

## МОДЕЛЬ ДЛЯ РОЗПІЗНАВАННЯ МІМІЧНИХ ПРОЯВІВ ЕМОЦІЙ

В статті запропоновано підхід до отримання спрощеної моделі, за допомогою якої стане можливою реалізація розпізнавання емоційних проявів на обличчі швидким чином. У моделі реалізована гіперплощинна класифікація мимічних проявів основних емоційних станів. Основною перевагою запропонованого підходу є невелика обчислювальна складність, що дасть змогу реалізувати розпізнавання змін емоційного стану людини за мимічними проявами без використання спеціалізованого обладнання (для відеокамер з низькою роздільною здатністю або на великій відстані). Сфера застосування – контроль за водієм під час керування транспортом, оператором складного виробництва тощо. Проведення дослідження та обробка зібраних даних дозволили виділити основні ділянки обличчя, що впливають на відображення емоційних станів. До них відносяться ділянки обличчя з бровами, очима та ротом. Виділення множин якісних характеристик зміщень точок стало заключним етапом. Для визначення форм групування станів як відображення сукупності ознак було застосовано підхід, що дозволив використати методи візуалізації даних. Це було необхідно для наочного відображення характерних форм групування даних. Ці груповані дані і визначають класи емоційних проявів. Можливість встановлення границь розділення класів, тобто емоційних станів, була важливим аспектом. Розташування границь може коректуватися залежно від якості та кількості даних. Така форма адаптації дозволила застосовувати технологію розпізнавання мимічних проявів емоцій більш гнучко та адаптувати її. Незважаючи на те, що мимічні прояви в силу фізіологічних особливостей є типовими проявами емоції, границі розділення даних необхідно коректувати для точного розмежування класів емоцій. Це дозволяє гіперплощинна класифікація. Невелика обчислювальна здатність виступила основною перевагою запропонованого підходу. Це дало змогу реалізувати розпізнавання змін емоційного стану людини за мимічними проявами на обличчі без використання спеціалізованого обладнання.

Ключові слова: розпізнавання мимічних проявів емоції, гіперплощинна класифікація, спрощена модель.

O. BARMAC, O. KALYTA, E. MANZIUK

Khmelnitsky National University

## SIMPLIFIED MODEL FOR RECOGNITION FACIAL EMOTIONS

There is a suggested approach for getting a simplified model to enable the realization of fast facial emotion recognition. The model realizes the hyperplane classification of mimic expressions of the main facial emotional states. The main advantage of this approach is small computational complexity, which will allow realizing the recognition of the changes in people's emotional state without any special equipment (for low-resolution or long-distance video cameras). The sphere of application is control over the drivers in the process of driving the vehicle, complex production operators, etc. As a result of the research and processing of the collected data, the main areas of the face were identified, in which changes in facial expressions directly affect the reflection of emotional states. These are areas with eyebrows, eyes, and lips. The final stage of the study was the definition of the variety of qualitative characteristics of the displacements of marks or groups of marks. To determine the forms of grouping states as a reflection of a set of features, we apply the approach proposed in the paper [9]. The approach allows the use of data visualization techniques to visually display characteristic forms of data grouping. These grouped data determine the classes of emotional displays. An important aspect is the ability to set the boundaries of class division, in our case, emotional states. The location of borders can be adjusted depending on the quality and quantity of data. This form of adaptation allows a more flexible application of the technology of recognition of mimic expressions of emotions and adaptation to the data body. Although mimic displays due to physiological particularities are typical displays of emotions, the boundaries of data separation need to be adjusted for accurate distinguishment of classes of emotions. This allows the use of hyperplane classification. The validity of the proposed model is suggested to test on the synthesized data. This is possible because the real input will belong to the same intervals as artificially created. The main advantage of the proposed approach is the small computational complexity that will allow the recognition of changes in the human emotional state by facial expressions without the use of specialized equipment (for low-resolution or long-distance video cameras).

Keywords: facial emotion recognition, hyperplane classification, simplified model.

### Вступ

В результаті дослідження та обробки зібраних даних були виділені основні ділянки обличчя, зміни миміки яких прямо впливають на відображення емоційних станів [1]. Це ділянки обличчя з бровами, очима та ротом. Заключним етапом дослідження стало виділення множин якісних характеристик зміщень точок або груп точок, які наведені у таблиці 1.

Таблиця 1

Якісні характеристики ділянок обличчя

Емоції	Брови	Очі	Губи
Гнів	опущені	без змін	стиснуті
Горе	без змін	опущені верхні повіки	Опущені кутики
Задоволення	без змін	злегка опущені верхні повіки	Без змін
Страх	сильно підняті	підняті верхні повіки	підняті кутики губ
Радість	без змін	підняті зовнішні кутики очей	злегка підняті кутики губ

Метою статті є оприлюднення результатів дослідження з побудови спрощеної моделі, за допомогою якої можлива реалізація розпізнавання емоційних проявів на обличчі швидким чином. У моделі реалізована гіперплощинна класифікація мимічних проявів основних емоційних станів. Основною перевагою

запропонованого підходу є невелика обчислювальна складність, що дає змогу реалізувати розпізнавання змін емоційного стану людини за мимічними проявами без використання спеціалізованого обладнання (для відеокамер з низькою роздільною здатністю або на великій відстані). Сфера застосування – контроль за водієм під час керування транспортом, оператором складного виробництва тощо.

### Синтез моделі

Виходячи з потреби ідентифікації мимічних проявів засобами звичайних камер із невисокою роздільною здатністю або на великій відстані та за результатами з таблиці 1, введемо наступну градацію для ділянок обличчя:

- очі (розплющені, примружені, нормальні);
- губи (розтягнуті, зжаті, нормальні);
- брови (підняті, опущені, нормальні).

За наведеною градацією отримані у дослідженні мимічні прояви емоцій подаються наступним чином (таблиця 2).

Таблиця 2

### Подання мимічних проявів емоцій якісними характеристиками

	<i>Радість</i>	<i>Горе</i>	<i>Страх</i>	<i>Гнів</i>	<i>Задоволення</i>
<i>очі</i>	нормальні	нормальні	розплющені	примружені	нормальні
<i>губи</i>	розтягнуті	зжаті	нормальні	нормальні	розтягнуті
<i>брови</i>	підняті	опущені	підняті	опущені	опущені

Наведене у таблиці 2 подання мимічних проявів у розрізі емоційних станів слугуватиме основою для наступного синтезу моделі, за якою буде проводитися ідентифікація. Визначені емпіричним шляхом ознаки формально надамо наступним чином:

- $x_1$  – ознака миміки ділянки обличчя з очима;
- $x_2$  – ознака миміки ділянки обличчя з губами;
- $x_3$  – ознака миміки ділянки обличчя з бровами.

$x_1, x_2, x_3 \in [0,1]$ , причому  $x_1 \in [0,0.2]$  – для примружених очей;  $x_1 \in [0.4,0.6]$  – для нормальних очей;  $x_1 \in [0.8,1]$  – для розплющених очей;  $x_2 \in [0,0.2]$  – для зжатих губ;  $x_2 \in [0.4,0.6]$  – для нормальних губ;  $x_2 \in [0.8,1]$  – для розтягнутих губ;  $x_3 \in [0,0.2]$  – для опущених брів;  $x_3 \in [0.4,0.6]$  – для нормальних брів;  $x_3 \in [0.8,1]$  – для піднятих брів. Існуючі у запропонованій синтетичній моделі проміжки, що не використовуються ( $]0.2,0.4[$ ,  $]0.6,0.8[$ ) служать для моделювання хорошої роздільності між різними емоційними станами при їх класифікації.

### Гіперплощинна класифікація

Сформовані сукупності характерних ознак для визначення відповідних емоційних станів. Мимічні прояви природно мають граничні стани і в той же час характеризуються типовою сукупністю ознак зовнішніх проявів цих станів. Відповідно до цього і було емпірично визначено межі проявів ознак. Однак слід зазначити, що існує природний розподіл і вказані межі відповідають найбільш типовим проявам. Для визначення форм групування станів як відображення сукупності ознак застосуємо підхід, запропонований у роботі [2]. Підхід дозволяє використати методи візуалізації даних для наочного відображення характерних форм групування даних. Ці групувані дані і визначають класи емоційних проявів. Важливим аспектом є можливість встановлення границь розділення класів, у нашому випадку, емоційних станів. Розташування границь може коректуватися залежно від якості та кількості даних. Така форма адаптація дозволяє більш гнучко застосовувати технологію розпізнавання мимічних проявів емоцій та адаптувати до корпусу даних. Хоча мимічні прояви в силу фізіологічних особливостей є типовими проявами емоцій, однак границі розділення даних необхідно коректувати для точного розмежування класів емоцій. Це дозволяє використання гіперплощинна класифікація. Адаптуємо застосування технології гіперпросторового розділення до розпізнавання емоційних проявів.

Вхідні дані, а саме їх ознаки необхідно трансформувати наступним чином:

- 1) зниження багатовимірного простору ознак до двовимірного; за невеликої кількості ознак мінімізується втрата інформативності даних при пониженні розмірності;
- 2) візуальне представлення даних у двовимірному просторі із застосуванням програмних інструментів;
- 3) побудова границь розділення класів групованих даних;
- 4) встановлення відповідностей груп даних мимічним емоційним станам;
- 5) відображення границь класів емоційних станів у вихідному мірному просторі ознак у вигляді гіперплощин;
- 6) встановлення просторових гіпероб'ємів обмежених гіперплощинами з даними, що належать цим гіперкубам;
- 7) побудова правил визначення приналежності нового елемента даних для певного класу як знаходження його просторового положення відносно гіперплощин.

Для пониження мірності простору ознак використовується метод багатовимірного шкалювання

(multidimensional scaling – MDS) [3, 4]. За розмірну характеристику приймається відносне розтушування об'єктів один відносно іншого за сукупністю ознак. Міра віддалення об'єкти використовується як міра відмінності.

Вихідні дані подаються у вигляді матриці «об'єкт-ознака» та визначається відстань між  $i$ -м і  $j$ -м об'єктом, яку позначимо  $\delta_{ij} = d(X_i, X_j)$ . Положення об'єктів в багатовимірному просторі визначається таким чином  $X_i = \{x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{in}\}$ ,  $i = 1..n$ . Розмірність простору встановлюємо відповідно до кількості вибраних нами характеристик емоційних проявів мімічного характеру.

Застосуємо Евклідову метрику для обрахунку відстаней між об'єктами:

$$\text{dist}(X_i, X_j) = \left( \sum_{k=1}^n (x_{ik} - x_{jk})^2 \right)^{0.5} \quad (1)$$

При шкалюванні простору, особливо високої розмірності, можливе спотворення та втрата інформативності даних. Для мінімізації цього впливу використаємо таку міру якості відображення, як стрес, та запишемо її у вигляді функції найменших квадратів:

$$\sigma = \sum_{i < j} w_{ij} \left( d(Y_i, Y_j) - \delta_{ij} \right)^2 \quad (2)$$

Такий запис дозволяє відобразити мінімізацію відмінності відстаней між даними в редукованому та вихідному просторі. Так як забезпечити мінімізацію цієї функції в загальному випадку досить складно, скористаємось наближеним методом заміни вихідної функції більш просторою та керованою сурогатною функцією. Це реалізується на базі ітеративного використання алгоритму SMACOF [5]. Відповідно до цього забезпечується мінімізація функції втрат при пониженні простору.

Для забезпечення оптимізації та ефективності пониження простору використаємо наступні етапи. Спочатку сформуємо матрицю попарних відстаней вхідних даних. Далі необхідно сформувати матрицю загальних відстаней між об'єктами. Для отриманої матриці з метою оптимального відображення даних відносного розташування необхідно провести подвійне центрування. В цьому випадку візуальне відображення буде оптимально відцентроване по відношенню до даних. Визначаються власні значення та власні вектори матриці. Наступним кроком є оптимізація розташування положення даних із застосування сурогатної функції.

За мету ставиться отримання даних з координатними, які можна відобразити на площині тобто у двовимірному просторі. Отримані дані будуть мати дві узагальнені координати. Так як використовуємо дані для того щоб отримати модель розпізнавання емоційних проявів використовуємо навчальну вибірку. Тобто дані у нас попередньо розмічені. Таким чином на візуальній площині ми можемо спостерігати групування даних та встановити за якими емоційними проявами ці дані групуються. Найбільш важливим аспектом є можливість розділити ці групи даних. Чим краще вони роздільні і чим між цими групами є більша відстань тим більший допуск можемо дати на розсіювання значень ознак. Таким чином важлива роздільність даних за сукупністю ознак. Перевагою застосування візуалізації є можливість провести ефективний аналіз даних на роздільність, наявність викидів, та формування границь класів з ефективними допусками за розсіюванням узагальнених ознак. У відповідності до групування даних встановлюємо класи та графічно проводимо границі цих класів.

Границі класів визначаються використовуючи кусочно-лінійні розділювачі. Використання дискримінантної лінійної функції обумовлено необхідністю вирішення завдання проєкції в початковий простір ознак.

Лінійний класифікатор  $d(\bar{x})$  визначається  $d(\bar{x}) = \bar{W}^T \bar{x} + w_n$ , де  $\bar{x} = (x_0, x_1, \dots, x_{n-1})^T$  – вектор ознак, який визначає образ об'єкту класифікації;  $W = (w_0, w_1, \dots, w_{n-1})^T$  – вектор вагових коефіцієнтів класифікатора;  $w_n$  – порогове значення.

Належність до класу визначається правилом відношення до класифікатора. Тобто визначається розташування об'єкту відносно лінії класу.

Кусочно-лінійний підхід з формування границі класу дозволяє утворити будь-яку форму шляхом комбінації лінійних елементів. Якщо просторова конфігурація групи об'єктів складна, кількість лінійних елементів границі збільшується. Однак це не порушує загального підходу використання лінійного розділювача. Таким чином є можливість сформувати загальну нелінійність границі класу, застосовуючи локальну лінійну роздільність із обмеження самої локалізації. Локалізація лінійного розмежування визначається методами візуального аналізу, що і є перевагою застосування запропонованого підходу.

Далі, відповідно, лінійні елементи границь проєктуються у вихідний простір та утворюють у ньому гіперплощини. У гіперпросторі гіперплощини перетинаються та формують гіперкуби. Саме ці гіперкуби є просторовими об'ємами класів.

Для того щоб визначити належність нового об'єкту до класу немає необхідності знаходження перетинів площин. Важливим є утворення границь у двовимірному візуальному просторі та відповідних їм елементів гіперплощин і вихідному просторі. В двовимірному просторі визначається границя класу, тобто певний контур. Новий об'єкт по відношенню до цього контуру розташовується так, як і усі інші елементи цього класу. Таким чином можна сформувати правила відношення до класу, правила встановлення розташування об'єктів класу по відношенню до кусочно-лінійного контуру границі класу.

Встановлення розташування об'єктів класу по відношенню до границь класу відбувається у

відповідності з правилами дерева рішення. Застосування дерева рішень дозволяє забезпечити швидкий процес класифікації при отриманій моделі.

Застосування візуального аналізу визначення границь групованих об'єктів є ключовим елементом формування моделі класифікації. Використання кусочно-лінійних контурів границь класів дозволяє сформувати дискримінантні розділювачі досить складної нелінійної залежності. Візуальне визначення границь також дає можливість оптимізувати обчислення під час формування моделі мінімізуючи кількість лінійних елементів та залежить від досвіду та кваліфікації аналітика. За необхідності як межі класів, так і кількість лінійних елементів може бути змінена. Найбільш оптимальних є забезпечення мінімально необхідними границями класів.

Ключовим елементом застосування запропонованого підходу є участь аналітика у процесі навчання моделі класифікації. Аналітик застосовуючи необхідний інструментарій визначає границі класів, звичайно базуючись на візуалізованих даних. Надалі навчена система розпізнавання емоцій працює самостійно і є повністю автоматичною.

Навчена модель класифікації даних є дерево рішень відносного розташування об'єктів даних відносно границь класів. За цими правилами і визначається положення нового об'єкта в просторі ознак відносно границь класів, а, відповідно і класифікується новий об'єкт.

#### Результати синтезу моделі

Валідність запропонованої моделі пропонується перевірити на синтезованих даних. Це можливо тому, що реальні вхідні дані будуть належати тим же проміжкам, що і штучно створені.

За наведеними у таблиці 2 емоційними проявами і відповідними їм проміжками для  $x_1, x_2, x_3$  згенеровано вхідні дані та візуалізовано їх у двомірному просторі за запропонованим підходом (рис. 1).

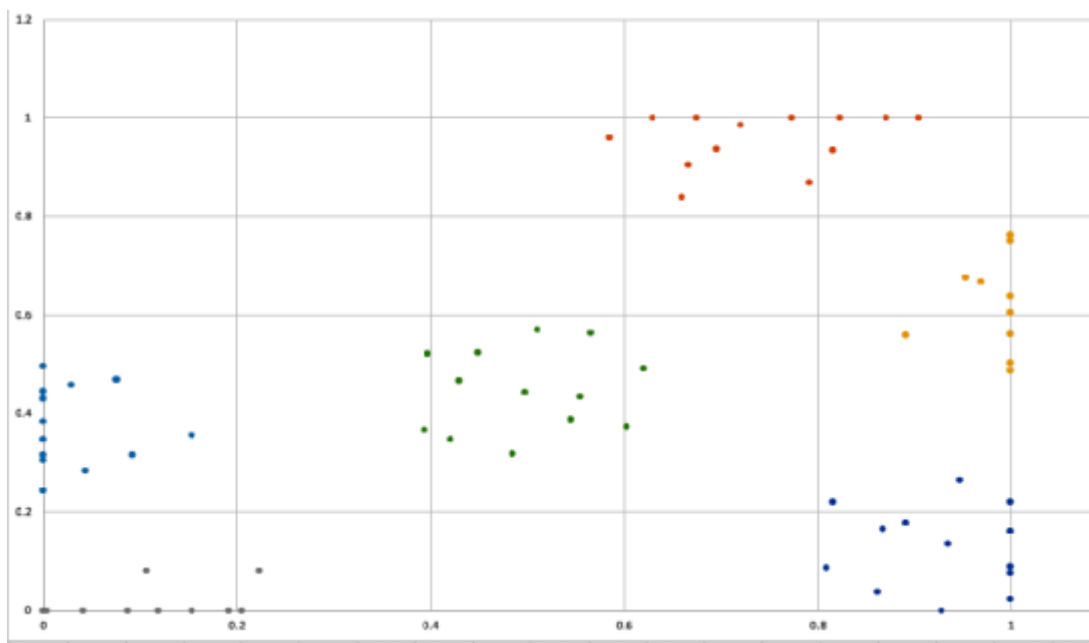


Рис. 1. Візуалізація емоційних станів

Як видно з малюнку, синтезовані дані згруповані за емоціями, що підтверджує спроможність запропонованої моделі використовуватись для класифікації емоційних станів.

Далі, слідуючи кроками запропонованого підходу, вказані кусочно-лінійні роздільники для класів, що відповідають емоційним станам (рис. 2).

Слідуючи далі, згідно з запропонованим підходом, отримано параметри гіперплощин – аналогів ліній, наведених на рис. 2.

За допомогою отриманих параметрів гіперплощин побудовано дерево рішень для гіперплощинної класифікації мімічних проявів емоційних станів.

#### Висновки

У роботі запропоновано підхід до отримання спрощеної моделі за допомогою якої стане можливим реалізація розпізнавання емоційних проявів на обличчі швидким чином. У моделі реалізована гіперплощина класифікація мімічних проявів основних емоційних станів на обличчі. Основною перевагою запропонованого підходу є невелика обчислювальна складність, що дасть змогу реалізувати розпізнавання змін емоційного стану людини за мімічними проявами на обличчі без використання спеціалізованого обладнання (для відеокамер з низькою роздільною здатністю або на великій відстані). Сфера застосування запропонованого підходу – використання у системах контролю за водієм під час керування транспортом, оператором складного виробництва тощо.

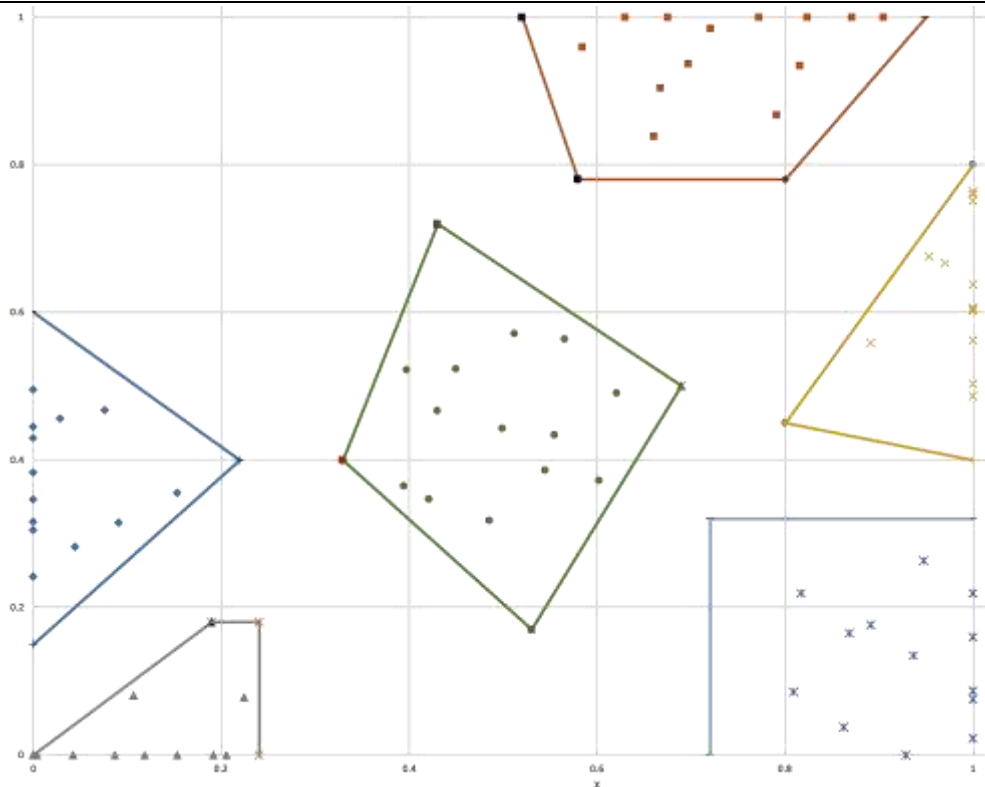


Рис. 2. Кусочно-лінійні роздільники класів

Подальші дослідження направлені на виявлення на зображенні обличчя, отриманого з відеокамер з низькою роздільною здатністю або на великій відстані, параметрів моделі у потрібному форматі та створення відповідних інформаційних систем.

### Література

1. Бармак О.В. Інформаційна технологія визначення критеріїв ділянок обличчя, що відтворюють емоційну міміку / О. В. Бармак, О.Д. Калита, Т.О. Гащук, Т.К. Скрипник // Вісник Хмельницького національного університету. Сер.: Технічні науки. Хмельницький. – 2018. – № 6(2). – С. 130–134.
2. Intel® RealSense™ Depth Camera D435 [Електронний ресурс]. – Режим доступу : <https://www.intelrealsense.com/depth-camera-d435/>.
3. Krak I., Barmak O., Manziuk E., Kuliias A. (2020) Data Classification Based on the Features Reduction and Piecewise Linear Separation. In: Vasant P., Zelinka I., Weber GW. (eds) Intelligent Computing and Optimization. ICO 2019. Advances in Intelligent Systems and Computing, vol 1072. Springer, Cham.
4. Cox T.F., Cox M.A.A.: Multidimensional scaling, 2nd edn. Chapman and Hall. CRC, Boca Raton, 2001.
5. van der Maaten, L.J.P., Postma, E.O., van den Herik, H.J.: Dimensionality reduction: a comparative review. Technical report TiCC-TR 2009-005. Tilburg University 2009.

### References

1. BARMAK, O. V., KALYTA O.D., HASHCHUK T.O. & SKRYPNYK, T. K. (2018) Information technology for determining the criteria of facial areas that reproduce emotional facial expressions // Herald of Khmelnytskyi national university. Technical Sciences, Issue 6, 2018 (2). p. 130-134.
2. INTEL® REALSENSE™ Depth Camera D435. [Online] Available from: <https://www.intelrealsense.com/depth-camera-d435/> [Accessed: 15 January 2020].
3. KRAK I., BARMAK O., MANZIUK E., KULIAS A. (2020) Data Classification Based on the Features Reduction and Piecewise Linear Separation. In: Vasant P., Zelinka I., Weber GW. (eds) Intelligent Computing and Optimization. ICO 2019. Advances in Intelligent Systems and Computing, vol 1072. Springer, Cham.
4. COX T.F., COX M.A.A.: Multidimensional scaling, 2nd edn. Chapman and Hall / CRC, Boca Raton, 2001.
5. VAN DER MAATEN, L.J.P., POSTMA, E.O., VAN DEN HERIK, H.J.: Dimensionality reduction: a comparative review. Technical report TiCC-TR 2009-005. Tilburg University, 2009.

Рецензія/Peer review : 12.01.2020 р.

Надрукована/Printed : 14.1.2020 р.  
Рецензент: д.т.н., проф. Сорокати́й Р. В.