

Ю.В. КРАК

Київський національний університет імені Тараса Шевченка, Київ, Україна;
Інститут кібернетики ім. В.М. Глушкова НАН України, Київ, Україна,
e-mail: yuri.krak@gmail.com.

О.В. БАРМАК

Хмельницький національний університет, Хмельницький, Україна,
e-mail: alexander.barmak@gmail.com.

МЕТОДИКА ІНВЕРСНОГО БАГАТОВИМІРНОГО ШКАЛЮВАННЯ ДЛЯ СИНТЕЗУ МОДЕЛЕЙ МАШИННОГО НАВЧАННЯ

Анотація. За наведеною методикою запропоновано техніку проєктування ментальної моделі, отриманої на основі візуальної аналітики, в простір машинного використання. Ефективність використання візуальної аналітики полягає у відображенні багатовимірного простору ознак у візуальний простір і наданні механізму для формалізації ментальної моделі. Це дає змогу інтегрувати людину в процес формування і навчання моделі машинного навчання. Наведено приклади, що демонструють ефективність використання запропонованої методики для розв'язання практичних задач.

Ключові слова: візуальна аналітика, машинне навчання, формування моделі, формальна модель, ментальна модель, інверсне багатовимірне шкалювання.

ВСТУП

Стрімкий розвиток засобів штучного інтелекту (Artificial Intelligence), особливо методів глибокого навчання (Deep Learning), не применшує, а часто і потребує застосування традиційних методів машинного навчання (Machine Learning). Особливо це стає актуальним для задач інтерпретації рішень із застосуванням глибокого навчання [1]. Хоча сфери проникнення та використання засобів штучного інтелекту є досить широкими [2–4], методи ефективної інтеграції людини в системи машинного навчання стають все більш актуальними.

Одним із напрямів розвитку машинного навчання є використання аналітичних можливостей людини для синтезу моделей. Зазначений напрям, знаний як візуальна аналітика (Visual Analytics), активно розвивається завдяки формуванню програмних систем людино-машинної взаємодії. Машинне навчання використовують для пошуку елементів подібності даних та виявлення групування даних за інтегральними ознаками. Такі підходи застосовують до різних даних, таких як зображення, текст, векторні простори ознак, негруповані дані тощо [5]. Перспективність цього напрямку ґрунтується на розробленні систем взаємодоповнювальних та інтегральних методів ефективного використання можливостей як машини, так і людини для досягнення необхідного результату машинного навчання.

Розглянемо взаємодію людини та машини у візуальному аналітичному процесі, тобто обміні інформацією, яку потрібно трансформувати та візуалізувати у такий спосіб, щоб одержувач та користувач цієї інформації мали змогу її зрозуміти та інтерпретувати. Процес взаємодії людини і машини буде найефективнішим, якщо використовувати візуально-цифрові перетворення. Такий спосіб взаємодії застосовується для об'єднання людини і машини в єдину продукуючу систему. Людина стає циклічно залученою до обчислювального процесу і являє собою складову цього процесу. Такий напрям у розвитку людино-машинної взаємодії отримав назву «люди-на-у-петлі» (Human-in-the-Loop) [6], відтак з'явився напрям візуальної аналітики. Відповідно до [7] аналітичні міркування базуються на інтерактивних візуальних інтерфейсах (Interactive Visual Interfaces). Візуальна аналітика дає змогу реалізувати

техніки поглиблення знання та розуміння, оцінювати та приймати рішення. Візуальне подання наближує до розуміння даних людиною і покращує процес дослідження та навчання. Процес пізнання людиною можна відображати у вигляді сенсового циклу (Sensemaking Loop) [8].

Дослідження даних відповідно до визначення напрямів візуальної аналітики [9] орієнтовано на людину, а саме на процес пізнання людиною. Розвитком процесу взаємодії людини та машини є модель генерування знань для візуальної аналітики (Knowledge Generation Model for Visual Analytics) [10]. У цьому випадку детальніше і послідовно розглядаються процеси, що відбуваються як з машиною, так і з людиною. Це зумовлено тим, що споживачем продукту візуальної аналітики може бути як людина, яка є необхідною інтегрованою частиною системи отримання продукту, так і машина, яка використовуватиме цей продукт. Інтерактивне машинне навчання (Interactive Machine Learning) [11] дає змогу використовувати інтелектуальні можливості людини, доповнюючи можливості машини. Отже, машина виробляє продукт, залучаючи людину в циклічний процес покращення результату. Візуальна аналітика, а точніше інтелектуальні здібності людини, застосовуються для побудови продукту машинного навчання. Розроблення аналітичних систем, які ефективно поєднують переваги обчислювальних можливостей машини та інтелектуальних можливостей людини, є перспективним напрямком.

Стаття має таку структуру. У розд. 1 розглянуто формування моделей у машинному навчанні. У розд. 2 наведено опис методики синтезу ментальної та формальної моделей. У розд. 3 розглянуто приклади використання запропонованої методики, проаналізовано результати цього використання, наведено обмеження підходу та запропоновано подальші напрямки досліджень. У висновку узагальнено головні підсумки.

1. ФОРМУВАННЯ МОДЕЛЕЙ У МАШИННОМУ НАВЧАННІ

Машинне навчання використовує для формування моделей метод опорних векторів (Support Vector Machines, SVM), нейронні мережі (Neural Networks), випадковий ліс (Random Forest) тощо. Ці моделі повною мірою створює машина і результати їхньої роботи оцінює людина за візуалізацією та за показниками якості. Розроблені моделі, а також вхідні дані уточнюються та покращуються ітеративно. Участь людини в цьому процесі є обов'язковою для покращення та досягнення потрібних результатів. Значить, людина робить цінний внесок і допомагає машині в досягненні мети — створенні моделі. Така модель є формальною і використовується машиною. Отже, отримуємо перевагу та вигоду з використання інтелектуальних можливостей людини. Людина все більше інтегрується у процес створення машинних моделей відповідно до напрямку візуальної аналітики.

Зазначимо, що у роботі [12] у графічному вигляді візуальну аналітику запропоновано як процес, в якому знання добувалися з даних за допомогою візуального подання, дослідження та оброблення даних. Надалі цей підхід використовувався у багатьох дослідженнях (наприклад, [13]). Трансформація даних є важливим етапом для візуальної аналітики, оскільки має забезпечувати візуальну репрезентативність інформації відповідно до мети дослідження.

Метою машинного навчання є побудова моделі як механізму прийняття рішень. Для цього застосуємо два типи моделей: формальну модель для використання машиною та ментальну модель [14, 15] для використання людиною. Формальна модель визначається як обчислювальна модель, подана у вигляді,

що використовується машиною. Такий вигляд моделі застосовують у машинному навчанні. Ментальна модель визначається як деяка закінчена форма знань, яку можна визначити для прийняття рішень, не використовуючи процеси розширення знань. Цю модель людина використовує для прийняття рішень. Модель формується як результат навчання людини в процесі візуальної аналітики і (у загальному випадку) за результатом використання не відрізняється від формальної моделі машинного навчання.

Слід зазначити, що у інтерактивному машинному навчанні (Interactive Machine Learning) людина задіяна для поліпшення кінцевого продукту — формальної моделі. Тут людина не бере участі безпосередньо у побудові формальної моделі, цю модель синтезує машина. Людина може оцінити результати роботи побудованої моделі, змінити або поліпшити використовуваний алгоритм, а також змінити дані або параметри. Для отримання формальної моделі використовується підхід із роботи [16], де формується вихідна модель, яку ітеративно покращує людина, використовуючи засоби візуальної аналітики.

Функціональне подання дає змогу визначити використання візуальної аналітики для отримання результату — моделі. У загальному випадку це єдина модель, але залежно від користувача має два подання: формальне або ментальне.

Отже, метою статті є методика синтезу ментальної та формальної моделі машинного навчання за допомогою інверсного багатовимірного шкалювання.

2. ОПИС МЕТОДИКИ СИНТЕЗУ МЕНТАЛЬНОЇ ТА ФОРМАЛЬНОЇ МОДЕЛЕЙ

Розглянемо підходи, що дають змогу побудувати модель, використовуючи переваги іншої моделі та формуючи інформативні зв'язки між цими моделями. Для передавання ментальної моделі іншим користувачам потрібний певний спосіб. Запропонуємо алгоритм перетворення моделей через їхню формалізацію. Розглянемо приклад створення ментальної моделі одним із способів подання універсальних моделей. Такий набір форм відображень дає змогу створювати моделі, які мають універсальний характер щодо реалізації у середовищі виконання. Якщо людина стає невід'ємною частиною аналітичної системи, потрібно забезпечити ефективний зворотний зв'язок людини і системи. Оскільки ментальна модель будується у свідомості людини, проєкція ментальної моделі в аналітичну систему можлива через сукупність формалізованих способів уявлення. Усередині аналітичної системи має бути відображення ментальної моделі.

Розглянемо приклад побудови такої взаємодії для класифікації даних. Нехай на площині дані розташовані так, що людина свідомо вважає, що вони поділяються на два класи. Ця концепція, яка склалася в свідомості, і є ментальною моделлю. Потрібно забезпечити відображення ментальної моделі формальним способом подання в аналітичній системі. Людина повинна мати спроможність визначити межі класів або межі поділу класів. Межі класів потрібно інтерпретувати внутрішньою моделлю системи як правила поділу даних на класи. Відтак, класифікуючи нові об'єкти, система визначає положення об'єкта щодо меж класів та вказує, до якого класу об'єкт належить.

Один із варіантів такого підходу — це багатовимірне шкалювання. Наведемо основні кроки запропонованої методики (яка складається з методів багатовимірного шкалювання та інверсного багатовимірного шкалювання) для синтезу моделей машинного навчання.

Вхідні дані: множина n точок у просторі ознак (m — розмірність ознак): $x(i) \in R^m$, $i = \overline{1, n}$.

Крок 1. Відображення вхідних даних у двовимірний простір $R^m \rightarrow R^2$.

Задача оптимізації на цьому кроці ставиться аналогічно задачі до MDS: визначення взаємного розташування точок, що відповідають досліджуванам об'єктам, у просторі меншої розмірності, ніж простір ознак об'єктів. Точки розташовуються так, щоб попарні відстані між ними у новому просторі якомога менше відрізнялися від емпірично вимірених відстаней у просторі ознак об'єктів, що вивчаються. Функція відстані між двома об'єктами у цьому випадку є функцією двох аргументів, яка двом об'єктам задає у відповідність відстань між ними так, що виконується аксіома про нульову відстань у тому випадку, коли об'єкти збігаються (рефлексивність відстані). Для її обрахунку застосуємо Евклідову відстань. Для функції схожості використаємо гіпотезу: чим меншою є відстань між об'єктами, тим вони більш схожі, і навпаки. Міра різниці відстаней у початковому та новому просторах називається функцією стресу і є цільовою функцією для задачі оптимізації.

Крок 2. Мануальний поділ на класи у просторі R^2 .

Крок 3. Відображення $R^2 \rightarrow R^m$ (інверсний MDS).

Крок 4. Отримання коефіцієнтів гіперплощини (вихідні дані).

[illegible]
$$\det \begin{pmatrix} x_1 & x_2 & \dots & x_m & 1 \\ x_1^L(i, 1) & x_2^L(i, 1) & \dots & x_m^L(i, 1) & 1 \\ x_1^L(i, 2) & x_2^L(i, 2) & \dots & x_m^L(i, 2) & 1 \\ \vdots & \vdots & \dots & \vdots & 1 \\ x_1^L(i, m) & x_2^L(i, m) & \dots & x_m^L(i, m) & 1 \end{pmatrix} = 0, \quad (2)$$

та розкладемо цю матрицю за першим рядком:

$$\begin{aligned}
 & \overbrace{(-1^{1+1}) \det \begin{pmatrix} x_2^L(i, 1) & x_3^L(i, 1) & \dots & x_m^L(i, 1) & 1 \\ x_2^L(i, 2) & x_3^L(i, 2) & \dots & x_m^L(i, 2) & 1 \\ \vdots & \vdots & \dots & \vdots & \vdots \\ x_2^L(i, m) & x_3^L(i, m) & \dots & x_m^L(i, m) & 1 \end{pmatrix}}^{w_1} x_1 + \\
 & + \overbrace{(-1^{1+2}) \det \begin{pmatrix} x_1^L(i, 1) & x_3^L(i, 1) & \dots & x_m^L(i, 1) & 1 \\ x_1^L(i, 2) & x_3^L(i, 2) & \dots & x_m^L(i, 2) & 1 \\ \vdots & \vdots & \dots & \vdots & \vdots \\ x_1^L(i, m) & x_3^L(i, m) & \dots & x_m^L(i, m) & 1 \end{pmatrix}}^{w_2} x_2 + \dots \\
 & \dots + \overbrace{(-1^{1+k}) \det \begin{pmatrix} x_1^L(i, 1) & \dots & x_{k-1}^L(i, 1) & x_{k+1}^L(i, 1) & \dots & x_m^L(i, 1) & 1 \\ x_1^L(i, 2) & \dots & x_{k-1}^L(i, 2) & x_{k+1}^L(i, 2) & \dots & x_m^L(i, 2) & 1 \\ \vdots & \dots & \vdots & \vdots & \dots & \vdots & \vdots \\ x_1^L(i, m) & \dots & x_{k-1}^L(i, m) & x_{k+1}^L(i, m) & \dots & x_m^L(i, m) & 1 \end{pmatrix}}^{w_k} x_k + \dots \\
 & \dots + \overbrace{(-1^{1+m}) \det \begin{pmatrix} x_1^L(i, 1) & x_2^L(i, 1) & \dots & x_{m-1}^L(i, 1) & 1 \\ x_1^L(i, 2) & x_2^L(i, 2) & \dots & x_{m-1}^L(i, 2) & 1 \\ \vdots & \vdots & \dots & \vdots & \vdots \\ x_1^L(i, m) & x_2^L(i, m) & \dots & x_{m-1}^L(i, m) & 1 \end{pmatrix}}^{w_m} x_m + \\
 & + \overbrace{(-1^{2+m}) \det \begin{pmatrix} x_1^L(i, 1) & x_2^L(i, 1) & \dots & x_m^L(i, 1) \\ x_1^L(i, 2) & x_2^L(i, 2) & \dots & x_m^L(i, 2) \\ \vdots & \vdots & \dots & \vdots \\ x_1^L(i, m) & x_2^L(i, m) & \dots & x_m^L(i, m) \end{pmatrix}}^b. \tag{3}
 \end{aligned}$$

Відмітною рисою запропонованої методики є те, що межі класів формує людина за своїм розумінням саме ментальної моделі. Формалізацією цієї ментальної моделі якраз і є лінії розмежування класів, що робить людина. Лінії розмежування у візуальному просторі і відповідні їм гіперплощини у багатовимірному просторі є для машини формальною моделлю.

3. РЕЗУЛЬТАТИ, ОБГОВОРЕННЯ ТА ДИСКУСІЯ

Запропоновану методику з метою дослідження її валідності тестували на декількох задачах із різних предметних галузей.

Однією із таких задач була задача ідентифікації жестової дактильної абетки [17]. Жестова дактильна абетка використовується людьми з вадами слуху для спілкування. За допомогою конфігурацій пальців руки відображаються літери алфавіту. До проблем зазначеної задачі належать як індивідуальні особливості рук, так і досить довільні трактування конфігурацій дактилем у різних людей. У процесі дослідження для ідентифікації використовували центри класів дакти-

лем, утворених різними людьми під час показу однакових дактилем. Для дослідження фотографічні зображення з дактилемами відображалися в просторі, що складаються з різних ознак. Було виявлено групу дактилем, які незадовільно ідентифікувалися в просторах використовуваних ознак. Це дактилеми: E, S, H, Ch, Ia, V, Ie, L, U, Y, K, N, R, A, I, M, F, Iu.

Для стійкої ідентифікації потрібно було розділити цю групу на чотири класи дактилем. Використовуючи дескриптори контурного аналізу, зображення перетворили на чотиривимірний простір. Запропонована за наведеною методикою технологія синтезу розділових гіперплощин дала змогу визначити гіперплощини, за допомогою яких група дактилем стійко розділилася на чотири класи (рис. 1).

Далі у межах запропонованого підходу розглянемо задачу класифікації текстової інформації [18]. Для такого класу задач характерним є значний обсяг ознак за невеликої кількості документів. Ознаки формують гіперпростір великої розмірності, який потрібно зменшити до такого, щоб візуально отримати відображення. Використання даних з великим обсягом ознак, а отже і з великим коефіцієнтом зменшення простору, найбільш показово демонструє працездатність запропонованої методики. Для тестування підготовлено вибірку з текстових даних за певними тематиками, з яких сформовано набір для дослідження.

Застосовуючи крок 1 запропонованої методики, отримуємо зображення для візуального аналізу, яке наведено на рис. 2. Групи даних за чотирма тематиками розташовано так, щоб їх можна було графічно розділити. Дані за ознаками формують кластери тематик, які візуально можна визначити. У цьому випадку поділ є нелінійним.

Визначимо межі класів, використовуючи послідовності поєднаних один з одним відрізків, та побудуємо за цим поділом правила. Координати точок початку та кінця відрізків — це узагальнені ознаки у двовимірному просторі. Правилами задають положення цих точок відносно меж класу для визначення таких вирішальних ознак як «всередині» класу та «поза» класом. Межі класу — це контур, який складається із кусково-лінійних відрізків і не має розривів. Положення об'єкта визначається відносно кожного відрізка цього контуру для формування набору правил. Отже, можна знайти межі класів та правила визначення для трьох тематик (рис. 2).

У загальному випадку правила задають просторове розташування об'єктів даних відносно контуру з відрізків обмеження, визначаючи в такий спосіб об'єми простору класів. Для однакових правил вибирається клас найменшого об'єму із запропонованих. Далі лінії обмеження відображаються у багатовимірний гіперпростір і формують об'єми, обмежені гіперплощинами. Отже, система навчається, тобто визначаються класи та їхні межі.

І насамкінець, розглянемо задачу ідентифікації мімічних проявів емоцій на обличчі людини [19] за зображеннями, отриманими зі звичайних камер з невисокою роздільною здатністю. У ментальній моделі застосована така градація для частин обличчя людини: очі (розплючені, примружені, у нормі); губи (розтягнуті, стиснуті, у нормі); брови (підняті, опущені, у нормі). За наведеною градацією експертами отримано мімічні прояви емоцій, які наведено в табл. 1.

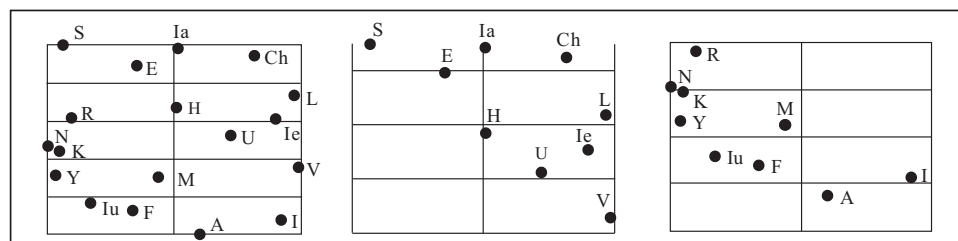


Рис. 1. Поділ дактилем на чотири класи

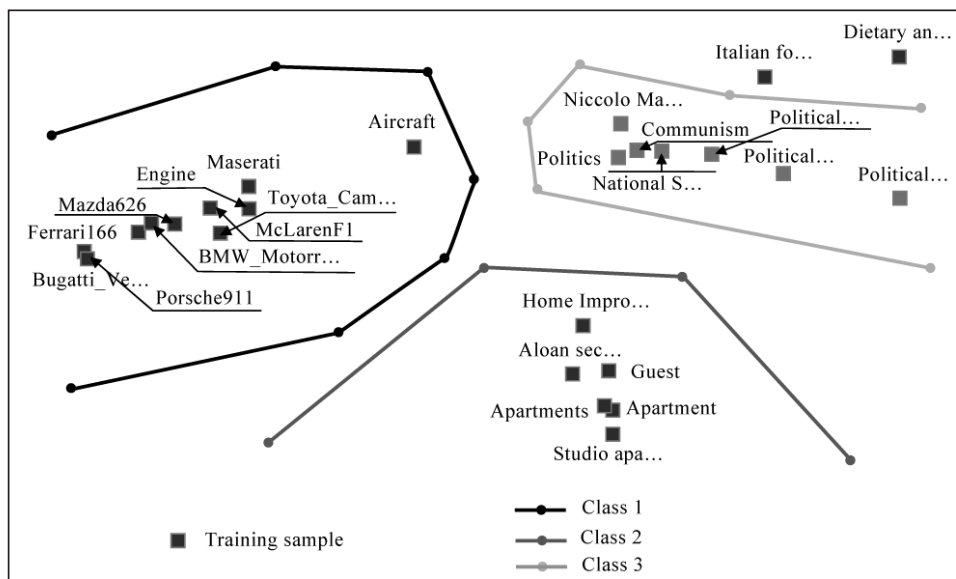


Рис. 2. Визначення меж класів та правил для трьох тематик

Таблиця 1

Частина обличчя	Емоції з якісними характеристиками				
	Радість	Горе	Страх	Гнів	Задоволення
Очі	у нормі	у нормі	розплющені	примружені	у нормі
Губи	розтягнуті	стиснуті	у нормі	у нормі	розтягнуті
Брови	підняті	опущені	підняті	опущені	опущені

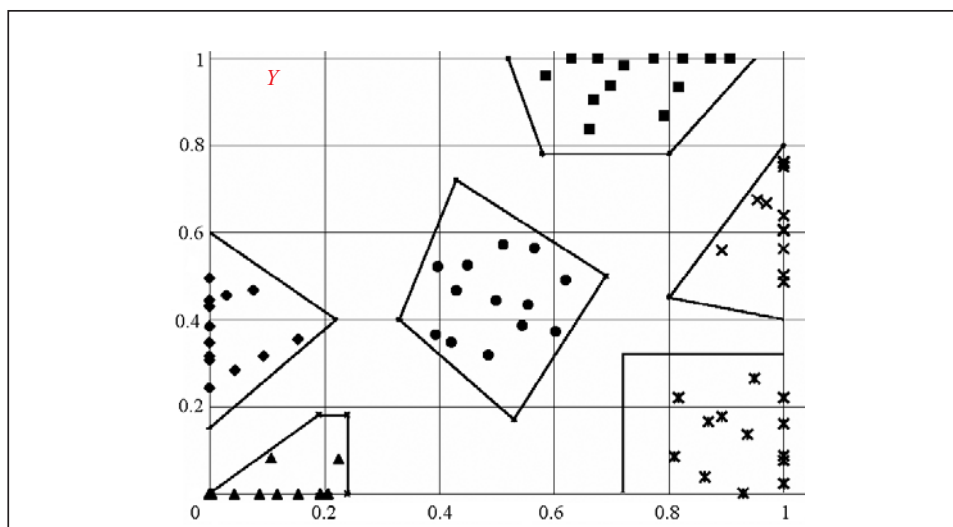


Рис. 3. Кусково-лінійні роздільники класів

Подання емоційних мімічних проявів є основою подальшого синтезу моделі для ідентифікації. Емпіричне визначення ознак формально подамо у такий спосіб: x_1 — ознака міміки частини обличчя з очима; x_2 — ознака міміки частини обличчя із губами; x_3 — ознака міміки частини обличчя з бровами.

Валідність запропонованої моделі перевіряли, використовуючи синтезовані дані. За сформованою сукупністю характерних ознак для визначення

відповідних емоційних станів та відповідних їм проміжків для x_1, x_2, x_3 згенеровано вхідні дані та візуалізовані у двовимірному просторі. На рис. 3 синтезовані дані згруповано за емоціями, що підтверджує здатність запропонованої моделі класифікувати емоційні стани.

З використанням запропонованого підходу створено кусково-лінійні роздільники для класів, які відповідають емоційним станам, і отримано параметри гіперплощин — аналогів відрізків, наведених на рис. 3. За допомогою отриманих параметрів гіперплощин побудовано дерево рішень для класифікації мімічних проявів емоційних станів.

ВИСНОВКИ

Наведено методику використання аналітичних можливостей людини для синтезу моделей на основі візуальної аналітики для формування програмних систем людино-машинної взаємодії. Методика дає змогу реалізувати напрямок людино-машинної взаємодії, відомий як «людина-у-петлі», а також формалізувати шляхи використання візуального аналізу для отримання кінцевого продукту — взаємопов'язаних ментальної та формальної моделей.

Розглянуто приклади використання ментальної моделі у машинному середовищі з урахуванням техніки проектування у вигляді простору універсальних формалізованих форм. За результатами досліджень запропонованої методики сформовано такі обмеження її застосування: 1) не кожен простір ознак можна відобразити у візуальний простір — це слугуватиме ознакою некоректно заданого вхідного простору та потребою у запропонуванні нової, більш адекватної ментальної моделі; 2) не завжди можна отримати адекватне обернене відображення ментально визначених у візуальному просторі меж класів у вхідний простір ознак — це також вказує на потребу визначення більш адекватної вхідної ментальної моделі; 3) для деяких предметних областей не існує ментальних моделей, за допомогою яких можна отримати строго розділені класи (існує область перетину); у таких випадках потрібно додатково застосовувати методи примусового розділення — регуляризацію, ансамблі моделей [20] тощо.

Майбутні дослідження будуть скеровані на: 1) вдосконалення запропонованої методики з метою зменшення виявлених обмежень, особливо для складно-роздільних предметних областей; 2) використання моделей в інших середовищах виконання; 3) розроблення методики побудови універсальних моделей.

СПИСОК ЛІТЕРАТУРИ

1. Li X., Xiong H., Li X., Wu X., Zhang X., Liu J., Bian J., Dou D. Interpretable deep learning: Interpretation, interpretability, trustworthiness, and beyond. *Knowledge and Information Systems*. 2022. Vol. 64, N 12. P. 3197–3234. <https://doi.org/10.1007/s10115-022-01756-8>.
2. Benzougagh B., Meshram S.G., Fella B.E. et al. Mapping of land degradation using spectral angle mapper approach (SAM): The case of Inaouene watershed (Northeast Morocco). *Modeling Earth Systems and Environment*. 2023. <https://doi.org/10.1007/s40808-023-01711-8>.
3. Hirwa H., Zhang Q., Li F., Qiao Y., Measho S., Muhirwa F. et al. Water accounting and productivity analysis to improve water savings of Nile river basin, East Africa: From accountability to sustainability. *Agronomy*. 2022. Vol. 12, No 4. 818. <https://doi.org/10.3390/agronomy12040818>.
4. Odusami M., Maskeliūnas R., Damaševičius R. Pixel-level fusion approach with vision transformer for early detection of Alzheimer's disease. *Electronics*. 2023. Vol. 12, N 5. 1218. <https://doi.org/10.3390/electronics12051218>.
5. Kirichenko N.F., Krivonos Y.G., Lepekha N.P. Synthesis of systems of neurofunctional transformations in classification problems. *Cybernetics and Systems Analysis*. 2007. Vol. 43, N 3. P. 353–361. <https://doi.org/10.1007/s10559-007-0056-4>.
6. Wu X., Xiao L., Sun Y., Zhang J., Ma T., He L. A survey of human-in-the-loop for machine learning. *Future Generation Computer Systems*. 2022. Vol. 135, P. 364–381. <https://doi.org/10.1016/j.future.2022.05.014>.

7. Bäuerle A., Cabrera Á.A., Hohman F., Maher M., Koski D., Suau X., Barik T., Moritz D. Symphony: Composing interactive interfaces for machine learning. *CHI '22: Proceedings of the 2022 CHI Conference on Human Factors in Computing Systems*. 2022. Article 210. P. 1–14. <https://doi.org/10.1145/3491102.3502102>.
8. Cabrera Á.A., Tulio Ribeiro M., Lee B., Deline R., Perer A., Drucker S.M. What did my AI learn? How data scientists make sense of model behavior. *ACM Transactions on Computer-Human Interaction*. 2023. Vol. 30, N 1. P. 1–27. <https://doi.org/10.1145/3542921>.
9. Alicioglu G., Sun B. A survey of visual analytics for Explainable Artificial Intelligence methods. *Computers & Graphics*. 2022. Vol. 102. P. 502–520. <https://doi.org/10.1016/j.cag.2021.09.002>.
10. Esterhuizen J.A., Goldsmith B.R., Linic S. Interpretable machine learning for knowledge generation in heterogeneous catalysis. *Nature Catalysis*. 2022. Vol. 5, N 3. P. 175–184. <https://doi.org/10.1038/s41929-022-00744-z>.
11. Friedrich F., Stammer W., Schramowski P., Kersting K. A typology to explore and guide explanatory interactive machine learning. arXiv:2203.03668 [cs.LG] 4 Mar 2022. <https://doi.org/10.48550/arXiv.2203.03668>.
12. Ma Y., Xie T., Li J., Maciejewski R. Explaining vulnerabilities to adversarial machine learning through visual analytics. *IEEE Transactions on Visualization and Computer Graphics*. 2019. Vol. 26, N 1. P. 1075–1085. <https://doi.org/10.1109/TVCG.2019.2934631>.
13. Yuan J., Chen C., Yang W., Liu M., Xia J., Liu S. A survey of visual analytics techniques for machine learning. *Computational Visual Media*. 2021. Vol. 7. P. 3–36. <https://doi.org/10.1007/s41095-020-0191-7>.
14. Wolf L., Galanti T., Hazan T. A formal approach to explainability. *Proc. of the 2019 AAAI/ACM Conference on AI, Ethics, and Society*, New York, NY, USA: Association for Computing Machinery, 2019. P. 255–261. <https://doi.org/10.1145/3306618.3314260>.
15. Thompson J. Mental models and interpretability in AI fairness tools and code environments. *HCI International 2021-Late Breaking Papers: Multimodality, eXtended Reality, and Artificial Intelligence: Proc. of the 23rd HCI International Conference, HCII 2021* (Virtual Event, July 24–29, 2021). Springer, 2021. P. 574–585. https://doi.org/10.1007/978-3-030-90963-5_43.
16. Sacha D., Kraus M., Keim D.A., Chen M. Vis4ml: An ontology for visual analytics assisted machine learning. *IEEE Transactions on Visualization and Computer Graphics*. 2018. Vol. 25, N 1. P. 385–395. <https://doi.org/10.1109/TVCG.2018.2864838>.
17. Kryvonos Iu.G., Krak Iu.V., Barmak O.V., Kulias A.I. Methods to create systems for the analysis and synthesis of communicative information. *Cybernetics and Systems Analysis*. 2017. Vol. 53, N 6. P. 847–856. <https://doi.org/10.1007/s10559-017-9986-7>.
18. Krak I., Barmak O., Manziuk E., Kulias A. Data classification based on the features reduction and piecewise linear separation. *Intelligent Computing and Optimization*. 2020. Vol. 1072. P. 282–289. https://doi.org/10.1007/978-3-030-33585-4_28.
19. Barmak O., Manziuk E., Kalyta O., Krak Iu., Kuznetsov V., Kulias A. Recognition of emotional expressions using the grouping crowdings of characteristic mimic states. *CEUR Workshop Proceedings*. 2020. Vol. 2866. P. 173–181.
20. Barmak O., Krak Y., Manziuk E. Characteristics for choice of models in the ansables classification. *CEUR Workshop Proceedings*. 2018. Vol. 2139. P. 171–179. <https://doi.org/10.15407/pp2018.02.171>.

Iu. Krak, O. Barmak

THE TECHNIQUE OF INVERSE MULTIDIMENSIONAL SCALING FOR THE SYNTHESIS OF MACHINE LEARNING MODELS

Abstract. We propose a technique for projecting a mental model based on visual analytics onto the space of machine use. The efficiency of visual analytics consists in mapping the multidimensional space of features onto the visual space and providing a mechanism for formalizing the mental model. This allows a person to be integrated into the process of formation and training a machine learning model. Examples that demonstrate the efficiency of the proposed methodology for solving practical problems are given.

Keywords: visual analytics, machine learning, model formation, formal model, mental model, inverse multidimensional scaling.

Надійшла до редакції 18.04.2023