

УДК 633.1:681.78

DOI: <https://doi.org/10.32515/2414-3820.2024.54.153-159>

С.П. Степаненко, ст. наук. співр., д-р техн. наук, **В.І. Днесь**, ст. досл., канд. техн. наук, **А.М. Борис**, ст. досл., канд. техн. наук, **А.Я. Кузьмич**, ст. досл., канд. техн. наук, **Д.А. Волик**, асп.

Інститут механіки та автоматики агропромислового виробництва НААН України, сел. Глеваха, Україна

e-mail: stepanenko_s@ukr.net

Алгоритм цифрової ідентифікації зернових матеріалів

Розглянуто питання застосування технологій машинного зору для підвищення точності та ефективності ідентифікації зернових матеріалів у процесі післязбиральної обробки. Визначено, що традиційні методи контролю якості зерна, зокрема візуальні, мікробіологічні та хімічні тести, мають суттєві обмеження при ідентифікації домішок, особливо тих, що подібні за фізичними та візуальними ознаками. Запропоновано алгоритм цифрової ідентифікації зерна, заснований на методах машинного зору та машинного навчання.

машинний зір, цифрова ідентифікація, зернові матеріали, якість зерна, машинне навчання, післязбиральна обробка

Постановка проблеми. Забезпечення продовольчої безпеки України в умовах військового стану є однією з найбільших проблем сільськогосподарського виробництва сьогодні. Продовольче зерно є основним джерелом харчування у всьому світі. Проте майже до 30% вирощеного врожаю втрачається під час процесів збирання та післязбиральної обробки. Втрати врожаю після збирання неминучі на етапах обробки зерна, які включають процеси транспортування, сушіння, фасування та зберігання. Наявність домішок у продовольчому зерні значною мірою впливає на його клас і якість, а також на його збереження. Існує значна кількість методів, починаючи від візуальних методів, і закінчуючи мікробіологічними та хімічними тестами, що використовуються для проведення оцінки та контролю якості зерна, що зберігається. Однак, досить важко ідентифікувати забруднювачі зерна при зберіганні за допомогою традиційних методів, особливо коли вони фізично, а іноді і візуально схожі. Використання неруйнівних, своєчасних, точних, надійних, економічних і безпечних для навколишнього середовища методів визначення якості зерна залишається предметом найбільшого інтересу дослідників і сільськогосподарської промисловості в останні роки.

Аналіз останніх досліджень і публікацій. Машинний зір може надати точні та ефективні рішення для підтримки сільськогосподарської діяльності. Крім того, алгоритми машинного навчання дозволяють швидко й точно аналізувати великі обсяги даних, забезпечуючи засоби для впровадження програм машинного зору в сільському господарстві [1, 2]

Постановка завдання. Мета дослідження полягає в розробленні алгоритму розпізнавання зернових матеріалів за допомогою аналізу зображень, що дасть змогу здійснення ефективного контролю та підвищити продуктивність процесу оцінки якості зернових матеріалів..

Виклад основного матеріалу. Якщо узагальнити алгоритм цифрової ідентифікації проби зернових матеріалів, то можна виділити п'ять укрупнених етапів: 1) попередня обробка зображення; 2) виділення окремих об'єктів; 3) ідентифікація (класифікація) об'єктів; 4) визначення параметрів кожного з об'єктів; 5) визначення показників структури проби (зразка) зернового матеріалу (рис.1).



Рисунок 1 – Узагальнений алгоритм цифрової ідентифікації об'єктів на зображенні
Джерело: розроблено авторами

Перед тим, як приступити до аналізу зображення проби (зразка) зернового матеріалу, необхідно виконати попередню обробку, яка складається з таких основних етапів [3, 4]: фільтрація та бінаризація зображення.

Для усунення шумів і покращення якості зображення використовують відповідні методи фільтрації, серед найбільш поширених: Гауссове згладжування, медіанний фільтр та фільтр Собеля [4].

Фільтр Гаусса є одним з найпоширеніших фільтрів для згладжування зображень. Фільтр Гаусса згладжує (розмиває) зображення, зменшуючи шум та різкі переходи. Кожен піксель зображення замінюється середньозваженим значенням його оточення, причому пікселі, ближчі до центру вікна фільтра, отримують більшу вагу відповідно до розподілу Гаусса [5]

$$G(x, y) = \frac{1}{\sqrt{2\pi} \cdot \sigma} \cdot e^{-\frac{(x-x_c)^2 + (y-y_c)^2}{2\sigma^2}}, \quad (1)$$

де (x, y) – координати пікселя;

(x_c, y_c) – координати центру вікна фільтра;

σ – стандартне відхилення, яке визначає ступінь розмивання (чим більше, тим більше розмиття).

Медіанний фільтр – це нелінійний фільтр, який використовується для зменшення шуму в зображенні, особливо "імпульсного" шуму. Суть фільтра полягає в заміні кожного пікселя зображення медіанним значенням його сусідів у межах заданого вікна (зазвичай квадратного) [3]. Медіанний фільтр здатний добре згладжувати зашумлені області, зберігаючи структуру меж між ними [4].

Для виділення країв, визначення напрямків градієнтів і підсилення деталей зображення досить часто використовується фільтр Собеля-Фельдмана. Цей фільтр використовує два ядра: одне для виявлення градієнтів по горизонталі (по осі X), інше – по вертикалі (по осі Y). Ці градієнти представляють зміни яскравості між пікселями, тобто там, де відбувається різкий перехід між кольорами або інтенсивністю (краї) [4].

Для виявлення країв по горизонталі (по X) використовується ядро [4]

$$S_x = \begin{bmatrix} -1 & 0 & 1 \\ -2 & 0 & 2 \\ -1 & 0 & 1 \end{bmatrix}$$

Для виявлення країв по вертикалі (по Y) використовується ядро [4]

$$S_y = \begin{bmatrix} 1 & 2 & 1 \\ 0 & 0 & 0 \\ -1 & -2 & -1 \end{bmatrix}$$

Наступним етапом попередньої обробки зображення проби (зразка) зернового матеріалу є його сегментація (бінаризація) – переведення зображення у двокольоровий формат для полегшення виокремлення зернівок. Існуючі методи сегментації поділяють на дві групи: порогові та адаптивні [4]. Серед порогових методів достатнього поширення набув глобальний поріг Оцу (Otsu) [7, 8], який використовується для поділу зображення на два класи: передній план (об'єкт) і задній план (фон). На відміну від звичайних методів бінаризації, метод Оцу автоматично обирає оптимальний поріг на основі розподілу яскравості пікселів у зображенні. Суть методу зводиться до мінімізації внутрішньокласової дисперсії, яка визначається як зважена сума дисперсій двох класів [7, 8]

$$\sigma_W^2(t) = q_1(t)\sigma_1^2(t) + q_2(t)\sigma_2^2(t), \quad (2)$$

де ваги q_1, q_2 – це ймовірності двох класів, що розділені порогом t ; σ_1^2, σ_2^2 – дисперсії цих класів.

Адаптивні методи сегментації враховують локальні особливості зображення. На відміну від глобальних методів – дозволяють знаходити поріг окремо для кожної області зображення, що особливо корисно, коли освітлення на зображенні неоднорідне або є тіні [9].

На другому етапі (рис. 1) планується визначити контури та локалізацію окремих об'єктів відібраної проби (зразка) зернового матеріалу. В межах статті, окремими об'єктами проби (зразка) зернового матеріалу вважаються – цілі зернівки, частини (подрібнені) зернівки та сторонні вclusions (домішки). В нашому випадку виокремлення контурів зображень дасть змогу розділити вихідне зображення на множину дрібних зображень (окремих об'єктів) для подальшої їх ідентифікації. Однією з основних проблем визначення контурів є плавні переходи між об'єктами, а відібрана проба (зразок) зернового матеріалу характеризується поступовим переходом інтенсивності кольору між двома окремими зернівками. Для усунення цієї проблеми

планується використання камери глибини, зокрема IntelRealSenseDepthCamera D435 або аналогічні. Це дасть змогу визначати контур об'єктів не тільки за інтенсивністю зміни кольору, але й за зміною відстані від розташування камери до поверхні цих об'єктів, де збільшення відстані буде характеризувати їх межі.

Існуючі методи детекції країв об'єктів на зображенні варіюються від простих градієнтних операторів до складних моделей на основі нейронних мереж [4].

Серед розроблених методів виявлення контурів алгоритм Кенні – один із найбільш строго визначених методів, який забезпечує добре та надійне виявлення. Завдяки своїй оптимальності для відповідності трьом критеріям виявлення контурів та простоті процесу втілення, він став одним із найпопулярніших алгоритмів виявлення контурів [10]. Алгоритм передбачає виконання наступних кроків [10]: 1) згладжування (застосування фільтра Гаусса для зменшення шуму) 2) обчислення градієнтів (для виявлення зміни інтенсивності скраповості зображення); 3) придушення немаксимальних градієнтів (вибираються лише ті точки, де градієнт досягає максимуму); 4) подвійна порогова обробка (використовуються два пороги: пікселі з інтенсивністю вище сильного порогу вважаються краями, а ті, що нижче слабого – ігноруються); 5) трасування країв через гістерезис (слабкі грані обробляються, якщо вони з'єднані зі сильними краями).

На третьому етапі (рис. 1) проводиться ідентифікація (класифікація) кожного з виокремлених об'єктів – поділ їх на відповідні класи: цілі зернівки, частини (подрібнені) зернівки та сторонні включення (домішки). Для цього можливе використання різних методів класифікації.

Методи класифікації об'єктів на зображеннях можна умовно поділити на класичні (які залежать від витягування ознак), на основі машинного навчання та комбіновані.

Перша група методів класифікації засновані на ознаках. Ці методи базуються на використанні класичних ознак, які визначаються з зображення та використовуються для подальшої класифікації. До цих методів відносяться: гістограма напрямлених градієнтів (HOG) [11], масштабоінваріантнеознакове перетворення (SIFT) [12], метод прискорених стійких ознак (SURF) [13], локальних бінарних шаблонів (LBP) [14]. Раніше ці методи були основними підходами в комп'ютерному зорі, однак зараз їх використовують рідше через поширення глибокого навчання.

Наступна група методів – нейронні мережі, які автоматично витягують ознаки зі зображень на різних рівнях абстракції [15,16]. До них відносяться: згорткові нейронні мережі (CNN), залишкові нейронні мережі (ResNet), мережі типу Inception [15,16].

Основним типом нейронних мереж для роботи із зображеннями є згорткові нейронні мережі (CNN), які спеціалізуються для обробки даних із сітчастою топологією. Вони набули великої популярності в задачах комп'ютерного зору, включаючи розпізнавання об'єктів, сегментацію зображень і класифікацію, завдяки своїй здатності автоматично навчати та витягувати ознаки без необхідності явного визначення їх вручну. Основною задачею під час роботи із згортковими нейронними мережами є вибір правильної архітектури CNN для конкретної задачі [17].

Також виділяють комбіновані методи, які використовують декілька моделей або підходів для покращення точності класифікації. Це можуть бути різні моделі, які працюють паралельно, або комбіновані етапи обробки та класифікації такі, як бутстреп агрегація (декілька моделей паралельно навчаються на різних вибірках із початкового набору даних, а їхні прогнози об'єднуються для формування остаточного результату) та ідсилування (моделі навчаються послідовно і кожна наступна модель надає більше уваги тим випадкам, на яких попередні моделі показали погані результати) [18].

Глибокі нейронні мережі зараз є домінуючим підходом до класифікації, оскільки вони автоматично витягують складні ознаки і мають високу точність. Вибір конкретного методу залежить від наявності даних, ресурсів та вимог до точності класифікації.

Після проведення класифікації для об'єктів класифікованих як зернівки, необхідно визначити їх конкретні параметри – четвертий етап алгоритму (рис. 1). Під даними параметрами розуміють форму зернівки та її геометричні розміри (ширина та довжина). Форма контуру зернівки відображає реальну форму зернівки. Якщо контур зернівки овальний чи має іншу неправильну форму, то визначають максимальну кількість пікселів по висоті та ширині контуру зображення зернівки. Якщо форма контуру круга (максимальна кількість пікселів по висоті, дорівнює максимальній кількості пікселів по горизонталі), то рахують лише пікселі по горизонталі чи вертикалі. Знаючи кількість пікселів на одиницю довжини (масштабний коефіцієнт фото), вираховують реальні розміри зернівки. Дану операцію виконують для кожного контуру, класифікованого як ціла зернівка.

На п'ятому етапі (рис. 1) буде проводитися визначення показників проби (зразка) зернового матеріалу для кожного визначеного класу об'єктів зокрема. В узагальненому виді визначення буде проводитися як

$$P^j = \frac{\sum_{i=0}^{N_j} p_{i,j}}{\sum_{j=0}^J \sum_{i=0}^{N_j} p_{i,j}}, \quad (3)$$

де P^j – показник, який характеризує певну властивість j -го класу об'єктів проби (зразку) зернового матеріалу;

$p_{i,j}$ – показник, який характеризує певну властивість i -го суб'єкта j -го класу проби (зразку) зернового матеріалу;

N_j – кількість об'єктів j -го класу проби (зразку) зернового матеріалу;

J – кількість класів об'єктів проби (зразку) зернового матеріалу.

Показник p^j може характеризувати як розмірні характеристики (довжина, товщина, площа), так і якісні.

В першому наближенні, алгоритм цифрової ідентифікації зернових матеріалів буде включати наступні етапи:

1. Попередня обробка зображення проби (зразка) зернового матеріалу.
 - 1.1. Усунення викривлення (перспективи) зображення (за потреби).
 - 1.2. Використання фільтра Гаусса для згладжування зображення,
 - 1.3. Сегментація (бінаризація) зображення:
 - 1.3.1. За умови рівномірного освітлення – використання методу глобальний поріг Оцу,
 - 1.3.2. За умови неоднорідного освітлення – використання адаптивних методів бінаризації,
 2. Виділення окремих об'єктів (визначення контурів об'єктів) – використання методу Кенні.
 3. Ідентифікація (класифікація) об'єктів – використання нейронної мережі з CNN архітектурою.
 4. Визначення параметрів кожного з об'єктів.
 5. Визначення показників структури проби (зразка) зернового матеріалу.

Проте, на початковому етапі визначитися з методами, які будуть використані на кожному з етапів, враховуючи їх різноманіття, доволі складно. Конкретні методи, які відповідають цілям ідентифікації зернових матеріалів, будуть вибрані в результаті проведення досліджень.

Висновки: 1. Узагальнено світовий досвід цифрової ідентифікації об'єктів на зображеннях та виокремлено можливі методи для ідентифікації зернових матеріалів, що дало змогу розробити відповідний алгоритм.

2. Розроблено алгоритм цифрової ідентифікації зернових матеріалів, в першому наближенні, який включає в себе відповідні методи та дає змогу розпізнавати, класифікувати та визначати показники зернових матеріалів.

Список літератури

1. Kvashuk, D., Erokhin, R. Overview of the possibility of mashing approach in agricultural household. *Agrosvit*. 2019. No. 12. P. 60. URL: <https://doi.org/10.32702/2306-6792.2019.12.60>.
2. Dyatlov, E. Machine vision (analytical review). *Mathematical machines and systems*. 2013. Vol. 2. 32–40.
3. David A. Forsyth, Jean Ponce. *Computer Vision: A Modern Approach*. 1 ed. Prentice Hall. 2003. 800 p.
4. Stockman G., Shapiro L. G. *Computer Vision (1st. ed.)*. Prentice Hall PTR. 2001. 608 p.
5. Haddad R. A., Akansu A. N. A Class of Fast Gaussian Binomial Filters for Speech and Image Processing. *IEEE Transactions on Acoustics, Speech, and Signal Processing*. 1991. Vol. 39. P. 723–727.
6. Sobel I. History and Definition of the Sobel Operator. 2014.
7. Sezgin M. Survey over image thresholding techniques and quantitative performance evaluation. *Journal of Electronic Imaging*. 2004. Vol. 13. P. 146–165.
8. Грицик В. В., Дунас А. Я. Дослідження методів розпізнавання образів для систем комп'ютерного зору роботів майбутнього. *Інформаційні технології. Вісник ХНТУ*. 2017. № 3 (62). С. 297–301.
9. Ryabova L., Mazur Y., Vyshnevskaya V. S. Comparative analysis of binarization methods for images of eye iris. *Ukrainian Scientific Journal of Information Security*. 2017. No. 23(3). P. 171–175.
10. Алгоритм Кенні – Вікіпедія. *Вікіпедія*. URL: https://uk.wikipedia.org/wiki/Алгоритм_Кенні (дата звернення: 20.10.2024).
11. Lowe D. G. Distinctive image features from scale-invariant keypoints. *IJCV*. 2004. No. 60 (2). P. 91–110.
12. Lowe D. G. Object recognition from local scale-invariant features. *Proceedings of the International Conference on Computer Vision*. 1999. Vol. 2. P. 1150–1157.
13. Bay H., Tuytelaars T., Van Gool L. SURF: Speeded up robust features. *Proceedings of the 9th European conference on Computer Vision - Volume Part I*. 2006.
14. Ojala T., Pietikainen M., Maenpaa M. Multiresolution gray-scale and rotation invariant texture classification with local binary patterns. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*. 2002. Vol. 24(7). P. 971–987.
15. Жеребух О., Фармага І. Використання нейронних мереж для визначення об'єктів на зображенні. *Computer design systems. Theory and practice*. 2024. Т. 6(1). С. 232–240.
16. Dhiman C., Vishwakarma D. K. A review of state-of-the-art techniques for abnormal human activity recognition. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*. 2019. Vol. 77. P. 21–45. URL: <https://doi.org/10.1016/j.engappai.2018.08.014>.
17. Згорткова нейронна мережа – Вікіпедія. *Вікіпедія*. URL: https://uk.wikipedia.org/wiki/Згорткова_нейронна_мережа (дата звернення: 20.10.2024).
18. Opitz D., Maclin R. Popular Ensemble Methods: An Empirical Study. *Journal of Artificial Intelligence Research*. 1999. Vol. 11. P. 169–198. URL: <https://doi.org/10.1613/jair.614>

References

1. Kvashuk, D., & Erokhin, R. (2019). Overview of the possibility of mashing approach in agricultural household. *Agrosvit*, (12), 60 [in English]. <https://doi.org/10.32702/2306-6792.2019.12.60>
2. Dyatlov, E. . (2013). Machine vision (analytical review). *Mathematical machines and systems*, 2, 32–40 [in English].
3. David A. Forsyth & Jean Ponce. (2003). *Computer Vision: A Modern Approach*. 1 ed. Prentice Hall [in English].
4. Stockman, G., & Shapiro, L. G. (2001). *Computer Vision (1st. ed.)*. Prentice Hall PTR [in English].
5. Haddad, R. A., & Akansu, A. N. (1991). A Class of Fast Gaussian Binomial Filters for Speech and Image Processing. *IEEE Transactions on Acoustics, Speech, and Signal Processing*, 39, 723–727 [in English].
6. Sobel, I. (2014). History and Definition of the Sobel Operator. [in Ukrainian].
7. Sezgin, M. (2004). Survey over image thresholding techniques and quantitative performance evaluation. *Journal of Electronic Imaging*, 13, 146–165 [in English].

8. Hrytsyk, V. V., & Dunas, A. Ya. (2017). Study of pattern recognition methods for computer vision systems of robots of the future. *Information technologies. KhNTU Bulletin*, (3 (62)), 297–301. [in Ukrainian].
9. Ryabova, L., Mazur, Y., & Vyshnevskaya, V. S. (2017). Comparative analysis of binarization methods for images of eye iris. *Ukrainian Scientific Journal of Information Security*, (23(3)), 171–175 [in English].
10. Kenny's algorithm. (2015, 3 May). *Wikipedia*. https://uk.wikipedia.org/wiki/Алгоритм_Кенні [in English].
11. Lowe, D. G. (2004). Distinctive image features from scale-invariant keypoints. *IJCV*, (60 (2)), 91–110[in English].
12. Lowe, D. G. (1999). Object recognition from local scale-invariant features. *Proceedings of the International Conference on Computer Vision*, 2, 1150–1157 [in English].
13. Bay, H., Tuytelaars, T., & Van Gool, L. (2006). SURF: Speeded up robust features. *Proceedings of the 9th European conference on Computer Vision - Volume Part I*. [in Ukrainian].
14. Ojala, T., Pietikainen, M., & Maenpaa, M. (2002). Multiresolution gray-scale and rotation invariant texture classification with local binary patterns. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 24(7), 971–987 [in English].
15. Jerebukh, O., & Farmaga, I. (2024). Using neural networks to identify objects in an image. *Computer design systems. Theory and practice*, 6(1), 232–240. [in Ukrainian].
16. Dhiman, C., & Vishwakarma, D. K. (2019). A review of state-of-the-art techniques for abnormal human activity recognition. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, 77, 21–45. [in English]. <https://doi.org/10.1016/j.engappai.2018.08.014>
17. Convolutional neural network (2016). *Wikipedia*. https://uk.wikipedia.org/wiki/Згорткова_нейронна_мережа [in English].
18. Opitz, D., & Maclin, R. (1999). Popular Ensemble Methods: An Empirical Study. *Journal of Artificial Intelligence Research*, 11, 169–198. [in English]. <https://doi.org/10.1613/jair.614>

Serhii Stepanenko, Senior Researcher, DSc, **Viktor Dnes'**, Senior Researcher, PhD tech. sci., **Andriy Borys**, Senior Researcher, PhD tech. sci., **Alvian Kuzmych**, Senior Researcher, PhD tech. sci., **Daryna Volyk**, Post-graduate

Institute of Mechanics and Automation of Agricultural Production, Hlevakha, Ukraine

Algorithm of Digital Identification of Grain Materials

The article examines the application of machine vision technologies to enhance the accuracy and efficiency of grain material identification during post-harvest processing. It has been determined that traditional grain quality control methods, including visual, microbiological, and chemical tests, have significant limitations in identifying impurities, especially those similar in physical and visual characteristics. In response to these challenges, a digital grain identification algorithm based on machine vision and machine learning methods is proposed.

The algorithm allows for rapid and accurate analysis of grain material images, enabling automatic recognition, classification, and quality assessment. Additionally, the algorithm shows potential for scalability and integration into modern agro-industrial processes, helping to minimize grain loss and improve preservation during transportation and storage. This positions machine vision technologies as a promising tool for ensuring food security in Ukraine. The article summarizes global experience in digital object identification in images and highlights possible methods for identifying grain materials, facilitating the development of the algorithm. A preliminary version of the digital identification algorithm for grain materials has been developed, incorporating relevant methods that enable recognition, classification, and evaluation of grain material indicators.

Convolutional Neural Networks (CNNs) have been found to be the main type of neural networks for working with images, which are specialized for processing data with mesh topology. They have become very popular in computer vision tasks, including object recognition, image segmentation, and classification, due to their ability to automatically train and extract features without the need to explicitly define them manually.

Deep neural networks are now the dominant classification approach because they automatically extract complex features and have high accuracy. The choice of a specific method depends on the availability of data, resources and requirements for classification accuracy.

After classification, it is necessary to determine their specific parameters for objects classified as grains - the fourth stage of the algorithm. These parameters mean the shape of the grain and its geometric dimensions (width and length). The shape of the grain contour reflects the actual shape of the grain.

machine vision, digital identification, grain materials, grain quality, machine learning, post-harvest processing

Одержано (Received) 01.11.2024

Прорецензовано (Reviewed) 25.11.2024

Прийнято до друку (Approved) 02.12.2024