

## ЗАХИСТ ОБТ ВІД ЗАСОБІВ ВИЯВЛЕННЯ ТА УРАЖЕННЯ

УДК: 623.773.2, 519.237.8

DOI: <https://doi.org/10.33577/2312-4458.28.2023.114-123>

С.А. Цибуля

*Національний університет оборони України імені Івана Черняхівського, Київ**Article history: Received 03 February 2023; Revised 06 February 2023; Accepted 31 March 2023*

### ВИЗНАЧЕННЯ ХАРАКТЕРНИХ КОЛЬОРІВ МІСЦЕВОСТІ В ПРОЦЕСІ РОЗРОБЛЕННЯ МАСКУВАЛЬНИХ ЗАСОБІВ

*Колір та візерунок є складовими візуальної характеристики маскувальних засобів. Зазначені засоби, враховуючи досвід бойових дій в ході російсько-української війни, здатні значно підвищити живучість і безпеку особового складу, озброєння та військової техніки за рахунок усунення характерних демаскувальних ознак цих військових об'єктів та приховування їх на рослинному, пустельно-степовому, сніговому та урбанізованому тлі.*

*У роботі розглянуто перший етап проектування маскувальних засобів приховування – виявлення характерних кольорів місцевості. Виявлення характерних кольорів, пропонується провести за допомогою кластерного аналізу, який відноситься до методів машинного навчання без вчителя. Кількість отриманих кластерів і визначає кількість кольорів які будуть відображені на маскувальному покритті.*

*Було визначено, що доцільно проводити аналіз зображення місцевості, яке зберігається у цифровому форматі JPEG, а кольори наведені в адитивній колірній моделі RGB.*

*Під час проведення досліджень для аналізу зображень було використано такий метод кластеризації, як *k-means*, який має перевагу перед іншими методами кластеризації за простотою реалізації, невибагливістю до ресурсів та достатньою швидкістю обчислень. Інші методи кластеризації, наприклад, ієрархічний або оснований на щільності – виявилися такими, що не придатні для кластеризації кольору зображень. Порівняння проводилося із найбільш поширеними методами кластеризації: *c-means*, *DBSCAN*, *OPTICS*, *agglomerative*, *spectral biclustering* тощо.*

*Було перевірені різні алгоритмічні підходи до вибору кількості кластерів, і за результатами проведених дослідів найбільш оптимальним було визначено метод «ліктя».*

*Математичні алгоритми були взяті із відкритих джерел, реалізація їх була виконана за допомогою поширених програмних бібліотек для машинного навчання мови програмування Python.*

*Результати роботи дозволили вибрати математичний алгоритм для визначення кількості кольорів маскувальних засобів приховування. Це дозволить провести аналіз місцевості всіх природних зон України та спроектувати ефективні маскувальні покриття для Збройних Сил України.*

**Ключові слова:** маскувальний засіб приховування, кластерний аналіз, домінуючий колір, палітра кольорів, маскувальні властивості місцевості, камуфляж, камуфляжний малюнок.

#### Постановка проблеми

Досвід ведення бойових дій на Сході України засвідчує широке застосування противником сучасних оптико-електронних пристроїв та мобільних платформ для їх розміщення в ході ведення розвідки та корегування вогню засобів ураження. На даний час найбільш ефективним способом збереження життя особового складу, матеріальних засобів, озброєння та військової техніки залишається застосування маскувальних засобів для приховування цих військових об'єктів

та проведення заходів по введенню противника в оману. Це також підтверджується аналізом останніх локальних конфліктів на території Азербайджанської республіки, Сирійської Арабської республіки, Держави Лівії тощо [1].

Тому, незважаючи на постійне вдосконалення тепловізійних, лазерних та мультиспектральних засобів спостереження, засоби зниження помітності у видимому діапазоні залишаються важливими елементом забезпечення безпеки військ. Світові виробники озброєння продовжують розробляти та вдосконалювати структури камуфляжних малюнків

(візерунки та розфарбування) маскувальних засобів для їх ефективної роботи у видимому діапазоні електромагнітного спектра хвиль [2, 3]. Американська фірма Digital Concealment Systems у 2022 році об'явила про початок виробництва спорядження та одягу у новому універсальному камуфляжі A-TACS U|CON (Universal Camouflage), малюнок якого був створений практично з нуля за допомогою математичного моделювання. Фірма ставить амбіційні плани щодо прийняття цього камуфляжного малюнка, як основного для військової форми Збройних сил США.

На даний час гостро стоїть питання щодо забезпечення та прийняття на озброєння ЗС України сучасних маскувальних засобів, в тому числі маскувальних засобів приховування. Маскувальні засоби приховування – засоби, які призначені для усунення характерних демаскувальних ознак військової техніки, об'єктів та життєдіяльності військ (індивідуальні маскувальні засоби, маскувальні комплекти, маски, покриття тощо). Засоби приховування від оптичних засобів розвідки повинні забезпечувати досягнення необхідного маскувального ефекту у межах ближнього ультрафіолетового, видимого та ближнього інфрачервоного діапазону спектрів, забезпечувати зниження можливості виявлення об'єктів в оптичному діапазоні [4].

Бойові дії в Україні відбуваються на широкому фронті у різних природних зонах, для кожної з яких притаманна своя рослинність, що має певні кольори в різні періоди року. Весною – яскраво зелене; влітку рослини вигорають і мають кольори темно-зелені, світло-зелені, зелено-жовті; восени – жовті, коричневі, бурі, темні кольори стовбурів дерев та кущів. Результати досліджень відомого розробника камуфльованого малюнка MARPAT (скор. MARine PATtern) для Корпусу морської піхоти США Тімоті О'Нілла свідчать, що такі складові камуфляжу, як візерунок та палітра кольорів, необхідно розробляти для конкретного природного середовища, де будуть виконуватися бойові завдання [5, 6]. Тобто, для кожного театру бойових дій повинен використовуватись камуфляжний малюнок військової форми, що більш ефективний саме на цій території. Це особливо актуальне для ЗС України, особливий склад якої одягнутий у камуфльовану форму армій усіх країн світу, які допомагають нам у боротьбі із ворогом. Але ця форма та її камуфляжний малюнок розроблялися для інших театрів бойових дій, і не завжди підходять для території України.

Враховуючи те, що палітра кольорів є одним з основних елементів маскувального засобу, необхідно проведення досліджень щодо визначення кольорової палітри ефективної для території України.

При розробці маскувальних засобів у його камуфляжному малюнку, може використовуватися як один колір, так і широка палітра кольорів. Якщо взяти лише один колір для маскувального забарвлення, то засіб буде мати монотонний вигляд та виділятися плямою на місцевості. Для забезпечення ефективності приховування маскувальний засіб повинен бути розфарбований у оптимальну кількість кольорів [7].

Палітра характерних кольорів любого об'єкта складається з домінуючого, підтримуючого та акцентного кольорів. Технологія їх виділення є важливим етапом при розробленні маскувальних засобів [8].

Для визначення характерних кольорів місцевості необхідно згрупувати кольори в групи за певними ознаками, група, яка буде мати найбільший розмір, буде відноситися до домінуючого кольору у колоритній гамі зображення, друга за розмірами група буде підтримуючим кольором, решта груп кольорів будуть акцентними [9].

Домінуючий колір, з одного погляду, дає уявлення про колір об'єкта. При багатоколірному розфарбуванні домінуючий колір підтримує цілісність композиції та її смислову єдність. Підтримуючий колір доповнює домінуючий. Їхнє поєднання, власне, і створює кольорову композицію. У разі однакового відсотка двох кольорів на зображенні вони починають боротися за увагу, і кольоровий простір виглядає суперечливим та роздробленим. Акцентні кольори створюють акценти – кольорові плями, що пожвавлюють простір. Використання чотирьох, п'яти та більше кольорів ще більше збагачує палітру кольорів об'єкта. Однак збільшення кількості кольорів ускладнює завдання створення гармонійної композиції та визначення їх пропорцій.

Для роботи із зображеннями місцевості на даний час, в основному використовуються зображення, що отримані цифровими оптико-електронними технічними засобами і зберігаються на електронних носіях інформації в певних форматах даних. В процесі аналізу вирішується задача розбиття усієї сукупності кольорових пікселів (pixel, від англ. PICTURE'S ELEMENT – найдрібніша одиниця цифрового зображення в растровій графіці) заданого зображення місцевості на підмножини, що називаються кластерами (англ. cluster – гроно, об'єднання, скупчення), так, щоб кожен кластер складався зі схожих кольорів, а кольори різних кластерів істотно відрізнялися [10].

У машинному навчанні розв'язання таких задач вважається машинним навчанням без вчителя, і відноситься до розділу кластерного аналізу (англ. Data clustering) [11].

Метою кластерного аналізу є розподіл об'єктів у вибірці на відносно гомогенні (однорідні) групи

схожих об'єктів. Об'єкти в групі є порівняно подібними з огляду на їх ознаки, і відрізняються від об'єктів у інших групах.

Сам по собі кластерний аналіз – це не конкретний алгоритм, а загальне завдання, яке потрібно вирішити за допомогою різних алгоритмів. Немає об'єктивно «вірного» алгоритму кластеризації. Найбільш відповідний алгоритм кластеризації необхідно вибирати експериментально, залежно від набору даних, або якщо не існує математичної причини віддати перевагу конкретному алгоритму.

Методи кластеризації можна розділяти за: способом обробки даних, способом аналізу даних, масштабуванням, часом виконання розрахунків тощо. Різні методи кластеризації можуть отримувати різні кластерні рішення для тих самих даних [10].

Наразі, під час кластеризації зображення, пікселі зазвичай беруться як кластерні зразки. Тому зі збільшенням розміру зображення кількість вибірок кластера неминуче різко зростає, що призводить до значного збільшення накладних витрат на обчислення.

Методи за способом аналізу даних поділяють на чіткі (традиційні) і нечіткі. До чітких алгоритмів належать алгоритми, за результатами роботи яких кожен об'єкт даних належить одному певному кластеру. До нечітких алгоритмів кластеризації відносяться ті, в яких кожен об'єкт даних належить до декількох кластерів або не належить до жодного.

Загалом наявні методи побудови кластерних моделей за способами обробки даних утворюють два основні типи: ієрархічний та ітеративний. Для ієрархічних алгоритмів характерний візуальний аналіз дендрограми (схематичне зображення взаємозв'язків у вигляді дерева) та визначення за нею найбільш передбачуваного числа кластерів [12]. Однак цей підхід неформалізований і тому використовується лише як попередній аналіз результату розбиття. Також візуальний аналіз дендрограми надзвичайно ускладнений при великій кількості об'єктів, що розглядаються, та у разі неявної виразності структури даних.

Для ітеративних алгоритмів число кластерів, як правило, заздалегідь невідоме і вибирається за суб'єктивними критеріями та слугує одним із вхідних параметрів алгоритму [13].

Дослідження, проведені в роботі [14], свідчать, що універсального способу визначення кількості кластерів не існує. Кожен критерій, який застосовується і показує хорошу результативність щодо кількості кластерів, працює лише у певних межах, зумовлених предметної областю і алгоритмом кластеризації. Особливості предметної області виражаються у конкретних параметрах процесу кластеризації та властивостях кластерів, таких як форма, розміри кластера, відстань між сусідніми кластерами, відстані всередині кластера.

Згідно з теоремою Клейнберга: для вибірки даних, що складається з двох і більше об'єктів, немає алгоритму кластеризації, який був би одночасно масштабно-інваріантним, узгодженим і повним. Тобто принципово неможливо знайти розв'язання задачі кластеризації, адже існує безліч критеріїв оцінки якості розбиття, а число кластерів зазвичай невідомо заздалегідь [15].

З чого виходить, що універсальний алгоритм кластеризації, який підходить усім завданням, побудувати неможливо – алгоритми потрібно підбирати та налаштовувати для кожної вибірки даних окремо.

Все це вказує на те, що дослідження, проведені за кордоном щодо створення засобів маскування, не підходять для ЗС України, так як не враховують особливості місцевості України.

## Аналіз останніх досліджень та публікацій

В останні десятиліття прогрес цифрових технологій призвів до безпрецедентного розвитку алгоритмів роботи з цифровими зображеннями. Колір, текстура та форма є найпоширенішими візуальними характеристиками цих об'єктів.

Закордонні дослідники та розробники маскувальних засобів використовують різноманіття математичних алгоритмів в процесі виявлення зазначених ознак. Широке застосування знайшли такі алгоритми кластеризації, як: кластеризація К-середніх (k-means) [16], кластеризація нечітких С-середніх (FCM – fuzzy c-means) [17], швидка кластеризація нечітких С-середніх (CIQFCM – quick fuzzy c-means) [18] тощо.

Одним з недоліків зазначених вище алгоритмів кластеризації є необхідність вказувати для них перед початком розрахунків кількість кластерів на які необхідно розбити вхідні дані. Проблема визначення числа кластерів є одним із найбільш складних завдань кластерного аналізу [12].

Заслугує уваги алгоритм кластеризації кольорів за допомогою самоорганізаційних карт Кохонена (англ. Self-organizing map), який є подальшим розвитком нейронної мережі Кохонена з некерованим навчанням [19]. Основним недоліком даного підходу є зростання обсягів обчислень зі збільшенням розміру зображення для обробки.

Аналіз наукових робіт показує, що значну кількість авторів робіт в області маскування складають вчені з КНР. Їх успіхи в цій сфері також підтверджуються таким цікавим фактом, що при проведенні

конкурсу вибору камуфльованого малюнка для форми ЗС США – форма з малюнком ЗС КНР була відзначена як одна із кращих, але, враховуючи антагонізм цих країн, на озброєння ЗС США її прийняти не могли.

### Формулювання мети статті

Метою статті є дослідження підходів та способів визначення характерних кольорів місцевості як складових камуфляжного малюнка маскувальних засобів приховування особового складу, об'єктів, озброєння та військової техніки в оптичному діапазоні електромагнітного спектра хвиль.

### Виклад основного матеріалу

Бойові дії на Сході України на даний час відбуваються на широкому фронті, в різних природних зонах. Так, лінія зіткнення, що проходить по території Донецької та Луганської областей, розміщена в зоні різнотравно-ковилових степів. Ліси і чагарники займають близько 7% території Луганської області і 5,6% – Донецької [20]. Переважають ліси байрачного типу, які розміщені вздовж річок, на схилах долин, балок (байраків) і ярів та відзначаються істотною різноманітністю. Переважають такі породи: в долині Сіверського Дінця – соснові бори, на Донецькому кряжу – дуб, береза, ясен тощо. Тому, для прикладу, визначимо кольори, характерні для різнотравно-ковилового степу, соснового бору та діброви (рис. 1).

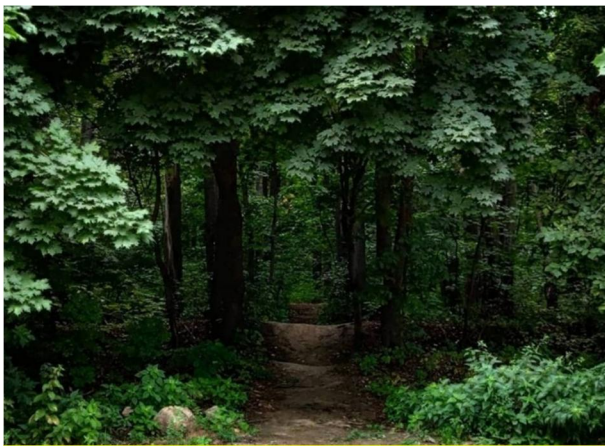


Рис. 1. Фотознімок місцевості України з мережі Internet (зверху вниз: діброва, сосновий бір, різнотравний степ)

Як вже зазначалося вище, для роботи із зображеннями місцевості використовуються зображення, що зберігаються на електронних носіях інформації в певних форматах даних. Основними форматами зберігання зображень є JPEG, TIFF і RAW [21].

Найбільш поширеним є формат JPEG (скор. Joint Photographic Expert Group), який представлений як у професійних, так і в любительських цифрових камерах. JPEG технологія дозволяє зберігати зображення в залежності від необхідної якості зображення, зі значним зменшенням розмірів файлів. Також особливістю цього формату є можливість збереження інформації про налаштування камери і сюжетних програм. Основною відмінністю формату TIFF (скор. Tagged Image File Format) від JPEG є те, що він не стискає зображення та не вносить спотворення в кінцевий результат, але внаслідок цього файли займають набагато більше місця.

Формат файлів RAW (англ. raw – сирий) формат даних, що містить необроблені (або мінімально оброблені) дані від оптичної матриці апаратури. Це дозволяє уникнути втрат інформації, але, крім великих об'ємів файлів, цей формат не має єдиної специфікації і відрізняється для кожної апаратури, що призводить до складності у його обробці.

Для представлення інформації про колір кожного пікселя зображення використовуються колірні моделі, які є абстрактними математичними моделями, що визначають, яким саме чином кодуються дані про колір.

Більш зрозумілим для людини є колірна модель HSV (інша назва HSB), в основу якої покладено три характеристики кольору: колірний тон (Hue), насиченість (Saturation) і значення кольору (Value), яке також називають "яскравістю" (Brightness) [22]. Деякі дослідники використовують для аналізу кольору місцевості колірну модель HSV [23, 24], але враховуючі те, що формат JPEG, зі, способом кодування YCbCr, зберігає інформацію в адитивній колірній моделі RGB (скор. Red, Green, Blue – червоний, зелений, синій), та переведення з однієї колірної моделі в іншу можливе за допомогою нелінійного перетворення – доцільно проводити аналіз зображень у колірній моделі RGB.

Кольорове зображення місцевості зберігається у тривимірній матриці, де кожний шар відповідає одному кольору, відповідно до колірної моделі RGB.

Враховуючі те, що числові значення колірної моделі RGB знаходяться в сталому діапазоні чисел 0-255 для кожного кольору, виконувати масштабування та стандартизацію вхідних даних недоцільно. Це підтверджується ідентичними результатами кластеризації вхідних даних, які були масштабовані за допомогою функцій `MinMaxScaler` (діапазон масштабованих даних буде знаходитись від 0 до 1) та `StandardScaler` (середнє значення дорівнює 0, дисперсія – 1) і не були попередньо оброблені.

Під час досліджень аналіз зображень проводився методами кластерного аналізу, що були реалізовані на мові програмування Python з використанням бібліотек NumPy, Pandas, SciPy, Scikit-learn і fuzzy-c-means. Для відображення результатів розрахунків використовувалися бібліотеки Pillow, Yellowbrick та Matplotlib.

Бібліотека Scikit-learn (версії 1.2.1) надає функціонал для проведення кластеризації за допомогою різноманітних методів:

- ієрархічного (agglomerative);
- спектрального (spectral biclustering);
- центроїдного розбиття (k-means, MeanShift);
- на основі щільності (DBSCAN, OPTICS);
- на основі поширення подібності (affinity propagation).

При проведенні обробки даних були перевірені усі алгоритми кластеризації, що надаються бібліотекою scikit-learn. В ході роботи було визначено, що більшість алгоритмів не підходять до проведення кластеризації кольорів зображень внаслідок особливостей реалізації алгоритмів у бібліотеці, а також наступних складнощів:

- процес кластеризації даних займає значний термін часу – декілька годин;
- вхідні параметри (розмір околиці, функція відстані, порогове значення дистанції між елементами або їх щільності тощо) є заздалегідь не відомими;
- обробка даних, отриманих із зображення розміром більше 1500x1051 пікселів, базовою бібліотекою NumPy для обробки вхідних даних функцій кластеризації, вимагає витрат пам'яті більше 1 терабайта. Це призводить до припинення виконання програмного коду в середовищі Google Colaboratory з під'єднаним Google Cloud на ЕОМ з об'ємом пам'яті у 120 Gb.

Припущення про можливість застосування нечіткої кластеризації для аналізу кольорів зображення виникає з наявності можливих викидів кольорів на зображеннях, які не входять ні до одного з кластерів. До них відносяться: яскраві кольори квітів, колір неба та хмар в проміжках дерев тощо. Для реалізації алгоритму нечіткої

кластеризації c-means використовувалася бібліотека fuzzy-c-means (версії 1.7.0). Розрахунки та порівняння алгоритмів k-means та c-means показали майже однакові результати: відмінність у центроїдах спостерігалися у межах 2%, розбіжність у розподілі кількості елементів по кластерах (частка кольорів на зображення до 3%).

За результатами перевірки найбільш оптимальним виявився алгоритм кластеризації k-means. Перевагою якого є можливість представити, за результатами роботи, кожен кластер єдиним усередненим вектором. Тобто, після кластеризації характерним кольором зображення буде не конкретний колір, що присутній на зображенні, а усереднене значення найближчих відтінків.

Математичний опис алгоритму k-means [25] буде наступним: вхідний набір даних  $X = \{x_1, x_2, \dots, x_n\}, x_i \in R^d, i = 1, \dots, n$  необхідно розбити на необхідну кількість  $k, k \in N, k \leq n$  кластерів  $S_1, S_2, \dots, S_k$ , де  $S_i \cap S_j = 0, i \neq j$  та  $\bigcup_{j=1}^k S_j = X$  таким чином, щоб мінізувати суму квадратів відстаней від кожного елемента кластеру до його центра. Таки дії алгоритму k-means відповідають пошуку:

$$\arg \min_S \sum_{j=1}^k \sum_{x \in S_j} p(x, \mu_j)^2,$$

де  $\mu_j$  – центри кластерів (центроїди);  $j = 1, \dots, k, p(x, \mu_j)$  – функція відстані між  $x$  та  $\mu_j$

Покрокова робота алгоритму буде наступною:  
*Крок 1.* Визначаємо кількість кластерів  $k$ , на яку необхідно розбити вхідні об'єкти.

*Крок 2.* Обираються початкові центри кластерів.  
 Визначається множина точок  $\mu_j, j = 1, \dots, k$ , що вважаються як початкові центри кластерів  $\mu_j^{(0)}, j = 1, \dots, k$ .

*Крок 3.* Об'єкти розподіляються між кластерами – відстань до центра якого найближча (відстань вимірюється в метриці Евкліда).

На кожному  $t$  кроці  $\forall x_i \in X, i = 1, \dots, n; x_i \in S_j \Leftrightarrow j = \arg \min_k p(x_i, \mu_j^{(t-1)})^2$ .

*Крок 4.* Визначаються нові центри кожного кластера у вигляді елемента, ознаки якого розраховуються як середнє арифметичне ознак об'єктів, що входять у цей кластер

$$\forall j = 1, \dots, k: \mu_j^{(t)} = \frac{1}{|S_j|} \sum_{x \in S_j} x.$$

*Крок 5.* Перевіряється умова, що кластерні центри стали стійкими (тобто при кожній ітерації в кожному кластері будуть опинятися ті самі об'єкти). Інакше кроки 3 і 4 ( $t = t + 1$ ) повторюються доти, поки дисперсія всередині кластера буде мінімальна, а між кластерами – максимальна

$$\exists i \in \overline{1, k}: \mu_j^{(t)} \neq \mu_j^{(t-1)}.$$

Недоліками алгоритму k-means є:

- необхідно заздалегідь прогнозувати кількість кластерів, в нашому випадку – кількість кольорів маскувального засобу;

- алгоритм дуже чутливий до вибору початкових центрів кластерів. У класичному варіанті використовується випадковий вибір центрів кластерів, що призводить до нестабільності результатів.

Для розрахунків була використана вдосконалена версія алгоритму кластеризації k-means++ [26]. Суть поліпшення полягає у знаходженні більш оптимальних початкових значень центрів кластерів.

У роботі [27] наведена таксономія підходів до оцінки необхідної кількості кластерів і зазначається, що їх кількість досягає декілька десятків. Існують різні формальні підходи, що полегшують процедури визначення «кращого» числа кластерів. Більшість з них передбачають багаторазове циклічне виконання алгоритму кластеризації зі збільшенням кількості кластерів та відкладанням на графіку обрахованих значень певних метрик.

Метод «ліктя» (elbow method) передбачає відкладанням, на графіку внутрішньої кластерної дисперсії (відстань від елементів кластеру до його центра) [28]. Зниження значення дисперсії до 0 відбувається при зрівнянні кількості кластерів з кількістю об'єктів у виборці. На проміжному етапі зниження дисперсії буде сповільнюватися – на графіку це відбувається в точці, яка називається «ліктем». На рис. 2 можливо побачити, що перегинання графіка відбувається на кластері № 4, і в нашому випадку це означає про наявність 4 характерних кольорів місцевості.

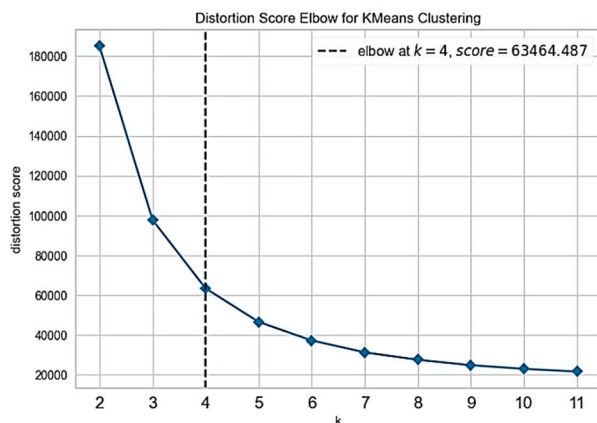


Рис. 2. Визначення кількості кластерів за методом «ліктя»

Calinski і Harabasz запропонували наступний критерій [12, 29]:

$$F = \frac{\text{trace}(B)/(k-1)}{\text{trace}(W)/(n-k)},$$

де  $B, W$  – матриця міжкластерних та внутрішньо-кластерних сум квадратів відстаней;

$k$  – кількість кластерів;

$n$  – кількість об'єктів кластеризації.

Максимальне значення буде вказувати на найбільш ймовірне число кластерів (рис. 3).

Розрахунки проведені за методами: коефіцієнту силуету (silhouette coefficient) (рис. 4); критерія Девіса і Болдіна (Davies-Bouldin score); Гаусової суміші розподілів (Gaussian mixture models) з Баєсовим інформаційним критерієм (BIC – Bayesian information criterion) та Gap Statistics (рис. 5), не виявили ознак, за якими можливо явно визначити кількість кластерів.

На рис. 6 визначені значення 4 характерних кольорів для кожного типу місцевості.

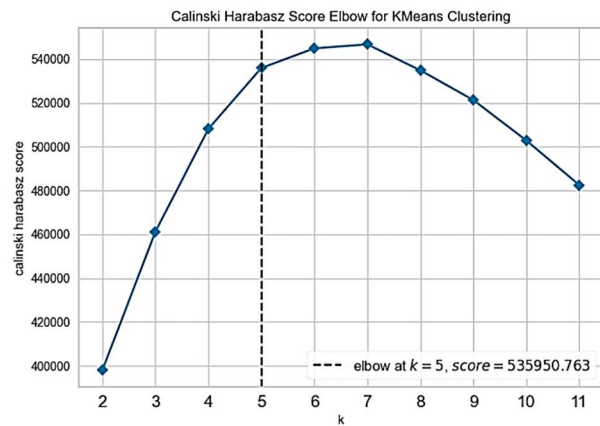


Рис. 3. Визначення кількості кластерів за методом Calinski і Harabasz

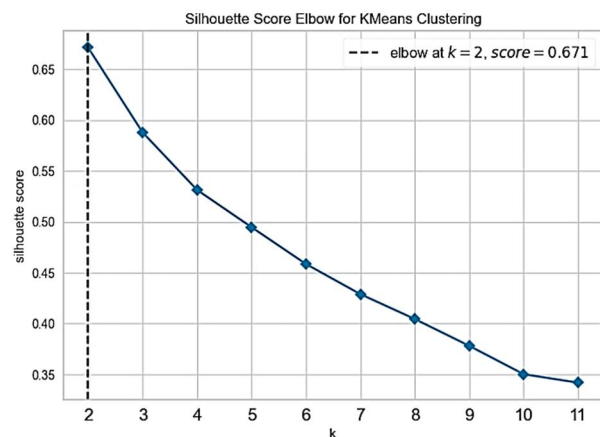


Рис. 4. Визначення кількості кластерів за методом silhouette coefficient

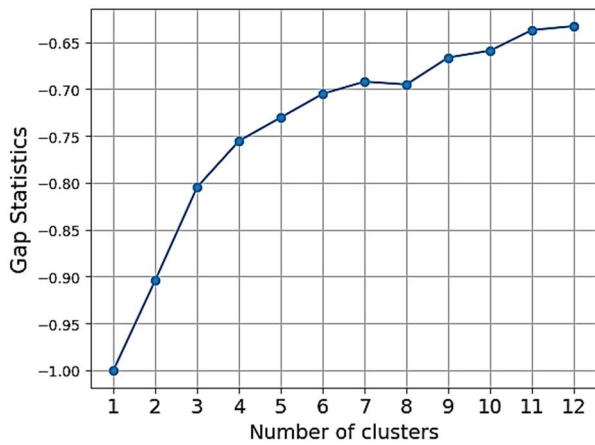


Рис. 5. Визначення кількості кластерів за методом Gap Statistics

Згенерований камуфляжний малюнок типу «цифровий піксель» з отриманих характерних кольорів та відсотку їх наявності на фотографії місцевості у вигляді матриці розміром 20x10 зображено на рис. 7. З рис. 7 візуально видно, що згенерований камуфляжний малюнок для степової місцевості подібний до камуфльованого розфарбування польової форми, яка знаходиться на забезпеченні ЗС України.

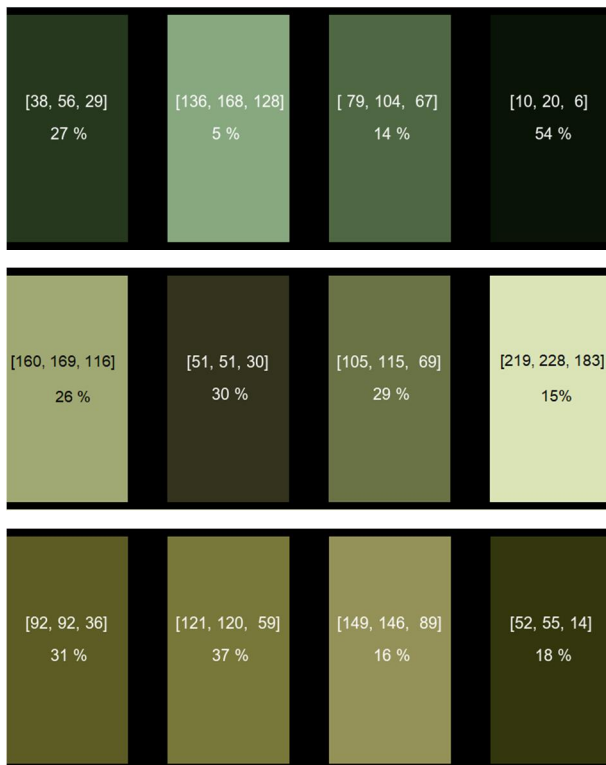
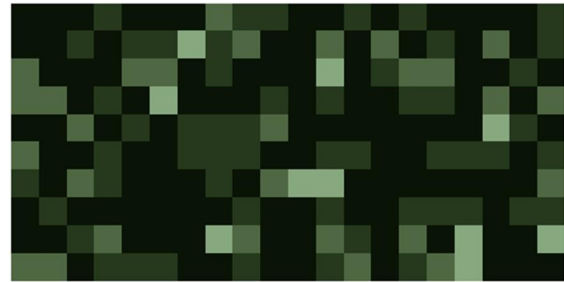


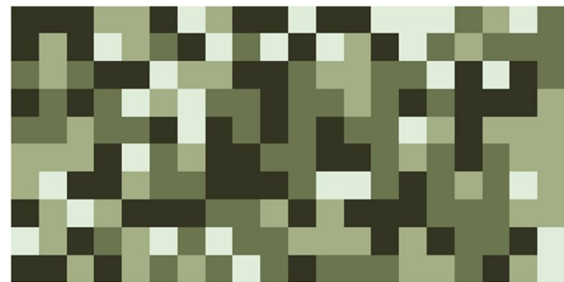
Рис. 6. Характерні кольори із їх значеннями в RGB-форматі та відсотком на зображенні (зверху вниз: діброва, сосновий бір, різнотравний степ)

У цій ситуації слід згадати слова Тімоті О'Нілла, який стверджував, що «пустельні візерунки камуфляжу погано працюють у лісистій місцевості,

а лісові візерунки погано працюють у пустелі» [30]. Тому з урахуванням того, що бойові дії ЗС України ведуть у лісах Чернігівщині, Київщини та Волині, виникла потреба у індивідуальних засобах маскувannya, призначених для дій на цій місцевості.



а



б



в

Рис. 7. Згенерований камуфляжний рисунок типу цифровий піксель з 4 кольорів: а – діброва, б – сосновий бір, в – різнотравний степ

## Висновки

У результаті проведених досліджень були описані підходи до визначення характерних кольорів місцевості.

Під час створення маскувальних засобів необхідно проаналізувати кольори усієї місцевості театру бойових дій. Також слід виконати військово-економічний аналіз доцільності створення однієї палітри маскувальних кольорів для всіх природних зон України та усіх пор року (крім зими) або розробляти декілька варіантів для кожної окремої умови. Як варіант: загальновійськовий комплект може мати єдине маскувальне забарвлення, а для Сил спеціальних операцій та розвідувальних підрозділів – розробляти окремо для кожного природного середовища та пори року.

З урахуванням того, що основою маскувальних засобів, крім кольору, також є його візерунок,

подальшим напрямом дослідження сплановано визначення (генерація) візерунка маскувального засобу та створення єдиного маскувального малюнка шляхом композиції візерунка із кольорами та проведення оцінювання ефективності отриманого маскувального засобу для території України [31].

### Список літератури

1. Tsybulia S.A., Aborin V.M., Nastishin Yu.A. Means of imitation of objects and military equipment as an important component of improving the survival of the troops. *The Second Karabakh War as a new generation warfare*. International scientific-practical conference. October 21-22 2021, War College of the Armed Forces of the Republic of Azerbaijan. С. 74–76.
2. HyperStealth Camouflage Patterns. URL: <https://www.hyperstealth.com/camouflagepatterns.html> (дата звернення: 30.10.2022).
3. Saab provides camouflage systems to France. URL: <https://www.saab.com/newsroom/press-releases/2022/saab-provides-camouflage-systems-to-france> (дата звернення: 30.10.2022).
4. Timothy O'Neill (camoufleur): URL: [https://en.wikipedia.org/wiki/Timothy\\_O'Neill\\_\(camoufleur\)](https://en.wikipedia.org/wiki/Timothy_O'Neill_(camoufleur)) (дата звернення: 30.10.2022).
5. Військовий стандарт ВСТ 01.106.001 – 2018 (01). Інженерне забезпечення. Система загальних тактико-технічних вимог до інженерного озброєння. Технічні вимоги до маскувальних засобів. Київ : МО України, 2018. 21 с.
6. O'Neill Timothy. Innovative camouflage measures for the United States Marine Corps. MARCORSYSCOM under Sverdrup technology agreement number 0965-36-01-C1. С. 36.
7. Hogervorst M.A., Toet A., Jacobs P. Design and evaluation of (urban) camouflage. *SPIE Proceedings*. 2010. DOI: 10.1117/12.850423 (дата звернення: 30.10.2022).
8. Yang X, Xu WD, Jia Q, Li L, Zhu WN. Research on extraction and reproduction of deformation camouflage spot based on generative adversarial network model. *Def Technol*. 2020. DOI: 10.1016/j.dt.2019.06.021 (дата звернення: 30.10.2022).
9. Хидеяки Чидзиива. Гармония цвета. Руководство по созданию цветовых комбинаций / пер. с англ. И.А. Бочков. Балашиха : Астрель, АСТ, 2003. 158 с.
10. Караева Н. В., Варава І. А. Еколого-економічна оптимізація виробництва: методи та засоби кластерного аналізу: методичні вказівки до виконання лабораторних робіт. Київ : НТУУ «КПІ», 2016. 36 с.
11. Анкур Пател. Прикладное машинное обучение без учителя с использованием Python : пер. с англ. А. Гузикевич. Київ: Діалектика, 2020. 432 с. ISBN: 978-617-7874-17-0.
12. Яцкив І., Гусарова І. Методы определения количества кластеров при классификации без обучения. *Transport and Telecommunication Journal*, Riga, 2003. Vol.4, № 1, С. 23–28.
13. Arbelaitz Olatz, Gurrutxaga Ibai, Muguerza Javier, Pérez Jesús M., Perona Iñigo, An extensive comparative study of cluster validity indices, *Pattern Recognition*. 2013. Том 46, Вып. 1. С. 243–256, DOI: 10.1016/j.patcog.2012.07.021 (дата звернення: 30.10.2022).
14. Фролов В.В., Слипенченко С.Е., Приходько О.Ю. Метод расчета числа кластеров для алгоритма k-means. *Экономика. Информатика*. 2020. № 47 (1): С. 213–225. DOI: 10.18413/2687-0932-2020-47-1-213-225 (дата звернення: 30.10.2022).
15. Клейнберг Дж., Тардос Е. Алгоритмы: разработка и применение. Классика Computers Science : пер. с англ. Е. Матвеева. СПб. : Питер, 2016. 800 с.
16. Feng Xuen, Shan Xu, Yue-Tong Luo, Wei Jia. Design of digital camouflage by recursive overlapping of pattern templates. *Neurocomputing*. 2015. № 172. С. 262–270. DOI: 10.1016/j.neucom.2014.12.108 (дата звернення: 30.10.2022).
17. Xiao W., Zhao Y., Gao X., Liao C., Huang S., Deng L. Implementation of Fuzzy C-Means (FCM) Clustering Based Camouflage Image Generation Algorithm. *IEEE Access*. 2021. № 9, С. 120203–120209, DOI: 10.1109/ACCESS.2021.3108803 (дата звернення: 30.10.2022).
18. Zun-yang Liu, Feng Ding, Ying Xu, Xu Han. Background dominant colors extraction method based on color image quick fuzzy c-means clustering algorithm. *Defence Technology*. 2021. Том 17, Вып. 5, С. 1782–1790, DOI: 10.1016/j.dt.2020.10.002. (дата звернення: 30.10.2022).
19. Sarlin P., Rönqvist S. Cluster Coloring of the Self-Organizing Map: An Information Visualization Perspective. *17th International Conference on Information Visualisation*, London, 2013. С. 532–538, DOI: 10.1109/IV.2013.72 (дата звернення: 30.10.2022).
20. Цибуля С.А., Черних І.В. Проблемні питання розроблення маскувальних сіток для потреб проведення операції Об'єднаних сил. *Створення та модернізація ОБТ в сучасних умовах* : матеріали ХХ науково-технічної конференції, м. Чернігів, 03-04 вересня 2020 р. ДНДІВСОБТ. Чернігів, 2020. С. 269–270.
21. В.Г. Волков. Цифровой фотоаппарат. СПб.: Сова, 2005. 93 с. ISBN 5-17-031806-5.
22. Douglas S.A., Kirkpatrick A.E. Model and representation: the effect of visual feedback on human performance in a color picker interface. *ACM Transactions on Graphics*. 1999. № 18 (2). С. 96–127. DOI: 10.1145/318009.318011 (дата звернення: 30.10.2022).
23. Bian P., Jin Y., Zhang N. Fuzzy c-means clustering based digital camouflage pattern design and its evaluation. *IEEE 10th International conference on signal processing proceedings, Beijing, China*. 2010, С. 1017–1020, DOI: 10.1109/ICOSP.2010.5655856 (дата звернення: 30.10.2022).
24. Jia Q., Xue H., Wang S., Ma C. *Design and Camouflage Effect of Facial Camouflage Pattern*, *IEEE International Conference on Advances in Electrical Engineering and Computer Applications, Dalian, China*. 2020. С. 768–772. DOI: 10.1109/AEESA49918.2020.9213453 (дата звернення: 30.10.2022).
25. MacQueen J. Some methods for classification and analysis of multivariate observations, *Proc. of the fifth Berkeley Symp. on Mathematical Statistics and Probability*, Том 1, № 14, 1967. С. 281–297.
26. Arthur D. Vassilvitskii S. k-means++: the advantages of careful seeding. *Society for Industrial and Applied Mathematics Philadelphia*. Proceedings of the eighteenth annual ACM-SIAM symposium on Discrete algorithms., PA, USA. 2007. С. 1027–1035. DOI: <https://dl.acm.org/doi/10.5555/1283383.1283494> (дата звернення: 30.10.2022).
27. Миркин Б.Г. Методы кластер-анализа для поддержки принятия решений: обзор. Москва : Изд. дом Национального исследовательского университета «Высшая школа экономики». 2011. 88 с.
28. Селуков Д.А., Шилов В.С. Нахождение оптимального числа кластеров «методом локтя». *Инновационные технологии: теория, инструменты, практика*. 2016. № 1. С. 107–111.



29. Calinski R.B., Harabasz J. A dendrite method for cluster analysis. *Comm. in Statistics*. 1974. № 3. 127 с.

30. Pentagon Accused of Wasting Up to \$28M on 'Inappropriate' Afghan Soldier Uniforms: URL: <https://www.nbcnews.com/news/world/pentagon-accused-wasting-28m-inappropriate-afghan-soldier-uniforms-n775081> (дата звернення: 30.10.2022).

31. Колос О., Демидчик Ф. Деякі методичні підходи до військово-економічної оцінки фортифікаційного обладнання позицій, районів розташування підрозділів, *Військово-технічний збірник*. № 23. 2020. С. 22–26. DOI: 10.33577/2312-4458.23.2020.22-26.

## Reference

1. Tsybulia S.A., Aborin V.M. and Nastishin Yu.A. (2021), Means of imitation of objects and military equipment as an important component of improving the survival of the troops. International scientific-practical conference, *The Second Karabakh War as a new generation warfare*, October 21-22 2021. War College of the Armed Forces of the Republic of Azerbaijan, pp. 74–76.

2. HyperStealth Camouflage Patterns. URL: <https://www.hyperstealth.com/camouflagepatterns.html> (Accessed 30 October 2022).

3. Saab provides camouflage systems to France. URL: <https://www.saab.com/newsroom/press-releases/2022/saab-provides-camouflage-systems-to-france> (Accessed 30 October 2022).

4. Timothy O'Neill (camoufleur): URL: [https://en.wikipedia.org/wiki/Timothy\\_O'Neill\\_\(camoufleur\)](https://en.wikipedia.org/wiki/Timothy_O'Neill_(camoufleur)) (Accessed 30 October 2022).

5. Viiskoviy standart. (2018), VST 01.106.001 – 2018 (01). “Inzhenerne zabezpechennia. Systema zahalnykh taktyko-tekhnichnykh vymoh do inzhenernoho ozbroiennia. Tekhnichni vymohy do maskovalnykh zasobiv” [Engineering support. System of general tactical and technical requirements for engineering weapons. Technical requirements for camouflage means]. Kyiv. [in Ukrainian].

6. O'Neill Timothy. Innovative camouflage measures for the United States Marine Corps. *MARCORSYSCOM under Sverdrup technology agreement number 0965-36-01-C1*.

7. Hogervorst M.A., Toet A. and Jacobs P. (2010), Design and evaluation of (urban) camouflage. *SPIE Proceedings*. DOI: 10.1117/12.850423 (Accessed 30 October 2022).

8. Yang X, Xu WD, Jia Q, Li L and Zhu WN. (2020), Research on extraction and reproduction of deformation camouflage spot based on generative adversarial network model. *Def Technol*. DOI: 10.1016/j.dt.2019.06.021 (Accessed 30 October 2022).

9. Khydeiaky Chydyzyva. (2003), “Harmoniya tsveta. Rukovodstvo po sozdaniyu tsvetovykh kombynatsiy” [Color harmony. Color Combination Guide] : Translated from English by Y.Bochkov. Balashykh: Astrel, AST. [in Russian].

10. Karaieva N.V. and Varava I.A. (2016), “Ekoloho-ekonomichna optymizatsiia vyrobnytstva: metody ta zasoby klasterneho analizu: metodychni vkazivky do vykonannia laboratornykh robot” [Ecological and economic optimization of production: methods and means of cluster analysis: methodical instructions for performing laboratory work]. Kyiv : NTUU «KPI». [in Ukrainian].

11. Ankur A. Patel. (2020), “Prykladnoe mashynnoe obucheniye bez uchytelia s yspolzovanyem Python” [Applied Unsupervised Machine Learning using Python.]. Kyiv: Dialektyka. ISBN: 978-617-7874-17-0. [in Russian].

12. Yatskyv Y. and Husarova L. (2003), “Metody opredeleniya kolychestva klasterov pry klassyfykatsyy bez obucheniya” [Methods for determining the number of clusters in classification without training]. *Transport and Telecommunication Journal*, Riga. Vol.4 no. 1. pp. 23–28. [in Russian].

13. Arbelaitz Olatz, Gurrutxaga Ibai, Muguerza Javier, Pérez Jesús M. and Perona Iñigo (2013), An extensive comparative study of cluster validity indices. *Pattern Recognition*, Vol. 46 Issue 1, pp. 243–256, DOI: 10.1016/j.patcog.2012.07.021 (Accessed 30 October 2022).

14. Frolov V.V., Slipchenko S.E. and Prikhodko O.Yu. (2020), “Metod rascheta chisla klasterov dlya algoritma k-means” [Clusters number calculating method for the k-means algorithm]. *Economics. Information technologies*. no. 47 (1). pp. 213–225. DOI: 10.18413/2687-0932-2020-47-1-213-225 (Accessed 30 October 2022). [in Russian].

15. Kleinberh Dzh. and Tardos E. (2016), “Alhorytmy: razrabotka y prymeneniye” [Algorithms: development and application]. *Klasyka Computers Science* : Translated from English by E. Matveeva. SPb. [in Russian].

16. Feng Xuen, Shan Xu, Yue-Tong Luo and Wei Jia. (2015), “Design of digital camouflage by recursive overlapping of pattern templates”. *Neurocomputing*. no. 172. pp. 262–270. DOI: 10.1016/j.neucom.2014.12.108 (Accessed 30 October 2022).

17. Xiao W., Zhao Y., Gao X., Liao C., Huang S. and Deng L. (2021), “Implementation of Fuzzy C-Means (FCM) Clustering Based Camouflage Image Generation Algorithm”. *IEEE Access*, Vol. 9. pp. 120203–120209, DOI: 10.1109/ACCESS.2021.3108803 (Accessed 30 October 2022).

18. Zun-yang Liu, Feng Ding, Ying Xu and Xu Han. (2021), “Background dominant colors extraction method based on color image quick fuzzy c-means clustering algorithm”. *Defence Technology*, Vol. 17 Issue 5. pp. 1782–1790, DOI: 10.1016/j.dt.2020.10.002 (Accessed 30 October 2022).

19. Sarlin P. and Rönnqvist S. (2013), “Cluster Coloring of the Self-Organizing Map: An Information Visualization Perspective”. *17th International Conference on Information Visualisation*, London, UK, pp. 532–538. DOI: 10.1109/IV.2013.72 (Accessed 30 October 2022).

20. Tsybulia S.A. and Chernykh I.V. (2020), “Problemni pytannia rozroblennia maskovalnykh sitok dlia potreby provedennia Operatsii Obiednanykh syl” [Problematic issues of the development of camouflage nets for the needs of the Joint Forces Operation]. *Zbirnyk naukovo-tekhnichnoi konferentsii «Stvorennia ta modernizatsiia OVT v suchasnykh umovakh»*, Chernihiv: DNDIVSOVT, 03-04 September 2020. pp. 269–270. [in Ukrainian].

21. Volkov V.H. (2005), “Tsyfrovoi fotoapparat” [Digital camera]. SPb. ISBN 5-17-031806-5. [in Russian].

22. Douglas S.A. and Kirkpatrick A.E. (1999), “Model and representation: the effect of visual feedback on human performance in a color picker interface”. *ACM Transactions on Graphics*. Vol. 18 (2). pp. 96–127. DOI: 10.1145/318009.318011 (Accessed 30 October 2022).

23. Bian P., Jin Y. and Zhang N.-r. (2010), Fuzzy c-means clustering based digital camouflage pattern design and its evaluation. *IEEE 10th International conference on signal processing proceedings*, Beijing, China, 2010. pp. 1017-1020. doi: 10.1109/ICOSP.2010.5655856. [Accessed 30 October 2022].

24. Jia Q., Xue H., Wang S. and Ma C. (2020), Design and Camouflage Effect of Facial Camouflage Pattern. *IEEE International Conference on Advances in Electrical Engineering*

and Computer Applications, Dalian, China, 2020, pp. 768-772. doi: 10.1109/AECSA49918.2020.9213453. (Accessed 30 October 2022).

25. MacQueen J. (1967), Some methods for classification and analysis of multivariate observations. *Mathematical Statistics and Probability*, Proc. of the fifth Berkeley Symp. Vol. 1, no. 14. pp. 281–297.

26. Arthur D. and Vassilvitskii S. (2007), k-means++: the advantages of careful seeding. *Discrete algorithms*, Proceedings of the eighteenth annual ACM-SIAM symposium, Society for Industrial and Applied Mathematics Philadelphia, PA, USA. pp. 1027–1035. DOI: <https://dl.acm.org/doi/10.5555/1283383.1283494>. (Accessed 30 October 2022).

27. Myrkyn B.H. (2011), “Metody klaster-analyza dlia podderzhky pryniatya reshenyi: obzor” [Cluster analysis methods for decision support: a review]. Moskva : Yzdatelskyi dom Natsyonalnoho yssledovatel'skoho unyversyteta «Vysshshaia shkola ekonomyky» [in Russian].

28. Selukov D.A. and Shilov V.S. (2016), “Nahozhdenie optimal'nogo chisla klasterov "metodom loktja” [Finding the optimal number of clusters by method «elbow»]. *Innovacionnye tehnologii: teoriya, instrumenty, praktika*. no 1 (016). pp. 107–111. [in Russian].

29. Calinski R.B. and Harabasz J. (1974), A dendrite method for cluster analysis. *Comm. in Statistics*, no. 3. p. 127.

30. Pentagon Accused of Wasting Up to \$28M on ‘Inappropriate’ Afghan Soldier Uniforms. URL: <https://www.nbcnews.com/news/world/pentagon-accused-wasting-28m-inappropriate-afghan-soldier-uniforms-n775081> (Accessed 30 October 2022).

31. Kolos O. and Demidchuk F. (2020), “Deiaki metodychni pidkhody do voienno-ekonomichnoi otsinky fortyfikatsiinoho obladdannia pozystsii, raioniv roztashuvannia pidrozdiliv” [Some methodical approaches to the military-economic assessment of fortification equipment of positions, areas where units are located]. *Military Technical Collection*, № 23, С. 22–26. DOI: 10.33577/2312-4458.23.2020.22-26. [in Ukrainian].

## DETERMINATION OF THE CHARACTERISTIC COLORS OF THE TERRAIN IN THE DEVELOPMENT OF CAMOUFLAGE MEANS

S. Tsybulia

Color and pattern are integral parts of the visual characteristics of camouflage. These means, taking into account the experience of military operations during the Russian-Ukrainian war, can significantly increase the survivability and safety of personnel, weapons and military equipment, by eliminating the characteristic unmasking signs of these military facilities and hiding them on vegetative, desert-steppe, snowy and urbanized areas background.

The paper considers the first stage in the design of camouflage means of concealment - the identification of the characteristic colors of the area. The identification of characteristic colors is proposed to be carried out using clustering related to unsupervised machine learning methods. The number of clusters determines the number of colors that will be displayed on the masking surface.

It was determined that it is advisable to analyze terrain images stored in the digital JPEG format, and the colors are represented in the RGB additive color model.

When conducting research, such a clustering method for image analysis as k-means was used, which has an advantage over other clustering methods in ease of implementation, unpretentiousness in resources and sufficient computational speed. Other clustering methods, such as hierarchical or density-based, have not proven to be suitable for image clustering. The comparison was made with the most common clustering methods: c-means, DBSCAN, OPTICS, agglomerative, spectral biclustering, etc.

Various algorithmic approaches to choosing the number of clusters were tested, according to the results of the experiments, the “elbow” method was chosen as the most optimal one.

Mathematical algorithms were taken from open sources, their implementation was carried out using common software libraries for machine learning of the Python programming language.

The results of the work made it possible to choose mathematical algorithms for determining the number of colors of camouflage means of concealment. This will allow to analyze the terrain of all natural zones of Ukraine and design effective camouflage coverings for the Armed Forces of Ukraine.

**Keywords:** concealment camouflage, cluster analysis, dominant color, color palette, camouflage terrain properties, camouflage, camouflage pattern.