КИЇВСЬКИЙ НАЦІОНАЛЬНИЙ УНІВЕРСИТЕТ
ІМЕНІ ТАРАСА ШЕВЧЕНКА
ФАКУЛЬТЕТ ІНФОРМАЦІЙНИХ ТЕХНОЛОГІЙ

Кафедра технологій управління

ЗАРІЦЬКИЙ ОЛЕГ ВОЛОДИМИРОВИЧ
ХЛЕВНИЙ АНДРІЙ ОЛЕКСАНДРОВИЧ

МЕТОДИ ТА ЗАСОБИ ІНТЕЛЕКТУАЛЬНОГО АНАЛІЗУ ДАНИХ

НАВЧАЛЬНИЙ ПОСІБНИК

Видавництво ПП "Магнолія 2006"

Львів 2026

УДК 005.8:65+004(075.8)
З34

Рецензенти:

д.т.н., професор, в.о. завідувача кафедри управління проектами Київського національного університету будівництва і архітектури О.В. Веренич.

д.е.н., професор, професор кафедри системного аналізу та обчислювальної математики Національного університету «Запорізька політехніка» А.В. Бакурова.

Рекомендовано до публікації кафедрою технологій управління, протокол №1 від «28» серпня 2025 р.

Рекомендовано до публікації Вченою радою факультету інформаційних технологій, протокол №7 від «29» грудня 2025 р.

Заріцький Олег Володимирович, Хлевний Андрій Олександрович

З34 Методи та засоби інтелектуального аналізу даних. Навчальний посібник / Заріцький О.В., Хлевний А.О. – Львів: Видавництіо ПП «Магнолія 2006», 2026. – 205 с.

ISBN 978-617-574-338-6

В посібнику в доступній формі викладені класичні методи та підходи інтелектуального аналізу даних, які доповнюються практичними прикладами їх застосування, також розглянуті сучасні питання побудови асоціативних правил, базові засади рекомендаційних систем та методи аналізу соціальних мереж, які стали невід'ємною частиною інтелектуального аналізу даних, що робить навчальний матеріал цікавим для широкого кола читачів. Остання глава присвячена інструментам штучного інтелекту, таким як інтелектуальні агенти, які активно використовуються для автоматизації задач інтелектуального аналізу даних.

Навчальний посібник з дисципліни «Методи та засоби інтелектуального аналізу даних та впливів» призначений для студентів денної та заочної форм навчання освітньо-наукової програми «Інформаційна аналітика та впливи», освітнього рівня «магістр».

УДК 005.8:65+004(075.8)

ISBN 978-617-574-338-6

ЗМІСТ

Перелік рисунків та ілюстрацій

Перелік таблиць

Вступ

Сфера інтелектуального аналізу даних (ІАД), також відома як пошук знань у базах даних, також відома як Data Mining (DM), привернула значну увагу за останні десятиліття через експоненціальне зростання обсягів даних, які генеруються в різних сферах, таких як бізнес, фінанси, охорона здоров'я та наукові дослідження.

ІАД, який часто сприймається як сучасна дисципліна через його зв'язок із сучасними технологіями, насправді має давнє історичне підґрунтя. Коріння ІАД можна простежити від ранніх статистичних методів, таких як теорема Баєса, розроблена в 1700-х роках, та регресійний аналіз, започаткований у 1800-х роках, які в першу чергу зосереджувалися на виявленні закономірностей у наборах даних [1].

Інтелектуальний аналіз даних – це процес вилучення значущої та цінної інформації з великих масивів даних, часто для виявлення закономірностей, тенденцій та взаємозв'язків, які можуть бути використані для прийняття рішень та стимулювання інновацій [2, 3]. Цей процес зазвичай складається з низки кроків, включаючи попередню обробку даних, відбір ознак, побудову моделей та оцінку, з кінцевою метою перетворення необроблених даних на дієві ідеї [4,5].

Оскільки обсяги даних, як результат швидкого розвитку соціальних мереж та інтернету речей, зростають, а їхня складність збільшується, потреба в ефективних методах ІАД стає дедалі більш нагальною. ІАД дозволяє вирішувати широкий спектр задач – від прогнозування поведінки клієнтів та оптимізації бізнес-операцій до виявлення шахрайства в охороні здоров'я та досягнення наукових проривів [2].

За останнє кілька десятиліть галузь ІАД зазнала значного розвитку, спираючись на досягнення в комп'ютерних науках, статистиці та інших суміжних дисциплінах [2]. З розвитком методів та технологій оброблення даних інтеграція різних методологій, таких як штучний інтелект (ШІ), статистика, наука про дані, теорія баз даних (БД) і машинне навчання (МН), сформувала сучасну практику ІАД. Ця еволюція була спричинена зростанням складності та обсягу даних, які зазвичай називають великими даними (ВД), що призвело до появи передових методів аналізу та узагальнення інформації [1-3].

Штучний інтелект відіграє ключову роль у задачах ІАД, забезпечуючи ефективні методи обробки, аналізу та виявлення прихованих закономірностей у великих обсягах інформації. Завдяки потужним математичним моделям і алгоритмам МН, сучасні ШІ-системи дозволяють автоматизувати процес аналізу та знаходити складні залежності, які складно виявити традиційними методами.

Серед основних методів ШІ, що застосовуються в ІАД, можна виділити кластеризацію, класифікацію, регресійний аналіз, нейронні мережі, асоціативні правила та методи зменшення розмірності. Класифікаційні алгоритми, такі як дерева рішень або метод опорних векторів, дозволяють розподіляти дані за категоріями, тоді як алгоритми кластеризації, наприклад, k-середніх, допомагають знаходити природні групи у великих наборах інформації.

Моделі ШІ, такі як глибокі нейронні мережі (ГНМ) та генеративні алгоритми (ГА), дають змогу створювати прогностичні моделі, автоматизувати аналітику та виявляти

нові тенденції. Використання цих методів у поєднанні з великими обсягами даних відкриває широкі можливості для розвитку бізнес-аналітики, медицини, фінансів, кібербезпеки та інших сфер, де необхідна швидка та точна обробка інформації.

Метою цього навчального посібника є надання всебічної інформації в галузі ІАД, яка охоплює як вже відомі сталі концепції та методи, так і основні тренди, методології та їх практичне застосування в таких областях як побудова асоціативних правил, розроблення рекомендаційних систем та інтелектуальних аналіз соціальних мереж.

Структура посібника включає дев'ять розділів, кожен з яких присвячений однієї з областей ІАД та описує базові теоретичні засади та практичні підходи до аналізу даних. Вступ та розділи 1-5, присвячені «класичним» методам ІАД, були написані доктором технічних наук Заріцьким О.В., розділи з 6 по 9, присвячені актуальним питанням побудови асоціативних правил, розроблення рекомендаційних систем та інтелектуальному аналізу соціальних мереж, написані кандидатом технічних наук Хлевним А.О.

У першому розділі розглянуті питання щодо ІАД як міждисциплінарної галузі інформатики та статистики, яка фокусується на виявленні закономірностей у великих наборах даних за допомогою методів МН, статистичного аналізу та систем баз даних. Ця дисципліна дозволяє організаціям перетворювати великі обсяги необроблених даних у корисну інформацію, яка може бути використана для прийняття обґрунтованих бізнес-рішень та уникнути негативних наслідків світових криз, які стають невід'ємною частиною ведення бізнесу [6].

Основними завданнями ІАД є класифікація, кластеризація, пошук асоціативних правил, прогнозування та виявлення аномалій, що і висвітлюється у наступних розділах. Цей перелік не є вичерпним, задачі та сфера застосування ІАД постійно розвиваються. Розділ також висвітлює декілька важливих стандартів, які забезпечують узгодженість та ефективність процесів аналізу [7]. Найбільш відомим є CRISP-DM (Cross-Industry Standard Process for Data Mining), який визначає шість основних етапів процесу: розуміння бізнесу, розуміння даних, підготовка даних, моделювання, оцінка та впровадження. Інший важливий стандарт - PMML (Predictive Model Markup Language), який забезпечує стандартизований спосіб представлення моделей ІАД та їх обміну між різними системами та платформами. Також відзначається стандарт ISO/IEC 13249-6:2006, який визначає інтерфейси та функції для ІАД в рамках систем управління БД [8].

Другий розділ посібника присвячено актуальним питанням попередньої обробки даних, яка є критично важливим етапом у процесі ІАД, оскільки якість вхідних даних безпосередньо впливає на ефективність та точність результатів аналізу. Цей етап включає очищення даних від шуму, заповнення пропущених значень, виявлення та усунення викидів, а також стандартизацію та нормалізацію форматів даних. Належна попередня обробка може значно покращити якість результатів аналізу та зменшити ймовірність отримання хибних висновків [7].

Одним з ключових методів первинної обробки даних є обробка пропущених значень. Існує кілька підходів до вирішення цієї проблеми: видалення записів з пропущеними значеннями, заповнення середніми значеннями, медіаною або модою,

використання методів інтерполяції або складніших алгоритмів машинного навчання для прогнозування пропущених значень. Вибір конкретного методу залежить від характеру даних та цілей аналізу, що і буде детально розглянуте в розділі.

Нормалізація та стандартизація даних є іншим важливим аспектом попередньої обробки. Ці методи забезпечують приведення різних числових ознак до єдиного масштабу, що особливо важливо для багатьох алгоритмів МН. Найпоширенішими методами є мінімаксна нормалізація (приведення до діапазону [0,1]), z-нормалізація (стандартизація з нульовим середнім та одиничною дисперсією) та десяткове масштабування.

Виявлення та обробка викидів також є критичним етапом попередньої обробки даних. Викиди можуть суттєво спотворити результати аналізу, тому їх ідентифікація та коректна обробка є важливими. Для цього використовуються статистичні методи (наприклад, правило трьох сигм, метод міжквартильного розмаху), а також більш складні підходи, такі як кластерний аналіз та методи машинного навчання для виявлення аномалій.

Важливим аспектом попередньої обробки є також перетворення категоріальних змінних у числовий формат. Це може бути здійснено за допомогою різних методи кодування: one-hot encoding, label encoding, binary encoding тощо. Вибір методу кодування залежить від природи категоріальних даних та вимог конкретного алгоритму аналізу.

Фільтрація шуму в даних є ще одним важливим методом їх попередньої обробки. Це може включати застосування різних фільтрів (наприклад, медіанний фільтр, фільтр ковзного середнього), використання методів згладжування та агрегації даних. Ці методи допомагають зменшити випадкові коливання в даних та виділити більш значущі тренди та закономірності.

Всі ці підходи та їх практична реалізація будуть розглянуті у розділі з наданням рекомендацій щодо можливості їх ефективного використання.

Третій розділ розпочинає безпосередній розгляд методів та підходів ІАД, починаючи з основ регресійного аналізу, який є фундаментальним статистичним методом та широко використовуються в ІАД для вивчення та моделювання взаємозв'язків між змінними. Ці методи дозволяють не лише виявляти наявність зв'язків між різними показниками, але й кількісно оцінювати силу цих зв'язків та будувати прогностичні моделі. Вони є невід'ємною частиною сучасного аналізу даних та широко застосовуються у різних галузях – від економіки та фінансів до медицини та соціальних наук [7, 8].

Кореляційний аналіз зосереджується на вивченні статистичних взаємозв'язків між змінними. Він дозволяє визначити силу та напрямок зв'язку між двома або більше змінними, не встановлюючи причинно-наслідкових відносин.

Регресійний аналіз на відміну від кореляційного, дозволяє не тільки встановити наявність зв'язку, але й описати форму цього зв'язку за допомогою математичної моделі. Це дає можливість прогнозувати значення залежної змінної на основі значень незалежних змінних.

Четвертий розділ присвячений опису методів класифікації, як одних з найважливіших інструментів ІАД та МН, які дозволяють автоматично відносити об'єкти до певних класів (категорій) на основі їх характеристик. Класифікація представляє собою процес віднесення об'єктів до попередньо визначених класів на основі їхніх властивостей або ознак. Ця задача є однією з фундаментальних у області аналізу даних та має широке практичне застосування – від медичної діагностики до фінансового аналізу, від розпізнавання образів до фільтрації спаму [7,9].

У сучасному МН існує велика різноманітність методів класифікації, кожен з яких має свої переваги та особливості застосування. Основні підходи включають дерева рішень, які створюють ієрархічну структуру правил прийняття рішень; методи на основі статистичного навчання, такі як наївний класифікатор Баєса; методи опорних векторів (МОВ), які знаходять оптимальну гіперплощину для розділення класів; та нейронні мережі, здатні виявляти складні нелінійні залежності в даних.

Важливою особливістю методів класифікації є їх здатність до навчання на основі навчальної вибірки – набору даних, для яких відомі правильні відповіді (мітки класів). Процес навчання полягає у виявленні закономірностей та створенні моделі, яка потім може бути використана для класифікації нових, раніше невідомих об'єктів. При цьому якість класифікації значною мірою залежить від репрезентативності навчальної вибірки, правильного вибору ознак об'єктів та адекватності обраного методу класифікації специфіці задачі.

Особлива увага при використанні методів класифікації приділяється оцінці їх ефективності. Для цього використовуються різні метрики, такі як точність (accuracy), повнота (recall), precision (точність у вузькому сенсі), F1-score, а також матриця помилок (confusion matrix). Ці метрики дозволяють оцінити якість роботи класифікатора з різних аспектів та вибрати найбільш підходящий метод для конкретної задачі.

П’ятий розділ описує основи кластерного аналізу як потужного методу ІАД, який дозволяє виявляти природні групування об'єктів у наборах даних без попередньо визначених класів. На відміну від класифікації, де класи (категорії) об’єктів відомі заздалегідь, кластеризація є методом навчання без учителя, який самостійно виявляє структуру даних та формує групи (кластери) об'єктів на основі їх схожості. Цей підхід широко застосовується в різних областях – від маркетингу та сегментації клієнтів до біоінформатики та аналізу соціальних мереж [9,10].

Основною метою кластерного аналізу є розбиття набору об'єктів на групи (кластери) таким чином, щоб об'єкти всередині кожного кластера були максимально схожими між собою, а об'єкти з різних кластерів – максимально відрізнялися. Для визначення схожості між об'єктами використовуються різні метрики відстані, такі як евклідова відстань, манхеттенська відстань, косинусна подібність та інші. Вибір конкретної метрики залежить від природи даних та специфіки задачі, що і буде детально розглянуто протягом опису кожного з методів.

У сучасному аналізі даних існує широкий спектр алгоритмів кластеризації, кожен з яких має свої особливості та області застосування. Найбільш відомими є метод k-середніх (k-means), який розбиває дані на задану кількість кластерів; ієрархічна

кластеризація, яка будує дерево вкладених кластерів; DBSCAN, який знаходить кластери довільної форми на основі щільності точок; та більш складні методи, такі як спектральна кластеризація або нейронні мережі, які мають властивість «самоорганізації».

Важливим аспектом кластерного аналізу є визначення оптимальної кількості кластерів та оцінка якості кластеризації. Для цього використовуються різні методи та метрики, такі як метод ліктя (elbow method), силует-аналіз, інформаційні критерії та інші. Ці інструменти допомагають аналітику прийняти обґрунтоване рішення щодо параметрів кластеризації та оцінити надійність отриманих результатів.

Шостий розділ присвячений одному з ефективних механізмів аналітики клієнтів та маркетингу. Асоціативні правила представляють собою потужний метод ІАД, який дозволяє виявляти приховані закономірності та зв'язки між елементами у великих наборах даних. Цей підхід вперше отримав широку популярність у сфері аналізу споживчих кошиків, де він використовується для виявлення товарів, які часто купуються разом, але згодом знайшов застосування в багатьох інших областях - від медичної діагностики до рекомендаційних систем [9,10].

Основна ідея пошуку асоціативних правил полягає у виявленні закономірностей виду "якщо A, то B" (A → B), де A і B – це набори елементів, які часто зустрічаються разом у наборі даних, який досліджується. Важливими характеристиками асоціативних правил є підтримка (support) – частота спільної появи елементів A і B у даних, та достовірність (confidence) – умовна ймовірність появи B при наявності A. Ці метрики допомагають оцінити силу та надійність виявлених зв'язків. Основні характеристики та особливості застосування асоціативних правил будуть розглянуті з використанням конкретних прикладів.

Процес пошуку асоціативних правил зазвичай складається з двох основних етапів: спочатку відбувається пошук частих наборів елементів (frequent itemsets), які зустрічаються в даних з частотою не менше заданого порогу підтримки, а потім на основі цих наборів генеруються асоціативні правила, які задовольняють заданому порогу достовірності. Найбільш відомим алгоритмом для вирішення цієї задачі є алгоритм Apriori, хоча існують і більш сучасні підходи, такі як FP-Growth та ECLAT.

Особливу цінність асоціативні правила представляють у бізнес-аналітиці та маркетингу, де вони допомагають оптимізувати розташування товарів у магазинах, розробляти ефективні маркетингові стратегії та покращувати системи рекомендацій. Крім того, цей метод успішно застосовується для аналізу наукових даних, медичної діагностики, виявлення шахрайських операцій та багатьох інших задач, де важливо виявити неочевидні зв'язки між подіями або об'єктами.

Сьомий розділ познайомить читачів з основами аналізу текстів, або текстовою аналітикою, яка є важливою галуззю ІАД, що фокусується на пошуку корисної інформації в неструктурованих текстових даних. У сучасному світі, де щодня генеруються величезні обсяги текстової інформації – від соціальних медіа до наукових публікацій, від корпоративних документів до новинних статей – здатність автоматично обробляти та аналізувати тексти стає все більш критичною для організацій та дослідників [9].

Основними завданнями аналізу текстів є класифікація документів, аналіз та оцінка ключових тем та понять, аналіз емоційної забарвленості (sentiment analysis), виявлення взаємозв'язків між документами, а також автоматичне реферування та генерація текстів. Для вирішення цих завдань використовується широкий спектр методів – від класичних статистичних підходів до сучасних методів глибокого навчання та трансформерів. Важливим етапом є попередня обробка тексту, яка включає токенізацію, лематизацію, видалення стоп-слів та інші операції, які перетворюють неструктурований текст у форму, придатну для аналізу [10].

Сучасні методи аналізу текстів активно використовують досягнення в області обробки природної мови (Natural Language Processing, NLP) МН. Моделі, такі як BERT, GPT та їх похідні, дозволяють досягати вражаючих результатів у розумінні контексту та семантики тексту. Ці технології знаходять застосування в різноманітних сферах: від автоматизації обробки клієнтських звернень та аналізу відгуків до наукових досліджень та розробки інтелектуальних асистентів.

Особливу роль в аналізі текстів відіграють методи представлення тексту у вигляді числових векторів (word embeddings), такі як Word2Vec, GloVe та FastText. Ці підходи дозволяють описати семантичні відношення між словами та фразами, що робить можливим більш глибокий аналіз змісту текстів. Крім того, важливим аспектом є розробка методів для роботи з багатомовними текстами та специфічними предметними областями, де потрібно враховувати особливості термінології та контексту.

Восьмий розділ присвячено актуальним задачам аналіз соціальних мереж (Social Network Analysis, SNA), який є міждисциплінарним напрямком досліджень та вивчає соціальні структури та взаємозв'язки між учасниками мереж, використовуючи методи теорії графів, статистики та аналізу даних. Цей підхід дозволяє досліджувати складні соціальні системи, виявляти приховані шаблони взаємодії, визначати впливових учасників мережі та прогнозувати поширення інформації або поведінкові шаблони в спільнотах.

У контексті аналізу соціальних мереж, мережа представляється як граф, де вузли (nodes) представляють окремих учасників або сутності, а ребра (edges) відображають зв'язки або взаємодії між ними. Ці зв'язки можуть бути різного типу – від прямих комунікацій та дружніх відносин до професійних контактів та обміну ресурсами. Важливими метриками в аналізі соціальних мереж є центральність вузлів (centrality), щільність мережі (density), кластеризація (clustering) та інші показники, які допомагають зрозуміти структуру та динаміку соціальних взаємодій та будуть детально розглянуті на прикладах у розділі.

Сучасний аналіз соціальних мереж широко застосовується в різних сферах – від маркетингу та бізнес-аналітики до соціології та епідеміології. У бізнесі цей підхід допомагає виявляти лідерів думок, оптимізувати маркетингові кампанії та покращувати клієнтський досвід. У наукових дослідженнях SNA використовується для вивчення поширення інформації, аналізу наукових колаборацій, дослідження соціальних феноменів та навіть для прогнозування спалахів захворювань за допомогою розуміння соціальних контактів.

Важливим аспектом аналізу соціальних мереж є вивчення динаміки мереж – як вони еволюціонують з часом, як формуються та розпадаються спільноти, як змінюються шаблони взаємодій. Це включає аналіз процесів дифузії інформації, формування думок, виникнення трендів та інших колективних феноменів, що відбуваються в соціальних мережах. Розуміння цих процесів має критичне значення для розробки ефективних стратегій комунікації, управління репутацією та прогнозування соціальних тенденцій.

Дев'ятий розділ розглядає область ІАД з погляду використання методів, підходів та практичних інструментів ШІ, які дозволяють досліднику не тільки ефективно планувати експерименти, а й швидко знаходити необхідну інформацію, аналізувати сотні різноманітних джерел беручи до уваги той факт, що інтелектуальний аналіз здійснюється по відношенню до великих даних.

Сучасні інструменти на основі штучного інтелекту, такі як ChatGPT, Claude, Perplexity та інші, відкривають нові можливості для ІАД. Вони можуть значно спростити процес обробки великих обсягів інформації, автоматизувати аналіз складних залежностей і прискорити отримання інсайтів. Завдяки потужним моделям обробки природної мови (NLP) та МН, ці системи можуть допомагати дослідникам і аналітикам у вирішенні широкого спектра завдань.

Однією з ключових переваг використання таких інструментів є можливість швидкої обробки текстових і числових даних, виявлення шаблонів та узагальнення великої кількості інформації. Вони можуть допомагати у попередній обробці даних, автоматично витягати корисні характеристики, пояснювати тенденції та навіть пропонувати гіпотези для подальшого аналізу. Це значно зменшує витрати часу на рутинні процеси та дозволяє зосередитися саме на глибшому аналізі даних, а не на їх обробці та підготовці.

Крім того, моделі на кшталт ChatGPT можуть інтегруватися з іншими аналітичними інструментами, виконувати складні запити, допомагати у візуалізації даних та навіть генерувати код для автоматизації процесів аналізу. Використання таких технологій дає змогу не лише підвищити ефективність роботи з великими масивами інформації, а й зробити інтелектуальний аналіз даних доступнішим для ширшого кола користувачів, включно з тими, хто не має глибоких знань у сфері програмування чи статистики.

Розділи посібника, присвячені методам ІАД як правило, окрім теоретичного матеріалу включають невеликі навчальні приклади вирішення практичних завдань з використанням відповідних інструментів ІАД та позначені іконкою із зображенням фрагменту коду.

Додатковий матеріал для більш глибокого розуміння практичного прикладу, наприклад, додаткова інформація, опис функцій, їх параметрів та бібліотек, які використовуються в прикладі, також відмічений зазначеною іконкою для виділення такого фрагменту в тексті.

Література

[1] X. Wu *et al.*, “Data Mining: How Research Meets Practical Development?,” *Knowledge and Information Systems*, vol. 5, no. 2, pp. 248–261, Apr. 2003, doi: https://doi.org/10.1007/s10115-003-0101-1.

[2] N. M. Adams, M. G. Kelly, G. Blunt, and D. J. Hand, “Data Mining for Fun and Profit,” *Statistical Science*, vol. 15, no. 2, pp. 111–131, May 2000, doi: https://doi.org/10.1214/ss/1009212753.

[3] Calders, T., Custers, B. (2013). What Is Data Mining and How Does It Work?. In: Custers, B., Calders, T., Schermer, B., Zarsky, T. (eds) Discrimination and Privacy in the Information Society. Studies in Applied Philosophy, Epistemology and Rational Ethics, vol 3. Springer, Berlin, Heidelberg. https://doi.org/10.1007/978-3-642-30487-3_2.

[4] M. A. Hearst, “Untangling Text Data Mining,” *Meeting of the Association for Computational Linguistics*, Jun. 1999, doi: https://doi.org/10.3115/1034678.1034679.

[5] J. Han, J. Pei, and M. Kamber, *Data Mining, Southeast Asia Edition*. Elsevier, 2006.

[6] J. Han, M. Kamber, and J. Pei, Data Mining: Concepts and Techniques, 3rd ed. Waltham, MA, USA: Morgan Kaufmann, 2011.

[7] M. J. Zaki and W. Meira Jr., Data Mining and Machine Learning: Fundamental Algorithms, 2nd ed. Cambridge, U.K.: Cambridge Univ. Press, 2020.

[8] ISO Organization (2025). *ISO/IEC 13249-6:2006*. [online] ISO. Available at: https://www.iso.org/standard/38648.html [Accessed 27 Dec. 2025].

[9] P.-N. Tan, M. Steinbach, and V. Kumar, Introduction to Data Mining, 2nd ed. Harlow, U.K.: Pearson, 2018.

[10] M. R. Berthold and D. J. Hand, Intelligent Data Analysis: An Introduction, 2nd ed. Berlin, Germany: Springer, 2003.

НАВЧАЛЬНЕ ВИДАННЯ

Олег ЗАРІЦЬКИЙ, Андрій ХЛЕВНИЙ

МЕТОДИ ТА ЗАСОБИ ІНТЕЛЕКТУАЛЬНОГО АНАЛІЗУ ДАНИХ

для студентів денної та заочної форм навчання освітньо-наукової програми «Інформаційна аналітика та впливи», освітнього рівня «магістр» та широкого кола фахівців в галузі інтелектуального аналізу даних.

Формат 70x100/16. Папір офсетний. Друк цифровий.
Гарнітура Times New Roman.
Умовн. друк. арк. 16,66.
Видавництво ПП "Магнолія 2006"
м. Львів, 79053, Україна, Перфецького 11 А, тел. +380503701957
e-mail: magno106@ukr.net
http://magnolia.lviv.ua

Видавець Марченко Т.В.
Свідоцтво про внесення суб`єкта видавничої справи
до Державного реєстру видавців, виготовлювачів і
розповсюджувачів видавничої продукції:
ДК № 2534 від 21.06.2006 року,
видане Державним комітетом інформаційної політики,
телебачення та радіомовлення України

Надруковано у друкарні видавця ФОП Марченко Т.В