

КОМП'ЮТЕРНА ІНЖЕНЕРІЯ

УДК 004.89

DOI: [https://doi.org/10.32515/2664-262X.2022.5\(36\).2.335-346](https://doi.org/10.32515/2664-262X.2022.5(36).2.335-346)

О.М. Дреєв, доц., канд. техн. наук, **О.П. Доренський**, доц., канд. техн. наук,
Г.М. Дреєва

Центральноукраїнський національний технічний університет, м. Кропивницький, Україна
e-mail: dreevom@kntu.kr.ua, dorenskyiop@kntu.kr.ua, gannadreeva@gmail.com

Нейромережевий метод виявлення текстурних аномалій у цифровому зображенні

Сучасні системи комп'ютерного зору часто використовують для оброблення цифрового зображення нейронні мережі. Однак для цього потрібно створювати бази даних для їх навчання, що в здебільшого складає переважну долю ресурсів ІТ-проєкту. Тож актуальною задачею, аспекти якої розглянуто в цій статті, є методи підвищення якості навчання нейронних мереж на даних меншого обсягу. Також актуальним є й можливість оброблення даних, характер яких не був наявним в початковій базі прикладів для навчання. Для розв'язання цієї науково-технічної задачі – підвищення якості сегментації зображення за присутніми текстурними особливостями, – в роботі пропонується використовувати як вхідну інформацію до нейронної мережі не лише безпосередньо цифрове зображення, а й його локальні статистичні показники. Означене розширює інформативність вхідної інформації і нейронній мережі не потрібно вчитися для їх виділення. Для цього достатньо прийняти рішення щодо їх використання або нехтування як ознаками. Також для виділення текстурних особливостей запропоновано використовувати самоорганізаційні вихідні шари, які здатні працювати як класифікатори, що групують елементи за схожими групами ознак. У праці показано застосовність запропонованих рішень до текстурної сегментації цифрових зображень, зокрема картографічних фотографічних зображень.

нейронна мережа, цифрове зображення, сегментація, текстура, нейронна мережа Кохонена

Постановка проблеми. Комп'ютерні системи оброблення цифрових зображень, зокрема фотографічних, широко використовують нейронні мережі. До задач комп'ютерного зору відносять пошук об'єктів на зображенні та їх ідентифікація, виділення особливих зон на зображенні, виділення сегментів зі схожою текстурою [1]. Зокрема виділення текстурних особливостей та їх повторення використано в системах копіювання стилістики зображення, для генерування неповторних текстур в синтетичному цифрозображенні [2]. Також текстурна сегментація може використовувати задля виділення особливостей на аерофотознімках; означене дозволяє частково автоматизувати виділення штучних об'єктів та топографічних особливостей ландшафту [3]. Особливо актуальним в означеному є пошук і виявлення об'єктів на знімках невидимого діапазону, в інфрачервоній або ультрафіолетовій зоні, коли поняття кольору з погляду людини не існує.

Системи комп'ютерного зору для оброблення фотографічного зображення на основі штучних нейронних мереж (ШНМ) потребують значних трудових витрат на створення бази знань для навчання. Така база даних повинна містити вхідне зображення та результат обробки, який створює експерт за допомогою ручних або напівавтоматичних програмних засобів. Звісно, ручна праця є повільною та може містити людські помилки, що негативно впливатиме на результат навчання ШНМ. Іноді системи дозволяють відокремлювати особливості зображення ідентифікації цих особливостей. Наприклад, автоматичне виділення шляхів з асфальтним покриттям під час побудови прикладів для навчання ШНМ з подальшою ручною класифікацією значно

прискорить процес підготовки даних для навчання. Подібні системи проєктуються не лише для систем оптичного картографування, а й для систем радіолокаційної розвідки [4]. Тому в роботі поставлено за мету отримати систему текстурної сегментації зображення для подальшої ручної класифікації виділених елементів.

Аналіз останніх досліджень і публікацій щодо текстурної сегментації фотографічних зображень показав широке коло шляхів застосування вказаної операції. В праці [5] використано статистичні властивості фрагментів зображення з подальшим відбором значущих ознак для виділення ділянок рентгеновського дослідження ураження легень вірусом. У подальшому дослідженні [6] використано цифрове зображення з наступною сегментацією для виділення ураження шкіри людини. Мультиспектральні фотографічні зображення дають можливість використати нейронні мережі для пошуку грибкових уражень культурних рослин [7]. В загальному підсумку роботи, присвячені сегментації зображення, можна поділити за такими критеріями:

- використання кольорового зображення [8], градації сірого у видимому діапазоні [9] та мультиспектральні знімки [10];

- визначення належності фрагменту зображення до певного класу за статистичними ознаками [11], за допомогою навченої нейронної мережі [12]; окремо слід виділити алгоритми, які спираються на визначені фізичні властивості із зображення [13].

Розглянуті системи призначені для визначення властивостей, які є виділені в навчальному корпусі. Тобто системи сегментації не можуть сегментувати на зображенні об'єкти, які під час навчання системи не були представлені. Тому є актуальною задача виділення на зображенні схожих за текстурою зон з виділенням окремих фрагментів, які мають локальні особливості, що не представлені на інших ділянках зображення.

Постановка мети й задач дослідження. В результаті аналізу можливостей до сегментації цифрового зображення було встановлено, що існують методи, які ґрунтуються на алгоритмах кластеризації фрагментів зображення як за статистичними величинами отриманих із фрагментів зображення, так і на кластеризації результатів роботи нейронних мереж, які попередньо навчені для класифікації зображення на інших відомих корпусах розмічених зображень. Тож виявлено недостатній стан дослідження виявлення пошуку відхилення від норми в текстурних елементах зображення, що вступає в протиріччя до вимог пошуку невідомих елементів на цифрових зображеннях невеликого розміру (рис. 1).



Рисунок 1 – Приклад аерофото, на якому потрібно позначити зони нетипового ландшафту
Джерело: [14]

Для вирішення визначеного протиріччя поставлено за мету створення й реалізацію методу визначення частин зображення, які за текстурою виділяються на загальному фоні і можуть трактуватися як відхилення від типового сигналу локального розподілення яскравості та кольору на цифровому зображенні. Тож об'єктом дослідження є процес сегментації зображення для пошуку відхилень текстури від типових випадків, предметом – методи сегментації зображення для виділення відхилень текстурних особливостей від норми.

Сформульована мета дослідження містить ряд невизначеностей, які слід вирішити шляхом розв'язування таких науково-технічних задач:

1) виконати аналіз методів сегментації зображення на застосовність до виділення нетипових текстурних особливостей;

2) синтезувати метод, придатний до виділення нетипових текстурних особливостей;

3) визначити застосовність запропонованого методу на тестових прикладах.

Виклад основного матеріалу. За результатами дослідження відомих методів проведено їх класифікацію за принципом їхньої дії. При цьому враховано двоетапність роботи методики сегментації зображення, а саме підготовки вектора ознак для фрагментів зображення та на отримання класу для фрагменту зображення на основі вектора виділених ознак (рис. 2, де пунктиром показано додаткові дії, присутність яких не є обов'язкова в побудованому алгоритмі).

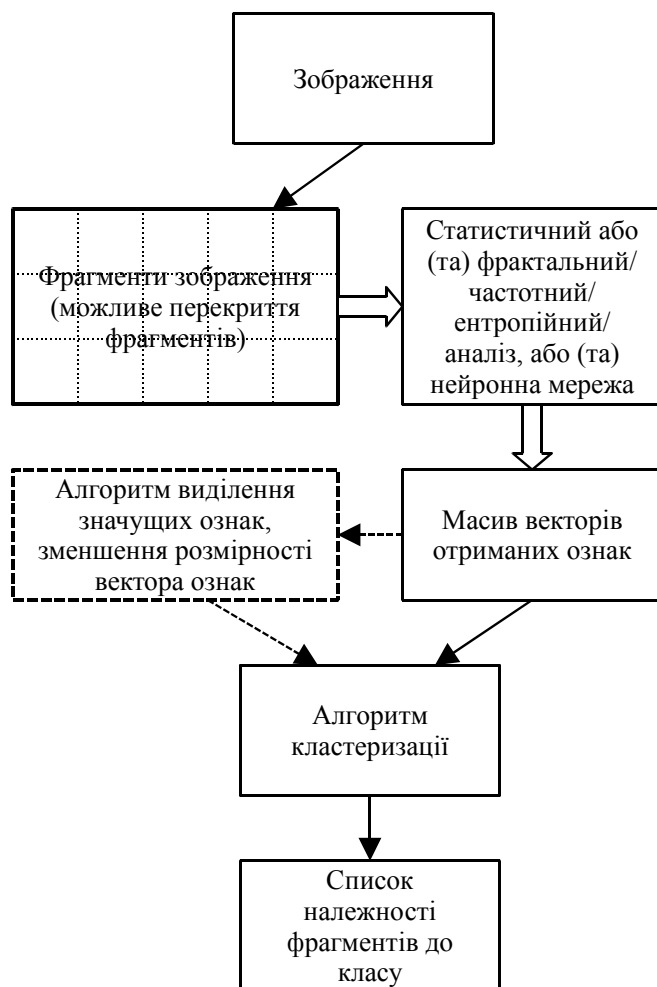


Рисунок 2 – Методика розподілу фрагментів зображення на класи
Джерело: розроблено авторами

Алгоритми кластеризації в своїй більшості вимагають визначеної заздалегідь кількості використовуваних класів [15]. Однак на практиці виділення кількості класів є неоднозначною задачею. Тому у випадках, коли кількість класів невідома, застосовується інша множина методів кластеризації, наприклад, самоорганізаційні нейронні мережі [15].

Поставлена мета для виділення нетипових об'єктів на зображенні, які відрізняються від фону текстурними особливостями, має властивість малої кількості включення. Іноді така особливість може бути взагалі одиничною. Тому стандартні методи кластеризації будуть відносити об'єкти з низькою частотою потрапляння в поле зору до інших близьких за властивостями кластерів. Звідси випливає вимога до методу кластеризації: автоматичне визначення кількості кластерів з визначенням явища “викидів” – виділення окремих нетипових об'єктів, які в прикладах для навчання кластеризатора були відсутні або представлені в одиничних кількостях [16].

Згідно з поставленими вимогами до алгоритму сегментації зображення, який є варіацією методики, схему якої представлено на рис. 2, сформульовано такі вимоги:

1) фрагменти зображення повинні бути такого розміру, який характерний розміру деталей, що є в приблизних розмірах об'єктів зацікавленості;

2) з причини, що заздалегідь невідомі властивості об'єктів, які є відхиленнями, попереднє виділення статистично значущих властивостей та навчання нейронних мереж є неможливим, можливе використання нейронних мереж, що навчаються без вчителя, та попередньо навчених згорткових частин нейронних мереж для класифікації;

3) статистичні характеристики фрагментів, як і вектори ознак з виходу нейронних мереж приймаються як вектори ознак, які будуть вхідним матеріалом для класифікаторів з метою виділення відхилень;

4) визначаються за векторами властивостей ті фрагменти зображення, які є нехарактерними для зображення, або групи зображень, які підлягають аналізуванню.

В результаті визначених вимог, які враховують можливості розглянутих в огляді літератури методів, відокремлюються за вимогами алгоритми, здатні розв'язати поставлену задачу. Зокрема, перший пункт є задачею, яка розв'язується в межах використання базових алгоритмів [17]. Невизначеністю або варіативною частиною алгоритму є задання розміру фрагментів зображення, які потрібно формувати для аналізу. Позначимо цю величину як d . Нехай ця величина задається експертом, який розраховує розмір за відомими розмірами об'єктів, які шукатимуться на зображенні як текстура, що рідко зустрічається.

Наступний, другий, пункт містить нетривіальну задачу переходу від зображення розміром $d \times d$ пікселів до вектора ознак. Відповідно до сформульованої мети роботи, ознаки повинні містити характерні риси текстури інваріантні до перетворень зсуву та обертання. Звісно, ці вимоги є наслідком уявного експерименту, який розкриває, що, наприклад, чагарник не має бути прийнятий різним при зсувах камери або фрагменту зображення. У зв'язку з цим, авторами звернуто увагу на роботи, які пов'язані з аналізуванням цифрового зображення як текстури. Тож за аналогією обрано статистичні ознаки, які змінюють своє значення за розподілом яскравості пікселів фрагменту зображення, а не за їх розташуванням [12]. Також прийнято за ефективне використання текстурних ідентифікаторів з систем, які ґрунтуються на штучних нейронних мережах для перенесення стилю зображення [2]: матриць Грама для масивів отриманих зі згорткових шарів штучних нейронних мереж для класифікування цифрового зображення.

Отримані вектори ознак мають досить значну вимірність, коли кількість коефіцієнтів у векторі ознак може сягати кілька десятків, а іноді й сотень. В таких умовах робота алгоритмів автоматичної класифікації є повільною та результати надаються з малою точністю [18]. Тому у цьому випадку слід використати алгоритми зменшення розмірностей, коли від вектора ознак залишають лише значущі параметри. Наприклад, достатність для практичного застосування показали лінійні методи головних компонент (*Principal Components Analysis, PCA*) [19]. Однак на практиці, коли вхідних даних для обробки є значна кількість, простір кластерів суттєво відрізняється від лінійних залежностей, а кращі результати дають системи самоорганізації, наприклад, нейронні мережі Кохонена [20, 21].

За отриманими векторами ознак можливо попередньо зі зменшенням розмірності, будується кластеризація. Як зазначено в четвертому пункті вимог, алгоритм кластеризації повинен давати оцінку належності об'єкта до певного класу, де нетипові об'єкти будуть мати слабку належність до всіх основних наявних класів. Також припустимо використання інших методик фільтрування викидів. Задля спрощення остаточного алгоритму у цій роботі використано для пошуку викидів результат виходу мережі Кохонена. Всі вхідні вектори ознак перетворювалися у двовимірні координати виходу нейрона-переможця, що для множини об'єктів складало розподілення ймовірності знаходження об'єкта за виходами мережі Кохонена. У випадках виявлення нейрона-переможця з низькою ймовірністю активації вважається, що на вхід надійшов об'єкт, який є нетиповим для розглянутого цифрового зображення.

Система з мережею Кохонена розглядалася у двох випадках: перший випадок вимагав, щоб мережа навчалася з початку під час аналізування кожного набору однотипних цифрових зображень; в іншому випадку мережа для аналізування наступного набору зображень бралася вже навченою на попередніх зображеннях. В першому кейсі система дає хороші результати для кожного досить великого набору однотипних зображень, в яких шукаються аномалії, і при цьому від набору до набору характер зображень мав значні відмінності. В другому – значно кращі результати отримувалися для невеликих наборів вхідних зображень, але їх характер залишався незмінним від попереднього сеансу аналізування до наступного.

За результатами дослідження схема, представлена на рис. 2, була уточнена до схеми на рис. 3.

Побудований алгоритм, схематично презентований на рис. 3, не є однозначним, за методикою з рис. 2 є можливість будувати інші алгоритми для схожих задач. Отже, є можливість зробити порівняльну характеристику на ефективність роботи низки алгоритмів та методів пошуку аномалій на цифрових (фотографічних) зображеннях. Проте, з причини більш вузько поставленої задачі, авторами експериментально виявлено достатність точності роботи алгоритму за схемою, представлена на рис. 3.

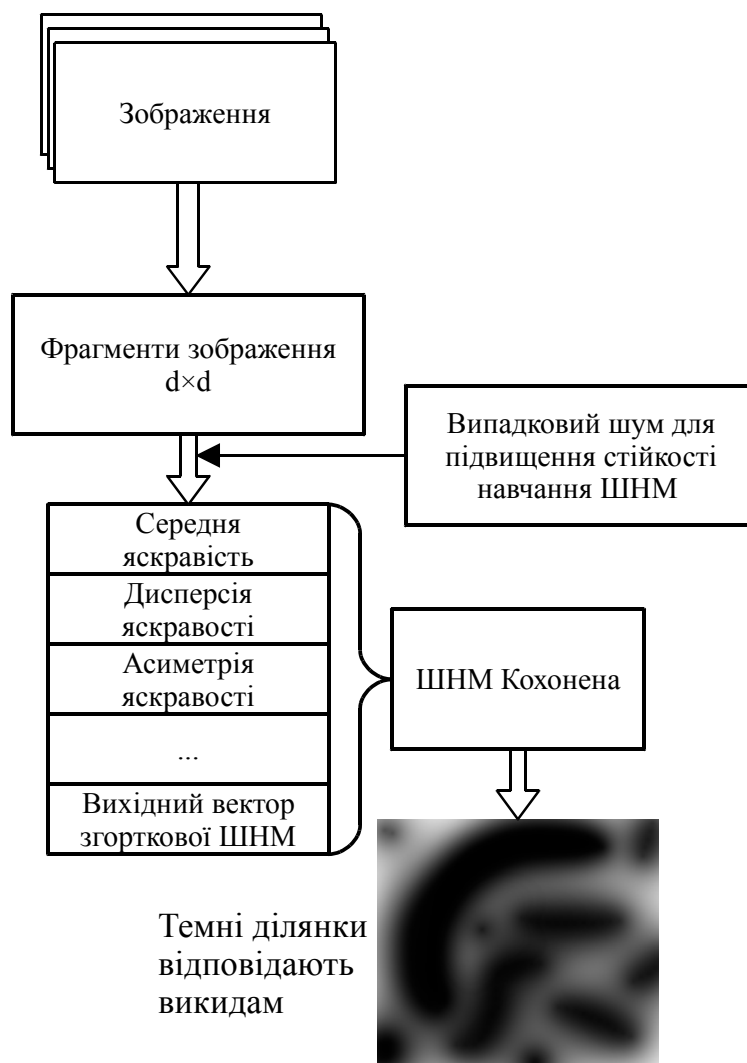


Рисунок 3 – Алгоритм виділення викидів в особливості текстури зображення

Джерело: розроблено авторами

Експериментальна частина. Авторами розглянуто приклад алгоритму пошуку особливостей на цифровому зображенні (рис. 3). Алгоритм реалізовано мовою програмування *Python* за допомогою допоміжних бібліотек *numpy* для роботи з масивами, *OpenCV* для роботи із зображеннями та *tensorflow* для роботи зі ШІМ.

В результаті застосування схеми з рис. 3 розроблено алгоритм виділення особливих ділянок на фотографічному зображенні (рис. 4). Алгоритм вимагає навчання нейронних мереж, що потребує значного машинного часу. Водночас, це компенсується універсальністю алгоритму, який пристосовується до широкого кола зображень. На початку роботи нормоване зображення у форматі “яскравість, відтінок, насичення” розміром $w \times h$ пікселів нормується до діапазону $[0; 1]$ і поділяється на фрагменти розміром $d \times d = 24 \times 24$ з перекриттям із кроком $t=3$. Завдяки малому кроку для навчання мереж з одного цифрового зображення отримується понад 100000 фрагментів. Вони використовуються для навчання ШІМ автоенкодера, який складається з згорткових шарів із обранням максимального елементу в частині енкодера та повнозв’язних шарів в частині декодера. На виході енкодера цифрове зображення розміром 24×24 пікселів перетворюється у вектор з 16-ти значень з рухомою комою. Цей вектор доповнюється додатковою статистичною інформацією про середню яскравість та другий, третій і

четвертий момент яскравості. Також використано інформацію з каналу, який відповідає за колір. В результаті вектор ознак був розширений до 22-х значень, кожне значення з яких (крім третього моменту, який може бути від'ємним) належить інтервалу від нуля до одиниці. Отримані вектори ознак використовуються для навчання самоорганізаційної ШММ Кохонена розміром 32×32 нейрони. Результат такого навчання для вхідного зображення (рис. 1) представлено на рис. 4.

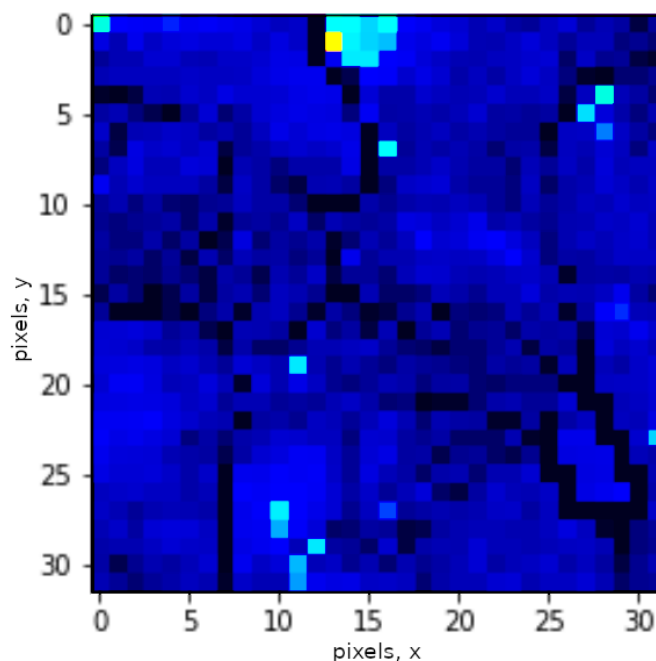


Рисунок 4 – Кластеризація фрагментів зображення (рис. 1) розміром 24×24 пікселі двовимірною мережею Кохонена $32 \times 32 = 1024$ нейрони, яскравість пропорційна частоті переможного нейрону
Джерело: розроблено авторами

Візуально рис. 4 дає можливість визначити сукупність більш частого потрапляння ознак, використаних при навчанні, до нейрона-переможця. Цим зонам скупчення відповідають зони підвищеної яскравості. Сегменти з темними кольорами відповідають нейронам, які є переможцями у значно менших випадках. Перевагою такого виділення рідкісних властивостей є те, що відсутня потреба у заздалегідь визначеній кількості класів фрагментів зображення. Повний процес презентовано на рис. 5.

Після завершення описаних дій алгоритм отримує натренований енкодер та натреновану мережу Кохонена. На схемі із рис. 5 вектори ознак отримані з енкодера та натренована з їх використанням мережа Кохонена позначені темним кольором.

На поточному етапі до кодеру направлені фрагменти зображення без перекриття, тобто при розмірі $d \times d$ пікселів крок між точками початку фрагментів також складає d пікселів. В результаті кількість фрагментів для оцінювання стає близько в 50 разів меншою. Утворені вектори актуального цифрового зображення направляються до навченої мережі Кохонена і ті фрагменти, вектори ознак яких попадають на нейрони-переможці з малою ймовірністю активації (темний колір на рис. 4), позначаються як фрагмент, що містить нетипову текстуру.

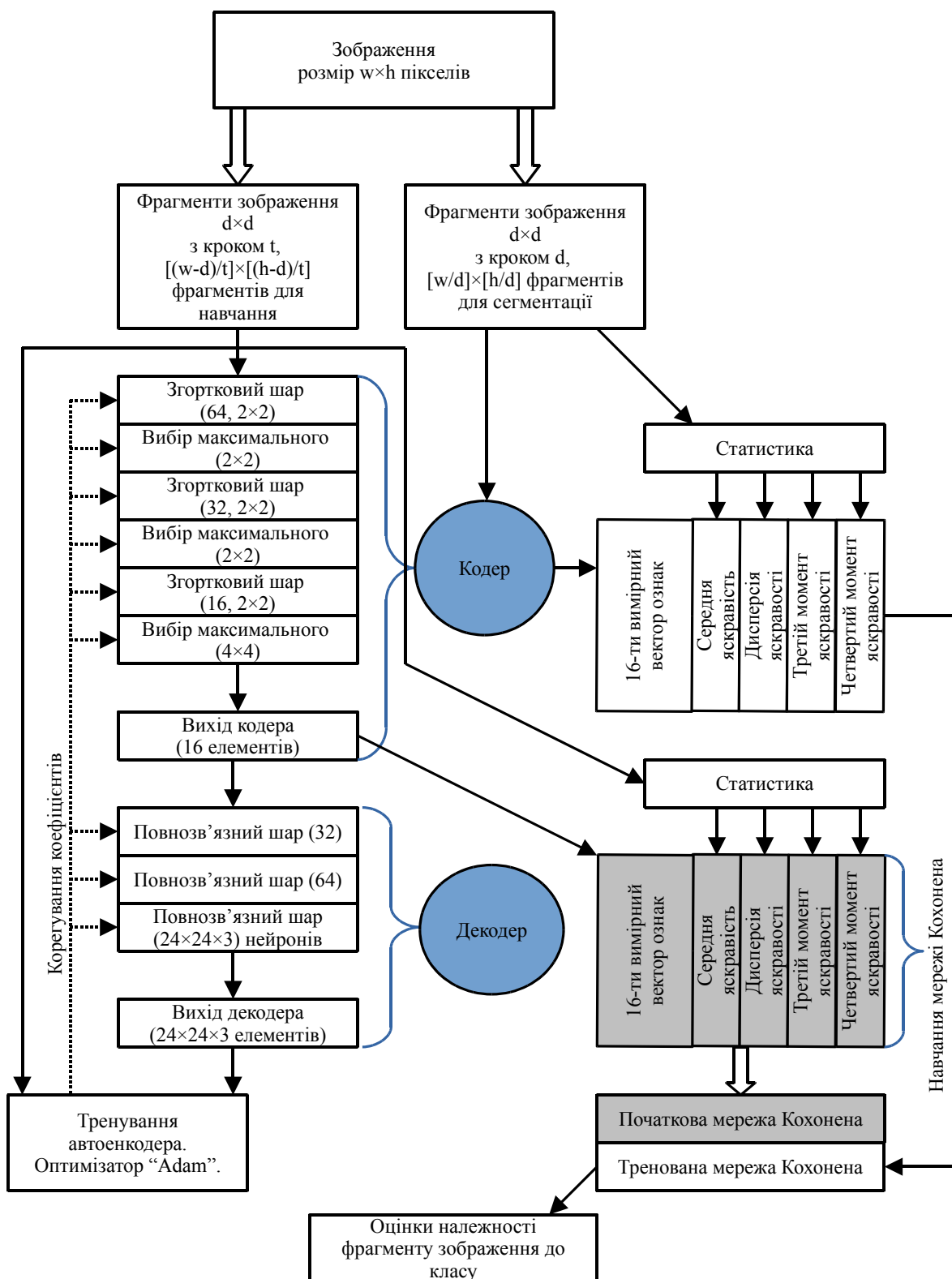


Рисунок 5 – Діаграма послідовності дій пошуку особливостей на цифровому зображенні
Джерело: розроблено авторами

Результат застосування алгоритму для рис. 1 показано на рис. 6:



Рисунок 6 – Результат застосування алгоритму виділення нетипових текстур

Джерело: розроблено авторами

Висновки. У роботі створено та реалізовано метод визначення частин зображення, які за текстурою виділяються на загальному фоні і можуть трактуватися як відхилення від типового сигналу локального розподілення яскравості та кольору на зображенні. Під час дослідження проведено класифікацію вимог до систем сегментації зображення для позначення нетипових текстурних особливостей, виявлено різноманітність методів та алгоритмів розв’язання подібних задач, проведено узагальнення процесу пошуку особливостей на цифровому зображенні поетапно. Розбиття на етапи пошуку особливостей дозволило аргументовано обирати методи й алгоритми, які здатні виконати поставлену задачу. Також сформульовано вимоги до методів на кожному етапі, що дозволило відокремити відображення фрагментів зображення у вектор ознак за допомогою штучної нейронної мережі (тренований на окремому зображенні автоенкодеру) з комбінацією статистичних ознак фрагментів цифрового зображення. За допомогою чисельного експерименту показано, що утворені вектори ознак підлягають класифікації штучної нейронної мережі Кохонена, яка здатна виявляти нетипові фрагменти зображення за їхніми векторами ознак.

За розробленою схемою пошуку особливостей на цифровому зображенні створено програмне забезпечення, яке реалізує означені дії, а також експериментально встановлено застосовність створеного алгоритму пошуку нетипових текстурних особливостей.

Запропонований метод обрання алгоритмів обробки зображення дозволяє проектувати нові та повторювати існуючі варіанти алгоритмів сегментації цифрового зображення. На жаль, якість сегментації можна порівняти лише візуально. Таке оцінювання є не лише повільним, але й містить суб’єктивну складову. Тож *перспектива подальших розвідок* – створення варіантів алгоритмів сегментації та порівняння їх роботи за перекриттям відмічених зон, що означатиме “колективне бачення” особливостей.

Список літератури

1. Diwakar Tripathia, Damodar Reddy Edlaa, Venkatanareshbabu Kuppilia, Annushree Bablania, Ramesh Dharavath . Credit Scoring Model based on Weighted Voting and Cluster based Feature Selection. *International Conference on Computational Intelligence and Data Science (ICCIDS 2018)*, Procedia

- Computer Science 132 (2018) 22–31. <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S1877050918307877> (Last accessed: 12.04.2022)
2. Hong-an Li, Qiaoxue Zheng, Xin Qi, Wenjing Yan, Zheng Wen, Na Li, Chu Tang. Neural Network-Based Mapping Mining of Image Style Transfer in Big Data Systems. *Computational Intelligence and Neuroscience*, vol. 2021, Article ID 8387382, 11 pages, 2021. <https://doi.org/10.1155/2021/8387382>
3. Vadym Slyusar, Mykhailo Protsenko and other. Improving neural network model for semantic segmentation of images of monitored objects in aerial photographs. *Eastern-European Journal of Enterprise Technologies*. ISSN 1729-3774, DOI: 10.15587/1729-4061.2021.248390. P. 86-95. <https://slyusar.kiev.ua/Article%20Text-573693-1-10-20211229.pdf>
4. Potapov A.A., German V.A., Grachev V. I. "Nano" and radar signal processing: Fractal reconstruction complicated images, signals and radar backgrounds based on fractal labyrinths. 2013 14th International Radar Symposium (IRS), 2013, pp. 941-946. <https://ieeexplore.ieee.org/abstract/document/6581701> (Last accessed: 15.04.2022)
5. Qiang Zuo, Songyu Chen, Zhifang Wang. R2AU-Net: Attention Recurrent Residual Convolutional Neural Network for Multimodal Medical Image Segmentation. *Security and Communication Networks*. Vol. 2021, Article ID 6625688, 10 pages, 2021. <https://doi.org/10.1155/2021/6625688>
6. Wang Shuhang, Hu Szu-Yeu, Cheah Eugene, Wang Xiaohong and other. U-Net Using Stacked Dilated Convolutions for Medical Image Segmentation. <https://arxiv.org/abs/2004.03466> (Last accessed: 15.04.2022)
7. Veys, C., Chatziavgerinos, F., AlSuwaidi, A. et al. Multispectral imaging for presymptomatic analysis of light leaf spot in oilseed rape. *Plant Methods*. 15, 4 (2019). <https://doi.org/10.1186/s13007-019-0389-9>
8. Tang, Peng, Chunyu Wang, Xinggang Wang, Wenyu Liu, Wenjun Zeng and Jingdong Wang. Object Detection in Videos by High Quality Object Linking. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*. 42 (2020): 1272-1278. <https://ieeexplore.ieee.org/document/8686124>
9. Fasola J. and Veloso M. Real-time object detection using segmented and grayscale image. *Proceedings 2006 IEEE International Conference on Robotics and Automation*, 2006. ICRA 2006., 2006, pp. 4088-4093, doi: 10.1109/ROBOT.2006.1642330. <https://ieeexplore.ieee.org/abstract/document/1642330> (Last accessed: 17.04.2022)
10. Abuarafah Adnan, Khozium Osama, Abdrabou Essam. Real-time Crowd Monitoring using Infrared Thermal Video Sequences. *International Journal of Engineering Science*. 2012. 8. 133-140. https://www.researchgate.net/publication/236292403_Real-time_Crowd_Monitoring_using_Infrared_Thermal_Video_Sequences (Last accessed: 18.04.2022)
11. Haralick R. M., Shanmugam K. and Dinstein I. Textural Features for Image Classification. in *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics*, vol. SMC-3, no. 6, pp. 610-621, Nov. 1973, doi: 10.1109/TSMC.1973.4309314.
12. Pascal B., Mauduit V., Pustelnik N. and Abry P. Scale-free Texture Segmentation: Expert Feature-based versus Deep Learning strategies. *2020 28th European Signal Processing Conference (EUSIPCO)*, 2021, pp. 1367-1371, doi: 10.23919/Eusipco47968.2020.9287829.
13. Ristanto S., Nugroho W., Sulistya E., Suparta G.B. System and method for stereoscopic image acquisition. *AIP Conference Proceedings* 2374, 020014 (2021); <https://doi.org/10.1063/5.0058929>
14. GoogleMaps . URL: <https://www.google.com/maps/@48.4599286,32.724665,481m/data=!3m1!1e3>
15. Ren, M., Zhang, J., Khokhi, L. et al. A review of clustering algorithms in VANETs. *Ann. Telecommun.* 76, 581–603 (2021). <https://doi.org/10.1007/s12243-020-00831-x>
16. Ezugwu, A.E., Shukla, A.K., Agbaje, M.B. et al. Automatic clustering algorithms: a systematic review and bibliometric analysis of relevant literature. *Neural Comput & Applic.* 33, 6247–6306 (2021). <https://doi.org/10.1007/s00521-020-05395-4>
17. Кренивич А.П. Алгоритми і структури даних: підруч. К.: ВПЦ "Київський Університет", 2021. 200 с.
18. Marimont R.B., Shapiro M.B. Nearest Neighbour Searches and the Curse of Dimensionality. *IMA Journal of Applied Mathematics*. Volume 24, Issue 1, August 1979, Pages 59–70, <https://doi.org/10.1093/imamat/24.1.59>
19. Andrzej Maćkiewicz, Waldemar Ratajczak. Principal components analysis (PCA). *Computers & Geosciences*, Volume 19, Issue 3, 1993, Pages 303-342, ISSN 0098-3004, [https://doi.org/10.1016/0098-3004\(93\)90090-R](https://doi.org/10.1016/0098-3004(93)90090-R).
20. Kohonen, T. (1982). Self-organized formation of topologically correct feature maps. *Biological Cybernetics*, 43:59-69.
21. Ojie, Oseikhuemen D., and Reza Saatchi. 2021. Kohonen Neural Network Investigation of the Effects of the Visual, Proprioceptive and Vestibular Systems to Balance in Young Healthy Adult Subjects Healthcare 9, no. 9: 1219. <https://doi.org/10.3390/healthcare9091219>.

References

1. Diwakar Tripathia, Damodar Reddy Edlaa, Venkatanaresbhabu Kuppilia, Annushree Bablania, Ramesh Dharavath (2018). Credit Scoring Model based on Weighted Voting and Cluster based Feature Selection. *International Conference on Computational Intelligence and Data Science (ICCIDS 2018)*, Procedia Computer Science 132 22–31. <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S1877050918307877> [in English].
2. Hong-an Li, Qiaoxue Zheng, Xin Qi, Wenjing Yan, Zheng Wen, Na Li, Chu Tang. (2021). Neural Network-Based Mapping Mining of Image Style Transfer in Big Data Systems. *Computational Intelligence and Neuroscience*, vol. 2021, Article ID 8387382, 11 pages. <https://doi.org/10.1155/2021/8387382> [in English].
3. Vadym Slyusar, Mykhailo Protsenko et al. (2021). Improving neural network model for semantic segmentation of images of monitored objects in aerial photographs. *Eastern-European Journal of Enterprise Technologies* ISSN 1729-3774, DOI: 10.15587/1729-4061.2021.248390. P. 86-95. <https://slyusar.kiev.ua/Article%20Text-573693-1-10-20211229.pdf> [in English].
4. Potapov, A., German, V.A. & Grachev, V.I. (2013). "Nano -" and radar signal processing: Fractal reconstruction complicated images, signals and radar backgrounds based on fractal labyrinths, 14th International Radar Symposium (IRS), pp. 941-946. <https://ieeexplore.ieee.org/abstract/document/6581701> [in English].
5. Qiang Zuo, Songyu Chen, Zhifang Wang. (2021). R2AU-Net: Attention Recurrent Residual Convolutional Neural Network for Multimodal Medical Image Segmentation", *Security and Communication Networks*, vol. 2021, Article ID 6625688, 10 pages, <https://doi.org/10.1155/2021/6625688> [in English].
6. Wang Shuhang, Hu Szu-Yeu, Cheah Eugene, Wang Xiaohong and other (2004). U-Net Using Stacked Dilated Convolutions for Medical Image Segmentation. <https://arxiv.org/abs/2004.03466> [in English].
7. Veys, C., Chatziavgerinos, F., AlSuwaidi, A. et al. (2019). Multispectral imaging for presymptomatic analysis of light leaf spot in oilseed rape. *Plant Methods*, 15, 4 <https://doi.org/10.1186/s13007-019-0389-9> [in English].
8. Tang, Peng, Chunyu Wang, Xinggang Wang, Wenyu Liu, Wenjun Zeng & Jingdong Wang. (2020). Object Detection in Videos by High Quality Object Linking. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 42: 1272-1278. <https://ieeexplore.ieee.org/document/8686124> [in English].
9. Fasola, J. & Veloso, M. (2006). Real-time object detection using segmented and grayscale images. *Proceedings 2006 IEEE International Conference on Robotics and Automation, ICRA 2006.*, pp. 4088-4093, doi: 10.1109/ROBOT.2006.1642330. <https://ieeexplore.ieee.org/abstract/document/1642330> [in English].
10. Abuarafah Adnan, Khozium Osama, Abdrabou Essam. (2012). Real-time Crowd Monitoring using Infrared Thermal Video Sequences. *International Journal of Engineering Science*. 8. 133-140. https://www.researchgate.net/publication/236292403_Real-time_Crowd_Monitoring_using_Infrared_Thermal_Video_Sequences [in English].
11. Haralick, R.M., Shanmugam, K. & Dinstein, I. (1973). Textural Features for Image Classification, in *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics*, vol. SMC-3, no. 6, pp. 610-621, Nov. doi: 10.1109/TSMC.1973.4309314 [in English].
12. Pascal, B., Mauduit, V., Pustelnik, N. & Abry, P. (2021). Scale-free Texture Segmentation: Expert Feature-based versus Deep Learning strategies, 2020 28th European Signal Processing Conference (EUSIPCO), pp. 1367-1371, doi: 10.23919/Eusipco47968.2020.9287829 [in English].
13. Ristanto, S., Nugroho, W., Sulistya, E. & Suparta, G.B. ((2021). System and method for stereoscopic image acquisition. *AIP Conference Proceedings*, 2374, 020014; <https://doi.org/10.1063/5.0058929> [in English].
14. Google Maps. www.google.com. Retrieved from <https://www.google.com/maps/@48.4599286,32.724665,481m/data=!3m1!1e3> [in English].
15. Ren, M., Zhang, J., Khoukhi, L. et al. (2021). A review of clustering algorithms in VANETs. *Ann. Telecommun.* 76, 581–603. <https://doi.org/10.1007/s12243-020-00831-x> [in English].
16. Ezugwu, A.E., Shukla, A.K., Agbaje, M.B. et al. (2021). Automatic clustering algorithms: a systematic review and bibliometric analysis of relevant literature. *Neural Comput & Applic* 33, 6247–6306. <https://doi.org/10.1007/s00521-020-05395-4> [in English].
17. Krenevich, A.P. (2021). *Algorithms and data structures [Algorithms and data structures]*. Kyiv: Kyiv University [in Ukrainian].

18. Marimont, R.B. & Shapiro, M.B. (1979). Nearest Neighbour Searches and the Curse of Dimensionality. *IMA Journal of Applied Mathematics*, Vol. 24, Issue 1, August, Pp. 59–70, <https://doi.org/10.1093/imamat/24.1.59> [in English].
19. Andrzej Maćkiewicz & Waldemar Ratajczak (1993). Principal components analysis (PCA). *Computers & Geosciences*, Vol. 19, Issue 3, Pp. 303-342, ISSN 0098-3004, [https://doi.org/10.1016/0098-3004\(93\)90090-R](https://doi.org/10.1016/0098-3004(93)90090-R). [in English].
20. Kohonen, T. (1982). Self-organized formation of topologically correct feature maps. *Biological Cybernetics*, 43, 59-69 [in English].
21. Ojje, Oseikhuemen D., & Reza Saatchi. (2021). Kohonen Neural Network Investigation of the Effects of the Visual, Proprioceptive and Vestibular Systems to Balance in Young Healthy Adult Subjects. *Healthcare* 9, no. 9: 1219. <https://doi.org/10.3390/healthcare9091219> [in English].

Oleksandr Drieiev, Assoc. Prof., PhD tech. sci., **Oleksandr Dorenskyi**, Assoc. Prof., PhD tech. sci., **Hanna Drieieva**

Central Ukrainian National Technical University, Kropyvnytskyi, Ukraine

Neural Network Method for Detecting Textural Anomalies in a Digital Image

Modern computer vision systems often use neural networks to process images. But to use neural networks, you need to create databases to train these neural networks. In some cases, creating a training database takes the vast majority of the project's financial and human resources. Therefore, the actual task of finding methods to improve the quality of learning neural networks on small data is considered in this article. The ability to process data, which nature was not present in the original training database is relevant, also. To solve the problem of improving the quality of image segmentation by textural anomalies, this research is proposed to use as input to the neural network not only the image but also its local statistic data. It can increase the information content of the input information for the neural network. Therefore, neural networks do not need to learn to choose statistical features but simply use them.

This investigation classifies the requirements for image segmentation systems to indicate atypical texture anomalies. The literature analysis revealed various methods and algorithms for solving such problems. As a result, in this science work, the process of finding features in the photo is summarized in stages. The division into stages of search for features allowed to choose arguments for methods and algorithms that can perform the task. At each stage, requirements were formed for methods, that allowed separate the transformation of image fragments into a vector of features by using an artificial neural network (trained on a separate image of the autoencoder). Statistical features supplement by the vector of features of the image fragment.

Numerous experiments have shown that the generated feature vectors improve the classification result for an artificial Kohonen neural network, which is able to detect atypical image fragments.

image segmentation, neural network, Kohonen, autoencoder, convolution, Kohonen's neural networks

Одержано (Received) 09.05.2022

Прорецензовано (Reviewed) 17.05.2022

Прийнято до друку (Approved) 30.05.2022