

Сітко Д.О., аспірант; Гніденко М.П., к.т.н.,  
Прокопов С.В., к.т.н., Корнійчук І.Ю.

## ПОРІВНЯЛЬНИЙ АНАЛІЗ МЕТОДІВ СТИСНЕННЯ ПАЛІТРИ ЗОБРАЖЕННЯ ДЛЯ ВИРІШЕННЯ ЗАДАЧІ СЕГМЕНТАЦІЇ

**Sitko D. O., Hnidenko M.P., Prokopov S.V., Korniiichuk I.Yu. Comparison of image palette trimming techniques for segmentation task.** This paper offers a comparison of palette quantization techniques for image segmentation task, raster image vectorization optimization purpose. Image color spaces are reviewed. The elaborated methods are characterized, their strong side and weaknesses are pointed out, the application advisability of listed methods are analyzed.

Image segmentation is a highly demanded task in lots of areas requiring application of advanced algorithms both for shape recognition and color processing. Color quantization continues to be a subject of active research. The latest research is aimed at optimizing existing algorithms and finding new methodologies. The significant progress in the field of digital technologies in cooperation with artificial intelligence technologies solves old problems and raises new ones. The trade-off between computational efficiency and segmentation accuracy is still a key challenge, especially in real-time applications. In addition, the adaptation of these methods to various fields, such as medical industry, video assistants in sports, analysis of space images, surveillance systems, creates challenges for future research.

**Purpose:** research of color quantization methods, their efficiency and applicability for image segmentation tasks solving.

**Keywords:** segmentation, vectorization, quantizing, clustering, palette, color, color space.

**Сітко Д.О., Гніденко М.П., Прокопов С.В., Корнійчук І.Ю. Порівняльний аналіз методів стиснення палітри зображення для вирішення задачі сегментації.** У даній роботі пропонується порівняльний аналіз методів квантування палітри кольорового зображення для вирішення задачі сегментації зображення, оптимізації застосування алгоритмів векторизації растрових даних. Розглянуто особливості різних кольорових просторів зображень. Дано характеристику досліджених методів, виділено їх переваги та недоліки, проаналізовано доцільність їх застосування.

**Мета роботи:** дослідження ефективності та доцільності використання методів квантування палітри в області вирішення задачі сегментації зображення.

**Ключові слова:** сегментація, векторизація, квантування, кластеризація, палітра, колір, кольоровий простір.

### Вступ

Сегментація зображення - це процес аналізу цифрового зображення з метою виділення областей пікселів, які формують самостійні об'єкти [1, 5 - 8]. Результатом сегментації зображення є множина сегментів, які разом покривають все зображення, або безліч контурів, виділених із зображення. Всі пікселі деякого сегменту схожі за певною характеристикою або властивістю, наприклад, за кольором, яскравістю, текстурою тощо. Одним із поширених методів сегментації зображення є векторизація [2 - 4, 29].

Зазвичай векторизація растрового зображення передбачає трасування контурних пікселів з метою ідентифікації форми та атрибутів зображуваних об'єктів, їх класифікації. Для зображення в 24-бітному (RGB) або 32-бітному (ARGB, A – прозорість) кольорових просторах об'єм палітри є завеликим аби чітко сегментувати форму та атрибути зображуваного об'єкта.

Для RGB зображень розмір палітри становить ~16.5 млн. кольорів.

Успішним результатом векторизації кольорового зображення можна вважати наступне:

- структура зображуваного має вичерпний математичний опис: головні компоненти зображення формалізовані векторним описом, комплексні об'єкти містять в собі окремі більш прості об'єкти та атрибути;
- збереження первинного візуального сприйняття;
- оптимізоване використання обчислювальних ресурсів, що досягається застосуванням ефективних алгоритмів.


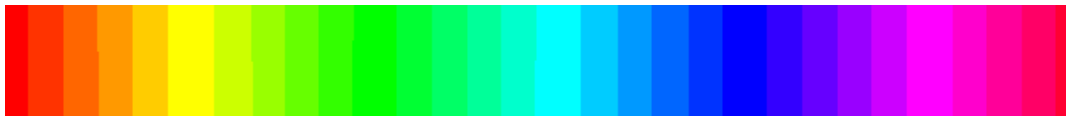
Векторизація кольорового растру без застосування технік попередньої обробки може спричинити втрату вище приведених атрибутів якості [30]. Можливе виникнення наступних артефактів:

- неточні результати сегментації зображуваних об'єктів: подрібненість комплексних форм через завеликий кольоровий шум;
- втрата первинного кольорового розподілу;
- завелике залучення обчислювальних ресурсів.

Для вирішення задачі стиснення палітри зображення зазвичай використовують методи квантування кольорів (Табл. 1). Стиснення палітри дозволяє апроксимувати палітру для ущільнення кольорових значень та збільшення значення градієнту в перехідних фазах. Найпоширеніші техніки квантування палітри будуть далі розглянуті.

У даній роботі буде проведено порівняльний аналіз методів квантування палітри як один з кроків попередньої обробки цифрового зображення. Розглянутим методам буде дана характеристика, виділено переваги та недоліки. Доцільність застосування перерахованих методів буде обґрунтовано для поширених ситуацій використання, запропоновано підходи до оптимізації результатів.

Таблиця 1 - Візуалізація 32-бітної та 8-бітної палітр

32- бітна палітра	
8- бітна палітра	

## Виклад основного матеріалу дослідження

### 1. Аналіз останніх досліджень і публікацій.

Сегментація зображень є однією з ключових задач в області комп'ютерного зору та цифрової обробки зображень. В останні роки класичні методи в поєднанні з елементами штучного інтелекту породжують нові підходи та відкриття в даній галузі, класичні підходи вдосконалюються.

Квантування кольорів продовжує бути предметом активного дослідження. Останні дослідження спрямовані на оптимізацію існуючих алгоритмів і пошук нових методологій. Дослідження Парка [27], зосереджене на методах оптимізації кольорового аналізу з використання технологій глибокого навчання та самоорганізованих карт, демонструє тенденцію до поєднання класичних методів із інтелектуальними.

Варті уваги дослідження Кутакі [28] та інших, які запропонували стратегію оптимізації квантування кольорів для проекторів DLP. Їхня робота стосувалася вирішення проблем, пов'язаних із яскравістю та точністю кольорів на дисплеях проекторів, для досягнення більш точного та візуально приємного відтворення кольорів.

Киличаслан та Інджеташ [31] запропонували алгоритм адаптивного квантування кольорів з багаторівневими порогами, що є цікавим вдосконаленням існуючих підходів залученням адаптивних вхідних параметрів.

Ефективний метод квантування кольорів у реальному часі на основі розподільної ієрархічної кластеризації був запропонований Селебі, Веном та Хвангом [32]. Цікавість даного дослідження полягає в дослідженні ефективності алгоритмів в режимі високого навантаження, що потребує пошук балансу між якістю результатів та швидкодією.

Значний прогрес в області цифрових технологій у кооперації з технологіями штучного інтелекту вирішує старі задачі та породжує нові. Компроміс між обчислювальною ефективністю та точністю сегментації все ще залишається ключовою задачею, особливо в

програмах реального часу. Крім того, адаптація цих методів до різноманітних областей, наприклад, медична індустрія, відео-асистенти в спорті, аналіз космічних знімків, системи спостереження, відкриває шлях для майбутніх досліджень.

## 2. Огляд методів стиснення кольорового діапазону зображення.

Квантування - це процес розбиття множини можливих значень на дискретне число областей. Так для растрових зображень мета полягає в зменшенні кількості кольорів в зображенні, зберігаючи при цьому первинне візуальне сприйняття. В результаті відбувається оптимізації витрат пам'яті [9 - 14]. Наприклад, квантування ARGB зображення до 8-бітного зменшує розмір растру в 4 рази.

Методи квантування кольорів можна умовно поділити на 2 групи:

- Методи рівномірного розподілу характеризується рівномірними діапазонами квантування незважаючи вагу або чисельність кожного кванту. Алгоритми: медіанний розріз, популярність, октодереву.
- Методи адаптивного розподілу, які беруть до уваги вагу кванту при утворенні квантових діапазонів. Алгоритми: кластеризація К-середніх, С-середніх, NeuQuant на базі технологій штучного інтелекту.

*Медіанний розріз.*

Алгоритм передбачає ітеративну обробку масиву пікселів вхідного зображення [16]:

- 0) Завантаження масиву пікселів зображення.
- 1) Пошук домінантного каналу кольору (червоний, зелений, синій).
- 2) Сортування масиву пікселів згідно домінантного каналу.
- 3) Пошук медіани, розріз масиву по медіані.
- 4) Повторення кроків 1-4 для утворених зрізів, доки не буде отримано потрібну кількість кольорів.

Переваги:

- гнучка параметризація  $k$  - бажаного розміру палітри;
- відносна простота реалізація алгоритму;
- Помірна середня складність алгоритму  $O(k \cdot n \cdot \log n)$ ;
- наближеність до первинного візуального сприйняття;

Недоліки:

- неухвага до популярності кольорів;
- неточне квантування складних зображень з нечіткими контурами, градієнтами.

*Популярність.*

Алгоритми відбору найпопулярніших кольорів передбачає поділ вхідного кольорового простору на  $N$  областей [15]. Перевіряється приналежність первинних кольорів до утворених діапазонів. Репрезентативний колір для кожного діапазону є середнім кольором первинних кольорів даного діапазону.

Переваги:

- гнучка параметризація  $k$  ;
- відносна простота реалізація алгоритму;
- помірна середня складність алгоритму  $O(n + m \cdot \log m)$  або  $O(n + m \cdot \log k)$  , де  $n$  - множина кольорів,  $m$  - множина унікальних кольорів;
- увага до популярності кольорів, ключових деталей;

Недоліки:

- імовірна втрата первинного візуального сприйняття;
- неточне квантування складних зображень з нечіткими контурами, градієнтами.

*Октодереву.*

Являє собою тип деревоподібної структури даних, в якій кожний внутрішній вузол має вісім нащадків [21 – 24]. Вставка кольору дерево відбувається на основі бінарних операцій над хеш-функціями. Хеш-функція 32-бітного кольору - це композиція байт його компонент.

Рекурсивний розподіл кольорового простору зосереджує увагу на областях з більшою варіацією кольорів (вузлів), що потенційно дозволяє точніше відображати складні зображення.

Переваги:

- гнучка параметризація  $k$  ;
- відносна простота реалізація алгоритму;
- швидкість роботи алгоритму;
- ієрархічність структури забезпечує ефективне зберігання кольорів (вузлів) та швидкий пошук значень.
- помірна складність алгоритму  $O(n + \log m)$ ;
- наближеність до первинного візуального сприйняття;

Недоліки:

- неувага до популярності кольорів;
- чутливість до порядку вхідних даних, що може спричинити відмінність результатів;
- складність пам'яті алгоритму в середньому становить  $O(m)$ .
- неточне квантування складних зображень з нечіткими контурами, градієнтами.

*Кластеризація K-середніх.*

Реалізація алгоритму полягає в ітеративному розподілі  $N$  спостережень на  $K$  кластерів так, що кожне спостереження належить кластеру з найближчим середнім значенням [17 – 20]. Мінімізація дисперсії спостережень кластеру досягається методами мінімізації суми квадратів відстаней між спостереженням і центром кластера.

Переваги:

- гнучка параметризація  $k$  ;
- помірна складність реалізації алгоритму;
- швидкість збігання для невеликих  $k$  ;
- підтримка багатоядерної реалізації;
- баланс між збереженням ключових рис та первинного візуального сприйняття;

Недоліки:

- неувага до неоднорідності приналежності кольору до певної області зображення в ході кластеризації методами усереднення квадратів відстані його точок;
- чутливість до параметру  $k$  від  $n$  ;
- значна складність алгоритму  $O(i \cdot n \cdot k \cdot d)$ , де  $i$  - кількість ітерацій для збігання алгоритму,  $d$  - розмірність даних (для RGB кольору – 3).

*Кластеризація C-середніх.*

Кластеризація C-середніх - нечітка реалізація алгоритму K-середніх методом розрахунку функції приналежності кожного елемента множини  $N$  до кластеру  $k$  [7, 18, 19]. Для K-середніх діапазон функції приналежності є  $[0$  (“ні”),  $1$  (“так”)] , для C-середніх - встановлений діапазон дійсних чисел. Таким чином кожний елемент має міру приналежності до кластерів.

Алгоритм наслідуює переваги та недоліки k-середніх. Додатковими перевагами є:

- нелінійність розрахунку ваги кожного кольору;
- ефективне поглинання шумів через невизначеність приналежності.

Недоліки:

- чутливість до параметру від  $k$  ;
- збільшення алгоритмічної складності K-середніх через розрахунок та збереження масиву значень приналежності для елементів.

*NeuQuant.*

Реалізація методу полягає в застосуванні самоорганізаційної карти Кохонена, нейронної мережі з некерованим навчанням, для вирішення задачі кластеризації [25].

Переваги:

- гнучка параметризація для оптимізувати мережі під конкретні атрибути якості чи користувацькі випадки;

- застосування технологій штучного інтелекту значно підвищує якість квантування як боку збереження ключових рис, так і первинного візуального сприйняття.

Недоліки:

- складність реалізації;
- складність навчання;
- значна алгоритмічна складність, потреба в великому обсязі обчислювальних ресурсів.

Використання того чи іншого алгоритму зумовлюється вимогами до отриманих результатів, обсягом наявних обчислювальних ресурсів та цілей. З огляду на проаналізовані вище техніки можна виділити наступне:

- для невеликих та простих зображень використання методів нерівномірного розподілу може бути надмірним;
- найпоширенішим та найбільш збалансованим є підхід на базі методу К-середніх;
- застосування технологій штучного інтелекту в вирішенні задачі квантування дає значні переваги, але є значим з боку реалізації, підтримки, аналізу та обсягів обчислювальних витрат.

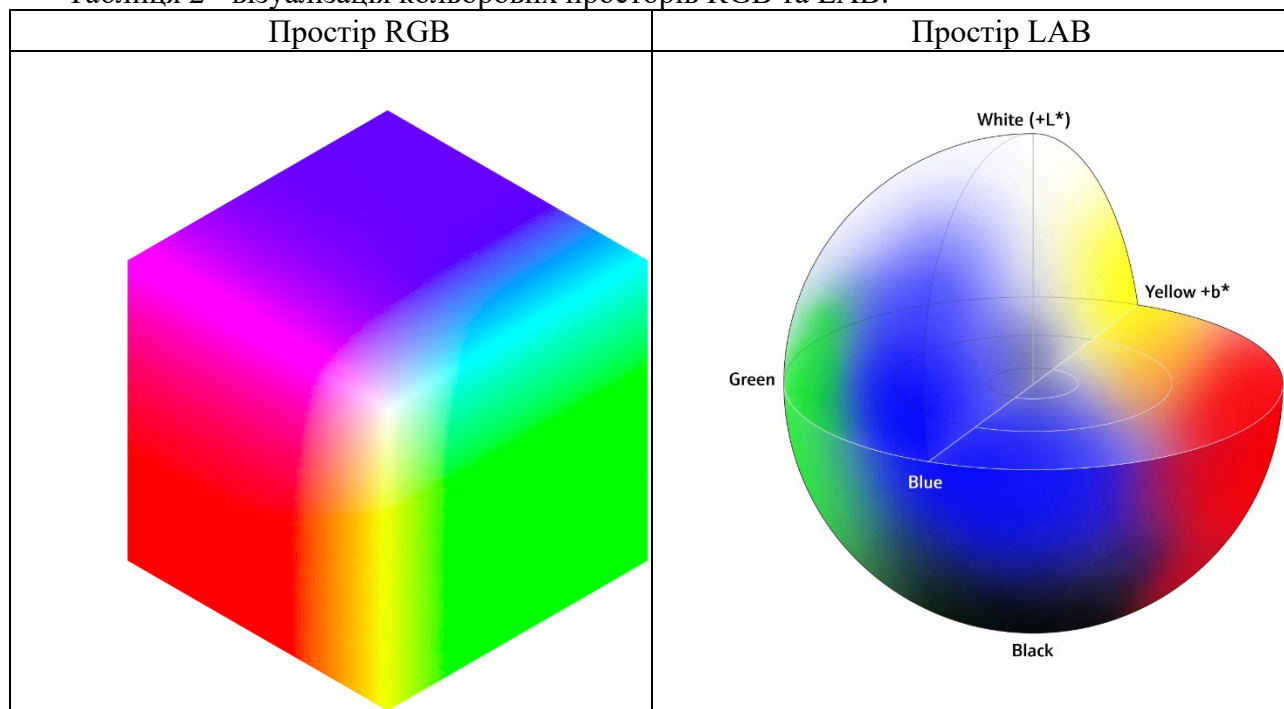
### 3. Пропозиції для оптимізації стиснення кольорового діапазону зображення.

Найпоширенішим кольоровим простором є RGB, який представляє кожен кольорову компоненту як 8-бітове значення або байт. Множина значень кольорів в такому просторі являє собою кубічну структуру (Табл. 2). Для RGB кольорів різниця евклідової відстані не завжди відповідає реальному сприйняттю.

Вищеописана похибка може бути вирішена двома способами. Людське око найкраще сприймає зелений колір, найгірше синій, тому введення коефіцієнтів для кольорових компонент може покращити квантування.

Конвертація кольорового простору RGB в LAB дозволяє перенести палітру у сферичну площину (Рис. 3), де різниця евклідових відстаней буде більше відповідати природному сприйняттю. Треба зазначити, що дане перетворення викликає накладні витрати обчислювальних ресурсів в обмін на точність [26].

Таблиця 2 - візуалізація кольорових просторів RGB та LAB.



Для згладжування градієнтів зображення можна використовувати алгоритми розмиття зображення, наприклад, алгоритм Гауса, що дозволяє апроксимувати множину сусідніх пікселів застосуванням прямокутної матриці згортки. Це дає змогу знизити кольоровий шум для оптимізації квантування палітри.

### Висновки

У даній статті розглянуто основні методи квантування палітри кольорових зображень, дано характеристики їх реалізацій, виділено переваги та недоліки. Обґрунтовано використання розглянутих методів для поширених ситуацій застосування. Запропоновано підходи, що дозволяють мінімізувати похибку апроксимації.

### Список використаної літератури:

- 1.Selinger, P. Potrace: A Polygon-Based Tracing Algorithm. 2003.
- 2.Shi, Jianbo, and Jitendra Malik. "Normalized Cuts and Image Segmentation." IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence. 2000.
- 3.Song, Jiqiang et al. Line Net Global Vectorization: An Algorithm and Its Performance Evaluation.
- 4.He, Yuchen, Sung Ha Kang, Jean-Michel Morel. Topology and Perception Aware Image Vectorization. 2019.
- 5.Yue, X.D. Pattern Recognition: vol. 47. 2014.
- 6.Scheunders, P. Pattern Recognition. vol. 30. 1997.
- 7.Bezdek, J. C. Pattern Recognition with Fuzzy Objective Function Algorithms. 1981.
- 8.Valafar, Faramarz. "Pattern Recognition Techniques in Microarray Data Analysis." Annals of the New York Academy of Sciences, vol. 980. 2002.
- 9.Ozturk C., Hancer E., Karaboga D. Color Image Quantization: A Short Review and an Application with Artificial Bee Colony Algorithm. Informatica 25 (3): 485 - 503. 2014.
- 10.Papamarkos, N., Atsalakis, A.E., Strouthopoulos, C.P. Adaptive color reduction. IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, Part B: Cybernetics, 32 (1), 44–56. 2002.
- 11.Braquelaire, J.P., Brun, L. Comparison and optimization of methods of color image quantization. IEEE Transactions on Image Processing, 6 (7), 1048–1052. 1997.
- 12.Colormoo, R. J. An Algorithmic Approach to Generating Color Palettes. Claremont: CMC Senior Theses. 2014.
- 13.Bing, Z., Junyi, S., Qinke, P. An adjustable algorithm for color quantization. Pattern Recognition Letters, 25 (16). 2004.
- 14.Segenchuk, S. An Overview of Color Quantization Techniques. 2019.
- 15.Abbas Y., Alsultanny K., Shilbayeh N. Applying Popularity Quantization Algorithms on Color Satellite Images. Journal of Applied Sciences. 2001.
- 16.Kruger, A. Median-cut color quantization. Dr. Dobb's Journal, 46–54, 91–92. 1994.
- 17.Kanungo, Tapas. "An Efficient k-means clustering algorithm: Analysis and implementation." IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, vol. 24. 2002.
- 18.Liew, A.W.C., Leung, S.H., Lau, W.H. Fuzzy image clustering incorporating spatial continuity. IEEE Proceedings Vision, Image and Signal Processing, 147(2), 185–192. 2000.
- 19.Pham, D.L. Spatial models for fuzzy clustering. Computer Vision and Image Understanding, 84(2), 285–297. 2001.
- 20.Inaba, M., Katoh N., Imai H. "Applications of weighted Voronoi diagrams and randomization to variance-based k-clustering." Proceedings of 10th ACM Symposium on Computational Geometry, 1994.
- 21.Dan S. Color Quantization Using Octrees. Leptonica, 2008.
- 22.Park, Hyun Jun, Kwang Baek Kim, and Eui-Young Cha. "An Effective Color Quantization Method Using Octree-Based Self-Organizing Maps." 2016.

23. Gervautz M., Purgathofer W. A Simple Method for Color Quantization: Octree Quantization. 1988.
24. Meagher, D. "Octree Encoding: A New Technique for the Representation, Manipulation and Display of Arbitrary 3-D Objects by Computer." Technical Report IPL-TR-80-111, Rensselaer Polytechnic Institute. 1980.
25. Decker, A. H. "Kohonen Neural Networks for Optimal Colour Quantization." 2009.
26. Koutaki, Gou, Hiroshi Okajima, Nobutomo Matsunaga, and Keiichi Uchimura. "Optimization of Color Quantization with Total Luminance for DLP Projector and Its Evaluation System." IEEE International Conference on Image Processing. 2015.
27. Park H. J., Kim K. B., Cha E. An Effective Color Quantization Method Using Color Importance-Based Self-Organizing Maps.
28. Uemura T., Koutaki G., Image segmentation based on Edge detection using boundary code. International journal of innovative computing, information & control. 2011.
29. Ramella G., di Baja G. From Color Quantization to Image Segmentation. Conference: 2016 12th International Conference on Signal-Image Technology & Internet-Based Systems (SITIS). 2016.
30. Ramella G. Evaluation of quality measures for color quantization. Multimedia Tools and Applications. 2021.
31. Kılıçaslan M., İncetaş M. O. Adaptive Color Quantization Method with Multi-level Thresholding. International Journal of Computational Intelligence Systems. 2023.
32. Celebi M. E., Wen Q., Hwang S. An effective real-time color quantization method based on divisive hierarchical clustering. Journal of Real-Time Image Processing 10 (2). 2015.

#### *Автори статті*

**Сітко Денис** - аспірант, Державний університет інформаційно-комунікаційних технологій, Київ, Україна.

**Гніденко Микола** – кандидат технічних наук, доцент, Державний університет інформаційно-комунікаційних технологій, Київ, Україна.

**Прокопов Сергій** – кандидат технічних наук, доцент, Державний університет інформаційно-комунікаційних технологій, Київ, Україна.

**Корнійчук Ілля** – викладач, Державний університет інформаційно-комунікаційних технологій, Київ, Україна.

#### *Authors of the article*

**Sitko Denys** – postgraduate, State University of Information and Communication Technologies, Kyiv, Ukraine.

**Hnidenko Mykola** - Candidate of science (technic), associate professor, State University of Information and Communication Technologies, Kyiv, Ukraine.

**Prokopov Serhii** - Candidate of science (technic), associate professor, State University of Information and Communication Technologies, Kyiv, Ukraine.

**Korniichuk Illia** - lecturer, State University of Information and Communication Technologies, Kyiv, Ukraine.