штучних нейронних мереж.

Методологія підтримки прийняття рішень включає різноманітні технології та методи, які можна частково чи повністю формалізувати. Різні методи мають різні вимоги до вхідних даних і умов роботи, кінцевою метою кожного є допомога особі, яка приймає рішення, у виборі оптимальної альтернативи. З позиції сучасного підходу всі етапи підтримки прийняття рішень потребують застосування спеціальних інформаційних або інтегрованих систем для збору, аналітичної обробки інформації і оцінці альтернатив, в основу яких покладено методи прийняття рішень. Необхідно відзначити, що кожній задачі людської діяльності, яка потребує підтримки прийняття рішень, відповідає метод чи сукупність методів

прийняття рішень. В подальшому будуть розглянуті найбільш відомі і сучасні методи ППР.

Розглянемо процес прийняття рішення в стандарті IDEF0, як одному із основних стандартів при описі процесів і систем. Він включає наступні етапи [3]: аналіз проблеми, формулювання мети і завдань, визначення критеріїв, формування множини альтернатив, аналіз альтернатив, формування керуючих дій. Перелічені етапи утворюють ієрархічну послідовність у якій перехід до наступного кроку неможливий без реалізації попереднього.

Сучасні інформаційні методи і технології потребують застосування формалізованих даних. Тому ефективність методів отримання і підтримки прийняття рішень залежить від ступеня формалізації задачі. Так, для декомпозиції складної задачі до операційного рівня і повної формалізації умов рішення задачі на цьому рівні ефективним є використання методів послідовних операцій. При неможливості декомпозиції і повної формалізації використовують методи статистичної оцінки, теорію нечітких множин, штучні нейронні мережі та інші.

Якщо існує можливість використати дихотомічні змінні для аналізу рішень, застосовують методи формальної логіки.

Якщо існує можливість вибору деяких критеріїв оптимальності, застосовують критеріальний підхід для оптимізації рішень.

На практиці при формулюванні завдань на вербальному рівні опис мети і умов завжди суб’єктивний. Тому виникає задача узагальнення інформації і виключення суб’єктивних факторів при отриманні рішення [5].

Однією з основних проблем оцінки і вибору рішень є представлення експерту отриманих фахівцями-аналітиками рішень в доступному і зрозумілому вигляді. Як правило, особа, яка приймає рішення не володіє фаховими навичками отримання рішень. З цієї причини для формування не одного, а ряду рішень потрібно поряд з рішенням мати певні критерії для його оцінки експертом.

Всі методи підтримки прийняття рішень можна умовно об’єднати у три групи: неформальні (евристичні), колективні і кількісні (рис. 1).

Проведемо порівняльний аналіз інтелектуальних інформаційних технологій, які є ефективними при використовува-

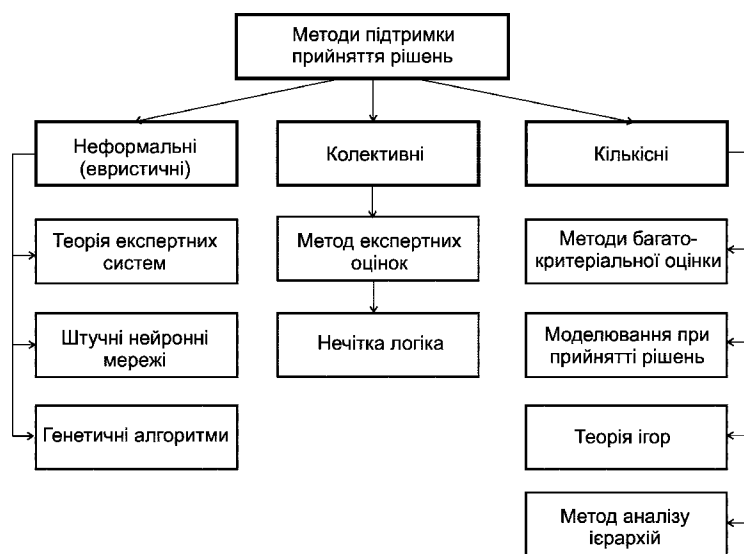


Рис. 1. Класифікація методів підтримки прийняття рішень

тися в СППР при вирішенні важко формалізованих задач, таких як керування процесом буріння: нейронних мереж, нечіткої логіки, генетичних алгоритмів з системами штучного інтелекту на основі класичної логіки. Результати дослідження переваг і недоліків кожної з технологій представлені в табл. 2.

З табл. 2 можна зробити висновок, що методи на основі технологій нейронних мереж, нечіткої логіки і генетичних алгоритмів (ГА) добре вирішують завдання, пов'язані з обробкою неповних, неточних і непереконливих даних. Нейромережі мають здатність узагальнювати розрізнені відомості, які поступають з різних джерел, навчатися і прогнозувати можливе рішення. Генетичні алгоритми у багатьох випадках дозволяють знайти краще рішення з багатьох можливих, мають високі адаптаційні властивості, системи на основі нечіткої логіки дозволяють оперувати нечіткими, недостовірними знаннями.

Класичні методи дослідження операцій і системи штучного інтелекту, побудовані на основі класичної логіки, не володіють такими можливостями. На відміну від класичної логіки, за допомогою методів на основі штучних нейронних мереж, нечіткої логіки і генетичних алгоритмів можливе породження нових знань в умовах дефіциту знань і невизначеності, що дозволяє розширити логічні можливості інтелектуальних систем, що використовують ці технології.

Вибір технології для обробки вихідної інформації, якою оперує особа, що приймає рішення, залежить від особливостей вирішуваних завдань, від кількості кількісних і якісних параметрів, що описують проблему, від рівня опрацьованості завдання. Тому необхідно визначити умови застосовності кожної з розглянутих технологій, а також розробити методи і алгоритми, що дозволяють адаптувати їх до вирішення конкретних завдань проблемної області. У багатьох випадках

Таблиця 2

Результати порівняльного аналізу інтелектуальних технологій створення СППР

Технологія	Переваги	Недоліки
Штучні нейронні мережі	<ol style="list-style-type: none"> 1. Здатність до навчання. 2. Стандартні рішення нестандартних задач. 3. Можливість прогнозування і швидкого коректування прогнозу при отриманні нових даних. 4. Можливість роботи з неточністю, невизначеністю. 5. Можливість роботи з нелінійністю. 6. Висока ефективність програмного забезпечення. 7. Можливість роботи навченої мережі в реальному масштабі часу. 	<ol style="list-style-type: none"> 1. Відсутність пояснювальної компоненти. 2. Великий час навчання. 3. Труднощі формування топології нейронної мережі, адекватної поставленому завданню. 4. Необхідність формування навчальної вибірки. 5. Евристичність параметрів алгоритмів навчання різних типів мереж.
Генетичні алгоритми	<ol style="list-style-type: none"> 1. Швидка збіжність алгоритму при вирішенні задач оптимізації. 2. Некритичність до виду параметрів досліджуваних систем: можливість використання експертної, емпіричної, неточною і невизначеною інформації. 3. Можливість роботи з нелінійністю. 4. Можливість швидкого коректування одержуваних рішень. 5. Високі адаптаційні властивості при вирішенні складних проблем. 	<ol style="list-style-type: none"> 1. Можливість отримання неоднозначного результату за рахунок використання механізму випадковості при генерації нових рішень. 2. Висока залежність якості прийнятого рішення від способу реалізації генетичних операторів і стратегії пошуку екстремуму. 3. Невисока точність одержуваних результатів оптимізації. 4. Відсутність можливості роботи в реальному масштабі часу
Нечітка логіка	<ol style="list-style-type: none"> 1. Простота представлення знань. Можливість використання експертних знань. 2. Можливість нечіткого задання параметрів досліджуваного об'єкта. 3. Можливість пояснення результатів виведення. 4. Робота з нелінійністю і невизначеністю. 5. Робота в реальному масштабі часу. 	<ol style="list-style-type: none"> 1. Труднощі формування правил і функцій належності експертом. 2. Труднощі перевірки на несуперечливість бази знань при отриманні нових знань. 3. Відсутність можливості навчання. 4. Відсутність можливості оптимізації одержуваних результатів.
Класична логіка	<ol style="list-style-type: none"> 1. Простота представлення знань. Можливість використання експертних знань. 2. Можливість пояснення результатів виведення. 	<ol style="list-style-type: none"> 1. Відсутність здатності до навчання. 2. Неможливість роботи з неточними даними, невизначеністю, нелінійністю. 3. Неможливість отримання оптимальних рішень. 4. Відсутність можливості роботи в реальному масштабі часу.

найкраще рішення може бути отримано шляхом використання генетичних алгоритмів на всіх етапах пошуку оптимального рішення, що дозволяє перейти від моделей уявлення і використання знань з жорсткими зв'язками до моделей з змінною структурою.

Значних результатів можна досягти шляхом об'єднання технологій штучного інтелекту. Теоретичною основою об'єднання, наприклад, нечітких систем і нейромережових технологій в єдину систему є результат, який демонструє функціональну еквівалентність між роботою нейронних мереж і висновком в нечітких системах, отриманий в [6].

Основні завдання, які найчастіше мають вирішувати гібридні моделі в СППР, зводяться до наступних: завдання оптимізації, класифікації і розпізнавання, прогнозування, багатокритеріального вибору, логічного виведення і т. д. Для кожної з окремих компонент гібридних моделей, які представлені в табл. 2, необхідно вирішувати ряд внутрішніх проблем, пов'язаних з їхніми недоліками, але спільне їх використання при вирішенні загальної задачі дозволяє компенсувати їх недоліки та посилити переваги, створюючи тим самим синергетичний ефект [7].

При створенні гібридних моделей необхідно враховувати наступні фактори:

- призначення системи;
- методи пошуку і аналізу альтернативних варіантів рішень;
- особливості реалізації.

Основні методи пошуку і аналізу рішень багато в чому визначаються типом заданої початкової інформації, представлені в базах знань, базах даних, базах експертних знань і т. д. Для визначення способів реалізації гібридних моделей виділимо два типи архітектур:

- 1) комплексна архітектура, що складається з декількох взаємодіючих моделей, кожна з яких виконує «свою» функцію;
- 2) архітектура, в якій моделі об'єднуються на рівні методів на окремих стадіях реалізації основних алгоритмів моделей.

Для створення гібридних моделей першого типу необхідно досліджувати недоліки кожної з технологій і визначити шляхи інтеграції для усу-

нення цих недоліків, причому внутрішня структура моделей залишається незмінною.

Створення другого типу моделей вимагає більш глибокого дослідження алгоритмів функціонування кожної з моделей для визначення способу реалізації окремих функцій на основі більш прогресивних технологій.

У даний час більш дослідженим класом є моделі другого типу. Гібридизація нейромережових і нечітких систем розглянута в [6], в яких наведено приклади нейромережових нечітких систем, що реалізують вивід в нечіткій базі знань за допомогою НС – мережі ANFIS (Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System), і приклади нечітких нейронних мереж, в яких окремі елементи мережі є нечіткими (наприклад, нейрони). Гібридизація штучних нейронних мереж і генетичних алгоритмів застосовується для вибору оптимальної топології нейронної мережі і для оптимізації навчальної вибірки.

Тому основним підходом для вирішення важко формалізованих завдань, таких як керування процесом буріння, за допомогою СППР пропонується використовувати нейромережовий підхід.

Ефективність його застосування може бути підвищена за рахунок:

- попереднього навчання і налаштування окремих нейронних модулів на вирішуване завдання;
- інтеграція знань про особливості предметної області в структуру ієрархічних (багатошарових) нейронних мереж;
- застосування базових типів гібридних моделей, в яких нейронна мережа зв'язується з іншими інтелектуальними технологіями.

Висновки. Аналіз існуючих методів і технологій підтримки прийняття рішень, що всі вони мають свої недоліки і переваги. На основі проведеного аналізу можна зробити висновок про те, що методологічний апарат застосування методів підтримки прийняття рішень можна успішно застосовувати при вирішенні тих чи інших завдань. Однак, якщо завдання є комплексним, то відповідно і вибір методів повинен бути комплексним. Природно, при застосуванні методів для реалізації конкретних прикладних задач необхідна їх агрегація, адаптація та локалізація.

Список літератури:

1. Чигур І.І. Інформаційна модель відпрацювання шарошкового долота при бурінні свердловин на нафту і газ. *Методи та прилади контролю якості*. 1999. № 3. С. 34–37.
2. Hopple, G. W. The state of the decision support systems [Text] / G. W. Hopple. Printed in USA, 1988. 246 p.
3. Raymond McLeon Jr., George Schell. Management Information Systems / Raymond McLeon Jr., George Schell. Prentice – Hall, Upper Sadle River, New Jersey 07458, 2001.

4. Chyгур L. Fuzzy monitoring of technical condition of the diamond bits during electric drilling / L. Chyгур, G. Sementsov, I. Chyгур. *Proceedings of 11th Zittau Fuzzy Colloquium*. Zittau (Germany), 2004. P. 36–43.
5. Holsapple C.W. *Decision Support Systems (a knowledge based approach)* / C.W. Holsapple, A.B. Whinston. New York : West Publishing Company, 2003. 860 p.
6. Чигур Л.Я. Нейромережева оцінка технічного стану породоруйнівного інструменту / Л.Я. Чигур, Г.Н. Семенов, І.І. Чигур. *Вісник технологічного університету Поділля*. 2004. Ч. 1. Том 1. С. 196–198.
7. Parsaye K. Characterization of data mining technologies and process. *Journal of Data Warehousing*. 1998. № 1.

Chyhur I.I., Chyhur L.Ya. OVERVIEW OF THE METHODS AND DIRECTIONS OF DEVELOPMENT OF INTELLECTUAL SUPPORT OF DECISION-MAKING TECHNOLOGIES IN THE AUTOMATION OF CONTROL PROCESSES

In this article, the authors investigate the methods and directions of development of technologies of intelligent decision-making support (IPR) in automated control systems. IPR is considered an essential component of such systems, which makes it possible to significantly increase the effectiveness of management decision-making in conditions of uncertainty and complexity.

The relevance of the research topic is determined by the constant growth of the complexity of control systems and the need to make operational decisions in conditions of limited information. The use of IPR technologies makes it possible to increase the objectivity and efficiency of making such decisions, which, in turn, helps to optimize the operation of control systems and achieve better results.

The practical value of the research results is that they can be used to develop new IPR systems and improve existing ones. In addition, the results of the study can be useful for specialists in the field of automation of control systems when choosing IPR technologies for specific tasks.

As part of the work, an analysis of modern methods and tools of IPR was carried out, which include artificial intelligence, expert systems, fuzzy logic, artificial neural networks and genetic algorithms. The authors emphasize that the choice of technology for processing the source information used by the decision-maker is based on the specifics of the tasks to be solved, the number of quantitative and qualitative parameters describing the problem, and the level of processing the task.

In order to find the optimal solution, the authors suggest using genetic algorithms at all stages. This allows for a transition from rigidly coupled models of knowledge representation and use to models with variable structure. In addition, the authors emphasize the significant potential of combining artificial intelligence technologies, giving an example of a successful combination of fuzzy systems and neural networks.

Possible areas of further research include the development of new methods and algorithms of IPR, research into the possibilities of using IPR in new areas, as well as improvement of methods for evaluating the effectiveness of IPR systems.

This article will be useful for researchers and specialists in the field of automation of control systems, as well as for those interested in decision-making problems under uncertainty.

Key words: *intelligent decision support systems, artificial intelligence, fuzzy logic, artificial neural networks, genetic algorithms, control systems, knowledge bases.*