

УДК 35.077:347.97/99:004.8

DOI <https://doi.org/10.32689/maup.it.2022.1.2>

Віктор БОЙКО

кандидат технічних наук, доцент, доцент кафедри кібербезпеки, Національний університет «Одеська юридична академія», вул. Рішельєвська, 28, Одеса, Україна, індекс 65011 (boyko-work@ukr.net)

ORCID: 0000-0001-5929-657X

Микола ВАСИЛЕНКО

доктор фізико-математичних наук, доктор юридичних наук, професор, професор кафедри кібербезпеки, Національний університет «Одеська юридична академія», вул. Рішельєвська, 28, Одеса, Україна, індекс 65011 (vasylenko.it@journals.maup.kiev.ua)

ORCID: 0000-0002-8555-5712

Валерій РАЧУК

асистент кафедри кібербезпеки, Національний університет «Одеська юридична академія», вул. Рішельєвська, 28, Одеса, Україна, індекс 65011 (rachuk960@gmail.com)

ORCID: 0000-0003-1793-016X

Валерія СЛАТВІНСЬКА

викладач кафедри кримінального права, процесу та криміналістики, Міжнародний гуманітарний університет, Фонтанська дорога, 33, Одеса, Україна, індекс 65000 (slatvinskaya_valeriya@ukr.net)

ORCID: 0000-0002-6082-981X

Viktor BOYKO

Candidate of Technical Sciences, Associate Professor, Associate Professor at the Department of Cybersecurity, National University "Odesa Law Academy", 28 Richelevska str., Odesa, Ukraine, postal code 65011 (boyko-work@ukr.net)

Nikolai VASILENKO

Doctor of Physical and Mathematical Sciences, Doctor of Law, Professor, Professor at the Department of Cybersecurity, National University "Odesa Law Academy", 28 Richelevska str., Odesa, Ukraine, postal code 65011 (vasylenko.it@journals.maup.kiev.ua)

Valery RACHUK

Assistant Professor at the Department of Cybersecurity, National University "Odesa Law Academy", 28 Richelevska str., Odesa, Ukraine, postal code 65011 (rachuk960@gmail.com)

Valeria SLATVINSKAYA

Lecturer at the Department of Criminal Law, Procedure and Criminalistics, International Humanitarian University, 33 Fontanska doroga str., Odessa, Ukraine, postal code 65000 (slatvinskaya_valeriya@ukr.net)

Бібліографічний опис статті: Бойко В., Василенко М., Рачук В., Слатвінська В. Нове (друге) народження мови «ПРОЛОГ» (PROLOG) в контексті систем підтримки прийняття рішень. *Інформаційні технології та суспільство*. 2022. Вип. 1 (3). 16–22. DOI: <https://doi.org/10.32689/maup.it.2022.1.2>

Bibliographic description of the article: Boyko, V., Vasilenko, M., Rachuk, V., Slatvinskaya, V. (2022). Nove (druhe) narodzhennia movy «PROLOH» (PROLOG) v konteksti system pidtrymky pryiniattia rishen [The New (second) birth of the "Prolog" language in the context of Decision Support Systems]. *Informatsiini tekhnolohii ta suspilstvo – Information technology and society*, 1 (3), 16–22. DOI: <https://doi.org/10.32689/maup.it.2022.1.2>

**НОВЕ (ДРУГЕ) НАРОДЖЕННЯ МОВИ «ПРОЛОГ» (PROLOG)
В КОНТЕКСТІ СИСТЕМ ПІДТРИМКИ ПРИЙНЯТТЯ РІШЕНЬ**

Анотація. Штучний інтелект і машинне навчання мають вагому частку в сучасних інформаційних технологіях і надають широкий набір інструментів: від експертних систем до нейромереж. Їх реалізація потребує специ-

фічного середовища та відповідного програмного забезпечення. Однією із мов програмування для цього підходить мова «Пролог». В той же час існують серйозні ризики щодо помилок при використанні цього забезпечення. Обговорено диференціацію завдань з управління у таких складних соціально- та організаційно-технічних системах як штучний інтелект. В статті надано всебічний аналіз і осмислення значення мови «Пролог» в системі підтримки рішень (DSS) та проведено встановлення його місця в цій агломерації. В зв'язку з цим обґрунтовано необхідність створення DSS нового покоління. В контексті поставленої мети показано перспективність використання DSS для прийняття стратегічних рішень в дедуктивному навчанні в порівнянні з індуктивним. Доведено, що саме такою стратегічною технологією стає DSS. Воно використовує дедуктивне навчання, яке при використанні мови «Пролог» в процесі формування систем штучного інтелекту створює максимальну прозорість і надає обґрунтованість при прийнятті рішень. Акцентовано увагу на тому, чому мова «Пролог» має стати перспективною мовою систем AI/ML. Пропонується також концепція гібридної DSS, що поєднує в собі переваги обох систем. Така система дозволяє приймати рішення на різних рівнях, отримуючи вигоди від систем з індуктивним навчанням на тактичному рівні та дедуктивних систем на стратегічному рівні прийняття рішень.

Ключові слова: штучний інтелект, мова «Пролог», система підтримки рішень, дедуктивне, індуктивне, гібридне машинне навчання.

THE NEW (SECOND) BIRTH OF THE “PROLOG” LANGUAGE IN THE CONTEXT OF DECISION SUPPORT SYSTEMS

Abstract. Artificial intelligence and machine learning have a significant share in modern information technologies and provide a wide range of tools: from expert systems to neural networks. Their implementation requires a specific environment and appropriate software. One of the programming languages suitable for this is the Prologue language. At the same time, there are serious risks of errors when using this software. Differentiation of management tasks in such complex socio – organizational and technical systems as artificial intelligence is discussed. The article provides a comprehensive analysis and understanding of the meaning of the Prologue language in the decision support system (DSS) and establishes its place in this agglomeration. In this regard, the need to create a new generation of DSS is justified. In the context of this goal, the prospects of using DSS for strategic decision-making in deductive learning in comparison with inductive learning are shown. It is proved that DSS is becoming such a strategic technology. It uses deductive learning, which, when using the Prologue language in the process of forming artificial intelligence systems, creates maximum transparency and gives validity in decision-making. Attention is focused on why the Prologue language should become a promising language for AI/ML systems. The concept of hybrid DSS is also proposed, combining the advantages of both systems. Such a system allows you to make decisions at different levels, benefiting from systems with inductive learning at the tactical level and deductive systems at the strategic level of decision-making.

Key words: artificial intelligence, “Prolog”, decision support system, deductive, inductive, hybrid machine learning.

Актуальність проблеми. Натепер отримали широке поширення системи підтримки прийняття рішень (Decision Support Systems – DSS) різного класу, основним призначенням яких є збір інформації з поставленої проблеми вимагає вирішення, вироблення і аналіз можливих альтернатив рішення для полегшення прийняття рішень у складних соціально- та організаційно-технічних системах (COTC). До такого класу, наприклад, належать системи управління розумним містом Alibaba's City Brain [1]. Збір та аналіз інформації в COTC тісно пов'язаний з такими сферами знань, як датамайнінг, Big Data, системи штучного інтелекту (Artificial Intelligence – AI) і машинне навчання (Machine Learning – ML). Оскільки даних збирається найчастіше більше, ніж може бути оброблено вручну або в напівавтоматизованому режимі, в DSS достатньо широко використовуються системи аналізу даних на основі ML.

Не викликає сумнівів, що AI становить галузь, визначення якої залежить від того, хто саме робить це визначення, враховуючи його багатофункціональність на всіх етапах створення. AI й ML зараз надають широкий набір інструментів: від експертних систем до нейромереж. Вони використовуються для вирішення проблем, пов'язаних з великими витратами обчислювальних ресурсів або ті, що погано піддаються алгоритмізації. Слушно відзначити й те, що питання програмного забезпечення набуває принципового значення, коли створювати ефективні механізми контролю над внутрішньою роботою інформаційно-комунікаційних технологій та алгоритмів, що обробляють дані, а також коли слід давати гарантії щодо належного контролю за функціонуванням систем та підзвітністю за використанням технологій AI, а саме, в такій галузі як і ML. Реалізація цього потребує специфічного середовища та відповідного програмного забезпечення. З іншого боку, існує занепокоєння тим, що в результаті розвитку технологій AI виникнуть нові ризики через відповідні помилки, які поставлять під загрозу існування людського виду у цілому.

Метою статті є встановлення місця і осмислення значення мови «Пролог» в системі підтримки прийняття рішень.

Аналіз останніх досліджень і публікацій. В роботі [2] йдеться про те, яким чином впроваджують глибинне навчання, коли алгоритм здатний самостійно визначити набір ознак для розрізнення різних категорій даних. Втручання людини при обробці даних не потрібно, що відкриває набагато більше можливостей при написанні програм щодо систем AI. Існує певний процедурний підхід який дозволяє розглядати цільове твердження програми, як виклик однієї процедури, або як послідовність викликів кількох процедур користувача та стандартних. Послідовність викликів процедур задається порядком запису ці-

лей у кон'юнкції. Аргументи цільових тверджень трактуються як фактичні параметри процедур. Умовні твердження програми та факти, що записані одним предикатом так і називають процедурою. Тіло може містити виклики інших процедур, які виконують необхідні для основної процедури дії, одержують дані з фактів тощо. Якщо умовне твердження має кілька гілок умов, то процедура розгалужується. У кожній гілці є одна або кілька поточних цілей, які задають умови виконання гілки. Такі цілі розташовують на початку гілки, інші поточні цілі гілки виконують необхідні за умовами дії або викликають інші процедури, що виконуватимуть необхідні дії. Серед поточних цілей гілок можуть заходитися виклики процедур до себе, тобто процедура може виконувати дії, які повторюються рекурсивно. Тут доречними стає використання індуктивних та дедуктивних систем ML, які визначаються як найбільш розповсюджені. Індуктивне навчання (навчання за прецедентами) використовує навчальну вибірку (базу даних прецедентів з відомими виходами) з якої різними шляхами можуть бути отримані емпіричні правила передбачення результатів за цією вибіркою. У такому навчанні виділяють приблизно десять основних базових алгоритмів, а саме: k-Means – найбільш популярний метод кластеризації, який прагне мінімізувати сумарне квадратичне відхилення точок кластерів від центрів цих кластерів, SVM – метод опорних векторів – алгоритми навчання з учителем для завдань класифікації та регресійного аналізу, C4.5 – алгоритм для побудови дерев рішень, розроблений Джоном Квінлоу Apriori, EM, PceRank, AdaBoost, kNN, наївний баєсівський класифікатор, CART [3; 4]. Перевагою індуктивного навчання є можливість автоматизованої обробки великих обсягів інформації майже без участі людини. Це стало однією з вирішальних переваг в цей час при впровадженні систем ML в різних областях використання DSS, оскільки в сучасних інформаційних системах кількість доступної до обробки інформації не є критичним або обмежувальним фактором – широке поширення датчиків, систем геопозиціонування і машинного зору надає величезну кількість доступних для використання даних (див. [5; 6]). Однак, все частіше звертають уваги на недоліки властиві системам ML, заснованим на індуктивних моделях навчання. Зокрема, такі системи дуже чутливі до якості навчальної вибірки – якість отриманих емпіричних закономірностей сильно залежить від відповідності навчальній вибірці ситуації в реальному світі [7]. З якістю вибірки також безпосередньо пов'язана необхідність очищення та вибору необхідних даних [8], вибір тих параметрів, які найбільшою мірою являють собою інформацію, необхідну для вироблення рішень [6] тощо. Людський фактор у таких системах хоча і неявно все ще відіграє більшу роль – з чим пов'язаний великий попит на фахівців у галузі аналізу та обробки даних (Analytics and Data Science).

Системи з дедуктивним навчанням являють собою системи різного роду, засновані на отриманні знань не емпіричним шляхом, з навчальної вибірки прецедентів, а безпосередньо від експерта (фахівця) в предметній галузі.

Виклад основного матеріалу. Принциповим розумінням стало те, що в системах з дедуктивним навчанням далі треба переводити знання в формалізовану форму (символічне уявлення, системи, що породжують правила, фрейми, графи, дерева, асоціативні мережі тощо) і переносяться в базу знань. Так, у роботі [6] виділяються такі стадії набуття знань:

- ідентифікація – аналіз основних характеристик проблеми,
- концептуалізація – розробка концепції представлення знань,
- формалізація – розробка структури організації знань,
- реалізація – формулювання правил, що містять в собі знання.

Все завершується тестуванням, яке за результатами уточнює характеристики всіх стадій процесу набуття знань.

На відміну від першої категорії систем, системи з дедуктивним навчанням вимагають наявності відразу декількох кваліфікованих фахівців (експерта, інженера по роботі зі знаннями), а сам процес передачі знань вибудовується досить трудомістко. Тому, системи DSS, що використовують дедуктивні системи AI/ML в якийсь момент відійшли на другий план, поступившись місцем індуктивним системам, як простішим і таким, що не вимагає високої кваліфікації персоналу, а значить дешевшим і простішим у впровадженні. Однак стало помітним, що намітилося зростання інтересу саме до цього класу систем, що пов'язано з все більшою роллю, яку DSS почали грати в процесі планування й управління великомасштабними COTS. *Категоріальна диференціація завдань з управління COTS.* Не всі рішення, які потребують використання DSS потребують максимально швидкої реакції. Якщо прийняти в якості критерію використання методів прийняття рішень час на пошук рішення і ймовірність безпомилкового рішення, то в підтримці прийняття рішень у реальному світі можна виділити дві основних категорії, два умовних «полюси» прийняття рішень. Якщо розглянути проблему управління і прийняття рішень для такої COTS, як міська інфраструктура «розумного міста» (smart city), то можна виділити в ній дві принципово різні категорії завдань з прийняття рішень [9; 10]. До першої категорії належать завдання, що потребують швидкої реакції. Прийнятним прикладом є завдання управління дорожнім рухом. Це завдання

вимагає швидкої реакції – інтелектуальна транспортна система (ITS) повинна відстежувати і реагувати на завдання і проблеми, що виникають і потребують вирішення в режимі реального часу: аналіз дорожньо-транспортних пригод, керування транспортними потоками в умовах перевантаження, супровід службових машин прогнозування ймовірності виникнення аварій з використанням алгоритмів великих даних тощо. Наприклад, використання системи ET City Brain в регіоні Ханчжоу Сяошань дозволило відмовитися від поліцейського ескорту для машин швидкої допомоги при русі в умовах заторів. Система прогнозує обстановку на вулицях ще до виїзду швидкої допомоги, визначає оптимальну траєкторію руху і на всьому протязі маршруту забезпечує рух наскрізною роботою світлофорів на перехрестях. Це дозволяє досягти скорочення часу реакції вдвічі [11]. У таких системах дані отримуються з різномірних ресурсів, таких як високопродуктивні IoT-пристрої, відеодетектори і GPS. Широко використовуються методи BigData онлайн-моніторинг і моніторинг керованих систем в реальному часі. Основний прогрес в цих областях досягається в основному внаслідок збільшення і розширення можливостей обчислювальних систем, знаходження ефективних алгоритмів пошуку оптимальних рішень, скорочення часу реакції і знаходження рішення і так далі [12]. Друга категорія завдань управління міською інфраструктурою являє собою завдання довготривалого планування, в яких час реакції не є критичним, проте на перший план виходить максимальна деталізація і безпомилковість прийнятих рішень: створення та планування забудови, розвиток міської інфраструктури з урахуванням можливого забруднення повітря, планування та впровадження нових транспортних та інфраструктурних проєктів, розширення міської забудови з урахуванням зростання населення тощо. Як було сказано вище, для таких завдань характерно зміщення фокусу з часу реакції на зменшення кількості помилок, оскільки процес планування з одного боку являє собою тривалу процедуру, з іншого боку, допущені в процесі планування помилки важче виявляються, обходяться дорожче на кілька порядків і важче виявляються – що безпосередньо пов'язано з довготривалістю планування і масштабністю прийнятих рішень – якщо дорога або трубопровід прокладені в невдалому місці або з невірним урахуванням динаміки розвитку міста, виправлення помилки може обійтися вельми дорого [5; 9]. Деякі автори, безпосередньо говорять про існування різних рівнів у вирішенні завдань – зокрема про стратегічне і тактичне планування в різних областях роботи з масштабними COTS [13] в яких повторюється поділ завдань щодо співвідношення часу на рішення до безпомилковості рішення. При цьому важливу роль відіграє не стільки час прийняття рішення, скільки можливість прийняття оптимального в даній ситуації рішення.

Необхідність DSS нового покоління. Необхідність вирішення завдань стратегічного рівня, зумовила інтерес до DSS нового покоління. У таких системах робиться акцент на поясненість рішень AI/ML і приділяється велика увага обґрунтуванню цих рішень.

У роботі [14] зазначається, що в наявних моделях ML завжди є ймовірність «катастрофічної помилки» – збою або прийняття неправильного рішення з різних причин. Це може бути, наприклад, недостовірність навчальної вибірки, на якій проводилося тренування системи. При цьому сама недостовірність може бути обумовлена різними причинами: невірним вибором вектора ознак навчальних прецедентів, невідповідністю вибірки реальному стану речей, застаріванням вибірки стосовно динамічно змінюваного стану речей. У результаті завжди існує ризик серйозних помилок [15] і ціна цього ризику може бути досить великою, особливо у випадку, коли система використовується для вироблення стратегічних рішень у складних COTS. Все це зумовило необхідність розуміння поведінки ML і механізмів прийняття рішення, необхідне для аналізу потенційних збоїв, корекції поведінки та критеріїв прийняття рішень ML і так далі.

Загалом загальні ризики використання «базових моделей» (foundation models) AI/ML як з точки зору ймовірних помилок, так і з точки зору соціальних аспектів проблеми докладно розглядаються в статті [16].

Так само на подібні ризики звертають увагу і великі гравці ринку. Наприклад, у 2019 році агенція DARPA опублікувала дані про проєкт «поясненого штучного інтелекту» (explainable artificial intelligence – XAI) – основним напрямком якого, є створення нової системи, акцент в якій робиться на зрозумілість і обґрунтованість запропонованих системою рішень [17]. У XAI виділяють три основні напрямки: вивчення моделей AI/ML, які дозволяють створювати зрозумілі рішення, створення ефективних людино-машинних інтерфейсів і розробка психологічних принципів і моделей для підвищення ефективного розуміння таких пояснень особами залученими в процесі прийняття рішень.

У роботі [17] також проводиться диференціація вирішуваних завдань аналогічна попередньому розділу, однак тут завдання розподілені не за критерієм час-безпомилковість, а за критерієм час-пояснюваність. Найбільш швидкодійними системами є нейронні мережі та системи глибокого навчання (Deep Learning), проте їх рішення є також найменш прозорими для користувача такою системою.

Концепція гібридної DSS. З нашого аналізу випливає, що для рішень, які приймаються в складних COTS і потребують стратегічного підходу, все частіше потрібно не просто вироблення, а й пояснення та обґрунтування вироблюваних системою рішень. Є перспективним використання гібридної DSS,

в якій генерація вихідних альтернатив на тактичному рівні може виконуватися з використанням традиційних, базових моделей, а побудова стратегічних рішень – з використанням методології ХАІ, а далі коригуватися і доповнюватися з використанням наявних технологій в тому числі технологій використовують дедуктивний підхід. Деякі напрацювання такого підходу наведено у статті [18].

Використання концепції гібридної DSS може дозволити працювати у двох основних режимах прийняття рішень. У режимі швидкого реагування (при невисокій точності) у випадках потребують негайної генерації можливих результатів і впливів на ситуацію DSS буде працювати в режимі «звичайної», «традиційної» системи AI/ML. За аналогією з [13] будемо називати таку систему прийняття рішень «тактичною».

У режимі повільного планування (при високій точності та прозорості результатів) «звичайний», «традиційний» режим роботи DSS буде використовуватися на вході для попередньої обробки інформації та генерації перед-альтернатив. В основному ж режимі повинні використовуватися системи з дедуктивним навчанням, а сам процес вироблення рішень налаштовуватися і відбуватися в тому числі за участю експертів та інженерів знань. При цьому DSS може використовувати для зберігання та використання знань засоби логічного та формального виводу – таким же чином, як це відбувається в системах символічних обчислень CAS Maxima або бібліотеці символічних обчислень SymPy. Таким чином, процес прийняття рішень набуде необхідної прозорості та поясненості, що позитивно позначиться на точності. Тимчасові витрати на прийняття рішення зростуть, однак, з урахуванням невисокої частоти прийняття подібних рішень і ризиків, пов'язаних з помилковими рішеннями, таке співвідношення має виявитися цілком прийнятним.

Мова «Пролог» як перспективна мова систем AI/ML. Отже, з урахуванням наведеного вище можна стверджувати, що завдяки інтересу до систем ХАІ й дедуктивних AI/ML систем мова «Пролог» нині переживає друге народження. При цьому мається на увазі, що більшість сучасних мов програмування використовують імперативний підхід, який базується на описі алгоритму, що дозволяє досягти потрібного результату. Однак, існує альтернативний, а саме, декларативний підхід, коли замість алгоритму дій описується готовий результат, а пошук дій для досягнення результату перекладається на інструментальну базу мови програмування. Такий підхід, зокрема, характерний для мов роботи з системами управління базами даних. Наприклад, SQL-запит сам по собі не містить алгоритму вилучення даних з таблиць, він тільки описує необхідний результат («отримати зведену таблицю адрес, відсортовану по місту проживання клієнта») і умови, необхідні для його отримання («поєднати таблиці клієнтів та їх адрес за загальним ключем клієнта»). Парадигма декларативного підходу добре підходить для користувачів, які не є фахівцями в предметній галузі, і отримала широке поширення за межами програмування як такого [19].

Пролог також використовує декларативний підхід і роботу в парадигмі логічного програмування з використанням логіки предикатів. Логічна нотація Прологу заснована на обчисленні предикатів першого порядку (часто званому просто – «логікою першого порядку», яка допускає висловлювання щодо змінних, фіксованих функцій і предикатів) [20].

Це полегшує побудову на його основі систем DSS і робить її перспективною мовою для побудови нової гібридної системи DSS для прийняття стратегічних рішень для управління складною СОТС.

Старі версії «Прологу» були орієнтовані в основному на академічні та фундаментальні дослідження, що зумовило репутацію мови, як суто академічного інструменту. Однак, сучасні версії мови (зокрема – SWI-Prolog) володіють усім необхідним набором інструментів. Наприклад, до його складу входить безліч розширень і бібліотек, для роботи з багатопотоковими завданнями, шифруванням, такими як TCP/IP, TIPC, ODBC, SGML/XML/HTML, RDF, JSON, YAML, HTTP, засобами машинної графіки тощо. SWI-Prolog дозволяє вбудовування, як у мови середнього і низького рівня (C), так і інтеграцію з мовами надвисокого рівня (Python), а також зі складними середовищами розробки і моделювання (Jupyter) при цьому вбудовування і використання може відбуватися в обидва боки: як система «Пролог» може розширяться бібліотеками мови C, так і мова C може бути розширена коштом інструментів написаних на мові «Пролог».

Висновки та перспективи подальших досліджень. Таким чином, цифровізація прийняття рішень, що розширюється, і використання систем підтримки рішень (в процесах прийняття стратегічних рішень вимагають іншого підходу до прийняття рішень, ніж прийнятий у конвенційних DSS, здебільшого заснованих на індуктивному навчанні. Таким підходом може стати як створення дедуктивної «стратегічної» DSS, що використовує дедуктивне навчання і максимальну прозорість і обґрунтованість прийняття рішення, так і пропонується в статті концепція гібридної DSS, що поєднує в собі переваги обох систем. Така система дозволить приймати рішення на різних рівнях, отримуючи вигоди від систем з індуктивним навчанням на тактичному рівні та дедуктивних систем на стратегічному рівні прийняття рішень.

Список використаних джерел:

1. Caprotti F, Liu D. Platform urbanism and the chinese smart city: The co-production and territorialisation of hangzhou city brain // *GeoJournal*. – Springer, 2020. – P. 1–15.

2. Василенко М. Д., Шевченко Т.В. Застосування штучного інтелекту в публічному управлінні, судочинстві та правоохоронній діяльності: міждисциплінарне дослідження. *Право і суспільство*. 2021. № 5. С. 148-154.
3. Wu X., Kumar V., Quinlan J. R., Ghosh J., Yang Q., Motoda H., McLachlan G. J., Ng A., Liu B., Philip S. Y., others. Top 10 algorithms in data mining // *Knowledge and information systems*. – Springer, 2008. – Vol. 14, no. 1. – P. 1–37.
4. Settouti N., Bechar M. E. A., Chikh M. A. Statistical comparisons of the top 10 algorithms in data mining for classification task // *International Journal of Interactive Multimedia and Artificial Intelligence*. – 2016. – Vol. 4, no. 1. – P. 46–51.
5. Jordan M. I., Mitchell T. M. Machine learning: Trends, perspectives, and prospects // *Science*. – American Association for the Advancement of Science, 2015. – Vol. 349, No. 6245. – P. 255–260.
6. Jackson P. Introduction to expert systems. – Addison-Wesley Pub. Co., Reading, MA, 1986.
7. Kuwajima H., Yasuoka H., Nakae T. Engineering problems in machine learning systems // *Machine Learning*. – Springer Science; Business Media LLC, 2020. – Vol. 109, no. 5. – P. 1103–1126.
8. McCallum Q. E. Bad data handbook: Cleaning up the data so you can get back to work. – "O'Reilly Media, Inc.", 2012.
9. Hadi Amini M., Shafie-khah M. Cyberphysical smart cities infrastructures: Optimal operation and intelligent decision making / 1st ed. – Wiley, 2022.
10. Ahmad K., Maabreh M., Ghaly M., Khan K., Qadir J., Al-Fuqaha A. Developing future human-centered smart cities: Critical analysis of smart city security, data management, and ethical challenges // *Computer Science Review*. – Elsevier BV, 2022. – Vol. 43. – P. 100452.
11. Jazzyyear. The Chronicles of Cloud Building in Hangzhou: Part 2 / Alibaba Cloud Community. – 2020.
12. Usman M., Jan M. A., He X., Chen J. A survey on big multimedia data processing and management in smart cities // *ACM Computing Surveys (CSUR)*. – ACM New York, NY, USA, 2019. – Vol. 52, no. 3. – P. 1–29.
13. Pérez A. T. E., Camargo M., Rincón P. C. N., Marchant M. A. Key challenges and requirements for sustainable and industrialized biorefinery supply chain design and management: A bibliographic analysis // *Renewable and Sustainable Energy Reviews*. – Elsevier BV, 2017. – Vol. 69. – P. 350–359.
14. Ignatiev A. Towards trustable explainable AI // *IJCAI*. – 2020.
15. Szegedy C., Zaremba W., Sutskever I., Bruna J., Erhan D., Goodfellow I., Fergus R. Intriguing properties of neural networks // arXiv preprint arXiv:1312.6199. – 2013.
16. Bommasani R., Hudson D. A., Adeli E., Altman R., Arora S., et al. On the opportunities and risks of foundation models. – 2021.
17. Gunning D., Aha D. DARPA's explainable artificial intelligence (XAI) program // *AI Magazine*. – Association for the Advancement of Artificial Intelligence (AAAI), 2019. – Vol. 40, no. 2. – P. 44–58.
18. Honda H., Hagiwara M. Analogical reasoning with deep learning-based symbolic processing // *IEEE Access*. – Institute of Electrical; Electronics Engineers (IEEE), 2021. – Vol. 9. – P. 121859–121870.
19. Flach P., Sokol K. Simply logical: Intelligent reasoning by example – online edition. – Zenodo, 2018.
20. Wielemaker J., Schrijvers T., Triska M., Lager T. SWI-Prolog // *Theory and Practice of Logic Programming*. – 2012. – Vol. 12, no. 1-2. – P. 67–96.

References:

1. Caprotti F., Liu D. (2020). Platform urbanism and the chinese smart city: The co-production and territorialisation of hangzhou city brain. *GeoJournal*. Springer, 1–15. [in English].
2. Vasilenko M. D., Shevchenko T.V. (2021). Application of artificial intelligence in public administration, legal proceedings and law enforcement: an interdisciplinary study. *Law and society*, No 5, 148-154. [in Ukrainian].
3. Wu X., Kumar V., Quinlan J. R., Ghosh J., Yang Q., Motoda H., McLachlan G. J., Ng A., Liu B., Philip S. Y., others. (2008). Top 10 algorithms in data mining. *Knowledge and information systems*. Springer, Vol. 14, no. 1. 1–37. [in English].
4. Settouti N., Bechar M. E. A., Chikh M. A. (2016). Statistical comparisons of the top 10 algorithms in data mining for classification task. *International Journal of Interactive Multimedia and Artificial Intelligence*. Vol. 4, no. 1, 46–51. [in English].
5. Jordan M. I., Mitchell T. M. (2015). Machine learning: Trends, perspectives, and prospects. *Science*. *American Association for the Advancement of Science*, Vol. 349, No. 6245, 255–260. [in English].
6. Jackson P. (1986). Introduction to expert systems. Addison-Wesley Pub. Co., Reading, MA, [in English].
7. Kuwajima H., Yasuoka H., Nakae T. (2020). Engineering problems in machine learning systems. *Machine Learning*. – Springer Science; Business Media LLC, Vol. 109, no. 5, 1103–1126. [in English].
8. McCallum Q. E. (2012). Bad data handbook: Cleaning up the data so you can get back to work. – "O'Reilly Media, Inc.". [in English].
9. Hadi Amini M., Shafie-khah M. (2022). Cyberphysical smart cities infrastructures: Optimal operation and intelligent decision making / 1st ed. – Wiley. [in English].
10. Ahmad K., Maabreh M., Ghaly M., Khan K., Qadir J., Al-Fuqaha A. (2022). Developing future human-centered smart cities: Critical analysis of smart city security, data management, and ethical challenges // *Computer Science Review*. – Elsevier BV, Vol. 43, 100452. [in English].
11. Jazzyyear. (2020). The Chronicles of Cloud Building in Hangzhou: Part 2 / Alibaba Cloud Community. [in English].
12. Usman M., Jan M. A., He X., Chen J. (2019). A survey on big multimedia data processing and management in smart cities // *ACM Computing Surveys (CSUR)*. – ACM New York, NY, USA, Vol. 52, no. 3, 1–29. [in English].
13. Pérez A. T. E., Camargo M., Rincón P. C. N., Marchant M. A. (2017). Key challenges and requirements for sustainable and industrialized biorefinery supply chain design and management: A bibliographic analysis // *Renewable and Sustainable Energy Reviews*. – Elsevier BV, Vol. 69, 350–359. [in English].

14. Ignatiev A. (2020). Towards trustable explainable AI / IJCAI. [in English].
15. Szegedy C., Zaremba W., Sutskever I., Bruna J., Erhan D., Goodfellow I., Fergus R. (2013). Intriguing properties of neural networks // arXiv preprint arXiv:1312.6199. [in English].
16. Bommasani R., Hudson D. A., Adeli E., Altman R., Arora S., et.al.(2021). On the opportunities and risks of foundation models. [in English].
17. Gunning D., Aha D. (2019). DARPA's explainable artificial intelligence (XAI) program. *AI Magazine*. – Association for the Advancement of Artificial Intelligence (AAAI), Vol. 40, no. 2, 44–58. [in English].
18. Honda H., Hagiwara M. (2021). Analogical reasoning with deep learning-based symbolic processing // IEEE Access. – Institute of Electrical; Electronics Engineers (IEEE), Vol. 9, 121859–121870. [in English].
19. Flach P., Sokol K. (2018). Simply logical: Intelligent reasoning by example – online edition. – Zenodo. [in English].
20. Wielemaker J., Schrijvers T., Triska M., Lager T. (2012). SWI-Prolog. Theory and Practice of Logic Programming. Vol. 12, no. 1-2, 67–96. [in English].