

О.І. Кучер, О.А. Сердюк

**ВИКОРИСТАННЯ МЕТОДІВ З ПОНИЖЕННЯМ РОЗМІРНОСТІ ПРОСТОРУ  
ХАРАКТЕРИСТИК У ЗАДАЧІ РОЗПІЗНАВАННЯ ОБЛИЧ**

*У статті описано застосування методів з пониженням розмірності простору характеристик для розв'язання задачі розпізнавання облич. Наведено опис застосування методів головних компонент, локальних збережених проєкцій, лінійного дискримінантного аналізу, незалежних компонент, наївного Байєсового класифікатора та перцептивних хешів на основі усередненої функції хешування та дискретного косинусного перетворення. Подано загальні алгоритми застосування вказаних методів. Описано та проаналізовано отримані на основі реалізованого програмного продукту результати розпізнавання облич, взятих з бази даних зображень colorferet.*

**Ключові слова:** *розпізнавання облич, аналіз головних компонент, аналіз незалежних компонент, локальні збережені проєкції, лінійний дискримінантний аналіз, наївний Байєсовий класифікатор, перцептивний хеш.*

**Вступ. Постановка задачі**

Розпізнавання облич – один з підрозділів досить широкого напрямку розпізнавання образів. Задачі, що вимагають розпізнавання облич з метою ідентифікації особи, дуже часто зустрічаються у повсякденному житті: охоронні системи, криміналістика, комп'ютерна графіка, соціальні мережі, взаємодія комп'ютер-людина, віртуальна реальність, комп'ютерні ігри, доступ до інформаційних баз, шифрування даних, електронна комерція і т.п. Яскравим прикладом використання напрямку у соціальних мережах є інтеграція алгоритмів автоматичного розпізнавання облич на фотографіях у популярних соціальних сервісах Google Picassa та Facebook (запроваджена у 2010 р. й відмінена у 2012 р.).

Тим не менше, незважаючи на величезну потребу у стійких алгоритмах розпізнавання облич, на даний момент не існує універсального й досить точного алгоритму. Всі наявні реалізації мають багато недоліків, серед яких найвагомішими є недопустимо мала точність розпізнавання та вимогливість багатьох алгоритмів до обчислювальних ресурсів. Одним з методів, за допомогою яких можна боротись з останнім недоліком, є зменшення розмірності простору ознак, за якими порівнюються між собою зображення, що надасть можливість зменшити кількість обчислень та й взагалі операцій при порівнянні.

Саме необхідність оцінки можливості зменшення простору ознак у різних розповсюджених алгоритмах розпізнавання облич та порівняльний аналіз точності роботи методів розпізнавання й стали поштовхом до проведеної роботи.

При розв'язанні задачі розпізнавання осіб виникають дві проблеми. По-перше, будь-яка картинка являє собою масив пікселів. Кожен піксель незалежно від інших не несе ніякої важливої інформації, особливо, якщо враховувати величезну кількість зображень на сучасному етапі розвитку техніки. Тому використання усіх пікселів для розпізнавання є неекономним з точки зору обсягу використовуваної пам'яті і неефективним з точки зору кількості обчислювальних операцій. Для ефективного розпізнавання облич необхідно подати зображення у компактному та зручному форматі, вичленивши з нього лише характеристики, притаманні саме конкретному

зображенню. Друга проблема полягає в тому, що одне і те ж обличчя може бути сфотографоване при різних зовнішніх факторах, такі як: освітлення, поза, емоції тощо, що ускладнює процес розпізнавання. Очевидно, при розв'язанні поставленої задачі необхідно враховувати обидві проблеми та вживати заходів для їх усунення.

Таким чином, поставлена задача, зважаючи на вказані вище умови та використовуючи конкретні дані, полягає у наступному:

- наявна база даних обличч різних осіб; у дослідженні використовувалось 40 осіб, однак, ця кількість може бути зміненою;
- для кожної особи є 10 зображень, отриманих під різним кутом, з різним освітленням, різними емоціями тощо;
- на вхід методу подається зображення з обличчям особи, яка є у базі; саме зображення, що подається на розпізнавання, у базі відсутнє;
- необхідно визначити, до якого класу обличч належить подане.

### **Використовувані методи розпізнавання обличч**

Одним з найбільш відомих і опрацьованих методів для розпізнавання обличч є *метод головних компонент* (principal component analysis, PCA) [8, 9, 11, 13, 16]. Вперше метод був застосований у статистиці для зниження простору ознак без істотної втрати інформації. У задачі розпізнавання обличч його застосовують, перш за все, для зменшення розмірності зображень з обличчями, що дає можливість значно прискорити процес розпізнавання.

При застосуванні PCA до розв'язання задачі розпізнавання образів з зображення виділяються головні компоненти: ознаки, які найкраще характеризують зображення. Надалі головні компоненти порівнюються з еталонними векторами, що вже наявні у базі даних, або отримуються з бази даних обличч при ініціалізації програми.

Метою методу головних компонент є значне зменшення розмірності простору ознак таким чином, щоб у отриманому просторі можна було якомога краще описати «типові» образи, що належать множині осіб. Використовуючи цей метод, можна виявити різні відхилення у навчальній вибірці зображень обличч і описати такі відхилення у базисі кількох ортогональних векторів, які називаються власними. Отриманий набір власних векторів використовується для представлення всіх інших зображень обличч, які подаються зваженою комбінацією цих власних векторів.

Суть методу головних компонент зводиться до знаходження власних векторів та власних значень матриці коваріацій, розрахованої на основі матриці з навчальними зображеннями, поданими у вигляді вектор-рядків. За допомогою знайдених власних векторів усі обличчя проєктуються на новий базис шляхом множення матриці обличч на матрицю власних векторів, де кожен власний вектор є стовпчиком матриці. Отримані у новому базисі зображення називають *eigenfaces* (власні обличчя).

З отриманих власних обличч обирають  $n$ , яким відповідають найбільші власні значення. Обрані вектори і є головними компонентами. Усі виділені головні компоненти нормуються.

Метод головних компонент добре показав себе на практиці, але його ефективність швидко падає, коли на зображенні наявні значні відмінності у освітленні чи виразі обличчя.

Метод *локальних збережених проєкцій* (Locality Preserving Projections, LPP), або *laplacianfaces*, базується на зовнішньому вигляді людських обличч [9]. Головною метою методу є пошук локального підпростору, у якому буде найоптимальніше подано внутрішню геометрію даних та їх локальну структуру. Після отримання проєкції кожне обличчя у просторі зображень відображається на підпростір обличч малої розмірності, який характеризується певним набором зображень, що й називаються *laplacianfaces*.

Алгоритм локальних збережених проєкцій покращує метод головних компонент. При використанні методу різні зображення обличчя однієї людини є зображеннями одного класу.

Покращення LPP порівняно з PCA полягає у тому, що на основі отриманого набору головних компонент будується граф  $\bar{G}$  найближчих сусідів, з якого потім отримується матриця  $S$  сили зв'язків між вузлами графа, що і є базою для визначення власних векторів та власних значень. На підставі отриманих показників обраховується матриця базових характеристик методу, що називаються *Laplacianfaces*.

*Лінійний дискримінантний аналіз* (Linear Discriminant Analysis, LDA) – це керований алгоритм навчання, який означає, що клас навчальної множини буде використаний у навчальному процесі [3, 7, 15].

Нехай  $X$  – матриця, яка містить зображення обличчя для навчання, і  $X_i$  – матриця, що містить зображення обличчя, яке належить до класу  $i$ :

$$X = \{X_1, X_2, \dots, X_c\}; X_i = \{x_1, x_2, \dots, x_n\}.$$

Ідеєю методу LDA є пошук підпростору, у якому буде максимальним розсіювання матриць  $S_B$  та мінімальним  $S_W$ :

$$S_B = \sum_{i=1}^c N_i (\mu_i - \mu)(\mu_i - \mu)^T, S_W = \sum_{i=1}^c \sum_{x_j \in X_i} (x_j - \mu_i)(x_j - \mu_i)^T.$$

Тут  $N_i$  – кількість навчальних вибірок, що належать до класу  $i$ ,  $\mu_i$  – середнє усіх зразків, що належать до класу  $i$ ,  $\mu$  – середнє усіх зразків.

У результаті розв'язання задачі отримується матриця  $W_{fd}$ , що при комбінуванні з матрицею PCA дає матрицю перетворень для LDA:

$$W = W_{PCA} \cdot W_{fd}.$$

Вектори-стовпці матриці  $W$  є так званими *fisherfaces*.

*Метод незалежних компонент* (Independent Component Analysis, ICA), як і метод головних компонент, використовується для значного зменшення розмірності простору ознак. Цей метод зазвичай розглядають як розширення методу головних компонент [2, 4, 7, 10]. Основна відмінність полягає у тому, що у методі ICA вихідні сигнали вважаються статистично незалежними, а незалежні компоненти мають негаусівський розподіл. При цьому вид розподілу, якому відповідають компоненти, невідомий.

*Наївний Байєсовий класифікатор* (Naïve Bayes Classifier, NBC) – простий імовірнісний класифікатор, в основі якого лежить теорема Байєса зі строгими (наївними) припущеннями про незалежність [5, 12]. У багатьох практичних додатках для оцінки параметрів наївних Байєсових моделей використовують метод максимальної правдоподібності.

Перевагою наївного Байєсового класифікатора є мала кількість даних для навчання, необхідних для оцінки параметрів, що потім використовуються для класифікації.

Мета класифікації полягає в тому, щоб зрозуміти, до якого класу належить документ, тому при аналізі потрібна не сама ймовірність, а найбільш ймовірний клас. Байєсівський класифікатор використовує оцінку апостеріорного максимуму для

визначення найбільш імовірного класу, тобто класу з максимальною ймовірністю:

$$c_{\max} = \arg \max_{c \in C} \frac{p(d|c) \cdot p(c)}{p(d)},$$

де  $c$  – клас,  $d$  – документ.

Таким чином, для проведення класифікації треба розрахувати ймовірність для всіх класів і вибрати той клас, який має максимальну ймовірність. Оскільки знаменник (ймовірність документа) є константою і ніяк не може вплинути на ранжування класів, у задачі можна його ігнорувати [5]:

$$c_{\max} = \arg \max_{c \in C} (p(d|c) \cdot p(c)).$$

*Перцептивні хеш-алгоритми* описують клас функцій для генерації порівнянних хешів [14]. Характеристики зображення використовуються для генерації індивідуального (але не унікального) відбитка, і ці відбитки можна порівнювати один з одним. Усі алгоритми обчислення перцептивного хешу володіють однаковими базовими властивостями: картинку можна змінювати за розміром, змінювати співвідношення сторін і навіть злегка міняти колірні характеристики (яскравість, контраст і т.д.), але вони все одно збігаються за хешем.

При дослідженні використовувались *Average Hash* (Simple Hash), суть якого полягає у відображенні середнього значення низьких частот, та хеш на основі *дискретного косинус-перетворення* (ДКП) – одного з ортогональних перетворень, тісно пов'язаних з дискретним перетворенням Фур'є (ДПФ), яке є гомоморфізмом його векторного простору.

#### **Алгоритми класифікації обличчя**

Для класифікації на основі методів PCA, LPP, LDA, ICA використовувався наступний алгоритм 1.

1. Обраховуються власні вектори та власні значення для усіх наявних зображень за одним з алгоритмів PCA, LPP чи LDA.
2. Зображення, яке необхідно класифікувати, масштабується та подається у вигляді вектору  $v$  розміром  $height \cdot width$ , де  $height$  – висота, а  $width$  – ширина базових зображень, взятих для побудови опорної матриці.
3. Від вектора  $v$  віднімаються значення усередненого вектора усіх облич і отримується вектор  $v'$ .
4. Вектор  $v'$  проєктується на простір «власних облич» шляхом множення транспонованої матриці  $W$  на вектор  $v'$ .
5. За допомогою методу kNN [17] знаходяться  $k$  «власних облич», для яких функція відстані повертає найменше значення.
6. Серед знайдених «сусідів» обирається той клас (людина), який зустрічається найчастіше.

Функція відстані обирається з трьох можливих:

1. Евклідова відстань:  $d(p, q) = \|p - q\| = \sqrt{\sum_{i=1}^n (p_i - q_i)^2}$ .

2. Манхеттенська відстань:  $d_1(p, q) = \|p - q\|_1 = \sum_{i=1}^n |p_i - q_i|$ .

## 3. Cosine similarity:

$$\text{a) } \cos_s = \frac{\sum_{i=1}^n p_i - q_i}{\sqrt{\sum_{i=1}^n p_i^2} \cdot \sqrt{\sum_{i=1}^n q_i^2}};$$

$$\text{b) } d(p, q) = \begin{cases} \infty, & \text{якщо } \cos_s = 0 \\ \frac{1}{\cos_s}, & \text{якщо } \cos_s \neq 0 \end{cases}$$

Для використання наївного класифікатора Байєса застосований *алгоритм 2*.

1. Проводиться навчання класифікатора Байєса.
2. Зображення, яке необхідно класифікувати, масштабується та подається у вигляді вектору  $v$  розміром  $height \cdot width$ , де  $height$  – висота, а  $width$  – ширина базових зображень.
3. Від вектору  $v$  віднімаються значення усередненого вектору усіх облич і отримується вектор  $v'$ .
4. Обраховується умовна ймовірність того, що подане зображення належить конкретному класу.
5. Серед обрхованих ймовірностей знаходиться найбільша; ця ймовірність відповідає класу, якому належить подане обличчя.

Розпізнавання на основі перцептивного хешу реалізоване на основі *алгоритму 3*.

1. Для усіх зображень у базі даних обраховуються значення вибраної хеш-функції.
2. Для зображення, що потрібно класифікувати, обраховується хеш за тією ж функцією.
3. Обраховується відстань Хеммінга [1] або відстань Левенштейна [6] між хешем поточного зображення та хешами усіх інших зображень.
4. Знаходиться найменша обрахована відстань і обирається клас зображення, якому відповідає «найближчий» хеш, як клас поточного зображення.

### Результати тестування алгоритмів

Для порівняння описаних алгоритмів розпізнавання облич було реалізовано програмний продукт, що складається з 7 модулів, які можна поділити на 3 класи:

- 1) Модулі з реалізацією конкретних алгоритмів розпізнавання, та необхідні для нього допоміжні алгоритми;
- 2) модуль, що об'єднує всі алгоритми і надає простий доступ до кожного з них за однаковим сценарієм; цей модуль також надає можливість кешувати дані після навчання та використовувати їх для пришвидшення роботи програми;
- 3) для зручності використання програми було реалізовано веб-проект з простим інтерфейсом.

Для аналізу застосовувались 75 класів зображень, до кожного з яких входило по 10 зображень, що представляли собою фото обличчя однієї людини з різних ракурсів та з різними емоціями. Використовувались зображення, отримані з бази даних colorferet [16].

При аналізі алгоритмів на кожному етапі застосовувалась різна кількість зображень для навчання системи: від 1 до 10; для класифікації завжди

використовувалося одне й те ж зображення з кожного класу: зображення №10.

При тестуванні використовувались наступні значення параметрів:

- коефіцієнт kNN: 2;
- кількість головних/незалежних компонент: 40;
- алгоритм для знаходження відстані між зображеннями: відстань Евкліда;
- алгоритм для знаходження відстані між рядковим поданням зображень (NBC, Perceptual Hash): відстань Хеммінга;
- зображення, використовувані для навчання: перші  $n$  з кожного класу;
- поріг розпізнавання: PCA – 300, LDA – 300, LPP – 300, ICA – 250, NBC – -5, Average Hash – 2, DCT Hash – 2.

На рис. 1 подано один з найкращих результатів, отриманий при застосуванні для розпізнавання обличчя методу LPP. Подібні результати були отримані також для методів PCA, LDA, ICA.

По осі абсцис вказано кількість зображень одного обличчя, що використовувались при навчанні. По осі ординат відкладено частку правильних та частку неправильних розпізнавань поданих алгоритму облич.

Як і варто було очікувати, точність роботи алгоритму зростає із зростанням кількості варіантів кожного обличчя у навчальній вибірці. Однак, зображена на рис. 1 тенденція зростання має свої особливості для кожного з досліджуваних алгоритмів. Зокрема, для алгоритму PCA характерною є приблизно однакова точність розпізнавання при кількості зображень від 4 до 6, в той час як для алгоритму LDA характерною є кількість зображень від 3 до 9.

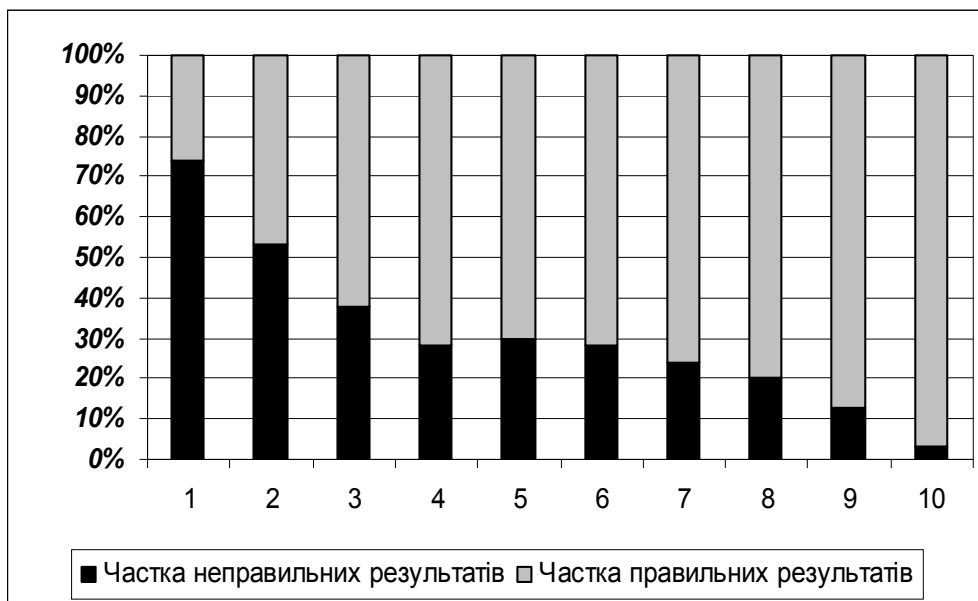


Рис. 1. Усереднений результат розпізнавання обличчя, отриманий при застосуванні методу LPP

Найгірші результати розпізнавання були отримані (у порядку спадання точності) для усередненого хешу, хешу на основі дискретного косинусного перетворення та найвісного класифікатора Байєса.

На рис. 2 подано порівняльні частки неправильних розпізнавань обличчя по відношенню до загальної кількості неправильних розпізнавань (рис. 2а) та правильних розпізнавань по відношенню до загальної кількості правильних розпізнавань (рис. 2б).

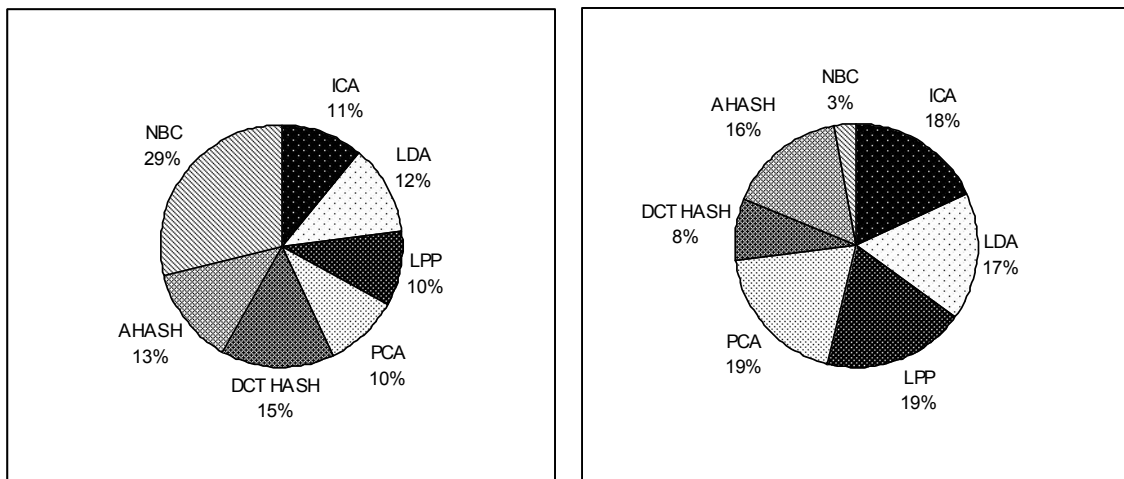


Рис. 2. Зведені результати неправильних розпізнавань (а) та правильних розпізнавань (б) облич з використанням описаних у роботі алгоритмів

Загалом на основі отриманих результатів можна зробити висновок, що найбільш ефективними є алгоритми PCA та LPP, а найменш ефективним – наївний класифікатор Байєса, який, очевидно, до даної задачі не підходить або ж потребує додаткової попередньої обробки навчальних та вхідних даних.

### Висновки

У роботі було розглянуто кілька алгоритмів для розв'язання задачі розпізнавання облич: метод головних компонент, метод незалежних компонент, лінійний дискримінантний аналіз, метод локальних проєкцій, перцептивний хеш, усереднений хеш, хеш на основі дискретного косинусного перетворення, наївний класифікатор Байєса.

Реалізація та аналіз роботи алгоритмів надалі можливість зробити наступні узагальнення:

- для якісного розпізнавання обличчя при побудові базових матриць необхідно багато зображень кожної особи, обличчя якої входить до навчальної вибірки, зроблених з різного ракурсу та з різним освітленням;
- метод головних компонент може застосовуватись як окремо для безпосереднього розпізнавання, так і разом з іншими в якості попередньої обробки вхідних даних, що покращує результати роботи PCA;
- метод незалежних компонент показав результати, за точністю кращі, ніж метод головних компонент;
- для застосування наївного класифікатора Байєса необхідна попередня обробка вхідних даних; у його класичному вигляді метод абсолютно не може бути використаний для розв'язання поставленої задачі;
- алгоритми з класу перцептивних хешів, незважаючи на їх швидку роботу, не дають задовільних результатів для розв'язання задачі розпізнавання облич; натомість, вони можуть бути використані при пошуці чи перевірці наявності конкретного зображення у дуже великому наборі інших зображень.

Загалом найбільш ефективними серед проаналізованих виявились алгоритми PCA та LPP. Інші методи для розв'язання поставленої задачі не підходять, однак можуть бути ефективно використані при розв'язанні інших задач, пов'язаних з обробкою

графічної інформації.

### Список використаної літератури

1. Блейхут Р. Теория и практика кодов, контролирующих ошибки / Р. Блейхут. – Москва: Мир, 1986. – 576 с.
2. Bartlett M. S. Face Recognition by Independent Component Analysis / M. S. Bartlett, J. R. Movellan, T. J. Sejnowski // *IEEE Transactions on Neural Networks*. – 2002. – Vol. 13, No. 6. – P. 1450-1464.
3. Bhat A. Medoid based Model for Face Recognition using Eigen and Fisher Faces / A. Bhat // *International Journal of Soft Computing, Mathematics and Control (IJSCMC)*. – 2013. Vol. 2, No. 3. – P. 1-10.
4. Comon P. Independent Component Analysis, a new concept? / P. Comon // *Signal Processing*. – 1994. – No.36. – P. 287-314.
5. Congdon P. Applied Bayesian modelling / P. Congdon. – Berlin: John Wiley & Sons, 2014. – 465 p.
6. Crochemore M. Algorithms on strings / M. Crochemore, C. Hancart, T. Lecroq. – Cambridge: Cambridge University Press, 2007. – 393 p.
7. Draper B.A. Recognizing faces with PCA and ICA / B.A. Draper, K. Baek, M.S. Bartlett, J.R. Beveridge // *Computer Vision and Image Understanding*. – 2003. – Vol. 91, I. 1-2. – P. 115-137.
8. Eigenfaces [Електронний ресурс]: Scholarpedia. – Режим доступу: <http://www.scholarpedia.org/article/Eigenfaces>
9. He X. Face recognition using laplacianfaces / X. He, S. Yan, Y. Hu, P. Niyogi, H.J. Zhang // *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*. – 2005. – Vol. 27(3). – P. 328-340.
10. Hyvärinen A. Independent Component Analysis: Algorithms and Applications / A. Hyvärinen, E. Oja // *Neural Networks*. – 2000. – No. 13(4-5). – P. 411-430.
11. Jolliffe I. T. Principal component analysis / I. T. Jolliffe. – New-York: Springer-Verlag, 2002. – 518 p.
12. Kopparapu S. K. Bayesian approach to image interpretation / S. K. Kopparapu, U. B. Desai – New-York: Kluwer Academic Publishers, 2002. – 136 p.
13. Li S. Z. Handbook of Face Recognition / S. Z. Li, A. K. Jain – London: Springer-Verlag, 2011. – 716 p.
14. Monga V. Perceptually Based Methods for Robust Image Hashing / V. Monga // PhD thesis. – University of Texas, 2005. – 107 p.
15. Phillips P. J. The FERET Evaluation Methodology for Face Recognition Algorithms / P. J. Phillips, H. Moon, S. A. Rizvi, P. J. Rauss // *IEEE PAMI*. – 2000. – Vol. 22, No. 10. – P. 1090-1104.
16. The Color FERET Database [Електронний ресурс]: NIST. – Режим доступу: <http://www.nist.gov/itl/iad/ig/colorferet.cfm>
17. Turk M. Eigenfaces for Recognition / M. Turk, A. Pentland // *Journal of cognitive neuroscience* – 1991. – Vol. 3, I. 1. – P. 71-86.
18. Wu X. The top ten algorithms in data mining / X. Wu, V. Kumar. – Taylor & Francis Group, LLC, 2009. – 214 p.

### References

1. Bleyhut R. (1986). Teorija i praktika kodov, kontrolirujushchih oshibki. Moskva: Mir.
2. Bartlett M.S., Movellan J.R., Sejnowski T.J. (2002). Face Recognition by Independent Component Analysis, *IEEE Transactions on Neural Networks*, V.13, No.6, 1450-1464.
3. Bhat A. (2013). Medoid based Model for Face Recognition using Eigen and Fisher



- Faces, *International Journal of Soft Computing, Mathematics and Control (IJSCMC)*, V.2, No.3, 1-10.
4. Comon P. (1994). Independent Component Analysis, a new concept? *Signal Processing*, No.36, 287-314.
  5. Congdon P. (2014). Applied Bayesian modelling, Berlin: John Wiley & Sons.
  6. Crochemore M., Hancart C., Lecroq T. (2007). Algorithms on strings, Cambridge: Cambridge University Press.
  7. Draper B.A., Baek K., Bartlett M.S., Beveridge J.R. (2003). Recognizing faces with PCA and ICA, *Computer Vision and Image Understanding*, V.91, I.1-2, 115-137.
  8. Eigenfaces: Scholarpedia, <http://www.scholarpedia.org/article/Eigenfaces>.
  9. He X., Yan S., Hu Y., Niyogi P., Zhang H.J. (2005). Face recognition using laplacianfaces, *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, V.27(3), 328-340.
  10. Hyvärinen A., Oja E. (2000). Independent Component Analysis: Algorithms and Applications, *Neural Networks*, No.13(4-5), 411-430.
  11. Jolliffe I.T. (2002). Principal component analysis, New-York: Springer-Verlag.
  12. Kopparapu S.K., Desai U.B. (2002). Bayesian approach to image interpretation, New-York: Kluwer Academic Publishers.
  13. Li S.Z., Jain A.K. Handbook of Face Recognition, London: Springer-Verlag.
  14. Monga V. (2005). Perceptually Based Methods for Robust Image Hashing, *PhD thesis*, University of Texas.
  15. Phillips P.J., Moon H., Rizvi S.A., Rauss P.J. (2000). The FERET Evaluation Methodology for Face Recognition Algorithms, *IEEE PAMI*, V.22, No.10, 1090-1104.
  16. The Color FERET Database: NIST, <http://www.nist.gov/itl/iad/ig/colorferet.cfm>.
  17. Turk M., Pentland A. (1991). Eigenfaces for Recognition, *Journal of cognitive neuroscience*, V.3, I.1, 71-86.
  18. Wu X., Kumar V. (2009). The top ten algorithms in data mining, Taylor & Francis Group, LLC.

## Summary

**O.I. Kucher, O.A. Serdyuk**

### USING OF LOW-DIMENSIONAL CHARACTERISTICS SPACE IN FACE RECOGNITION PROBLEMS

*The article describes the using of methods of characteristics space dimension decreasing for face recognition problems solving. The description of the using of principal component analysis, locality preserved projections, linear discriminant analysis, independent component analysis, naïve Bayes classifier and perceptual hashes based on the average hash function and the discrete cosine transform methods is provided. The general algorithms for using described methods are provided. The results obtained with using of the implemented software for face recognition are described and analyzed.*

**Keywords:** *face recognition, principal component analysis, independent component analysis, locality preserving projections, linear discriminant analysis, naïve Bayes classifier, perceptual hash.*

Стаття надійшла 19\_10\_2015  
Прийнято до друку 21\_10\_2015