

УДК 535.6

МОДЕЛІ ТА АЛГОРИТМИ ВИЗНАЧЕННЯ ДОМІНАНТНИХ КОЛЬОРІВ НА ЦИФРОВОМУ ЗОБРАЖЕННІ

В. В. Семенів, Н. С. Писанчин, М. Р. Семенів

*Національний університет «Львівська політехніка»,
вул. С. Бандери, 28, Львів, 79013, Україна*

Здатність виділяти домінантні кольори на зображенні є важливою функцією інструментів генерації кольорних тем, категоризації зображень, контентно-орієнтованого пошуку і аналізу графічної інформації. Проаналізовано існуючі методи та моделі визначення домінантних кольорів, їх переваги та обмеження. У графічному дизайні застосування кластеризаційних моделей (K-means, dE-means) забезпечить хороші результати. Для аналізу зображень у медичних чи промислових цілях краще використовувати перцептивні моделі на основі нейронних мереж. Сучасні алгоритми, такі як згорткові нейронні мережі (CNN), навчаються оцінювати якість кольорних тем і динамічно генерувати палітри різних розмірів на основі насиченості кольорів зображення. Обґрунтовано доцільність застосування кольорового простору ICaS для обробки кольорів у різних контекстах. Розроблено концепцію ортогональної моделі визначення домінантних кольорів з урахуванням хроматичних характеристик кольору. Визначено граничні значення кольорового тону для сегментації кольорів зображення.

Ключові слова: *модель, домінантні кольори, кольорова схема, зображення, кольорийний простір, хроматичність, кольорийний тон.*

Постановка проблеми. Колір є одним із ключових елементів графічного дизайну, який визначає візуальну привабливість, емоційне сприйняття та ефективність передачі повідомлення. Правильне використання кольорів впливає як на естетичну цінність публікації, так і на здатність глядача швидко розуміти та запам'ятовувати інформацію. Кольорові цифрові зображення складаються з великої кількості кольорових пікселів, однак їх відтворення та сприйняття обмежене такими фізичними характеристиками, як роздільна здатність, глибина кольору, наявність шумів і вплив сусідніх пікселів. Також сприйняття кольорового зображення обмежується особливостями зорового аналізатора (Human Visual System, HVS), який має знижену здатність до розрізнення кольорів у периферійному зорі. Зоровий аналізатор характеризується високою чутливістю до світла в зеленій і жовто-зеленій частині спектра, та низькою чутливістю до червоних і синіх відтінків. Це спричиняє необхідність визначення, які саме кольори є найбільш помітними та які фактори впливають на їхню домінантність [1]. Домінантні кольори зображення впливають на естетичну привабливість, емоційне сприйняття та ефективність передачі інформації.

Виділення та аналіз домінантних кольорів є важливими функціями для вдосконалення інструментів у галузі дизайну та візуального мистецтва. Завдяки цьому можна підвищити ефективність автоматичного створення гармонійних кольірних тем, що відповідають заданим естетичним критеріям. Сучасні підходи, зокрема згорткові нейронні мережі (CNN), дозволяють оцінювати кольірний тон зображень і генерувати адаптивні палітри, які враховують як загальну гармонійність, так і специфічні вимоги до композиції.

Аналіз останніх досліджень та публікацій. Актуальності набуває використання нейронних мереж для виокремлення домінантних кольорів на зображеннях. У дослідженні [1] описано модель для визначення домінантних кольорів на основі алгоритмів машинного навчання. Модель використовує базу даних зображень, де кольори виділені спостерігачами, враховуючи особливості зорового аналізатора (HVS). Встановлено основні фактори впливу – це кольорне охоплення, яскравість кольорів, хроматичність і різноманітність. Порівняння AI-генерованих і створених людиною плакатів показало, що AI вміє імітувати основні кольорові патерни, але менш ефективний у різноманітності розподілу кольорів. Це підкреслює важливість людського досвіду у дизайні [2]. Розроблено нейронну мережу для оцінки п'ятиколірних тем і метод виокремлення палітр змінного розміру залежно від кольорового охоплення зображення. Прототипи показали ефективність у задачах графічного дизайну [3].

Сучасні методи дозволяють автоматично генерувати палітри кольорів з цифрових зображень. У дослідженні [4] оцінювали схожість палітр за допомогою психофізичних експериментів і шести алгоритмів. Найкращі результати досягнуто алгоритмом, заснованим на коефіцієнті Пірсона.

Візуальна схожість кольорових палітр досліджувалась на основі алгоритмів оцінки кольорових відмінностей ΔE [5]. Кращі результати досягнуті формулою CIE 2000 з врахуванням яскравості. Це важливо для автоматизованих систем дизайну.

У науковій праці [6] пропонується підхід до створення гармонійних кольорових поєднань на основі нормального розподілу тону та насиченості. Геометричний підхід дозволяє оцінювати близькість кольорів і покращувати гармонію в дизайні.

У статті [7] запропоновано новий метод визначення ключових кольорів на цифрових мудбордах, використовуючи алгоритм кластеризації dE-means. Додатково представлено новий метод візуалізації обчислених кольірних палітр, який враховує вагомість окремих пікселів у формуванні палітри.

Ці дослідження підкреслюють важливість автоматизації процесів визначення кольорів для дизайну, розпізнавання образів і аналізу вмісту зображень, що сприяє розвитку комп'ютерної графіки та суміжних дисциплін.

Мета статті. Основною метою дослідження є розробити концепцію ортогональної моделі визначення домінантних кольорів на зображенні з використанням простору ICaS. Відповідно до мети сформульовані наступні завдання: проаналізувати існуючі методи та моделі визначення домінантних кольорів, їх переваги та обмеження; розробити концепцію ортогональної моделі для визначення домінантних кольорів на основі простору ICaS.

Виклад основного матеріалу дослідження. Моделі визначення домінантних кольорів класифікують залежно від підходів і алгоритмів, які вони використовують.

Алгоритми кластеризації такі як: K-means, dE-means, Метод зсуву середнього значення, DBSCAN, Gaussian Mixture Model (GMM). Алгоритм K-means (К-середніх) використовується для групування схожих кольорів у кластери, серед яких визначають домінантні [8]. Удосконалений варіант К-середніх з фіксованою ініціалізацією та мінімальною відстанню між кольорами – це dE-means. Метод зсуву середнього значення визначає кольорові кластери без необхідності задавати їх кількість заздалегідь. Gaussian Mixture Model (GMM) використовує статистичний підхід, що моделює кольори як гауссові розподіли [9]. DBSCAN – алгоритм кластеризації на основі щільності, подібний до методу зсуву середнього значення, але має декілька помітних переваг [10].

До алгоритмів на основі перцептивних моделей належать: CIE ΔE 2000, який визначає кольори з урахуванням сприйняття людиною, забезпечуючи точність оцінки подібності кольорів; Lab color space clustering застосовує кластеризацію в колірному просторі CIE Lab, що враховує відмінності у сприйнятті світлоти, хроматичності та тону [11].

Для визначення домінантних кольорів широко використовують нейронні мережі для обробки кольорів. Нейромережеві моделі демонструють високу ефективність у виділенні ключових кольорів навіть на зображеннях з високою насиченістю чи складними колірними композиціями. Вони дозволяють уникати помилок, властивих методам кластеризації, таких як залежність від ініціалізації або чутливість до шуму.

До алгоритмів глибокого навчання належать згорткові нейронні мережі, Convolutional Neural Networks (CNNs), що відрізняються від інших нейронних мереж своєю продуктивністю з зображенням, мовленням або аудіосигналом. CNNs є однією з основних архітектур для обробки зображень. Вони використовують шари згортки для виявлення локальних функцій та особливостей на зображенні [12]. Генеративне моделювання, Generative Adversarial Networks (GANs) – це неконтрольоване навчальне завдання в машинному навчанні, яке передбачає автоматичне виявлення та вивчення закономірностей у вхідних даних таким чином, щоб модель могла використовуватися для генерування або виведення нових прикладів, які ймовірно могли бути взяті з вихідного набору даних [13].

Колірні гістограми підраховують частоту зустрічі кольорів у зображенні, дозволяючи виділити ті, що з'являються найчастіше. Нормалізовані гістограми використовуються для врахування площі зображення [14, 15].

Отже, вибір моделі визначення домінантних кольорів залежить від сфери застосування. Для задач графічного дизайну та автоматизованого створення палітр ефективно використовуються кластеризаційні алгоритми, такі як K-means чи dE-means. Натомість для медичних або промислових завдань доцільніше застосовувати перцептивні підходи чи нейронні мережі, що забезпечують глибший аналіз та враховують особливості зображення.

На кожному етапі відтворення кольорового зображення у поліграфії застосовують певні кольірні моделі. Використання кольірних просторів є невід'ємною частиною процесу визначення домінантних кольорів на зображенні. Кольірні простори визначають, як кольори представлені та інтерпретуються в цифровому форматі. Різні кольірні простори використовуються для різних завдань, і їх вибір може впливати на точність та сприйняття домінантних кольорів. Кольірний простір ICaS спрощує та прискорює перерахунок кольірних даних, узагальнює властивості відомих просторів, об'єднує дві системи подання кольору RGB та CMYK на кольірній діаграмі [16]. Враховуючи переваги кольірного простору ICaS розробимо концепцію моделі визначення домінантних кольорів на зображенні.

Зображення в цифровому форматі використовують адитивний синтез відтворення кольорів і відповідно кольірну модель RGB. Для кожного з трьох кольорових каналів R , G , B застосовується функція, яка знімає ефект компресії, викликаної гамма-корекцією. Переведення значень з нелінійного простору в лінійний (позначаються як r , g , b):

$$v = V^\gamma, \quad (1)$$

де $V \in \{R, G, B\}$ – значення каналів в нелінійному вигляді, $v \in \{r, g, b\}$ – значення каналів в лінійному вигляді, γ – показник, що залежить від кольорової моделі (наприклад, $\gamma=2.2$ для sRGB).

Представлення кольорів в ортогональному просторі ICaS здійснюється за допомогою матриці Хартлі:

$$\begin{bmatrix} I \\ C \\ S \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0.57735 & 0.57735 & 0.57735 \\ 0.57735 & 0.21132 & -0.78867 \\ 0.57735 & -0.78867 & 0.21132 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} r \\ g \\ b \end{bmatrix}, \quad (2)$$

де I , C , S – координати простору ICaS.

У кольоровому просторі ICaS для характеристики кольору використовуються три основні координати: ахроматична координата I , що точно описує нейтрально-сіру складову кольору, та дві хроматичні координати C і S , які визначаються у хроматичній площині CaS. Ці координати дозволяють повністю описати хроматичні властивості кольору, зокрема його насиченість (Cr_i) та кольірний тон (H_i), які обчислюються за відповідними формулами:

$$Cr_i = \sqrt{C_i^2 + S_i^2}; \quad H_i = \arctan\left(\frac{S}{C}\right), \quad H'_i = H_i + 360^\circ, \quad \text{якщо } H_i < 0. \quad (3)$$

Положення вектора кольору на хроматичній діаграмі кольорів C , S визначає кольірний тон (H_i) та хроматичність (Cr_i). Діаграму кольорів розділяємо на шість кольірних секторів: YRW (жовтий-червоний-білий), RMW (червоний-пурпурний-білий), MBW (пурпурний-синій-білий), BCW (синій-голубий-білий), CGW (голубий-зелений-білий), GYW (зелений-жовтий-білий), обмежених певними діапазонами значень кольірного тону H_i .

Різниця між векторами кольорів у секторах становить 60° . Це означає, що кольірна діаграма має регулярний поділ, де кожен сектор охоплює однаковий інтервал

кутів, що забезпечує рівномірне групування кольорів за їхніми характеристиками. Первинні кольори віддалені на 120° один від одного. Що підтверджує гармонійний розподіл основних кольорів у просторі ICaS.

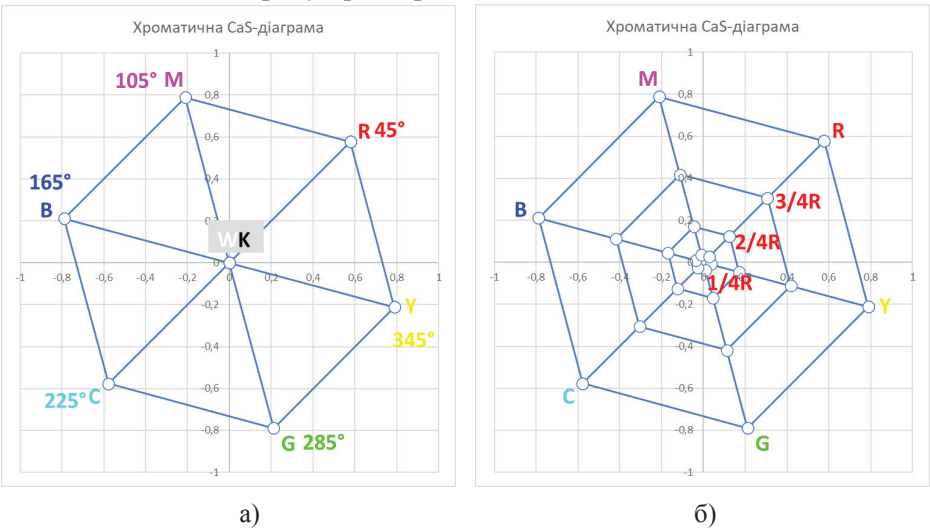


Рис. 1. Поділ хроматичної CaS-діаграми колірному простору RGB за колірним тоном (а) та за рівнем насиченості кольорів (б)

Визначено хроматичність та колірний тон для векторів первинних RGB та вторинних CMY кольорів (табл. 1). В результаті отримано значення колірному тону, який виступатиме граничними значеннями для розподілу кольорів зображення на колірні сектори. Хроматичність первинних і вторинних кольорів із значенням 0.81649 свідчить про їхню максимальну насиченість у вибраному колірному просторі. Такий рівень хроматичності первинних і вторинних кольорів забезпечує симетрію і баланс у колірних схемах.

Таблиця 1

Колірні характеристики базових кольорів в просторі ICaS

Базовий колір	Хроматичність, Cr_i	Колірний тон, H_i
Red (255, 0, 0)	0.81649	45°
Green (0, 255, 0)	0.81649	285°
Blue (0, 0, 255)	0.81649	165°
Cyan (0, 255, 255)	0.81649	225°
Magenta (255, 0, 255)	0.81649	105°
Yellow (255, 255, 0)	0.81649	345°

Із наближенням точки кольору до центру діаграми зменшується його насиченість. Тому варто розділити кожен колірний сектор на рівні насиченості. Розділимо 256 рівнів яскравості RGB на чотири групи: 0–63, 64–127, 128–191, 192–255 (рис. 1 б)). Отримаємо 24 сегменти на колірній діаграмі.

Для кожного відтинку 25%, 50%, 75% відповідні значення хроматичності поступово зростають. Це свідчить про збільшення насиченості кольору. Отримані результати демонструють взаємозв'язок між інтенсивністю кольору, хроматичністю та тональними характеристиками. Точна візуалізація кольорів у просторі ICaS є корисною для задач аналізу кольору та його моделювання в графічних системах.

Враховуємо ахроматичну компоненту – третю координату кольору в просторі ICaS. Побудуємо в просторі ICaS площини кольорів RGB постійної яскравості в центрі яких будуть розміщені точки градації сірого відповідної яскравості.

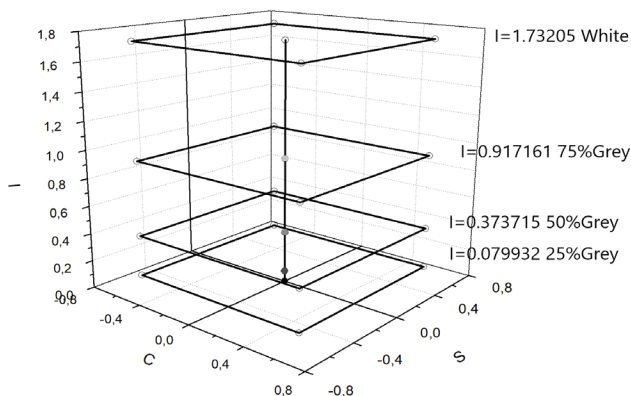


Рис. 2. Поділ за рівнями яскравості кольорів RGB в просторі ICaS

Площини постійної яскравості розміщені на різній відстані одна від одної. Чим вище знаходиться площина тим більша відстань від неї до попередньої. Це можна пояснити тим, що в просторі ICaS світлі, яскраві кольори знаходяться на більшій відстані один від одного ніж темні, ненасичені. Цей факт можна врахувати в методиці визначення домінантних кольорів шляхом сегментації на більшу кількість рівнів яскравості саме в світлих ділянках зображення.

Висновки. Домінантні кольори зображення впливають на естетичну привабливість, емоційне сприйняття та ефективність передачі інформації. Моделі визначення домінантних кольорів класифікують залежно від підходів і алгоритмів, які вони використовують. Вибір моделі залежить від контексту. Для графічного дизайну та автоматичного вибору палітри підходять кластеризаційні моделі. Для аналізу зображень у медичних чи промислових цілях краще використовувати перцептивні моделі або алгоритми на основі нейронних мереж. Використання колірних просторів є невід'ємною частиною процесу визначення домінантних кольорів на зображенні. Проаналізовано переваги застосування колірного простору ICaS в процесі обробки кольорів. Розроблено концепцію моделі визначення домінантних кольорів на зображенні. Розраховано граничні значення колірного тону для розподілу кольорів зображення на колірні сегменти.

СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ

1. Weingerl P., Hladnik A., Dejana Javoršek D. Development of a machine learning model for extracting image prominent colors. *Color Research & Application*. 2020. № 45(3). P. 409–426.
2. Rong A., Hansopaheluwakan-Edward N., Li D. Analyzing the color availability of AI-generated posters based on K-means clustering. *Color Research & Application*. 2024. № 49(2). P. 234–257.
3. Yan S., Xu Sh., Zhang S. Flexible neural color compatibility model for efficient color extraction from image. *Color Research & Application*. 2023. № 48(6). P. 761–771.
4. Ren Sh., Chen Yun, Westland S., Yu L. A comparative evaluation of similarity measurement algorithms within a colour palette. *Color Research & Application*. 2021. № 46(2). P. 332–340.
5. Yang Jie, Chen Yun, Westland S., Xiao K. Predicting visual similarity between colour palettes. *Color Research & Application*. 2020. № 45(3). P. 401–408.
6. Lara-Alvarez C., Reyes T. A geometric approach to harmonic color palette design. *Color Research & Application*. 2019. № 44 (1). P. 106–114.
7. Gijsenij A., Vazirian M., Spiers P., Westland S., Koeckhoven P. Determining key colors from a design perspective using dE-means color clustering. *Color Research & Application*. 2022. № 48 (1). P. 69–87.
8. Gopal N., Ahuja A., Prasad Sh. K-means clustering using R on IBM watsonx.ai. URL: <https://developer.ibm.com/tutorials/awb-k-means-clustering-using-r/> (дата звернення 10.08.2024).
9. Carrasco O. Gaussian Mixture Model Explained. URL: <https://builtin.com/articles/gaussian-mixture-model> (дата звернення 10.08.2024).
10. DBSCAN Clustering Algorithm Demystified. URL: <https://builtin.com/articles/dbscan> (дата звернення 10.08.2024).
11. Recky M., Franz L. Windows Detection Using K-means in CIE-Lab Color Space. 20th International Conference on Pattern Recognition. Piscataway, NY: Institute of Electrical and Electronics Engineers, 2010. P. 356–360.
12. What are convolutional neural networks? URL: <https://www.ibm.com/topics/convolutional-neural-networks> (дата звернення 12.08.2024).
13. A Gentle Introduction to Generative Adversarial Networks (GANs). URL: <https://machinelearningmastery.com/what-are-generative-adversarial-networks-gans/> (дата звернення 12.08.2024).
14. Gonzalez R. C., Woods R. E. Digital Image Processing. URL: <https://dl.icdst.org/pdfs/files4/01c56e081202b62bd7d3b4f8545775fb.pdf> (дата звернення 15.08.2024).
15. Szeliski R., Computer Vision: Algorithms and Applications, 2nd ed. URL: https://szeliski.org/Book/download/QOZWTML1VYTP/Szeliski_CVAABook_2ndEd.pdf. (дата звернення 15.08.2024).
16. Семенів М. Р., Семенів В. В. Математична модель поєднання кольорів у просторі ICaS. *Наукові записки [Української академії друкарства]*. 2021, №2 (63). С. 134–146.

REFERENCES

1. Weingerl, P., Hladnik, A., & Dejana Javoršek, D. (2020). Development of a machine learning model for extracting image prominent colors. *Color Research & Application*, 45(3), 409–426.

2. Rong, A., Hansopaheluwakan-Edward, N., & Li, D. (2024). Analyzing the color availability of AI-generated posters based on K-means clustering. *Color Research & Application*, 49(2), 234–257.
3. Yan, S., Xu, S., & Zhang, S. (2023). Flexible neural color compatibility model for efficient color extraction from image. *Color Research & Application*, 48(6), 761–771.
4. Ren, S., Chen, Y., Westland, S., & Yu, L. (2021). A comparative evaluation of similarity measurement algorithms within a colour palette. *Color Research & Application*, 46(2), 332–340.
5. Yang, J., Chen, Y., Westland, S., & Xiao, K. (2020). Predicting visual similarity between colour palettes. *Color Research & Application*, 45(3), 401–408.
6. Lara-Alvarez, C., & Reyes, T. (2019). A geometric approach to harmonic color palette design. *Color Research & Application*, 44(1), 106–114.
7. Gijssen, A., Vazirian, M., Spiers, P., Westland, S., & Koeckhoven, P. (2022). Determining key colors from a design perspective using dE-means color clustering. *Color Research & Application*, 48(1), 69–87.
8. Gopal, N., Ahuja, A., & Prasad, S. (2024). K-means clustering using R on IBM watsonx.ai. Retrieved from <https://developer.ibm.com/tutorials/awb-k-means-clustering-using-r/>.
9. Carrasco, O. (2024). Gaussian Mixture Model Explained. Retrieved from <https://builtin.com/articles/gaussian-mixture-model>.
10. DBSCAN Clustering Algorithm Demystified. (2024). Retrieved from <https://builtin.com/articles/dbscan>.
11. Recky, M., & Franz, L. (2010). Windows Detection Using K-means in CIE-Lab Color Space. In *20th International Conference on Pattern Recognition* (pp. 356–360). Piscataway, NY: Institute of Electrical and Electronics Engineers.
12. IBM. (2024). What are convolutional neural networks? Retrieved from <https://www.ibm.com/topics/convolutional-neural-networks>.
13. Machine Learning Mastery. (2024). A Gentle Introduction to Generative Adversarial Networks (GANs). Retrieved from <https://machinelearningmastery.com/what-are-generative-adversarial-networks-gans/>
14. Gonzalez, R. C., & Woods, R. E. (2024). Digital Image Processing. Retrieved from <https://dl.icdst.org/pdfs/files4/01c56e081202b62bd7d3b4f8545775fb.pdf>.
15. Szeliski, R. (2024). *Computer Vision: Algorithms and Applications* (2nd ed.). Retrieved from https://szeliski.org/Book/download/QOZWTML1VYTP/Szeliski-_CVAABook_2ndEd.pdf.
16. Semeniv, M. R., & Semeniv, V. V. (2021). Matematychna model poiednannia koloriv u prostori ICaS. *Naukovi zapysky [Ukrainskoi akademii drukarstva]*, 2(63), 134–146 (in Ukrainian).

doi: 10.32403/0554-4866-2025-1-89-94-102

MODELS AND ALGORITHMS FOR DETERMINING DOMINANT COLORS IN A DIGITAL IMAGE

V. V. Semeniv, N. S. Pysanchyn, M. R. Semeniv

Lviv National Polytechnic University,
28, S. Bandery, St., Lviv, 79013, Ukraine
mariia.r.semeniv@lpnu.ua

Identifying dominant colors in an image is crucial for various applications, including color theme generation, image categorization, content-based search, and graphic information analysis. In this study, we analyze existing methods and models used to determine dominant colors, highlighting their advantages and limitations. In the field of graphic design, clustering models such as K-means and dE-means prove to be effective tools for extracting dominant colors, especially when the primary goal is to identify visually prominent hues. For medical or industrial image analysis, however, perceptual models or algorithms based on neural networks offer superior performance. These models are better equipped to account for human color perception, ensuring that color extraction aligns with real-world observations and can be applied more effectively in fields where precision is critical. Modern algorithms like Convolutional Neural Networks (CNNs) can assess the quality of color themes and dynamically generate color palettes in various sizes. This study justifies the application of the ICaS color space, particularly for processing and extracting dominant colors with higher accuracy across different contexts. An orthogonal model for identifying dominant colors is proposed, which incorporates the chromatic characteristics of colors, making it more adaptable across a wide range of design and analytical applications. As part of the model's development, boundary values for hue were established to segment colors effectively, ensuring efficient and accurate color extraction. The findings are expected to contribute to further advancements in computer vision and digital design by providing a basis for developing automated systems capable of analyzing images and supporting decision-making processes in printing.

Keywords: *model, dominant colors, color scheme, image, color space, chromaticity, color tone.*

Стаття надійшла до редакції 06.05.2025.

Received 06.05.2025.