

Як бачимо, тут було додано коефіцієнт складності до попередньої математичної моделі й тепер є можливість визначати прогрес звички відповідно до її важкості.

Висновок. Успішно досліджено існуючу функцію обчислення прогресу звички, побудовано відповідну до неї математичну модель. Визначено таблицю відповідностей складностей звичок; мінімальної кількості повторень для автоматизації звичок; коефіцієнтів, що регулюють швидкість зростання чи спадання прогресу. Внаслідок цього, реалізовано програмну функцію обчислення прогресу звички з врахуванням її важкості та змінено відповідну математичну модель. Таким чином усі поставлені цілі було досягнуто.

Список використаних джерел

- [1] Bargh J. A. The four horsemen of automaticity: awareness, intention, efficiency, and control in social cognition. J. A. Bargh // Handbook of social cognition: Vol 1 basic processes. – 1994. – PP. 1–40.
- [2] Lally P. How are habits formed: Modelling habit formation in the real world. [Electronic resource] / P. Lally, C. H. M. Van Jaarsveld, H. W. W. Potts, J. Wardle // Wiley Online Library. – 2009. – Available From: <https://citeseerx.ist.psu.edu/viewdoc/download?doi=10.1.1.695.830&rep=rep1&type=pdf>
- [3] Xavier A. S. Loop Habit Tracker. [Electronic resource] / A. S. Xavier. – Available From: <https://github.com/iSoron/uhabits>

Лев-Володимир Рибак, Михайло Дендюк *

аспірант НЛТУ України, Львів, Україна, ORCID: 0000-0002-5915-5520,
rybaklevko@ukr.net

к.т.н., доцент кафедри КН, НЛТУ України, Львів, Україна. ORCID: 0000-0002-7631-022X . dendyuk@nltu.edu.ua.

Математична модель для удосконалення методів розпізнавання обличчя в системі безпеки аутентифікації користувачів

Анотація – Здійснено опис загальних характеристик та проблематики систем аутентифікації на основі розпізнавання обличчя. Для покращення таких

рішень побудовано математичну модель для розпізнавання обличчя на основі методу власної грані. Наведено покроковий опис її формулювання на основі вхідних даних. Результати цього аналізу можуть бути використані при створенні інформаційних систем орієнтованих на захист приміщень або загальної аутентифікації користувачів.

Ключові слова – математична модель, безпека приміщень, розпізнавання облич, метод власної грані.

У сучасному світі одним з підходів до забезпечення аутентифікації користувачів із захищеним доступом став метод розпізнавання обличчя. Незважаючи на вже існуючу суттєву надійність цього методу, він стикається з кількома критичними проблемами. Вони охоплюють проблеми, пов'язані з точністю, вразливістю до агресивних атак і нагальною необхідністю підвищеної безпеки, особливо в середовищах, таких як фінансові установи, державні установи та університети. Тому виникає нагальний запит на покращення таких алгоритмів з використанням нових математичних моделей, які забезпечать кращий захист.

Перспектива підвищення ефективності систем розпізнавання обличчя шляхом використання математичних моделей пропонує багатообіцяючий шлях для підвищення безпеки. Математичні моделі мають потенціал для зміцнення цих систем, вирішуючи внутрішні проблеми, покращуючи точність і посилюючи стійкість до потенційних загроз. Можливість через них аналізувати, обробляти та інтерпретувати складні візуальні дані створює основу для розробки більш надійних і точних методів розпізнавання обличчя [1].

Створення спеціальної математичної моделі для розпізнавання обличчя в системах безпеки аутентифікації користувачів зазвичай передбачає поєднання різних алгоритмів і математичних методів. Як приклад наведемо математичне представлення для розпізнавання обличчя, зосереджуючись на власних гранях і зменшенні розмірності.

Ця техніка передбачає представлення обличчя у великому просторі з подальшим зменшенням розмірності цього простору для визначення рис обличчя. Один із способів представити це через метод власної грані [2].

Для початку слід обчислити коваріантну матрицю, використавши формулу:

$$C = \frac{1}{n} \cdot A \cdot A^T,$$

де n – кількість зображень,

A - як матриця відхилень, обчислена шляхом віднімання середнього значення обличчя від кожного зображення обличчя в матриці.

Після цього власні значення та власні вектори витягуються з коваріаційної матриці C . Власні вектори, що відповідають найбільшим власним значенням, утворюють головні компоненти Λ або власні грані v . Ці власні грані представляють напрямки у високовимірному просторі, які охоплюють найбільшу варіативність рис обличчя. Далі оберемо k -власних векторів k -найбільшим значень, щоб сформулювати матриць v_k .

Тепер сформулюємо формулу обчислення власних граней та виведемо з неї формулу реконструкції для цієї математичної моделі:

$$\hat{X} = \bar{F} + A^T v_k ((A^T \cdot v_k) \cdot (x_i - \bar{F})),$$

де $\bar{F}$ - середнє значення матриць облич,

x_i - нове зображення.

Тепер здійснимо практичну реалізацію математичної моделі з використанням мови програмування Python. Використаємо декілька вхідних зображень для тестування. Продемонструємо одне з вхідних зображень рис.1.

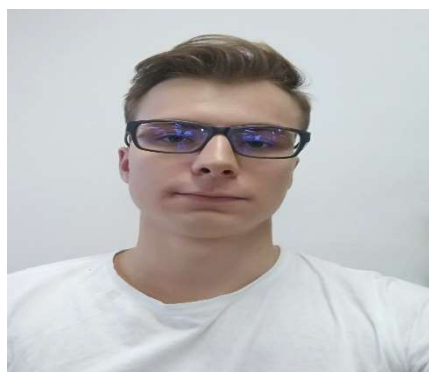


Рис.1 Вхідне зображення

Зчитуємо його програмно та нормалізуємо матрицю зображення рис.2.

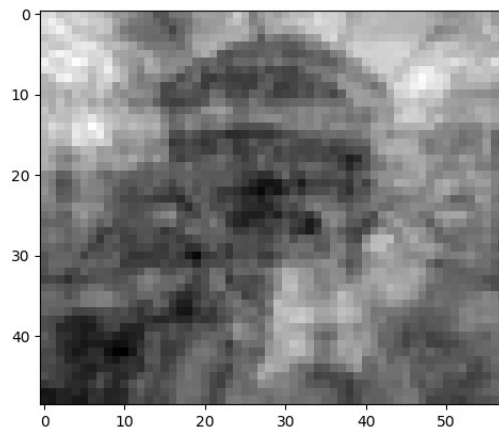


Рис.2 Нормалізоване зображення

Обчислимо коваріантну матрицю програмними засобами згідно формули поданої вище, обрахуємо власні вектори та власні грані для всіх вхідних зображень рис.3.

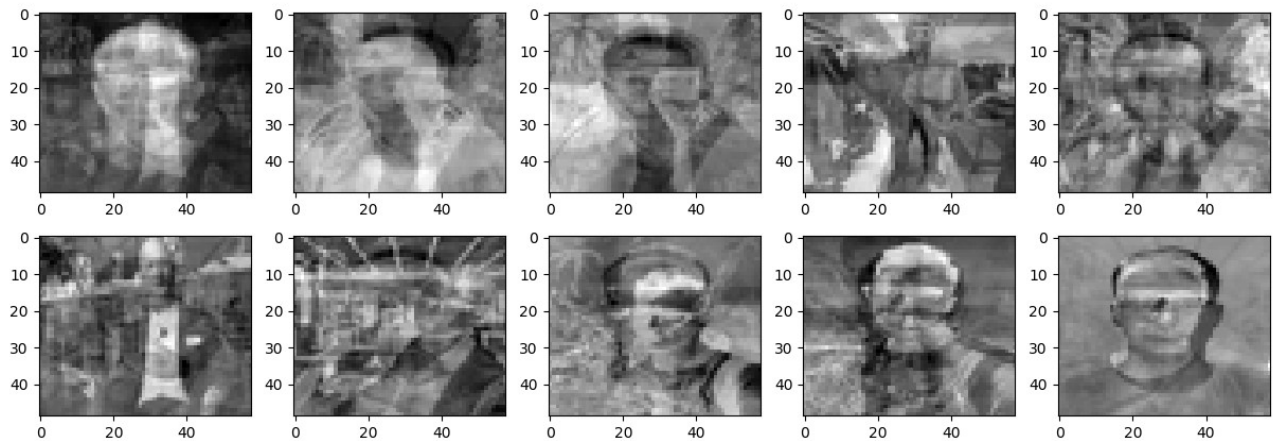


Рис.3 Зображення у форматі власних граней

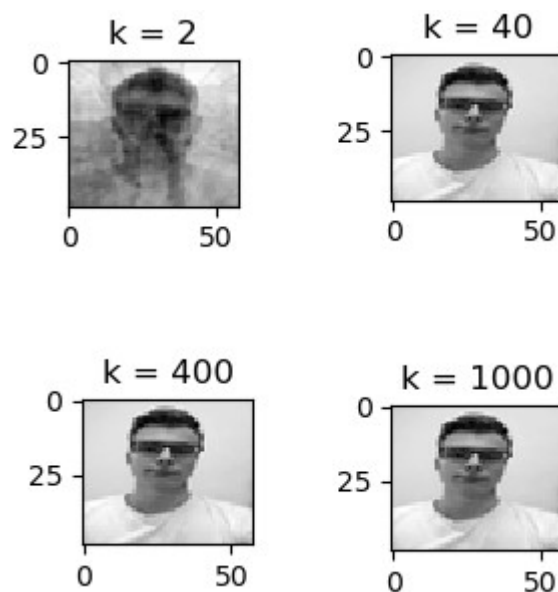


Рис.4 Результат реконструкції методом власних граней

Тепер, скориставшись попередньо запропонованою математичною моделлю, здійснили реконструкцію методом власної грані. Використаємо 10 кроків зі значеннями від 0 до 1000. Для демонстрації скомпонуємо разом кроки 2, 40, 400 і 1000 на рис.4.

Висновок. Підсумовуючи поєднання математичних моделей і технології розпізнавання обличчя обіцяє значно посилити системи безпеки автентифікації користувачів. Одним із найбільших зауважень до методу власних граней є суворе вирівнювання вхідних облич, яке вимагається під час навчання та ідентифікації. Подальше дослідження будуть спрямовані на вдосконалення існуючої математичної моделі з метою знаходження найбільш ефективних рішень для розпізнавання облич і, як наслідок, для покращення безпекових властивостей.

Список використаних джерел

- [1] John R. Patrick (2017). Home Attitude: Everything You Need To Know To Make Your Home Smart. California, US: The Appliance Studio, University Gate East CreateSpace Independent Publishing Platform.
- [2] Turk, M., Pentland, A. Eigenfaces for recognition. J.Cogn. Neurosci. 1991, 3, 71-86 <https://direct.mit.edu/jocn/article/3/1/71/3025/Eigenfaces-for-Recognition>

Oleg Kutsyk, Oleg Riznyk*

student of CS Department, Ukrainian National Forestry University, Lviv, Ukraine, kutsyk@nltu.edu.ua.

*associate professor of CS Department, Ukrainian National Forestry University, Lviv, Ukraine. <https://orcid.org/0000-0002-3815-043X>, riznykoleg@nltu.edu.ua.

Study of the characteristics of the developed barker-like codes

Abstract – The synthesis of non-periodic signals with correlation properties, which have a linear structure of the spectrum and provide unequivocal measurement and high resolution, is relevant. Signals that satisfy this condition are called signals with the "no more R matches" property. The main requirement for signals with a selected compression ratio is the minimization of autocorrelation side lobes.