

DOI: <https://doi.org/10.36910/6775-2524-0560-2021-44-18>

УДК 681.12

Павленко В'ячеслав Якович, старший науковий співробітник

<https://orcid.org/0000-0003-0925-4173>

Український науково-дослідний інститут спеціальної техніки та судових експертиз Служби безпеки України, м. Київ

ЩОДО ПИТАННЯ ЗАСТОСУВАННЯ НЕЙРОННОЇ МЕРЕЖІ ДЛЯ АВТОМАТИЗАЦІЇ ПРОЦЕСІВ РОЗПІЗНАВАННЯ ОБЛИЧЧЯ ЛЮДИНИ

Павленко В. Я. **Щодо питання застосування нейронної мережі для автоматизації процесів розпізнавання обличчя людини.** У статті розкрито питання застосування нейронної мережі для автоматизації процесів розпізнавання обличчя людини. Підкреслено, що на сьогодні, є можливість виділити щонайменше дві широкі категорії систем розпізнавання осіб: необхідність знайти людину у великій базі даних осіб (наприклад, у базі даних поліції); необхідність ідентифікувати конкретних людей у режимі реального часу (наприклад, у системі моніторингу безпеки, системі відстеження місцезнаходження тощо), або необхідність дозволити доступ групі людей і заборонити доступ усім іншим (наприклад, доступ до будівлі, комп'ютеру тощо). Наголошено, що при вирішенні різних завдань єдиними стабільними ознаками порівнюваних зображень є контурні ознаки. Така ситуація особливо характерна для випадку отримання фото однієї і тієї ж людини в різних ділянках електромагнітного спектру. Запропоновано алгоритм оператора Робертса або оператора виділення контурних ліній 2×2 заснований на оцінці та виборі фрагментів зображення з високим градієнтним рівнем. Описано оператор виділення контурних ліній 3×3 при оцінці величини градієнта певного елемента зображення враховує вплив восьми сусідніх з ним елементів. Наведено сутність алгоритму Канні. Зазначається, що послідовним застосуванням маскового фільтра оператора Канні та статистичного фільтра пошукового вікна вдалося сформувати бітове растрове зображення знімка максимально зберігши контури обличчя людини, що значно покращило результати фільтрації на відміну від стандартного порівняння з пороговим значенням. Наголошено, що виявлення кордонів відбувається при визначенні локального максимуму та мінімуму градієнта яскравості об'єкта. Наведено блок-схему високого рівня системи для розпізнавання обличчя та описано принцип роботи система. Підкреслено, що повна автоматизація процесу розпізнавання обличчя людини цілком можлива, але потребує додаткового механізму для ліквідації можливих похибок на стадії фільтрації контуру, що і послугує підставою для подальших досліджень.

Ключові слова: нейронна мережа, автоматизація, розпізнавання, об'єкт, обличчя, людина, нейрон, штучний інтелект.

Павленко В. Я. **По вопросу применения нейронной сети для автоматизации процессов распознавания лица человека.** В статье раскрыт вопрос применения нейронной сети для автоматизации процессов распознавания лица человека. Подчеркнуто, что на сегодняшний день, есть возможность выделить по меньшей мере две широкие категории систем распознавания лиц: необходимость найти человека в большой базе данных лиц (например, в базе данных полиции); необходимости идентифицировать конкретных людей в режиме реального времени (например, в системе мониторинга безопасности, системе отслеживания местонахождения тому подобное), или необходимо разрешить доступ группе людей и запретить доступ всем остальным (например, доступ к зданию, компьютер и тому подобное). Отмечено, что при решении различных задач единственными стабильными признаками сравниваемых изображений являются контурные признаки. Такая ситуация особенно характерна для случая получения фото одного и того же человека в разных участках электромагнитного спектра. Предложен алгоритм оператора Робертса или оператора выделения контурных линий 2×2 основан на оценке и выборе фрагментов изображения с высоким градиентным уровнем. Описан оператор выделения контурных линий 3×3 при оценке величины градиента определенного элемента изображения учитывающий влияние восьми соседних с ним элементов. Приведена сущность алгоритма Канни. Отмечается, что последовательным применением масочного фильтра оператора Канни и статистического фильтра поискового окна удалось сформировать битное растровое изображение снимка максимально сохранив контуры лица человека, что значительно улучшило результаты фильтрации в отличие от стандартного сравнения с пороговым значением. Отмечено, что обнаружение границ происходит при определении локального максимума и минимума градиента яркости объекта. Приведена блок-схема высокого уровня системы для распознавания лица и описан принцип работы система. Подчеркнуто, что полная автоматизация процесса распознавания лица человека вполне возможна, но требует дополнительного механизма для ликвидации возможных ошибок на стадии фильтрации контура, что и послужит основанием для дальнейших исследований.

Ключевые слова: нейронная сеть, автоматизация, распознавание, объект, лицо, человек, нейрон, искусственный интеллект.

Pavlenko V. Regarding the application of the neural network to automate the processes of human face recognition. The article deals with the use of neural network to automate the processes of human face recognition. It is emphasized that today, it is possible to distinguish at least two broad categories of facial recognition systems: the need to find a person in a large database of persons (for example, in the police database); the need to identify specific people in real time (for example, in a security monitoring system, location tracking system, etc.), or to allow access to a group of people and deny access to everyone else (for example, access to a building, computer, etc.). It is emphasized that when solving various problems, the only stable features of the compared images are contour features. This situation is especially typical for the case of obtaining a photo of the same person in different parts of the electromagnetic spectrum. The algorithm of the Roberts operator or the operator of selection of contour lines 2×2 is offered based on an estimation and a choice of fragments of the image with a high gradient level. Describes the operator of the selection of contour lines 3×3 when estimating the value of the gradient of a particular image element takes into account the influence of eight adjacent elements. The essence of the Canney algorithm is given. It is noted that the sequential application of the mask filter of the Canney operator and the statistical filter of the search box managed to generate a bitmap image of the image while preserving the contours of the human face, which significantly improved the filtering results in contrast to the standard comparison with the threshold value. It is emphasized that

the detection of boundaries occurs when determining the local maximum and minimum gradient of the brightness of the object. The block diagram of a high level system for face recognition is given and the principle of operation of the system is described. It is emphasized that full automation of the process of recognizing a person's face is quite possible, but requires an additional mechanism to eliminate possible errors at the stage of filtering the contour, which is the basis for further research.

Key words: neural network, automation, recognition, object, face, person, neuron, artificial intelligence.

Постановка проблеми. Вимога до надійної персональної ідентифікації в автоматизованому контролі доступу призвела до підвищеного інтересу до біометрії. Біометричні дані, що досліджуються, включають відбитки пальців, мову, динаміку підпису та розпізнавання обличчя. Перевага розпізнавання обличчя полягає в тому, що вона є пасивною, ненав'язливою системою для перевірки особистості. Методи, що застосовуються в найкращих системах розпізнавання обличчя, можуть залежати від застосування системи її приналежності.

На сьогодні, є можливість виділити щонайменше дві широкі категорії систем розпізнавання осіб:

1. Необхідність знайти людину у великій базі даних осіб (наприклад, у базі даних поліції). Ці системи зазвичай повертають список найбільш вірогідних людей у базі даних. Часто на одну особу доступно лише одне зображення. Зазвичай не потрібно, щоб розпізнавання здійснювалось у режимі реального часу.

2. Необхідність ідентифікувати конкретних людей у режимі реального часу (наприклад, у системі моніторингу безпеки, системі відстеження місцезнаходження тощо), або необхідно дозволити доступ групі людей і заборонити доступ усім іншим (наприклад, доступ до будівлі, комп'ютеру тощо). Кілька зображень на одну людину часто доступні для навчання, і потрібно розпізнавання в режимі реального часу.

Друга категорія є найбільш складною та модернізується з часом. Вона найбільше піддається впливу та потребує застосування точних алгоритмів обчислення.

Аналіз останніх досліджень і публікацій. На протязі багатьох років науковці досліджували питання розпізнавання обличчя людини, в основу досліджень лягли методи розпізнавання обличчя на основі геометричних ознак. Такі методи засновані на співвідношенні відстані, наборі геометричних ознак, таких як ширина та довжина носа, положення рота та форма підборіддя.

Так О. В. Кривенко та О. В. Трубіцина [1] визначили переваги та недоліки існуючих систем та методів, а також спрощення процесу розпізнавання обличчя людини на зображеннях та підвищення показників при розпізнаванні за допомогою методу згорткових нейронних мереж. Отримана система на основі нейромережових методів приймає рішення аналогічно людині. Для прийняття рішення даних системі необхідна інформація про об'єкт, яку отримують на вході завдяки відстеженню особливих властивостей об'єкта.

У [2] проведено аналіз переваг та недоліків методів розпізнавання обличчя. Запропоновано алгоритм отримання зображення для уникнення обману системи.

Робота [3] присвячена вирішенню задачі вдосконалення нейромережових засобів розпізнавання емоцій операторів інформаційно-управляючих систем на основі зображення обличчя. З'ясовано, які труднощі розробки таких заслонок, що потребують репрезентативної навчальної вибірки. Запропоновано нівелювати означені труднощі за рахунок застосування експертних знань.

Є. В. Зінов'єв та І. Р. Арсенюк [4] обґрунтували актуальність задачі розпізнавання емоцій, провели огляд основних методів розпізнавання емоцій та вказали основні переваги і недоліки кожного з них, здійснили порівняння та вибір нейронної мережі для розв'язання даної задачі.

Із зарубіжних авторів варто відзначити такі роботи як: Grother P. [5], M. Lades, J. Vorbruggen, J. Buhmann [6], L.Juwei, N. P.Konstantinos, A. Venetsanopoulos [7], M. Lades, J. Vorbruggen, J. Buhmann [8], P. Viola [9], S.Lawrence, C.L. Giles., C. Tsoita [10], Y.Taigman, M.Yang, M.Ranzato [11], Joo Er Meng, W.Chen, Wu Shiqian [12] та інші.

Незважаючи на масштабність наукових досліджень за темою роботи, питання застосування нейронної мережі для автоматизації процесів розпізнавання обличчя людини є актуальним та потребує детального опрацювання.

Постановка завдання. У статті необхідно розкрити питання застосування нейронної мережі для автоматизації процесів розпізнавання обличчя людини.

Викладення основного матеріалу дослідження. Припустимо, що існує деякий знімок людини який необхідно проаналізувати за допомогою цифрової обчислювальної техніки. Однією з перших задач являється, очевидно, вибір способу представлення зображення, придатного для ЕОМ. Існує безліч варіантів такого вибору, але є можливість упорядкувати їх, звернувши увагу на те, що чорно-білі фото можна розглядати як дійсну функцію двох змінних. Для визначеності припустимо, що зображення

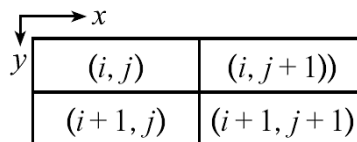
лежить в площині x, y . Колір кожного з пікселів є значенням яскравості в певному частотному діапазоні. Тому знімок можна представити у вигляді подвійного масиву $K \times M$ елементів, що містять значення яскравостей пікселів [5].

У вигляді такого ж масиву $K \times M$ елементів можна представити бінарне растрове зображення, елементи якого можуть приймати значення 1 або 0, де 1 означає належність точки з координатами (i, j) до контурної лінії, а 0 – належність цієї точки до внутрішньої частини об'єкта, чи загального фону. Виділення контурних ліній на багатоградацийних зображеннях ґрунтується на аналізі деякої області зображення для виявлення різкого перепаду яскравості, що інтерпретується як точка контурної лінії. Така область називається "вікном" фільтру і є вибірковою ділянкою зображення. Послідовне переміщення "вікна" фільтру по зображенню дозволяє виділити точки контурів усіх об'єктів, що спостерігаються на знімку еталонного зображення. Прості лінійні оператори, що виконують фільтрацію багатоградацийного зображення, є сумою добутків значень яскравостей пікселів ділянки зображення, виділеної "вікном" фільтру, на коефіцієнти цифрової маски [8]. При вирішенні різних завдань єдиними стабільними ознаками порівнюваних зображень є контурні ознаки. Така ситуація особливо характерна для випадку отримання фото однієї і тієї ж людини в різних ділянках електромагнітного спектру. В даний час розроблено велику кількість алгоритмів виділення контурних ліній. Всі методи виділення контурних ліній засновані на оцінці величини градієнта в кожному елементі дозволу зображення. Елементи, величина градієнта в яких перевищує певний рівень, об'єднуються в контурні лінії.

Перший з найбільш відомих алгоритмів під назвою оператора Робертса або оператора виділення контурних ліній 2×2 заснований на оцінці та виборі фрагментів зображення з високим градієнтним рівнем. На рис. 1 (а) даний фрагмент зображення розміром 2×2 елементи. Якщо цифрове зображення представлено у вигляді двовимірної функції $q = (x, y)$, то величина градієнта в точці (i, j) задається за допомогою наближеного рівняння [9]:

$$\|q(i, j)\| \approx R(i, j) = \left\{ [q(i, j) - q(i + 1, j + 1)]^2 + [q(i, j + 1) - q(i + 1, j)]^2 \right\}^{1/2} \quad (1)$$

При цьому подання елементів для:
 а) оператора Робертса



б) оператора виділення контурних ліній 3×3

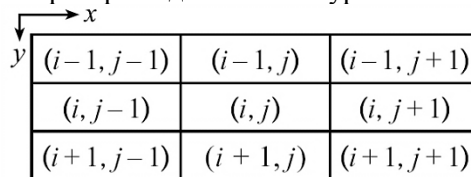


Рис. 1. Подання елементів операторів

З рівняння (1) випливає, що для фрагментів зображення з постійним сірим рівнем $R(i, j)$ дорівнює нулю, а при зміні величини сірого рівня, як в напрямку x , так і в напрямку y , $R(i, j)$ зростає. З обчислювальної точки зору більш ефективним є різницева схема для обчислення суми абсолютних величин «діагональних» елементів:

$$F(i, j) = |q(i, j) - q(i + 1, j + 1)| + |q(i, j + 1) - q(i + 1, j)|. \quad (2)$$

Після обчислення величини градієнта в кожній точці, проводиться квантування

$$F_q(i, j) = \begin{cases} 1, & \text{якщо } F_q(i, j) \geq T \\ 0, & \text{якщо } F_q(i, j) < T \end{cases} \quad (3)$$

де T – пороговий рівень.

В результаті формується контурне зображення.

У літературі описані і інші методи формування контурних зображень. Вони, як правило, передбачають застосування до елементів зображення спеціальних вагових функцій [9].

Оператор виділення контурних ліній 3×3 при оцінці величини градієнта певного елемента зображення враховує вплив восьми сусідніх з ним елементів. Обчислення величини градієнта здійснюється за формулою

$$(G, W)_{i,j} = \sum_{K=1}^3 \sum_{L=1}^3 G(i+K-2, j+L-2)W(K, L), \quad (4)$$

де: $G(x, y)$ - зображення в цифровій формі,

$W(x, y)$ - вагова функція (матриця розміром 3×3 елемента).

У літературі можна знайти різні форми вагових функцій. Наведемо кілька з них:

а) вагові функції згладженого градієнта

$$W_1 = \begin{bmatrix} 1 & 1 & 1 \\ 0 & 0 & 0 \\ -1 & -1 & -1 \end{bmatrix}, \quad W_2 = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 1 \\ 0 & 0 & -1 \\ 1 & 0 & -1 \end{bmatrix};$$

б) вагові функції Собеля

$$W_1 = \begin{bmatrix} 1 & 2 & 1 \\ 0 & 0 & 0 \\ -1 & -2 & -1 \end{bmatrix}, \quad W_2 = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 1 \\ 2 & 0 & -2 \\ 1 & 0 & -1 \end{bmatrix};$$

в) ізотропні вагові функції

$$W_1 = \begin{bmatrix} 1 & \sqrt{2} & 1 \\ 0 & 0 & 0 \\ -1 & -\sqrt{2} & -1 \end{bmatrix}, \quad W_2 = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 1 \\ \sqrt{2} & 0 & -\sqrt{2} \\ 1 & 0 & -1 \end{bmatrix}.$$

Величина градієнта в точці (i, j) дорівнює

$$\|q(i, j)\| = [S_x^2(i, j) - S_y^2(i, j)]^{1/2}, \quad (5)$$

$$S_x(i, j) = (G, W_1) \text{ и } S_y(i, j) = (G, W_2). \quad (6)$$

Позначимо:

1) координати пікселя у межах знімка по горизонталі $1 \leq i \leq K$ і відповідно по вертикалі $1 \leq j \leq M$;

2) розмір "вікна" фільтра в пікселях $2\omega+1 \times 2\omega+1$, де $\omega > 0$ – деяке додатне число, що визначається розміром "вікна";

3) координати пікселя в межах "вікна" по горизонталі $1 \leq t \leq 2\omega+1$ та відповідно по вертикалі $1 \leq l \leq 2\omega+1$; 4) координати пікселя знімка, що відповідає центру "вікна" фільтра, по горизонталі $\omega < i_0 < K - \omega$ і по вертикалі $\omega < j_0 < M - \omega$.

Результат фільтрації пікселя з координатами (i_0, j_0) позначимо як $f(i_0, j_0)$, якщо задані значення яскравостей пікселів $F(i, j)$, що виділені вікном фільтрації, і відповідні їм коефіцієнти маски $W(t(i), l(j))$, причому $t(i) = i - i_0 + \omega + 1$ і $l(j) = j - j_0 + \omega + 1$, то одержимо

$$f(i_0, j_0) = \sum_{i=i_0-\omega}^{i_0+\omega} \sum_{j=j_0-\omega}^{j_0+\omega} F(i, j) \cdot W(i - i_0 + \omega + 1, j - j_0 + \omega + 1) \quad (7)$$

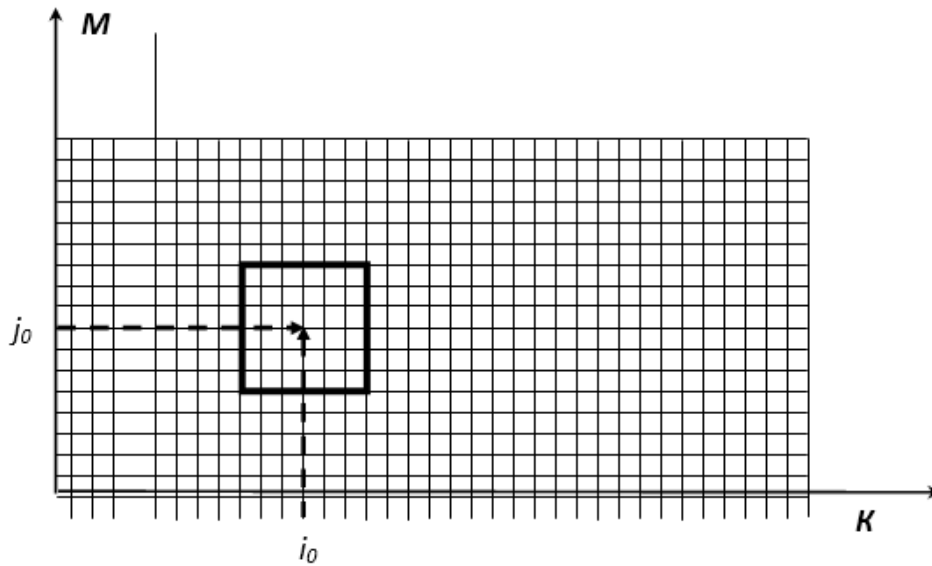


Рис.2. Процес виділення на зображенні ділянки $2 \cdot \omega + 1 \times 2 \cdot \omega + 1$ з центром в точці (i_0, j_0)

На рис.2 показано процес виділення ділянки знімка, що підлягає обробці.

Будемо розглядати фільтруючі "вікна" розміром 3×3 (тоді в (4) $\omega = 1$) та маски засновані на принципах просторового диференціювання. Для ковзаючого "вікна" розміром 3×3 можливий наступний варіант градієнтних масок (оператор Собела) [5]:

$$W_1 = \begin{vmatrix} -1 & 0 & 1 \\ -2 & 0 & 2 \\ -1 & 0 & 1 \end{vmatrix}, \quad W_2 = \begin{vmatrix} 1 & 2 & 1 \\ 0 & 0 & 0 \\ -1 & -2 & -1 \end{vmatrix}.$$

$$f_x(i_0, j_0) = \frac{\partial F}{\partial x} \Big|_{(i_0, j_0)} = \sum_{i=i_0-1}^{i_0+1} \sum_{j=j_0-1}^{j_0+1} F(i, j) \cdot W_1(i - i_0 + \omega + 1, j - j_0 + \omega + 1)$$

$$\text{або } f_y(i_0, j_0) = \frac{\partial F}{\partial y} \Big|_{(i_0, j_0)} = \sum_{i=i_0-1}^{i_0+1} \sum_{j=j_0-1}^{j_0+1} F(i, j) \cdot W_2(i - i_0 + \omega + 1, j - j_0 + \omega + 1)$$

відповідно. Як формалізовану ознаку можна використовувати безпосередньо $f_x(i_0, j_0)$ і $f_y(i_0, j_0)$, або модуль градієнта, тобто

$$f(i_0, j_0) = \sqrt{(f_x(i_0, j_0))^2 + (f_y(i_0, j_0))^2}. \quad (8)$$

Можливо також застосування лапласіана поля, що дає інформацію лише про швидкість зміни поля яскравості без урахування напрямку її зміни. Маски, відповідні лапласіану, мають вигляд

$$W_1^\Lambda = \begin{vmatrix} 0 & -1 & 0 \\ -1 & 4 & -1 \\ 0 & -1 & 0 \end{vmatrix}, \quad W_2^\Lambda = \begin{vmatrix} -1 & -1 & -1 \\ -1 & 8 & -1 \\ -1 & -1 & -1 \end{vmatrix}, \quad W_3^\Lambda = \begin{vmatrix} 1 & -2 & 1 \\ -2 & 4 & -2 \\ 1 & -2 & 1 \end{vmatrix}.$$

Будь-який з варіантів масиву коефіцієнтів W_1^Λ , W_2^Λ чи W_3^Λ може бути застосовано в (4) як самодостатня маска.

Інші варіанти масок для виділення контурних ліній представлені в [6]: курсові градієнтні маски, кореляційна маска та інші.

Сформуємо алгоритм фільтрації отриманого знімка на основі застосування маскового фільтра. В межах алгоритму позначимо знімок – $F_{K \times M}$, фільтроване зображення – $f_{K \times M}$, а масив коефіцієнтів маски – $W_{3 \times 3}$.

Таким чином отримаємо алгоритм маскової фільтрації (алгоритм 1):

1. Задамо маски фільтра W_x і W_y згідно коефіцієнтів масок оператора Собеля.
2. Задамо попереднє значення координат точки $i_0 = 2, j_0 = 2$.
3. Виділимо ділянку зображення $F_{K \times M}$ розміром 3×3 , з центром у точці (i_0, j_0) .
4. Розрахуємо значення $f_x(i_0, j_0)$ і $f_y(i_0, j_0)$ для заданого положення вікна фільтрації і згідно формули (8) отримаємо $f(i_0, j_0)$ – значення градієнта яскравості пікселя (i_0, j_0) на зображенні $f_{K \times M}$.

5. Збільшимо i_0 на 1 та повторюємо пункти 3 і 4 доки $i_0 \leq K - 1$, інакше перехід до пункту 6.

6. Збільшимо j_0 на 1 та повторюємо пункти 3, 4 і 5 доки $j_0 \leq M - 1$, інакше закінчити обробку зображення.

Оскільки детерміновані методи виділення контурних ліній виділяють не лише контури об'єктів, а й посилюють шуми зображення, то для отримання бінарного зображення на основі маскової фільтрації, описаної вище, необхідно провести додаткову фільтрацію, для чого може бути застосований статистичний фільтр на основі квантиля Стьюдента (t – *пошукач*) [8-9].

Нехай S_1 і S_2 – суміжні області зображення у формі двох квадратних “вікон”, що містять по $m^2 = m \times m$ пікселів. Кожне з вікон можна представити у вигляді матриці значень яскравостей пікселів

$$S_i = \begin{bmatrix} s_{11}^i & \cdots & s_{1m}^i \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ s_{m1}^i & \cdots & s_{mm}^i \end{bmatrix}, \quad \text{де } i = \overline{1, 2} \text{ – номер “вікна”}.$$

Переформуємо матриці S_1 і S_2 у вектори для кожного варіанту відповідно

$$\bar{Z}^1 = [s_{11}^1 \quad \cdots \quad s_{1m}^1 \quad \cdots \quad s_{m1}^1 \quad \cdots \quad s_{mm}^1]^T = [z_1^1 \quad \cdots \quad z_i^1 \quad \cdots \quad z_{m^2}^1]^T,$$

$$\bar{Z}^2 = [s_{11}^2 \quad \cdots \quad s_{1m}^2 \quad \cdots \quad s_{m1}^2 \quad \cdots \quad s_{mm}^2]^T = [z_1^2 \quad \cdots \quad z_i^2 \quad \cdots \quad z_{m^2}^2]^T.$$

Будемо вважати значення яскравостей в окремих пікселях незалежними випадковими величинами.

За вибірками \bar{Z}^1 і \bar{Z}^2 необхідно одержати оцінки генеральних середніх M_1 і M_2 . Вірність припущення про статистичну ідентичність M_1 і M_2 (статистична гіпотеза W_0) призведе до ухвалення рішення про відсутність контурної лінії в спостерігаємій ділянці зображення. Натомість вірність припущення про статистичну відмінність між M_1 і M_2 (альтернативна гіпотеза W_1), призведе до ухвалення рішення про визнання наявності контурної лінії в спостерігаємій ділянці зображення.

Оцінкою середнього M_i вважатимемо

$$\bar{s}_i = \frac{1}{m^2} \sum_{n=1}^{m^2} z_n^i. \quad (9)$$

При цьому прийmemo як оцінку середньоквадратиченого відхилення (СКВ) генеральної сукупності

$$\sigma_i = \frac{1}{m^2 - 1} \sqrt{\sum_{n=1}^{m^2} (z_n^i - \bar{s}_i)^2}. \quad (10)$$

Тоді квантіль перевірки справедливості гіпотез H_0 і H_1 матиме вигляд [12]

$$t = \sqrt{\frac{m_1 m_2 (m_1 + m_2 - 2)}{m_1 + m_2}} \cdot \frac{\bar{s}_1 - \bar{s}_2}{\sqrt{m_1 \sigma_1^2 + m_2 \sigma_2^2}}. \quad (11)$$

Квантіль t підкоряється закону розподілу Стьюдента з $m_1 + m_2 - 2$ степенів свободи.

В нашому випадку $m_1 = m_2 = m$, і формула (11) прийме вигляд

$$t = \sqrt{m - 1} \cdot \frac{\bar{s}_1 - \bar{s}_2}{\sqrt{\sigma_1^2 + \sigma_2^2}}, \quad (12)$$

де число степенів свободи дорівнює $2 \cdot (m - 1)$.

Побудова пошукача контурних ліній на основі квантіля t , як показано в [12], має наступну особливість у взаємному розташуванні "вікон" S_1 і S_2 , пов'язану з кутом нахилу контурної лінії в площині зображення.

Взаємне розташування пари "вікон" S_1 і S_2 , дозволяє ідентифікувати контурну лінію з нахилом $0^\circ \leq \varphi \leq 90^\circ$ в точці, що піддається аналізу. Взаємне розташування пари "вікон" S_1 і S_2 , дозволяє ідентифікувати контурну лінію з нахилом $90^\circ \leq \varphi \leq 180^\circ$. Тому для формування універсального пошукача точки контурної лінії з кутом нахилу $0^\circ \leq \varphi \leq 180^\circ$ випадки необхідно об'єднати.

Позначимо $\Delta M = |\bar{s}_1 - \bar{s}_2|$ – модуль різниці середніх для однієї з пар "вікон"; $D = \sigma_1^2 + \sigma_2^2$ – сумарна дисперсія для тієї ж пари "вікон"; t – розрахункове значення квантіля для тієї ж пари "вікон" згідно формули (9); $\mathcal{E}_{\Delta M}$ – величина діапазону, в межах якого зміна яскравості вважається незначною; \mathcal{E}_D – значення нижньої межі сумарної дисперсії, менше якої зображення, що потрапило в оброблювану пару "вікон", вважається детермінованим або з малою кількістю завад; \mathcal{E}_t – величина квантіля розподілу Стьюдента для заданої ймовірності помилкової тривоги і кількості степенів свободи $n = 2 \cdot (m - 1)$.

Для визначення контурів зображення використаємо алгоритм Канні.

Виявлення кордонів відбувається при визначенні локального максимуму та мінімуму градієнта яскравості об'єкта [2]. Градієнт обчислюється за допомогою похідної Гауссового фільтру. В алгоритмі використовуються 2 межі для визначення сильного та слабкого зображення кордону. Слабкі границі кордону будуть розглядатися як результат тільки в тому випадку, якщо вони стикаються з сильними границями кордону. Це самий перешкодостійкий алгоритм і він є найбільш точним з усіх відомих алгоритмів, оскільки автоматично визначає слабкі межі об'єкта.

Для підвищення якості та швидкості розпізнавання обличчя людини пропонується використовувати нейронну мережу.

Система, яка пропонується для розпізнавання обличчя у вигляді блок-схеми запропонована на рисунку 3.

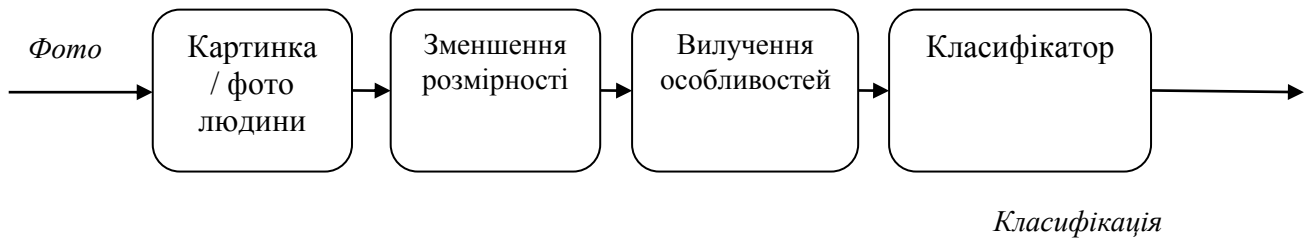


Рис. 3. Блок-схема високого рівня системи для розпізнавання обличчя

Система працює наступним чином:

1. Для зображень у навчальному наборі вікно фіксованого розміру (наприклад, 5 5) переноситься через все зображення і на кожному кроці витягуються зразки місцевих зображень. На кожному кроці вікно переміщується на 4 пікселі.

2. Самоорганізуюча карта зображення (наприклад, із трьома вимірами та п'ятьма вузлами на вимір, $53 = 125$ загальних вузлів) тренується на векторах з попереднього етапу. Система квантує 25-вимірні вхідні вектори на 125 топологічно впорядкованих значень. Три виміри можна сприймати як три особливості.

3. Те саме вікно, що і на першому кроці, переходить через усі зображення в навчальних та тестових наборах. Локальні зразки зображень передаються через нейронну мережу на кожному кроці, створюючи тим самим нові навчальні та тестові набори у вихідному просторі, створеному самоорганізуючою картою зображення.

Схема системи, використання для розпізнавання обличчя, показує альтернативні методи розпізнавання. Верхній «багатошаровий класифікатор перцептрон» являє собою остаточний повністю зв'язаний рівень конволюційної мережі. Розкладання згорткової мережі, застосовується щоб підкреслити можливість заміни остаточного шару (або шарів) іншим типом класифікатора. Класифікатор стилю найближчого сусіда потенційно важливий, оскільки може дати можливість додавати нові класи з мінімальним додатковим часом навчання. Нижній «багатошаровий перцептрон» показує, що всю згорткову мережу можна замінити багатошаровим перцептроном.

Висновки і перспективи подальших досліджень. У роботі розкрито питання застосування нейронної мережі для автоматизації процесів розпізнавання обличчя людини. Послідовним застосуванням маскового фільтру оператора Канні та статистичного фільтра пошукового вікна вдалося сформулювати бітове растрове зображення знімка максимально зберігши контури обличчя людини, що значно покращило результати фільтрації на відміну від стандартного порівняння з пороговим значенням. Повна автоматизація процесу розпізнавання обличчя людини цілком можлива, але потребує додаткового механізму для ліквідації можливих похибок на стадії фільтрації контуру, що і послугує підставою для подальших дослідження.

Список бібліографічного опису.

1. Кривенко О. В., Трубіцина О. В. Дослідження використання методів розпізнавання обличчя людини в системах ідентифікації // Наука та виробництво, 2020. С. 105-112.
2. Голуб'як І. В. Методи розпізнавання облич / І. В. Голуб'як, Р. Я. Косаревич // Проблеми інформаційних технологій. – 2017. – № 2. – С. 158-164. – Режим доступу: http://nbuv.gov.ua/UJRN/Pit_2017_2_22.
3. Терейковська Л. Метод нейромережевого розпізнавання емоцій по зображенню обличчя. КОМП'ЮТЕРНІ ТЕХНОЛОГІЇ ОСВІТА ВИРОБНИЦТВО, 2020. – Режим доступу. – https://www.researchgate.net/publication/345966239_Metod_nejromerezevogo_rozpiznavanna_emocij_po_zobrazennu_oblicca
4. Арсенюк І., Зінов'єв Є. Розпізнавання емоцій людини за допомогою згорткової нейронної мережі, 2020. – Режим доступу. – <file:///C:/Users/balab/Downloads/8981-33424-1-PB.pdf>.

References.

1. Grother P. Face Recognition Vendor Test (FRVT). Performance of Face Identification Algorithms. / Patrick Grother, Mei Ngan. – Information Access Division National Institute of Standards and Technology. – May 26, 2014 – p. 138.
2. M. Lades, J. Vorbruggen, J. Buhmann, "Distortion invariant object recognition in the dynamic link architecture", IEEE Transactions on computers, 1993, vol. 42, no. 3, pp. 300 -310, March 1993
3. L.Juwei, N. P.Konstantinos, A. Venetsanopoulos, "Face recognition using kernel direct discriminant analysis algorithms", IEEE Transactions On Neural Networks, vol.14, no. 1, pp.117–126, January 2003.

4. M. Lades, J. Vorbruggen, J. Buhmann, "Distortion invariant object recognition in the dynamic link architecture", IEEE Transactions on computers, 1993, vol. 42, no. 3, pp. 300 -310, March 1993
5. P. Viola, "Robust realtime face detection", International Journal of Computer Vision, 2004, vol. 57, no. 2, pp. 137-154, 2004
6. S.Lawrence, C.L. Giles., C. Tsoita, "Face Recognition: A Convolutional Neural Network Approach", IEEE Transactions on Neural Networks, Special Issue on Neural Networks and Pattern Recognition, vol. 8, no 1, pp.98–113, 1997.
7. Y.Taigman, M.Yang, M.Ranzato, "DeepFace: Closing the Gap to Human-Level Performance in Face Verification", [Online]. Available at: https://www.cs.toronto.edu/~ranzato/publications/taigman_cvpr14.pdf
8. Joo Er Meng, W.Chen, Wu Shiqian, "High-speed face recognition based on discrete cosine transform and RBF neural networks", IEEE Transactions on Neural Networks, vol. 16, no. 3, pp. 679 – 691,2005