

МІНІСТЕРСТВО ОСВІТИ І НАУКИ УКРАЇНИ
Одеський національний технологічний університет
Університет Інформатики і прикладних знань, м.Лодзь, Польща
Національний технічний університет України «Київський
політехнічний інститут»
Навчально-науковий інститут комп'ютерних систем і технологій
«Індустрія 4.0» ім. П.М. Платонова

XXIII Всеукраїнська науково-технічна конференція
молодих вчених, аспірантів та студентів

«СТАН, ДОСЯГНЕННЯ ТА ПЕРСПЕКТИВИ
ІНФОРМАЦІЙНИХ СИСТЕМ І ТЕХНОЛОГІЙ»

Матеріали конференції



Одеса

20-21 квітня 2023 р.

Стан, досягнення та перспективи інформаційних систем і технологій / Матеріали XXIII Всеукраїнської науково-технічної конференції молодих вчених, аспірантів та студентів. Одеса, 20-21 квітня 2023 р. - Одеса, Видавництво ОНТУ, 2023 р. – 449 с.

Збірник включає матеріали доповідей учасників конференції, які об'єднані за тематичними напрямками конференції.

Збірник буде корисним як для фахівців і працівників фірм, зайнятих в області ІТ, так і для викладачів, магістрів і студентів вищих навчальних закладів, які навчаються за напрямками і спеціальностями програмного забезпечення, обчислювальної техніки і автоматизованих систем, прикладної математики та обробки інформації, буде корисним професіоналам з комп'ютерного моделювання та розробки комп'ютерних ігор.

Результати досліджень у збірнику представляють собою своєрідний зріз сучасного стану справ в перерахованих галузях знань, який може допомогти як фахівцям, так і студентам університетів скласти загальну картину розвитку інформаційних технологій та пов'язаних з ними питань.

Наукові праці згруповані за напрямками роботи конференції та наведені в алфавітному порядку прізвищ авторів.

Матеріали (тези доповідей) друкуються в авторській редакції. Відповідальність за якість та зміст публікацій несе автор.

Матеріали подано українською та англійською мовами.

Редактор збірника Котлик С.В.

ЗМІСТ

Список організацій, представники яких взяли участь у роботі конференції	16
Передмова	18
Розділ 1: Математичне і комп'ютерне моделювання складних процесів	20
1. Development of a graphical-analytical model of a diesel-generator revolution period measurement process. Drozdov P.V., Ushkarenko O.O. (Національний університет кораблебудування ім. адм. Макарова)	20
2. Evaluating parameters in a Kademlia DHT simulation model. Igor Mazurok, Alina Yezhkova, Alexander Tsarenko (ОНУ ім. І.І. Мечникова)	22
3. Mathematical and computer modeling of air pollution. Imanbazar A., Belginova S., Kuanova S. (University "Turan", Kazakhstan)	24
4. Research of evaluation systems of learning outcomes in universities. Kurmambayev A., Ismailova R. (University "Turan", Kazakhstan)	26
5. Simulation modeling assembly production based on anylogic. Larionov D., Ismailova R. (University "Turan", Kazakhstan)	28
6. Use of the probability of collision criterion in the task of vessels divergence. Mamenko P. (Kherson State Maritime Academy)	30
7. Optimization problems in machine learning: gradient descent modifications. Fediaieva Y., Stehun A. (Odesa I. I. Mechnikov National University)	32
8. Use of peltier elements as a heat pump for condensation drying of fruit raw materials. Yakubash I.V. (Odesa National University of Technology)	34
9. Застосування методу Монте-Карло для моделювання складових транспортних процесів. Синицина А.О., Сохацький А.В. (Університет митної справи та фінансів)	36
10. Дослідження використання аналізу часових рядів у машинному навчанні. Антонова А.Р., Слоб'як Д.Д. (Одеський національний технологічний університет)	38
11. Розробка програмного комплексу для моделювання процесу диференціальних ігор. Бардан А.О. (Чернівецький національний університет імені Юрія Федьковича)	40
12. Моделювання охолодження профілю крила в потоці повітря методом скінченних елементів. Вербіцький В.В., Захаренко В.С. (Одеський національний університет імені І.І. Мечникова)	42
13. Model for assessing the risk of failure of components of complex technical systems. Вичужанин О. (Національний університет «Одеська політехніка»)	43
14. Оцінка параметрів кеплерового руху. Волков Г.Ю., Турчин В.М. (Дніпровський національний університет імені Олеся Гончара)	46
15. Засоби визначення схожості об'єктів в задачах кластерного аналізу. Горват І.В. (Ужгородський національний університет)	48
16. Особливості реалізації алгоритма Форчуна для побудови діаграми Вороного на мові програмування Python. Іванов А.О., Кривонос О.М. (Житомирський державний університет імені Івана Франка)	50
17. Рациональний розподіл ресурсів в умовах нечітких вхідних даних. Карпенко В.В., Іванчихін Ю.В., Сініцин Р.С., Рябоконт Р.Н. (Національний технічний університет «Харківський політехнічний інститут»)	52
18. Математичне та комп'ютерне моделювання процесу поширення тепла у неоднорідному стержні. Каштан С.С., Ярошик Ю.А. (Відокремлений структурний підрозділ «Рівненський технічний фаховий коледж Національного університету водного господарства та природокористування»)	53
19. Особливості розробки віртуальної комп'ютерної моделі старовинного технічного обладнання та створення зменшеної копії його за допомогою 3D принтера. Котлик С.В., Соколова О.П. (Одеський національний технологічний університет)	55
20. Моделювання кластероутворення у твердому тілі за методом МОНТЕ-КАРЛО.	57

ЗАСОБИ ВИЗНАЧЕННЯ СХОЖОСТІ ОБ'ЄКТІВ В ЗАДАЧАХ КЛАСТЕРНОГО АНАЛІЗУ

ГОРВАТ І.В. (inna.horvat@uzhnu.edu.ua)
Ужгородський національний університет

Розглядаються методи визначення схожості між об'єктами, що є ключовим етапом кластерного аналізу, оскільки від нього залежить, які об'єкти будуть об'єднані в кластери. Спосіб визначення схожості між об'єктами визначає геометричну форму кластера.

Тема визначення схожості об'єктів у кластерному аналізі є дуже актуальною в сучасному аналізі даних. Кластерний аналіз є важливим інструментом для знаходження груп схожих об'єктів у великих наборах даних. Він застосовується в багатьох галузях, включаючи науку про дані, машинне навчання, біоінформатику, економіку, соціологію та інші.

Методи кластерного аналізу в основному поділяють на дві категорії: ієрархічні та неієрархічні. Ієрархічні методи використовують деревоподібну структуру для групування об'єктів, починаючи з окремих об'єктів і поступово об'єднуючи їх в кластери. Ці методи можуть бути агломеративними (знизу вгору) або дивізивними (зверху вниз). Неієрархічні методи групують об'єкти без використання деревоподібної структури. Ці методи можуть бути основаними на центрах (наприклад, k-середніх) або на ієрархії.

У кластерному аналізі схожість об'єктів оцінюється на основі взаємодії між парами об'єктів. Це означає, що два об'єкти вважаються схожими, якщо вони мають схожі характеристики або спостерігаються разом в подібних умовах. Це грає важливу роль в кластеризації, оскільки саме на основі цієї схожості визначається, до якого кластеру потрібно приєднати кожен об'єкт. Існує багато метрик схожості для кластеризації:

1. Евклідова відстань: це найбільш поширена міра відстані в кластерному аналізі. Вона вимірює пряму відстань між двома точками у n-вимірному просторі.
2. Манхеттенська відстань: вона вимірює відстань між двома точками, як суму абсолютних різниць їх координат.
3. Метрика Мінковського є однією з найбільш поширених метрик в евклідовому просторі. Вона використовується для визначення відстані між двома точками в n-вимірному просторі і узагальнює манхеттенську метрику на довільний евклідів простір.
4. Косинусна відстань: вона вимірює кут між двома точками у n-вимірному просторі. Ця міра відстані корисна в випадках, коли необхідно порівняти об'єкти з різними вимірами.
5. Кореляційна відстань: ця міра відстані вимірює схожість між двома об'єктами, використовуючи кореляцію між їх ознаками.
6. Коефіцієнт Жаккара: він вимірює схожість між двома множинами, тобто кількість спільних елементів, поділена на загальну кількість елементів у двох множинах.

Кожна метрика має свої переваги та недоліки та використовується залежно від характеристик даних та потреб кластеризації. Наприклад, якщо ми працюємо з числовими даними, то Евклідова відстань може бути добрим вибором метрики схожості, оскільки вона відображає відстань між точками в n-вимірному просторі. Однак, якщо ми працюємо з текстовими даними, то косинусна схожість може бути більш ефективною метрикою, оскільки вона відображає схожість між векторами слів. Аналіз продуктивності цих метрик наведено у дослідженні [1].

Отже, метрики схожості грають важливу роль у кластерному аналізі, оскільки дозволяють визначити ступінь схожості між об'єктами та групувати їх в кластери на основі цієї схожості. Метрика схожості дозволяє визначити, які об'єкти повинні належати до одного кластера, та які - до іншого.

Також схожість чи відмінність між об'єктами можна визначити на основі мір подібності. Міра подібності - це числова характеристика, яка вказує на те, наскільки два об'єкти подібні або співпадають за якоюсь певною властивістю. Наприклад, міра подібності

може використовуватися для порівняння текстів на основі частоти вживання слів або для порівняння зображень на основі їхньої колірної гамми. Використання різних мір подібності в прикладних задачах присвячено дослідження [2-4].

Існує кілька аксіом, які повинні виконуватися для метрики:

- Невід'ємність: Відстань між двома об'єктами не може бути меншою за нуль.
- Тотожність: Відстань між об'єктом та самим собою дорівнює нулю.
- Симетричність: Відстань між двома об'єктами однакова, незалежно від того, який з них вважається початковим.

• Нерівність трикутника: Відстань між двома об'єктами через третій об'єкт не може бути більшою, ніж відстані між цими об'єктами напряму.

Відмінність між метрикою схожості і мірою подібності полягає в тому, що метрика схожості повинна задовольняти всі аксіоми метрики, тоді як міра подібності не обов'язково повинна цього робити. В обох випадках, метрики схожості і міри подібності використовуються для порівняння об'єктів між собою та визначення їх відстані один від одного.

Отже, міри подібності та метрики відстані є різними концепціями, які використовуються для порівняння об'єктів. Хоча вони можуть бути використані для вирішення схожих завдань, вони мають різні підходи та вимоги до своєї коректності.

Визначення схожості об'єктів у кластерному аналізі є активною галуззю досліджень, і його перспективи розвитку дуже широкі. Нижче наведено кілька можливих напрямів розвитку визначення схожості об'єктів у кластерному аналізі:

• Використання нейронних мереж: Нейронні мережі є потужним інструментом для розв'язання задач обробки даних і машинного навчання. Використання нейронних мереж у визначенні схожості об'єктів може привести до створення більш точних моделей.

• Використання глибинного навчання: Глибинне навчання (deep learning) є різновидом машинного навчання, який дозволяє автоматично визначати риси даних. Використання глибинного навчання може допомогти покращити визначення схожості між об'єктами.

• Використання візуальних зображень: Використання візуальних зображень може допомогти визначити схожість між об'єктами на основі їх зовнішнього вигляду.

• Розробка нових метрик схожості: Розробка нових метрик схожості, які враховують специфічні особливості даних та задачі, може привести до створення більш точних моделей.

Загалом, розвиток визначення схожості об'єктів у кластерному аналізі є постійним процесом, і дослідження в цій галузі продовжуються з кожним роком.

СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ

1. Walters-Williams J. Comparative Study of Distance Functions for Nearest Neighbors / J. Walters-Williams, Y. Li. // *Advanced Techniques in Computing Sciences and Software Engineering*. – 2010. – Pp. 79–84. https://doi.org/10.1007/978-90-481-3660-5_14.

2. Kondruk, N.E., Malyar, M.M. Analysis of Cluster Structures by Different Similarity Measures. *Cybernetics and Systems Analysis*, 2021. – 57. Pp. 436–441. <https://doi.org/10.1007/s10559-021-00368-4> (Web of science, Scopus)

3. Кондрук Н. Е. Використання мір подібності в методах класифікації. // *Науковий вісник Ужгородського університету : серія: Математика і інформатика* – Ужгород : Видавництво УжНУ "Говерла", 2021. – Вип. 38, №1 . – с. 143 – 148. DOI: [https://doi.org/10.24144/2616-7700.2021.38\(1\).143-148](https://doi.org/10.24144/2616-7700.2021.38(1).143-148).

4. Кондрук, Н. Е. Використання довжинної міри подібності в задачах кластеризації /Н. Е. Кондрук // *Радіоелектроніка, інформатика, управління*. – 2018. – № 3 (46) – С. 98-105. DOI: 10.15588/1607-3274-2018-3-11.