

СТВОРЕННЯ СИСТЕМИ РОЗПІЗНАВАННЯ ОБЛИЧ НА ОСНОВІ ВЕЙВЛЕТ-ПЕРЕТВОРЕНЬ

УДК 004.931

DOI: <https://doi.org/10.35546/2313-0687.2019.26.32-43>

Олексій Бичков,

д.т.н., доцент, завідувач кафедрою програмних систем і технологій факультету інформаційних технологій,
Київський національний університет імені Тараса Шевченка, м. Київ, Україна,

E-mail: bos.knu@gmail.com, ORCID ID: 0000-0002-9378-9535

Катерина Меркулова,

к.т.н., доцент, доцент кафедри програмних систем і технологій факультету інформаційних технологій,
Київський національний університет імені Тараса Шевченка, м. Київ, Україна,

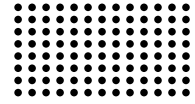
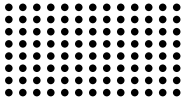
E-mail: kate.don11@gmail.com, ORCID ID: 0000-0001-6347-5191

Єлизавета Жабська,

E-mail: y.zhabska@gmail.com, ORCID ID: 0000-0002-9917-3723

Анотація. Статтю присвячено створенню системи розпізнавання облич на основі вейвлет-перетворень. У ході аналізу було розроблено математичну модель обробки зображень на основі методів з використанням вейвлет-перетворень (на основі вейвлетів Добеші, симлетів, койфлетів, біортогональних і зворотних біортогональних вейвлетів, вейвлетів Габора та лог-Габора), формування вектору ознак за допомогою обчислення статистичних характеристик зображення (середнього значення інтенсивності, середньо-квадратичного відхилення, дисперсії, ентропії) та класифікації зображень з використанням метрик відстаней між векторами (відстань Мінковського, Мангеттенська відстань, відстань Евкліда, відстань Брея-Кертіса, відстань Канберра, кореляційна відстань, косинусна відстань та квадратична відстань Евкліда). Оскільки головним показником працездатності системи є точність розпізнавання, яку вона демонструє, було виявлено необхідність проведення експериментальних досліджень для вибору методів, які доцільно використовувати в системі. Результати досліджень показали, що найбільш точних результатів розпізнавання система досягає при використанні вейвлет-перетворення на основі зворотних біортогональних вейвлетів для обробки зображення, методу обчислення середньо-квадратичного відхилення для формування вектору ознак та Мангеттенської відстані в якості метрики класифікації зображень. За таких параметрів створена система досягла точності розпізнавання з показником 97,5 %. Тема дослідження є актуальною, оскільки системи розпізнавання облич повинні гарантувати високу точність та надійність в умовах зростання кількості порушень безпеки і шахрайства у сучасному інформаційному просторі. Новизна роботи полягає у виборі та застосуванні комбінації обраних методів на кожному з етапів роботи системи. Дослідження має практичну значимість, оскільки його результатом є система з високою точністю розпізнавання.

Ключові слова: розпізнавання облич, вейвлет-перетворення, ідентифікація особи, обробка зображень, класифікація зображень.



Постановка проблеми. В останні роки в усьому світі спостерігається зростаючий інтерес до методів розпізнавання та ідентифікації особистості. Для цього існує кілька причин, включаючи зростання занепокоєння громадськості безпекою, необхідність перевірки ідентичності в цифровому світі та необхідність методів аналізу облич та моделювання в управлінні мультимедійними даними. Основні шляхи і способи вирішення цих завдань полягають в області застосування біометричних технологій. Біометричний захист ефективніший у порівнянні з такими методами, як використання паролів, PIN-кодів, смарт-карт, токенів або технології РКІ, оскільки біометрія дозволяє ідентифікувати саме конкретну людину, а не пристрій. Унікальний біометричний ідентифікатор служить ключем, який практично неможливо втратити.

При ідентифікації та аутентифікації особистості зручно використовувати засоби із залученням системи розпізнавання обличчя [1]. Такі системи варіюються від статичного співставлення фотографій при здійсненні контролю, наприклад, перевірка паспорту, кредитних карток, документів посвідчення особистості, водійського посвідчення, до порівняння зображень з відеопотоку камер спостереження у реальному часі. Перевагою систем розпізнавання обличчя в тому, що вони ненав'язливі. Привабливість даного методу заснована на тому, що він наближений до того, як люди зазвичай ідентифікують один одного. Через характер тематики, у цій проблемі також зацікавлені нейробіологи та психологи. За загальною думкою, успіхи досліджень комп'ютерного зору зможуть надати таким дослідникам корисну інформацію про те, як працює мозок людини [2].

Існуючі потреби у створенні систем, що реалізують вирішення завдання розпізнавання обличчя, накладають жорсткі обмеження на швидкість роботи алгоритмів, які повинні працювати у режимі, близькому до реального часу. Для успішного вирішення завдання з розпізнавання обличчя забезпечення високої швидкості роботи повинно також поєднуватися з малою кількістю хибних розпізнавань. Для цього необхідно вирішити наступні завдання: визначити засоби обробки зображення, створення його вектору ознак і методи класифікації; розробити математичну модель системи; підібрати доцільні параметри системи для коректної ідентифікації обличчя за допомогою експериментів. Створена система повинна коректно ідентифікувати $\geq 95\%$ зображень.

Аналіз останніх досліджень і публікацій. Цілковитий опис системи розпізнавання обличчя наведено у праці «Toward a practical face recognition system: Robust alignment and illumination by sparse representation» [3]. У цьому дослідженні навчальні образи добре узгоджені (здобуті у контрольованих умовах), а розпізані зображення – реально існуючі фотографії. Система базується на алгоритмі розрідженого представлення та класифікації (SRC). Запропонований метод показує дуже хороші результати у базі даних FERET.

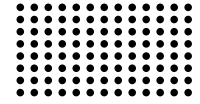
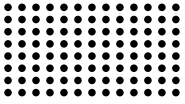
Опис розробки системи для розпізнавання обличчя наведено в роботі «Development Of A Face Recognition System» [4]. Компоненти обличчя на зображення для тестування виявлялися із застосуванням фільтру лапласіана-гаусіана. Фільтр показує достатньо точні результати при вилученні ознак обличчя при різних умовах освітлення.

Роботу Л. Ленца «Face Recognition under Real-world Conditions» [5] присвячено розробці системи розпізнавання обличчя у реальних умовах, заснованій на новітньому методі, в основу якого закладено вейвлети Габора та перетворення з використанням інваріантного елементу масштабу (SIFT). Під час дослідження було протестовано та оцінено широко використовувані бази даних обличчя (ORL, FERET). Точність даного методу становила 72,7%, у порівнянні з методом Кепенецькі (60,8%).

У статті «Development of Biometric Systems for Person Recognition: Biometric Feature Systems, Traits and Acquisition» [6] автори аналізують біометричні системи, підкреслюючи переваги використання вейвлет-перетворень у системах ідентифікації особистості, а також дослідження щодо того, що обличчя людини є одним з параметрів, який найчастіше використовуються в таких системах.

Використання методів розпізнавання на основі вейвлет-перетворень є новітнім та недостатньо вивченим у галузі створення систем розпізнавання обличчя, а вже існуючі системи демонструють точність ідентифікації близько 70-80%.

Мета дослідження. Метою даної роботи є дослідження методів обробки зображень, що застосовуватимуться у системі розпізнавання обличчя, та проведення експериментів з використанням різних методів формування вектору ознак і класифікації зображень для виявлення тих методів, які будуть забезпечувати високу достовірність розпізнавання об'єктів аналізу та зниження рівня хибних розпізнавань при використанні їх у системі. Для досягнення вказаних функціональних



особливостей системи у роботі пропонується дослідження методів обробки зображення за допомогою вейвлет-перетворення на основі вейвлетів Добеші, симлетів, койфлетів, біортогональних та зворотних біортогональних вейвлетів, вейвлетів Габора та лог-Габора.

Основні положення дослідження. У задачах обробки зображення нерідко інтерпретуються як випадкові процеси двох змінних, тобто як випадкові поля, оскільки при формуванні зображень практично завжди наявні шуми. Перетворення Фур'є з його нескінченно протяжним тригонометричним базисом добре підходить для аналізу стаціонарних сигналів. Для нестационарних сигналів важливо визначити момент часу, коли та чи інша частотна характеристика раптово змінилась. Тому базисні функції повинні мати кінцеву область визначення. Як раз такими функціями і є вейвлети. З їх допомогою можна покрити увесь простір, використовуючи зсув по-різному стиснутих варіантів єдиної функції [7]. Вейвлет-перетворення дозволяє дослідникам управляти певними типами шаблонів, схованими в даних, виконуючи аналіз даних від загального до найдрібніших деталей. Таке перетворення виконує локалізацію як за часом, так і за частотою і було розроблено для того, щоб усунути недоліки перетворення Фур'є, яке виконує локалізацію лише за частотою [8].

Загальний принцип побудови базису вейвлет-перетворення полягає у використанні масштабного перетворення та зміщень. Будь-який із вейвлетів, які найбільш часто застосовуються, породжує повну ортонормовану систему функцій з кінцевим носієм, побудованих з використанням масштабного перетворення та зміщень. Саме за рахунок зміни масштабів вейвлети здатні виявити різницю у характеристиках на різних шкалах, а шляхом зсуву проаналізувати властивості сигналу в різних точках на всьому інтервалі дослідження. Аналіз з використанням вейвлет-перетворення представляє зображення як суму вейвлет-функцій з різними положеннями та масштабами [9].

Подібно до інших лінійних перетворень, вейвлет-перетворення зменшує ентропію зображення, тобто матриця коефіцієнтів вейвлету має меншу ентропію, ніж саме зображення, а отже, матриця коефіцієнтів ефективніше кодується [10].

Нехай маємо два набори коефіцієнтів $\{hk\}$ та $\{gk\}$, які встановлюють уточнення відносин. Ці коефіцієнти визначають форму функції масштабування та вейв-

лет-функції. Форма у свою чергу визначає додаток, у якому ми можемо використовувати той чи інший вейвлет. Коефіцієнти $\{hk\}$ та $\{gk\}$ виконують функції фільтрів.

Уточнення відносин у системах ортогональних вейвлетів виглядає наступним чином:

$$\phi(t) = \sum_{k=0}^{N-1} h_k \cdot \sqrt{2} \phi(2t - k). \quad (1)$$

Вираз $h_k \cdot \sqrt{2}$ представляє собою ненормалізовані коефіцієнти, а $h(k)$ – нормалізовані.

Також маємо наступне рівняння:

$$\psi(t) = g_k \cdot \sqrt{2} \phi(2t - k). \quad (2)$$

Вейвлети мають задовольняти певним необхідним умовам таким, як ортогональність та певні доцільні характеристики для окремих видів додатків. Ці умови, у свою чергу, накладають обмеження на коефіцієнти функції масштабування та вейвлет-функції.

У більшості випадків сигнали, до яких застосовується вейвлет-перетворення, представлені квадратично-інтегрованими функціями, визначеними на вісі дійсних чисел. Ортонормовані вейвлети з компактним носієм на нескінченній дійсній вісі були сконструйовані Добеші [11]. Вейвлет-система Добеші не має функції в явному вигляді, але операція перетворення проводиться з використанням вейвлет-коефіцієнтів і коефіцієнтів масштабування, які формують коефіцієнти низько-частотних і високо-частотних фільтрів.

Функція масштабування і функція вейвлет-перетворення задаються наступним чином:

$$\phi(t) = \sqrt{2} \sum_k h_k \phi(2t - k), \quad (3)$$

$$\psi(t) = \sqrt{2} \sum_k g_k \phi(2t - k). \quad (4)$$

Функція масштабування та вейвлет-функція Добеші не симетричні, оскільки в них використовується мінімальні фазові квадратні корені для того, щоб енергія концентрувалася поблизу початкової точки компактного носія. Іншою системою ортогональних вейвлетів з компактним носієм є симлети, які являють собою модифікацію вейвлетів Добеші, але мають набагато менше ознак асиметричності. У симлетах використовується один і той же набір коренів фази, для досягнення більшої симетричності з лінійною комплексною фазою. Симлети розроблені таким чином, щоб мати максимальну кіль-

кість нульових моментів по всій довжині їх носія, тобто у будову симлетів було впроваджено обмеження, а саме ортогональний компактний фільтр, довжиною $N = 2p$. Він має p зникаючих моментів і має майже лінійну фазу [8].

Окремим випадком вейвлетів Добеші є койфлети. Койфлети отримують шляхом введення умови нульового моменту на вейвлет-функцію та функцію масштабування, тим самим утворюється більше коефіцієнтів. Таким чином, мінімальна кількість дотиків функції – шість. Якщо число дотиків функції $N = 6p$, то кількість нульових моментів вейвлет-функції дорівнює $2p$, а функції масштабування – $2p - 1$. Таким чином, встановлюються наступні умови [12]:

$$\phi(t) = \sum_{p=0}^P \binom{P+p-1}{p} t^p + t^P K\left(\frac{1}{2}-t\right). \quad (5)$$

Як вже було з'ясовано, вейвлети – це базиси для ортогональних доповнень. Але є можливість визначити вейвлети, які не ортогональні по відношенню до функцій масштабування, та все ж мають багато властивостей напівортогональних вейвлетів. Кратномасштабні базиси такого типу називаються базисами біортогональних вейвлетів і вперше були отримані Коеном та його колегами [13]. При побудові біортогонального базису здійснюється метод, суть якого полягає в тому, щоб зробити матриці аналізу та синтезу розрідженими для забезпечення швидкого виконання розкладу та відновлення.

Біортогональні вейвлети використовуються у багатьох програмах для обробки сигналів через їхню лінійну фазову властивість. Властивість лінійної фази підтримується шляхом забезпечення симетрії у коефіцієнтах фільтру. Біортогональні вейвлети забезпечують більшу ступінь свободи у порівнянні з ортогональними вейвлетами та мають симетричний компактний носій [14].

Біортогональний базис вейвлетів – це базис, у якому основні функції масштабування функції ортогональні до подвійних вейвлетів та основні вейвлети ортогональні подвійним функціям масштабування. Тобто, біортогональні вейвлети повинні задовольняти наступним умовам:

$$\int \phi_{0,k}(t) \tilde{\phi}_{0,k}(t) dt = 0, \quad (6)$$

$$\int \psi_{j,k}(t) \tilde{\psi}_{j,k}(t) dt = 0. \quad (7)$$

У системі біортогональних вейвлетів окремо використовуються функції вейвлету та масштабування для аналізу та синтезу сигналу. При зворотному біортогональному вейвлет-перетворенні використовуються функції синтезу для аналізу та навпаки. Зворотні біортогональні вейвлети використовуються як часову, так і частотну області, тому цей вейвлет створює прості форми хвилі. Функція вейвлету завжди дорівнює розміру області перегляду, тому вона вирішує проблему між часовою та частотною роздільною здатністю.

Функції Габора вперше запропонував Габор. Він показав, що існує «квантовий принцип» для інформації: об'єднана частотно-часова область для одновірних сигналів обов'язково має квантуватися таким чином, щоб жоден сигнал або фільтр не захоплював у цій області значення, менші за певні мінімальні значення [15].

Представлення зображень вейвлетами Габора обране через їх біологічну значимість та технічні властивості. Вейвлети Габора мають форму, подібну до рецептивних полів простих клітин первинної зорової кори, отже представлення зображень засноване на принципах представлення зображень в розумі людини.

Фільтри Габора у просторовій області визначається наступною формулою:

$$\phi(t) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}} \sigma e^{\left(\frac{-t^2}{2\sigma^2} + jvt\right)}, \quad (8)$$

при цьому функція Гауса визначається таким чином:

$$g(t) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} e^{\left(\frac{-t^2}{2\sigma^2}\right)}. \quad (9)$$

Альтернативою функції Габора є функція лог-Габора, запропонована Філдом [16]. Лог-Габор фільтри можуть бути побудовані з довільною пропускнуою здатністю, а смуга пропускання може бути оптимізована для отримання фільтра з мінімальною просторовою мірою. Вейвлет-перетворення лог-Габора містить у собі математичні властивості функцій Габора з ретельною конструкцією для підтримки властивостей фільтрів та забезпечення точної реконструкції. У порівнянні із сучасним рівнем техніки, вейвлети лог-Габора демонструють чудову властивість відокремлювати інформацію про зображення від некогерентного гаусового шуму за допомогою жорсткого порогу та здатності кодувати елементи

зображення шляхом зменшеного набору коефіцієнтів з великим значенням.

Формула для побудови фільтрів лог-Габора наведена нижче:

$$\phi(t) = e^{-\left(\frac{1}{2}\left(\frac{f-f_k}{\sigma_f}\right)^2\right) - \left(\frac{1}{2}\left(\frac{\theta-\theta_k}{\sigma_\theta}\right)^2\right)}, \quad (10)$$

де ρ і θ – лог-полярні координати функції.

Слід зазначити дві важливі характеристики. По-перше, функції лог-Габора за не мають компоненти постійного струму, по-друге, передавальна функція лог-Габора має розширений діапазон на високочастотному кінці. Дослідження статистики природних зображень показують, що природні зображення мають спектри амплітуди. Для кодування зображень, що мають такі спектральні характеристики, слід використовувати фільтри, що мають подібні спектри. Філд припускає, що функції лог-Габора, здатні кодувати природні зображення ефективніше, ніж, скажімо, звичайні функції Габора, які б надмірно представляли низькочастотні компоненти і недостатньо представляли високочастотні компоненти в будь-якому кодуванні.

Результати дослідження. На основі описаних методів обробки зображень з використанням вейвлет-перетворень було створено програмний додаток для біометричної ідентифікації особи за фотопортретом. Реалізація програми виконувалася в інтегрованому середовищі розробки PyCharm мовою програмування Python 3 з використанням бібліотек OpenCV та NumPy, які зручно використовувати для реалізації алгоритмів комп'ютерного зору й обробки зображень. На рис. 1

зображено етапи роботи додатку, а саме завантажене для ідентифікації початкове зображення та результати ідентифікації у вигляді портретного зображення особи та вікна з її ідентифікатором.

Дослідження відбувалися з використанням бази даних «The ORL Database of Faces», яка містить 400 фронтальних зображень людей. Вибірка для проведення апробації алгоритму складалася з 40 різних зображень.

Для формування вектору ознак зображення застосовувалися статистичні методи обробки інформації, які дозволяють теоретично розраховувати ефективність деяких процедур обробки бінарних зображень. При статистичній інтерпретації дискретні зображення досліджуються як реалізації випадкового двомірного поля, якому притаманні ті чи інші ймовірнісні характеристики, що завчасно невідомі. Метою статистичного аналізу зображень є вимірювання, або отримання оцінок вказаних характеристик. Відповідний апарат добре розроблено в математичній статистиці та теорії ймовірностей. Дослідження у даній статті зосереджені на обчисленні таких статистичних характеристик, як середнє значення інтенсивності, середньо-квадратичне відхилення, дисперсія та ентропія.

Класифікація зображень відбуватиметься шляхом обчислення відстані між векторами ознак наступними метриками обчислення відстані: Брея-Кертиса, Канберра, Мангеттенської, кореляційної, косинусної, Евкліда, Мінковського, квадратичної Евкліда.

Результати експериментів, проведених над зображеннями, обробленими фільтрами Добеші, з використанням усіх методів формування вектору ознак, зображено на рис. 1. Узагальнюючи результати роботи

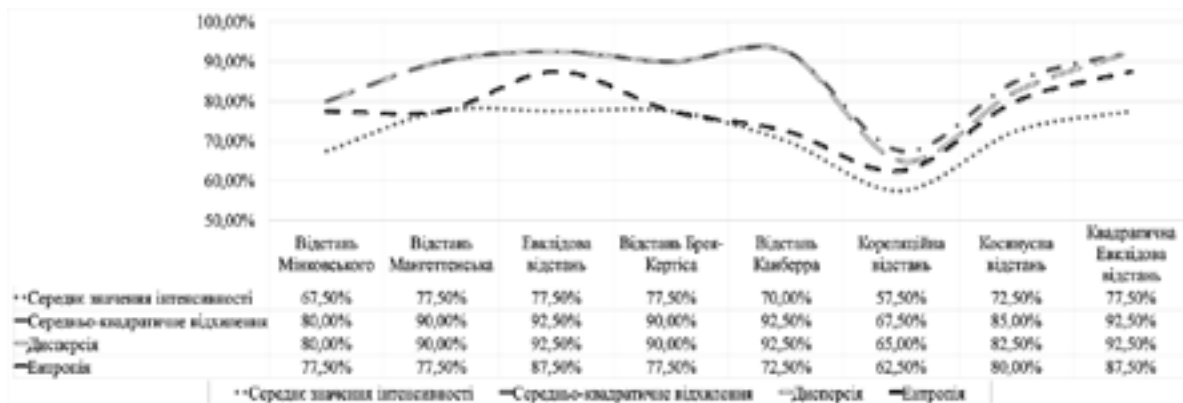


Рис. 1 – Графік результатів роботи фільтрів Добеші у поєднанні з методами обчислення статистичних характеристик та метриками обчислення відстані

методів для обчислення статистичних характеристик зображення у поєднанні з фільтрами Добеші, найвищі результати точності ідентифікації мають методи обчислення дисперсії (65–92,5 %) та середньо-квадратичного відхилення (67,5–92,5 %). Найбільший результат точності продемонстрували такі комбінації методів, як фільтри Добеші + середньо-квадратичне відхилення/дисперсія + відстань Евкліда, Добеші + середньо-квадратичне відхилення/дисперсія + квадратична відстань Евкліда, Добеші + середньо-квадратичне відхилення/дисперсія + відстань Канберра, а саме 92,5 %.

Результати досліджень з використанням вейвлет-перетворення на основі симлетів зображено на рис. 2. З графіка видно, що максимальний результат ідентифікації, а саме 67,5 %, було отримано при використанні методів обчислення середньо-квадратичного відхилення, дисперсії та ентропії у комбінації з відстанню Евкліда та квадратичної відстані Евкліда.

Результати досліджень з використанням вейвлет-перетворення на основі койфлетів зображено на рис. 3. Проаналізувавши графік можна зробити висновок, що найвищий результат коректно ідентифікованих зображень у 57,5 % продемонстрував метод обчислення ентропії у поєднанні з метриками обчислення відстані Мангеттенською, Евкліда та квадратичної відстані Евкліда.

Результати досліджень з використанням вейвлет-перетворення на основі біортогональних вейвлетів зображено на рис. 4. У цьому випадку найбільшу точність ідентифікації, що становить 85 %, серед методів обчислення статистичних характеристик було отримано при використанні дисперсії, середнього значення інтенсивності та середньо-квадратичного відхилення. При цьому застосування останнього методу показало вищий результат у найбільшій кількості експериментів у комбінації з методами обчислення

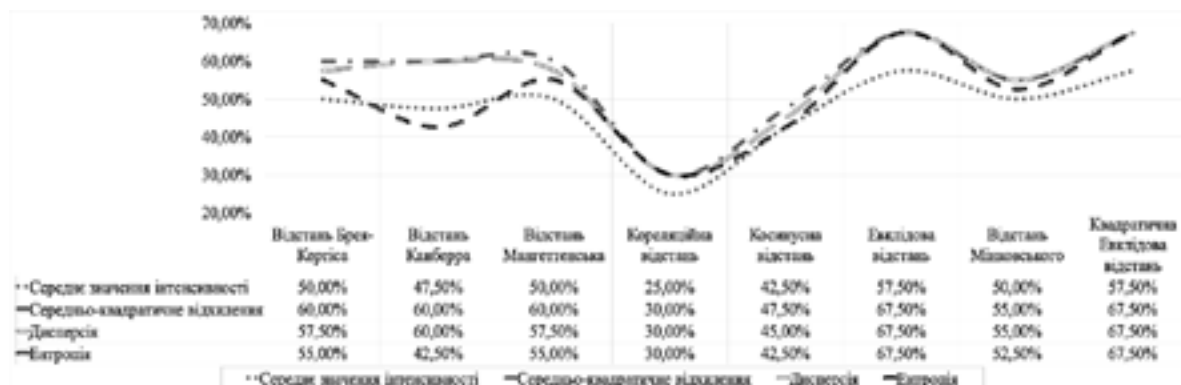


Рис. 2 – Графік результатів роботи фільтрів на основі симлетів у поєднанні з методами обчислення статистичних характеристик та метриками обчислення відстані

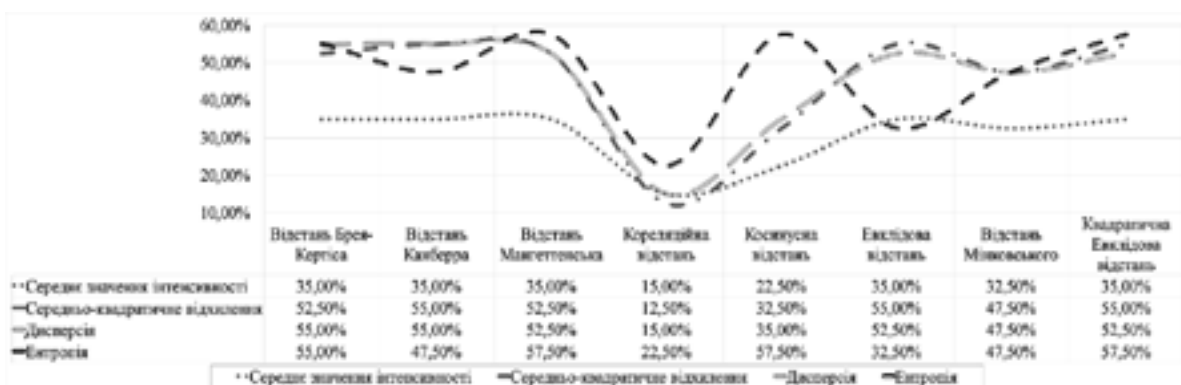


Рис. 3 – Графік результатів роботи фільтрів на основі койфлетів у поєднанні з методами обчислення статистичних характеристик та метриками обчислення відстані

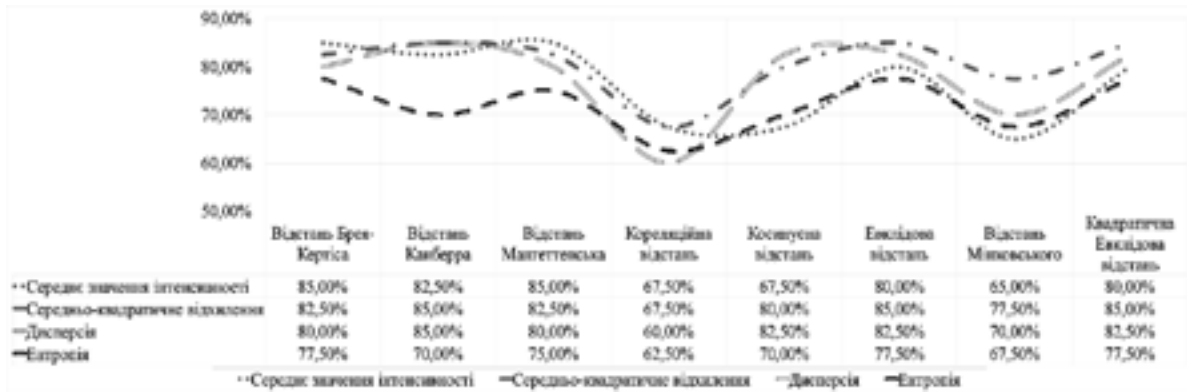


Рис. 4 – Графік результатів роботи фільтрів на основі біртогональних вейвлетів у поєднанні з методами обчислення статистичних характеристик та метриками обчислення відстані

відстані Канберра, Евкліда та квадратичної відстані Евкліда.

Результати досліджень з використанням вейвлет-перетворення на основі зворотних біртогональних вейвлетів зображено на рис. 5. Як видно з графіка, даний метод обробки зображень показав серед усіх методів найвищий результат, що складає 97,5% коректно ідентифікованих зображень. Такого показника було досягнуто під час застосування методів обчислення середньо-квадратичного відхилення та дисперсії. При цьому використовувалися такі класифікаційні методи, як обчислення відстані Брея-Кертиса, Канберра та Мангеттенської. Також такого рівня точності досягли комбінації методів обчислення відстані Евкліда та квадратичної відстані Евкліда у поєднанні з методом обчислення середньо-квадратичного відхилення.

Результати роботи алгоритму з використанням фільтрів Габора продемонстровано на рис. 6. Як показано на

графіку, при використанні методу обробки зображень на основі вейвлет-перетворення Габора найбільшу кількість коректно ідентифікованих зображень було отримано у поєднанні з методами обчислення середньо-квадратичного відхилення й дисперсії та метрикою відстані Канберра. Точність ідентифікації становить 87,5%, що є дещо меншим у порівнянні з результатами роботи алгоритму на основі вейвлет-перетворень лог-Габора.

На рис. 7 наведено результати використання вейвлет-перетворення на основі фільтрів лог-Габора в усіх комбінаціях з методами формування вектору ознак та класифікації зображень. Максимальний результат точності ідентифікації, як видно з гістограми, було отримано при одночасному використанні фільтрів лог-Габора, методу обчислення середньо-квадратичного відхилення та метрики обчислення відстані Евкліда й квадратичної відстані Евкліда. При застосуванні цих методів відбувається коректна ідентифікація 92,5% зображень.

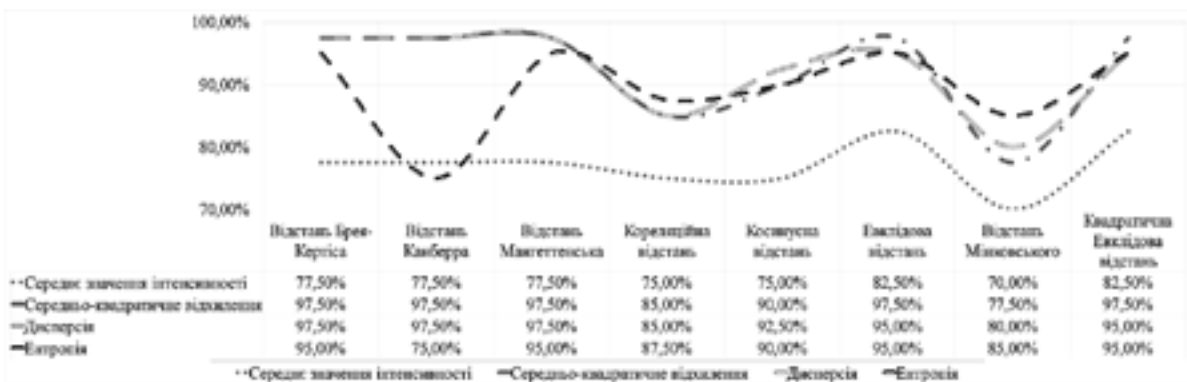


Рис. 5 – Графік результатів роботи фільтрів на основі зворотних ортогональних вейвлетів у поєднанні з методами обчислення статистичних характеристик та метриками обчислення відстані

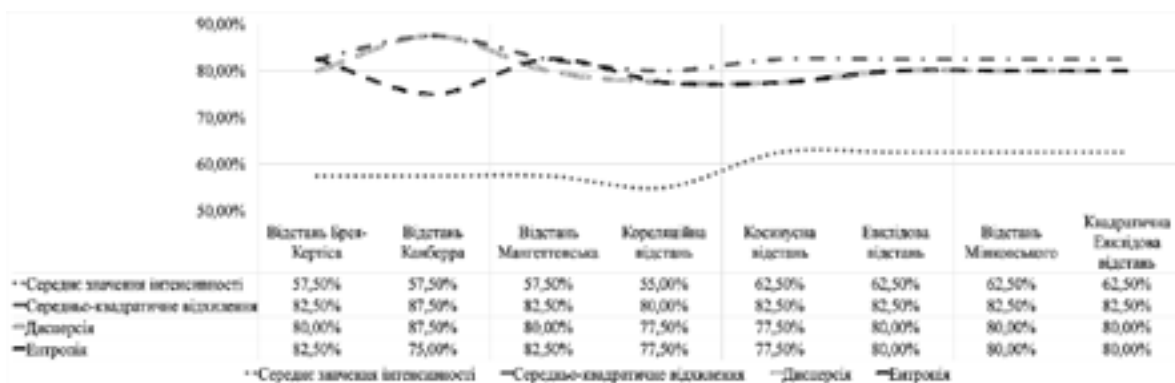


Рис. 6 – Графік результатів роботи фільтрів на основі вейвлетів Габора у поєднанні з методами обчислення статистичних характеристик та метриками обчислення відстані

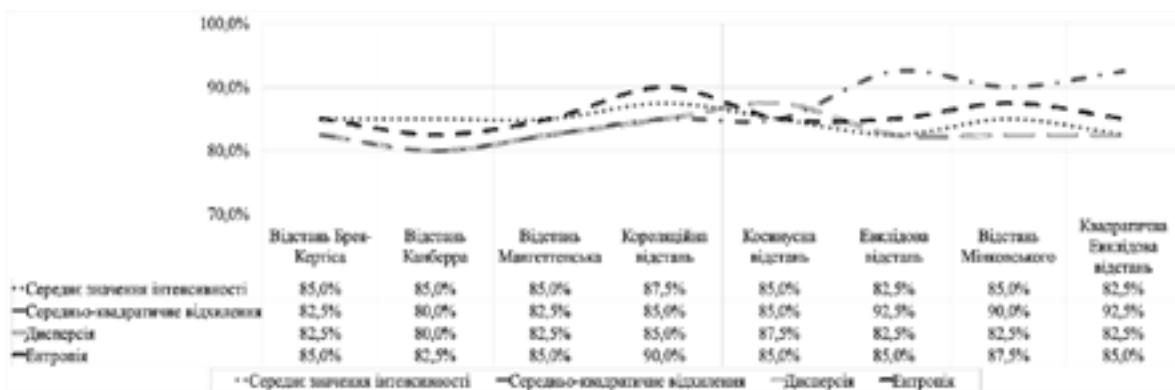


Рис. 7 – Графік результатів роботи фільтрів на основі вейвлетів лог-Габора у поєднанні з методами обчислення статистичних характеристик та метриками обчислення відстані

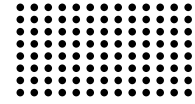
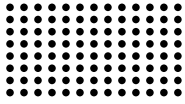
Висновки. Проаналізувавши результати досліджень, можна зробити висновок, що найнижчі результати точності ідентифікації зображень показали методи вейвлет-перетворень на основі койфлетів (максимальний результат – 57,5%) та симлетів (максимальний результат – 67,5%). Найвищого рівня точності ці методи досягли у поєднанні зі статистичними методами обчислення середньо-квадратичного відхилення, дисперсії та ентропії. У випадку з симлетами найвищу точність показали метрики обчислення відстані Евкліда та квадратичної відстані Евкліда, у випадку з койфлетами – метрики відстані Канберра, Мангеттенська, Брея-Кертіса, Евкліда та квадратичної відстані Евкліда.

Результати вейвлет-перетворення з використанням у системі біртогональних вейвлетів свідчать про середню точність роботи цього метода, максимальний результат якої досягнув 85% у випадках з використанням середнього значення інтенсивності

та відстаней Брея-Кертіса та Мангеттенської, середньо-квадратичного відхилення й дисперсії та відстані Канберра.

Результати використання у системі зворотних біртогональних вейвлетів продемонстрували найбільшу точність ідентифікації серед усіх, а особливо у поєднанні з методами обчислення середньо-квадратичного відхилення (77,5–97,5%) і дисперсії (80–97,5%).

При використанні фільтрів лог-Габора під час роботи системи максимального рівня точності ідентифікації, який становить 92,5%, було досягнуто із застосуванням методу обчислення середньо-квадратичного відхилення та метрики відстані Евкліда й квадратичної відстані Евкліда. Результат роботи методу на основі вейвлет-перетворення лог-Габора є кращим у порівнянні з методом на основі вейвлет-перетворення Габора. Найбільшим результатом роботи алгоритму з використанням фільтрів Габора є рівень точності ідентифікації, що складає 87,5% при



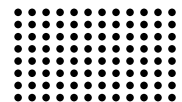
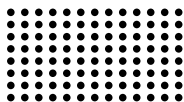
застосуванні методів обчислення середньо-квадратичного відхилення й дисперсії у поєднанні з метрикою Канберра.

Максимальний результат ідентифікації у 97,5 % було досягнуто з використанням середньо-квадратичного відхилення та відстаней Брея-Кертіса, Канберра, Мангеттенської, Евкліда та квадратичної Евкліда, а також дисперсії у поєднанні з відстанню Брея-Кертіса, Канберра та Мангеттенської.

Таким чином, зважаючи на показники точності ідентифікації, продемонстрованих системою, та швидкодії досліджуваних методів за всією низкою експериментів, для застосування у створеній системі для розпізнавання облич було обрано методи на основі зворотних біортогональних вейвлетів для обробки зображення, середньо-квадратичного відхилення для обчислення статистичних характеристик зображення та Мангеттенської відстані для класифікації зображення.

СПИСОК ЛІТЕРАТУРИ:

1. Bagrov N.U., Konushin A.S., Konushin V.S. Face Recognition With Low False Positive Error Rate. *The International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences*. 2019. Volume XLII-2/W12, p. 11–15.
2. Magdin M., Benko L., Koprda S. A Case Study of Facial Emotion Classification Using Affdex. *Sensors*. 2019. 19, 2140, 17 p.
3. Wagner A., Wright J., Ganesh A., Zhou Z., Mobahi H., Ma Yi. Toward a Practical Face Recognition System: Robust Alignment and Illumination by Sparse Representation. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*. 2011. 34(2), p. 372–286.
4. Gurel C. Development of a Face Recognition System. Masters's thesis. Ankara, 2011.
5. Lenc. L. Face Recognition under Real-world Conditions. Doctor's thesis. Plzeň, 2014.
6. Ivanovas E., Navakas D. Development of Biometric Systems for Person Recognition: Biometric Feature Systems, Traits and Acquisition. *Electronics and Electrical Engineering*. 2010. 5(101), p. 87–90.
7. Merkulova K.V., Koliada Yu.Ye. Matematicheskaia model biometriceskoi identifikatsii dlia sistem zashchity informatsii [Mathematical model of biometric identification for information security systems]. *Naukovi pratsi Donetskoho natsionalnoho tekhnichnoho universytetu. Serii: Obchysliuvanna tekhnika ta avtomatyzatsiia – Scientific works of Donetsk National Technical University. Series: Computing and Automation*. 2017. 1 (30), p. 81–100.
8. Jyothi R. L., Abdul Rahiman M. Comparative Analysis Of Wavelet Transforms In The Recognition Of Ancient Grantha Script. *International Journal of Computer Theory and Engineering*. 2017. Vol. 9, No. 4, p. 235–241.
9. Merkulova K.V. & Zaporozhets K.V. Primienenie metoda sluchainykh markovskikh polei dlia raspoznavaniia tekstur izobrazhenii pri metallohrافicheskom analize [Application of the random Markov field method for image texture recognition in metallographic analysis]. *Visnyk Prydniprovskoi derzhavnoi akademii budivnytstva ta arkhitektury (ISSN 2312–2676) – Bulletin of Prydniprov'ska State Academy of Civil Engineering and Architecture (ISSN 2312–2676)*. 2015. 12, p. 71–78.
10. Sridhar S., Rajesh Kumar P., Ramanaiah K.V. Wavelet Transform Techniques For Image Compression – An Evaluation. *I.J. Image, Graphics and Signal Processing*. 2014. 2, p. 54–67.
11. Daubechies I. Orthonormal bases of compactly supported wavelets. *Communications on Pure and Applied Mathematics*. 1988. 41(7), p. 909–996.
12. Elmahdi R., Amed N., Baker Amin M., Hamza A., Babaker S., Abd Elgyhani W. Comparative Study Between Daubechies and Coiflets Wavelet Decomposition Mother Families in Feature Extraction of BCI Based on Multiclass Motor Imagery Discrimination. *Journal of Clinical Engineering*. 2019. 44(1), p. 41–46.
13. Cohen A., Daubechies I., Feauveau J.C. Biorthogonal bases of compactly supported wavelets. *Communications on Pure and Applied Mathematics*. 1992. 45(5), p. 485–500.
14. Merkulova K., Zaitseva E., Kovalchuk A. Font visual classification system using neural networks. *Problems of information technologies*. 2018. № 2(24), p. 67–78.
15. Gabor D. Theory of communication. *J. IEE London* 93. 1946. P. 429–457.
16. Field D.J. Relation between the statistics of natural images and the response properties of cortical cells. *J. Opt. Soc. Am. A*. 1987. 4(12), p. 2379–2394.



СОЗДАНИЕ СИСТЕМЫ РАСПОЗНАВАНИЯ ЛИЦ НА ОСНОВЕ ВЕЙВЛЕТ-ПРЕОБРАЗОВАНИЙ

Алексей Бычков,

д.т.н., доцент, заведующий кафедрой программных систем и технологий факультета информационных технологий,
Киевский национальный университет имени Тараса Шевченко, г. Киев, Украина,
e-mail: bos.knu@gmail.com, ORCID ID: 0000-0002-9378-9535

Екатерина Меркулова,

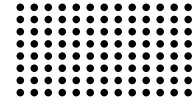
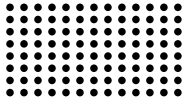
к.т.н., доцент, доцент кафедры программных систем и технологий факультета информационных технологий,
Киевский национальный университет имени Тараса Шевченко, г. Киев, Украина,
e-mail: kate.don11@gmail.com, ORCID ID: 0000-0001-6347-5191

Елизавета Жабская,

e-mail: y.zhabaska@gmail.com, ORCID ID: 0000-0002-9917-3723

Аннотация. Статья посвящена созданию системы распознавания лиц на основе вейвлет-преобразований. В ходе анализа была разработана математическая модель обработки изображений на основе методов с использованием вейвлет-преобразований (на основе вейвлетов Добеши, симлетов, койфлетов, биортогональных и обратных биортогональных вейвлетов, вейвлетов Габора и лог-Габора), формирования вектора признаков с помощью вычисления статистических характеристик изображения (среднего значения интенсивности, среднеквадратического отклонения, дисперсии, энтропии) и классификации изображений с использованием метрик расстояния между векторами (расстояние Минковского, Манхэттенское расстояние, расстояние Эвклида, расстояние Брея-Кертиса, расстояние Канберра, корреляционное расстояние, косинусное расстояние и квадратичное расстояние Эвклида). Поскольку главным показателем работоспособности системы является точность распознавания, которую она демонстрирует, была выявлена необходимость проведения экспериментальных исследований для определения методов, которые целесообразно использовать в системе. Результаты исследования показали, что наиболее точных результатов распознавания система достигает при использовании вейвлет-преобразования на основе обратных биортогональных вейвлетов для обработки изображения, метода вычисления среднеквадратического отклонения для формирования вектора признаков и Манхэттенского расстояния в качестве метрики классификации изображений. При таких параметрах созданная система достигла точности с показателем 97,5 %. Тема исследования является актуальной, поскольку системы распознавания лиц должны гарантировать высокую точность и надежность в условиях возрастания количества нарушений безопасности и мошенничества в современном информационном пространстве. Новизна работы состоит в применении комбинаций всех исследованных на каждом из этапов работы системы методов. Исследование имеет практическую значимость, потому как его результатом является система с высокой точностью распознавания.

Ключевые слова: распознавание лиц, вейвлет-преобразования, идентификация личности, обработка изображений, классификация изображений.



CREATION OF THE FACE RECOGNITION SYSTEM BASED ON WAVELET TRANSFORMS

Oleksii Bychkov,

Doctor of Technical Sciences, Associate Professor, Head of the Department of Software Systems and Technologies,
Taras Shevchenko National University of Kyiv, Kyiv, Ukraine,
e-mail: bos.knu@gmail.com, ORCID ID: 0000-0002-9378-9535

Kateryna Merkulova,

Candidate of Technical Sciences, Associate Professor, Associate Professor at the Department of Software Systems and Technologies,
Taras Shevchenko National University of Kyiv, Kyiv, Ukraine,
e-mail: kate.don11@gmail.com, ORCID ID: 0000-0001-6347-5191

Yelyzaveta Zhabska,

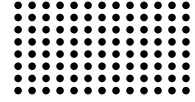
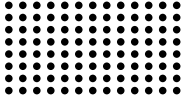
e-mail: y.zhabska@gmail.com, ORCID ID: 0000-0002-9917-3723

Abstract. The article focuses on the creation of face recognition system based on wavelet transforms. During the research, mathematical model was developed based on image processing methods using wavelet transforms (with the use of Daubechies wavelets, symlets, coiflets, biorthogonal and reverse biorthogonal wavelets, Gabor and log-Gabor wavelets), methods of feature vector extraction by calculating the statistical characteristics of the image (mean, standard deviation, variance, entropy) and image classification methods with the use of vector distance metrics (Minkowski distance, Manhattan distance, Euclidean distance, Bray-Curtis distance, Canberra distance, correlation distance, cosine distance and quadratic Euclidean distance). Since the main indicator of the system's efficiency is the recognition accuracy rate that it demonstrates, the need for experimental studies to identify methods that are appropriate to use in the system were identified. The results of the study showed that the system obtains the most accurate recognition results using wavelet transform based on biorthogonal reverse wavelets for image processing, standard deviation calculation method for the feature vector extraction process and Manhattan distance as the metric for image classification. With these parameters, the created system achieved accuracy rate of 97.5 %. The research topic is relevant, because face recognition systems must guarantee high accuracy and reliability within the conditions of increasing security breaches and frauds number in the modern informational space. The novelty of the work consists in the use of combinations of all the methods studied at each stage of the system operation. The study has practical significance, because its result is the system with the high recognition accuracy rate.

Keywords: face recognition, wavelet transform, personality identification, image processing, image classification.

REFERENCES:

1. Bagrov, N.U., Konushin, A.S. & Konushin, V.S. (2019). Face Recognition With Low False Positive Error Rate. *The International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences, Volume XLII-2/W12*, 11–15.
2. Magdin, M., Benko, L., Koprda, S. (2019). A Case Study of Facial Emotion Classification Using Affdex. *Sensors*, 19, 2140, 17 p.
3. Wagner, A., Wright, J., Ganesh, A., Zhou, Z., Mobahi, H. & Ma, Yi. (2011). Toward a Practical Face Recognition System: Robust Alignment and Illumination by Sparse Representation. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 34(2), 372–286.
4. Gurel, C. (2011). Development of a Face Recognition System. *Masters's thesis*. Ankara.
5. Lenc, L. (2014). Face Recognition under Real-world Conditions. Doctor's thesis. Plzeň.
6. Ivanovas, E. & Navakauskas, D. (2010). Development of Biometric Systems for Person Recognition: Biometric Feature Systems, Traits and Acquisition. *Electronics and Electrical Engineering*, 5(101), 87–90.
7. Merkulova, K.V. & Koliada, Yu.Ye. (2017). Matematicheskaia model biometricheskoi identifikatsii dlia sistem zashchity informatsii [Mathematical model of biometric identification for information security systems]. *Naukovi pratsi Donetskoho natsionalnoho tekhnichnoho universytetu. Serii: Obchysliuvalna tekhnika ta avtomatyzatsiia – Scientific works of Donetsk National Technical University. Series: Computing and Automation*, 1 (30), 81–100 [in Russian].
8. Jyothi, R. L. & Abdul Rahiman, M. (2017). Comparative Analysis Of Wavelet Transforms In The Recognition Of Ancient Grantha Script. *International Journal of Computer Theory and Engineering*, Vol. 9, No. 4, 235–241.
9. Merkulova, K.V. & Zaporozhets, K.V. (2015). Primienenie metoda sluchainykh markovskikh polei dlia raspoznavaniia tekstur izobrazhenii pri metallohraficheskom analize [Application of the random Markov field method for image texture recognition in metallographic analysis]. *Visnyk*



Prydniprovskoi derzhavnoi akademii budivnytstva ta arkhitektury (ISSN 2312-2676) – Bulletin of Prydniprov'ska State Academy of Civil Engineering and Architecture (ISSN 2312-2676), 12, 71–78 [in Russian].

10. Sridhar, S., Rajesh Kumar, P. & Ramanaiah, K.V. (2014). Wavelet Transform Techniques For Image Compression – An Evaluation. *I.J. Image, Graphics and Signal Processing*, 2, 54–67.
11. Daubechies, I. (1988). Orthonormal bases of compactly supported wavelets. *Communications on Pure and Applied Mathematics*. 41(7), 909–996.
12. Elmahdi, R., Amed, N., Baker Amin, M., Hamza, A., Babaker, S., Abd Elgylani, W. (2019). Comparative Study Between Daubechies and Coiflets Wavelet Decomposition Mother Families in Feature Extraction of BCI Based on Multiclass Motor Imagery Discrimination. *Journal of Clinical Engineering*, 44(1), 41–46.
13. Cohen, A., Daubechies, I., Feauveau, J.C. (1992). Biorthogonal bases of compactly supported wavelets. *Communications on Pure and Applied Mathematics*, 45(5), 485–500.
14. Merkulova, K., Zaitseva, E., Kovalchuk, A. (2018). Font visual classification system using neural networks. *Problems of information technologies*, № 2(24), 67–78.
15. Gabor, D. Theory of communication. (1946). *J. IEE London* 93. P. 429–457.
16. Field, D.J. (1987). Relation between the statistics of natural images and the response properties of cortical cells. *J. Opt. Soc. Am. A*, 4(12), 2379–2394.