

УДК 004.932.2:633.11

В.П.Матвійків

Тернопільський національний педагогічний університет імені Володимира Гнатюка

## АНАЛІЗ ВИКОРИСТАННЯ АЛГОРИТМІВ СЕГМЕНТАЦІЇ В ЗАДАЧАХ НЕРУЙНІВНОГО КОНТРОЛЮ ЯКОСТІ ЗЕРНА

У статті наведено порівняльний аналіз та методику порівняння основних алгоритмів сегментації для двовимірних зображень насипу зерна. Показано, що сучасні алгоритми сегментації не здатні ефективно виділяти логічні об'єкти на двовимірних зображень такого типу.

Ключові слова: неруйнівний контроль якості зернових, сегментація зображень зерна, відеоцифровий контроль якості.  
Форм. 7. Рис 2. Табл 1. Літ 15.

**Постановка проблеми.** До недавнього часу в харчовій промисловості не існувало об'єктивних, послідовних та точних методів оцінки органолептичних властивостей продукції. Проте на сьогодні розробляються та активно впроваджуються сенсори, що дозволяють допомогти і в багатьох випадках замінити методи вимірювання, що базуються на використанні людських органів сприйняття. Однак і до тепер, оперативний контроль продуктів харчування в режимі реального часу залишається основним викликом в галузі контролю якості продукції.

Найбільш поширеним підходом до вирішення даної проблеми є використання методів машинного зору, які базуються на здійсненні таких операцій, як: обробка, аналіз, розпізнавання та одержання кількісних даних з цифрових зображень, що дозволяє забезпечити об'єктивну, швидку, безконтактну та неруйнівну оцінку якісних характеристик продукції.

**Аналіз останніх досліджень.** Існує достатньо велика кількість таких систем для визначення якісних характеристик рибної та м'ясної продукції, яблук, цитрусових, полуниць, маслин, картоплі, фруктів тощо [1,2]. Також існують напрацювання в галузі неруйнної оцінки якості зерна пшениці, рису, кукурудзи тощо [1,3,4].

На нашу думку, найбільш вузьким місцем таких систем є наявність пристроїв сепарації продуктів, що зменшує їх пропускну здатність [3,4]. Такий підхід є найбільш критичним для дрібної продукції – пшениці, рису, кукурудзи тощо. Необхідність таких пристроїв пояснюється складністю сегментації зображень зернової маси, особливістю яких є відсутність фону (об'єкти перекриваються та накладаються один з одним), що накладає вагомі обмеження на більшість сучасних алгоритмів сегментації.

**Формулювання мети статті.** Метою даної статті є пошук ефективних алгоритмів сегментації двовимірних зображень насипу зерна.

**Основна частина.** Під сегментацією розуміють поділ зображення на області за деякими ознаками, при цьому вважається, що отримані сегменти відповідають реальним об'єктам чи їх частинам. Часто для виділення областей одночасно використовують два взаємопов'язані критерії: однорідність області, що визначається рівнем збіжності пікселів, які лежать всередині, та неоднорідність на межах областей, що визначається рівнем відмінності граничних пікселів. При обчисленні даних критеріїв використовуються значення яскравості пікселів та відношення сусідства на зображенні.

Існує велика кількість алгоритмів поділу зображення на однорідні сегменти.

У відповідності до класифікації Й. Шіва [5] всі алгоритми сегментації можна поділити на такі групи:

1. Алгоритми, що базуються на властивостях пікселів
2. Алгоритми, що базуються на властивостях границь
3. Алгоритми, що базуються на властивостях областей
4. Комбіновані.

Алгоритми, що базуються на властивостях пікселів, здійснюють пошук однорідних елементів в межах цілої сцени шляхом використання глобального порогу, який може поділяти зображення на дві чи більше частин. Вибір порогових величин може здійснюватись як статично, так і динамічно, базуючись, наприклад, на аналізі гістограм зображення.

Алгоритми, що базуються на властивостях границь, описують сегменти їх контурами, які генеруються відповідними детекторами границь (наприклад, Собеля, Канні, Превіта тощо).

Підходи, що базуються на властивостях областей, використовують характеристики подібності елементів сцени (пікселів чи уже існуючих областей). Як правило, алгоритми даної

групи використовують стратегії поділу та злиття областей, суть яких полягає у перевірці критеріїв однорідності у випадку злиття чи неоднорідності у випадку поділу для сусідніх елементів зображення (пікселів, зв'язних областей, всієї сцени). Якщо значення критерію задовільняє деякій умові, то дві сусідні області зливаються в одну (або область розділюється на декілька частин). Сучасні алгоритми часто разом використовують стратегії поділу та злиття для усунення явища пересегментації, тобто надмірного дроблення зображення.

Алгоритми сегментації можуть також комбінувати декілька з вище описаних стратегій для досягнення найбільш вдалого результату.

Дане дослідження обмежене аналізом наступних п'яти поширених методів виділення зв'язних областей: кластеризація багатовимірної гистограми, метод водоподілу, метод виділення границь, пірамідальний алгоритм сегментації та алгоритм сегментації, що базується на теорії графів.

Метод кластеризації багатовимірної гистограми складається з наступних етапів. На першому етапі будується багатовимірна гистограма значень яскравості зображення з наступним її розмиттям за допомогою фільтру Гауса необхідного радіусу та пошуком її локальних максимумів. Знайдені локальні максимуми визначають кількість вихідних кластерів та їх ініціалізацію. Далі, вихідне зображення кластеризується методом к-середніх. Після чого формуються зв'язні області: сусідні пікселі одного кластеру належать одному сегменту. Потім, на результуючому зображенні видаляються сегменти, менші мінімально дозволеного розміру, а відповідні їм пікселі додаються до найбільш близьких по яскравості сусіднім сегментам. [6]

В рамках методу водоподілу пропонується розглядати градієнт зображення у вигляді деякого ландшафту, де значення яскравості градієнту є значеннями відносних висот. При заповненні даного ландшафту водою на ділянках з малими значеннями градієнту утворюються басейни, а в точках з високими його значеннями проходять лінії водоподілу, що відповідають границям однорідних областей зображення. Алгоритм водоподілу включає в себе наступну послідовність кроків. На першому етапі здійснюється побудова градієнтного зображення, накладання фільтру Гауса та пошук локальних мінімумів градієнту. Отримані мінімуми утворюють точки росту регіонів, в процесі якого на кожному наступному кроці розглядається точка, що не належить жодній із поточних областей (нерозмічена) та вісім її найближчих сусідів. Якщо серед сусідів є розмічені точки, то нерозмічена точка приєднується до тієї області, якій належить розмічена сусідня точка з мінімальним значенням градієнту. Порядок розгляду точок на зображенні визначається значенням градієнту в даній точці. Область завершує ріст при зіткненні із сусідньою областю, а сам алгоритм завершує роботу, коли всі точки зображення стають розміченими. Більш детально метод описано в [7].

На першому етапі методу виділення границь на вихідному зображенні локалізуються точки, що відповідають сильним перепадам значень яскравості на границях об'єктів з використанням алгоритмів Канні [8], Собела, Превіта чи ін. Потім виключаються з розгляду межі, довжина яких є меншою деякого допустимого значення. На завершення здійснюється процедура замкнення границь, що полягає в розростанні областей від побудованих границь до центру областей [9].

Пірамідальний алгоритм сегментації складається із виконання трьох послідовних етапів. На першому етапі на основі заданого зображення будується піраміда Гауса до деякого рівня. На другому етапі здійснюється ітеративне оцінювання ознак зв'язних компонентів, таких як середнє значення кольору, площа, вказівник на батьківський елемент наступного рівня піраміди тощо. На завершальному третьому етапі відбувається кінцева сегментація, – обчислення параметрів побудованих зв'язних компонентів та формування результуючого растру [10].

Підхід до сегментації, що базується на використанні графів, полягає у використанні методу Краскала для пошуку мінімального остовного дерева зваженого неорієнтованого графу [11]. Даний підхід розглядає кожен піксель зображення як вершину графа, довжина ребер якого визначається як різниця кольорів та віддалі відповідних пікселів. На першому етапі роботи алгоритму здійснюється сортування всіх ребер графу в порядку зростання. Кожна вершина графу знаходиться в окремому сегменті. Основний етап полягає у почерговому переборі всіх ребер, починаючи з мінімального, і перевірці на приналежність відповідних їм вершин до одного сегменту.

Внаслідок неточного, інтуїтивного визначення сегментації можлива велика кількість розв'язків задачі розподілу зображення на однорідні області.

На рис. 1 наведено фрагмент типового зображення насипу зерна пшениці та результати його сегментації вище описаними алгоритмами.

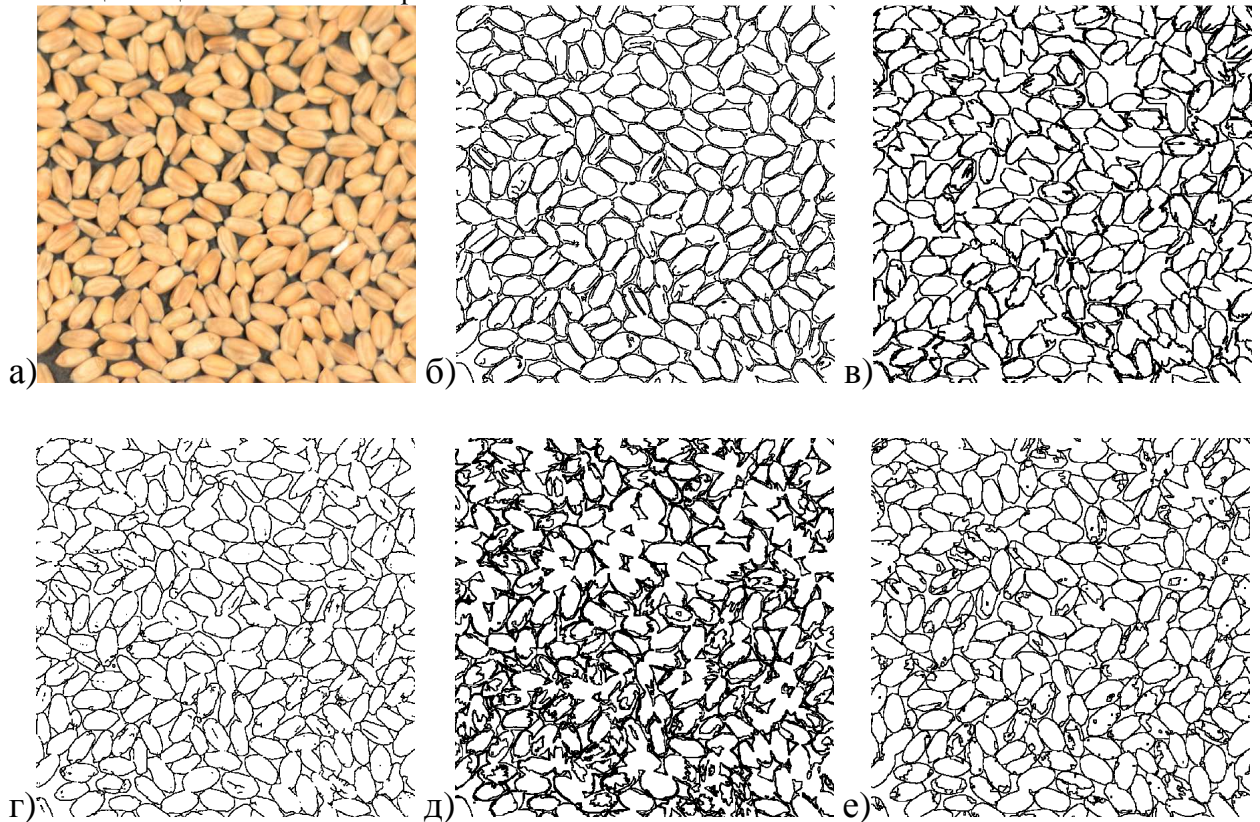


Рис. 1. Сегментація насипу зерна пшениці: а) зображення зерна; б) детектор Канні; в) на основі теорії графів; г) на основі k-середніх; д) пірамідальний алгоритм; е) метод водоподілу  
Авторська розробка

Виділяють наступні властивості, якими повинна володіти якісна сегментація [12]:

- однорідність області згідно деяких характеристик, перш за все кольору та текстури;
- відмінності значень вибраних характеристик для суміжних областей;
- гладкість границь кожного сегменту;
- відсутність чи незначна кількість «дірок» всередині сегменту.

Відповідно до вище зазначених критеріїв можна виділити можливі недоліки сегментації:

- неправильна сегментація, коли контури сегментів не співпадають із границями об'єктів на зображенні;
- пересегментація, коли має місце надлишковий поділ на області;
- недосегментація, коли має місце недостатній поділ.

Останні два недоліки можливо виправити зміною відповідних параметрів алгоритмів сегментації. Проте перший недолік можливо виправити лише шляхом вибору правильного методу сегментації.

При дослідженні алгоритмів сегментації зображень завжди виникає дві проблеми:

- вибір алгоритму сегментації, що відповідає класові аналізованого зображення;
- знаходження критерію, що дозволяє оцінювати обґрунтованість вибору даного алгоритму.

Для кількісної оцінки якості сегментації сьогодні розроблена велика кількість критеріїв.

Відомі критерії кількісної оцінки якості сегментації зображень можна поділити на дві групи:

1. Несупервізорні критерії, які базуються на обчисленні різного роду статистик, що використовуються при відсутності апріорної інформації про сегменти зображень.
2. Супервізорні критерії, які базуються на обчисленні міри відмінності результатів сегментації та істинної форми об'єктів зображень. При цьому форма об'єктів може задаватись експертами або вважається відомою.

На сьогодні не існує єдиного об'єктивного критерію оцінки алгоритмів сегментації. В роботі [13] показано, що з усіх супервізорних критеріїв найбільш доцільно застосовувати міру Хаусдорфа, Бадделі, DKu, M, RMS, V, GCE, VI.

В роботі якість сегментації оцінювалась за такими критеріями: середня відстань та дисперсія, FOM (figure of merit), міра Хаусдорфа [14] та кількість ідентифікованих зерен.

1. Середня відстань  $M$  та дисперсія  $V$  між двома контурами  $I_t$  та  $I_s$  визначається наступним чином:

$$M = \frac{1}{\text{card}(I_s)} \sum_{i=1}^{\text{card}(I_s)} d(i),$$

$$V = \frac{1}{\text{card}(I_s)} \sum_{i=1}^{\text{card}(I_s)} d^2(i),$$

де  $d(i)$  – відстань між  $i$ -м пікселем контура  $I_s$  та найближчим пікселем в контурі  $I_t$ ,  $\text{card}(I_s)$  – кількість пікселів в множині  $I_s$ .

2. Критерій FOM (Figure of Merit), запропонований Праттом, відповідає емпіричній відстані між істинною формою зображень  $I_t$  та контурами, отриманими в результаті сегментації  $I_s$  [15].

$$FOM(I_t, I_s) = \frac{1}{\max(\text{card}(I_t), \text{card}(I_s))} \cdot \sum_{i=1}^{\text{card}(I_s)} \frac{1}{1 + \alpha \cdot d^2(i)},$$

де  $\text{card}(I_t)$  – кількість пікселів в множині  $I_t$ ,  $\text{card}(I_s)$  – кількість пікселів в множині  $I_s$ ,  $d(i)$  – відстань між  $i$ -м пікселем  $I_s$  та найближчим до нього пікселем в  $I_t$ .

3. Критерій Хаусдорфа (Hausdorff's Criteria) – відстань між двома множинами пікселів [14]:

$$HD(I_t, I_s) = \max(h(I_t, I_s), h(I_s, I_t)),$$

$$h(I_t, I_s) = \max_{t_i \in I_t} \min_{s_j \in I_s} d(t_i, s_j),$$

де

$d(t_i, s_j)$  – відстань між пікселями  $t_i$  та  $s_j$ .

4. Модифікований критерій Хаусдорфа дозволяє згладити небажані шуми за рахунок заміни пошуку максимальної відстані на середнє значення:

$$MHD(I_t, I_s) = \max(h'(I_t, I_s), h'(I_s, I_t)),$$

$$h'(I_t, I_s) = \frac{1}{\text{card}(I_t)} \min_{s_j \in I_s} d(t_i, s_j),$$

де

$d(t_i, s_j)$  – відстань між пікселями  $t_i$  та  $s_j$ .

5. Кількість ідентифікованих зерен  $K_z$  визначається як кількість сегментів зображення, що відповідають основним геометричним розмірам зерна, зокрема для пшениці: ширина в межах 1,6-4,0 мм, довжина – 4,2-8,6 мм та товщина – 1,5-3,8 мм, а також середнє значення відтінку Hue в режимі HSB знаходиться в межах 20-40°. Для двовимірного зображення аналізується лише довжина, ширина та відтінок.

Результат роботи алгоритмів автоматичної сегментації зображень значно залежить від налаштування їх параметрів, значення яких можуть змінюватись у відповідності до типу зображень, освітлення та бажаного результату сегментації. Так, пірамідальним алгоритм та сегментація на основі детектора Канні володіють двома параметрами налаштування – нижній  $T_1$  та верхній  $T_2$  пороги; сегментація  $k$ -середніх – параметри  $\sigma$  (радіус розмиття фільтром Гауса) та  $k$  (кількість кластерів); сегментація на графах – параметри  $\sigma$  (радіус розмиття фільтром Гауса),  $k$  – поріг подібності двох сегментів,  $min$  – мінімальний розмір сегмента; алгоритм водоподілу – параметри  $\sigma$  (радіус розмиття фільтром Гауса),  $m$  – чутливість до мінімумів,  $T_1$  та  $T_2$  – порогові значення, що визначають маркери фону та сегментів зерна зображення.

Для пошуку оптимальних параметрів формувалась залежність вище наведених оцінок роботи алгоритму сегментації від його параметрів. Так, для сегментації на основі детектора Канні було отримано результати, зображені на рис. 2.

На основі отриманих залежностей здійснювався пошук параметрів, які б задовольняли наступній умові:

де  $MHD_{max}$ ,  $HD_{max}$ ,  $M_{max}$ ,  $V_{max}$  – максимальні значення модифікованого критерію Хаусдорфа, критерію Хаусдорфа, середнього відхилення та дисперсії відповідно;

$K_{zi}$  – кількість виділених експертом зерен.

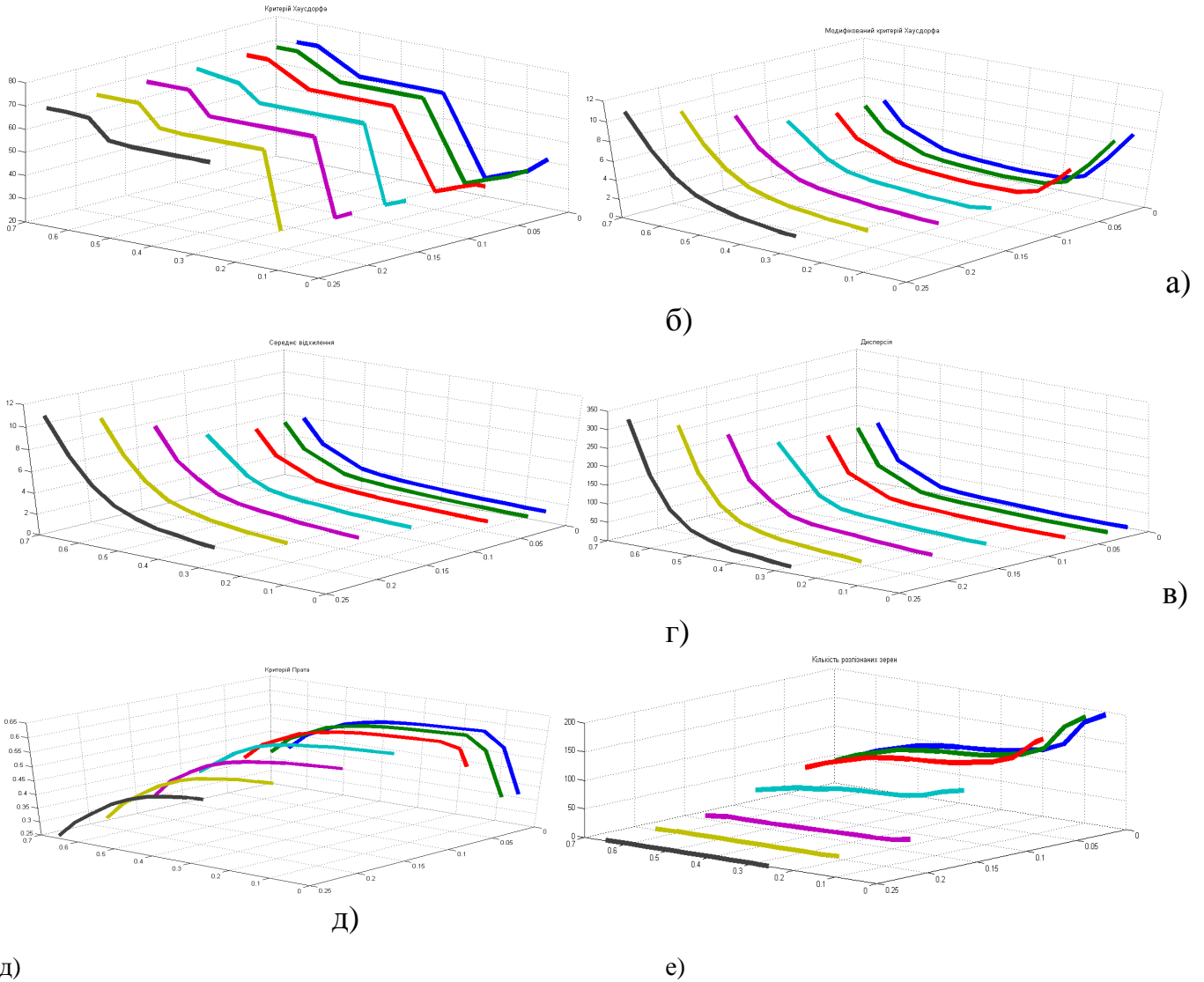


Рис. 2. Залежність критеріїв сегментації від параметрів детектора Канні: а) критерію Хаусдорфа  $HD$ ; б) модифікованого критерію Хаусдорфа  $MHD$ ; в) середньої відстані  $M$ ; г) дисперсії  $V$ ; д) критерію  $FOM$ ; е) кількості розпізнаних зерен  $K_{zi}$ ; е)

Авторська розробка

Порівняльний аналіз алгоритмів сегментації здійснювався на вибірці із 10 зображень з використанням отриманих оптимальних параметрів для кожного алгоритму. Для аналізу роботи алгоритмів сегментації доцільно використовувати нормовані значення критеріїв оцінки (табл. 1).

Табл. 1.

Середні значення критеріїв оцінки сегментації зображення зерна  
 Авторська розробка

	FO M	<i>M</i>	<i>V</i>	<i>MHD</i>	<i>HD</i>	$K_3$		<i>E</i>
Детектор Канні	0,56	1,0 8	2,3	2	31	13 2	0,27	1,0 8
Метод водоподілу	0,54	1,2 4	3,54	3,03	33,1	16 2	0,11	1,2 1
На основі к- середніх	0,35	2,1 1	7,26	2,41	32,5 7	46	0,74	2,5 7
Пірамідальни й алгоритм	0,15	4,5	21,2 3	5,92	43,8 3	45	0,75	4,9 2
На основі теорії графів	0,28	3,1 5	19	3,25	39	13 0	0,29	3,4 7

**Висновки.** Як можна помітити з табл.1, жоден з розглянутих алгоритмів не здатний забезпечити 100 відсоткову точність сегментації наведеного типу зображень. Також слід зауважити, що для оцінки ефективності сегментації варто опиратись на декілька критеріїв, оскільки один і той же алгоритм може отримувати високі оцінки при оцінюванні одними критеріями та низькі – для інших критеріїв (табл. 1).

В більшості джерел, присвячених проблемі сегментації, автори радять обирати найбільш оптимальний метод в залежності від поставленої задачі, при цьому часто необхідно опиратись на деякі емпіричні міркування та досвід. Проведений аналіз показав, що найбільш оптимальними алгоритмами в межах задачі неруйнівного контролю якості зерна є алгоритми, що базуються на методі виділення границь (зокрема на базі детектору Канні) та методі водоподілу. Також непогано себе проявили кластеризація на основі к-середніх та алгоритм, базований на теорії графів. Проте жоден з них не задовільняє всім поставленим вимогам.

Аналіз отриманих результатів дозволяє намітити шляхи подальшого розвитку та перспективи використання алгоритмів сегментації при побудові систем неруйнівного контролю якості зернових. Одним із варіантів підвищення ефективності сегментації може бути підхід, який базується на використанні комбінованого алгоритму сегментації, який би поєднував в собі вище наведені алгоритми.

1. Shyam N. Nondestructive evaluation of food quality / Jha, Shyam N. – New York: Springer, 2010. – 288 p.
2. Gunasekaran S. Nondestructive food evaluation. Techniques to analyze properties and quality. / Sundaram Gunasekaran. – New York, Basel: Marcel Dekker, Inc., 2001. – 440 p.
3. Jayas D.S. Multi-layer neural networks for image analysis of agricultural products / Jayas D.S, Paliwal J., Visen N.S // Journal of Agricultural Engineering Research. – 2000. – № 77. – P. 119–128002E
4. Paliwal J. Cereal grain and dockage identification using machine vision / Paliwal J, Visen N.S., Jayas D.S., White N.D.G. // Biosystems Engineering. – 2003. – № 85, P. 51–57
5. Schiewe J. Segmentation of high-resolution remotely sensed data: concepts, applications and problems // International Archives of Photogrammetry and Remote Sensing, 2002. Vol. 34. P. 380-385.
6. Sonka M. Image processing, analysis, and machine vision. Third Edition. / Milan Sonka, Vaclav Hlavac, Roger Boyle. – London: Thomson Learning, 2008. – 866 p.
7. Гонсалес Р. Цифровая обработка изображений / Р. Гонсалес, Р. Вудс, пер. с англ. П. А. Чочиа. – М.: Техносфера. 2005. – 1072 с.
8. Canny J. A. Computational approach to edge detection / J. A. Canny // IEEE Trans. Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1986. Vol. 8. № 6. p. 679-698.

9. Златопольский А. А. Выделение на изображении однородных областей с неполными границами / А. А. Златопольский // Исследование Земли из космоса, 1985. №1. с. 94-102.
10. Плесков А. В. Эффективный алгоритм сегментации изображений на основе пирамиды Гаусса / А. В. Плесков, В. Н. Писаревский // Искусственный интеллект. – 2000. – № 2. – с. 418-423
11. Felzenszwalb P. Efficient Graph-Based Image Segmentation / Pedro Felzenszwalb, Daniel P. Huttenlocher // International Journal of Computer Vision, 2004. – № 59(2). – pp. 167-181
12. Verges-Llahi J. Color Constancy and Image Segmentation Techniques for Application to Mobile Robotics / Jaume Verges-Llahi // Dissertation of UPL, 2005. – 231 p.
13. Левашкина А. О. Исследование супервизорных критериев оценки качества сегментации изображений / А. О. Левашкина, С. В. Поршнев // Известия Томского политехнического университета, 2008. – Т. 313. – № 5. – С. 28-33.
14. Zhang Y.J. Advances in image and video segmentation / Y.J. Zhang. – IBM Press, 2006. – 473 p.
15. Pratt W. Digital Image Processing. Third Edition. / Walliam K. Pratt. – New York: John Wiley & Sons Inc., 2001. – 740 p.