

**Поліщук С.М.**

Український науково-дослідний інститут спеціальної техніки  
та судових експертиз Служби безпеки України

## ОГЛЯД МЕТОДІВ ДЕТЕКТУВАННЯ ЗАМАСКОВАНИХ ОБ'ЄКТІВ У КОНТЕКСТІ ВІЗУАЛЬНОЇ СХОЖОСТІ З ФОНОМ

Стаття присвячена дослідженню сучасних методів виявлення замаскованих об'єктів (COD – Camouflage Object Detection), які мають високий ступінь подібності з навколишнім середовищем, що істотно ускладнює їх ідентифікацію традиційними алгоритмами комп'ютерного зору. У статті розкрито сутність феномену камуфляжу, як способу приховування текстурних та спектральних характеристик об'єкта на фоні сцени, а також охарактеризовано основні виклики, пов'язані з його виявленням. Визначено, що ключовою проблемою COD є мінімальний контраст між об'єктом і фоном, що потребує залучення складних методів аналізу текстури, кольору, руху та просторово-структурних зв'язків. З'ясовано, що застосування методів машинного навчання, включаючи глибокі нейронні мережі, значно покращує точність виявлення завдяки здатності обробляти великі обсяги зображень із прихованими закономірностями, що є недоступними для класичних підходів. У статті проаналізовано широкий спектр підходів, зокрема алгоритми на основі HSV-GLCM, метрики структурної подібності (WSSIM), моделей оптичного потоку, Gaussian Mixture Models (GMM), а також гібридні фреймворки, які поєднують статистичне моделювання та глибоке навчання. Установлено, що ефективність методів залежить від типу сцени (статична чи динамічна), середовища (природне чи штучне), а також від доступності мультимодальних даних (тепловізійних, гіперспектральних, глибинних). Також висвітлено тенденції інтеграції COD з іншими задачами комп'ютерного зору, зокрема сегментацією та трекінгом об'єктів, що дозволяє покращити адаптивність систем у реальних умовах. Окреслено, що перспективним напрямом є створення багаторівневих систем з елементами уваги, мапуванням привабливості та використанням семантичних ознак. Представлені дані доводять, що ефективне виявлення замаскованих об'єктів можливе лише за умови комплексного підходу з урахуванням характеристик сцени, типу об'єкта та контексту застосування. Таким чином, дослідження проливає світло на нові напрями розвитку автоматизованих систем COD у військовій справі, екологічному моніторингу, безпекових технологіях та робототехніці.

**Ключові слова:** виявлення замаскованих об'єктів, глибоке навчання, комп'ютерний зір, демаскування, методології розпізнавання.

**Постановка проблеми.** Методи виявлення замаскованих об'єктів (COD – Camouflaged Object Detection) становлять ключовий напрямок у сфері комп'ютерного зору. Основна мета цих підходів полягає у розробці алгоритмічних рішень, які забезпечують високоточну ідентифікацію об'єктів. Практична реалізація алгоритмів виявлення об'єктів стає складною у реалізації для традиційних підходів обробки зображень завдяки високій степені схожості об'єктів з фоновими зображеннями. На відміну від традиційного виявлення «помітних» об'єктів, яке ґрунтується на виділенні особливостей, котрі привертають увагу, COD вирішує проблему розпізнавання об'єктів, які спеціально приховують свою присутність, імітуючи текстури, візерунки та кольори навколишнього середовища. Таке візуальне маскуванню, що зазвичай спостерігається

як у природних екосистемах (наприклад, камуфляж тварин для уникнення хижаків), так і в інженерних сценаріях (наприклад, військові методи маскуванню), ускладнює розпізнавання об'єктів через мінімальний контраст між об'єктом і фоном. З точки зору сприйняття, COD використовує принципи візуального сприйняття і психофізики, що передбачає інтеграцію різномасштабних семантичних сигналів і низькорівневих текстурних невідповідностей для забезпечення точної сегментації.

У нещодавніх дослідженнях, таких як Search Identification Network (SINet), дослідниками було запропоновано спеціалізовані архітектури глибокого навчання, призначені для покращення процесу розпізнавання об'єктів у сценаріях маскуванню [1], проте ці моделі залишаються обмеженими через різноманітність наборів даних,

здатність до узагальнення та інтерпретації. Всі дослідження в галузі COD можна розділити на дві основні категорії: розробка камуфляжних візерунків і виявлення камуфляжу (також відоме як демаскування) [2]. Методи демаскування зосереджені на ізоляції об'єкта на передньому плані від складного, багатого на текстуру фону і мають значну цінність у практичному застосуванні – від розпізнавання ворога на полі бою до локалізації дефектів у промисловому контролі та виявлення підривок у логістиці.

Незважаючи на прогрес, COD все ще залишається проблематичним через притаманну візуальним ознакам неоднозначність і тенденцію замаскованих цілей зливатися з навколишнім середовищем. Крім того, більшість існуючих рішень не здатні працювати в динамічному середовищі, де необхідно враховувати маскування руху. Тому стає необхідною вивчення та розробка вдосконалених, узагальнюючих і чітких моделей, які включають як просторову, так і часову інформацію для покращення ефективності COD в різних сферах застосування.

**Аналіз останніх досліджень і публікацій.** Зростаючий інтерес до проблеми виявлення замаскованих об'єктів пояснюється складністю їхньої ідентифікації у різноманітних середовищах. Взаємозв'язок між об'єктами та їхнім фоном ускладнює процес детектування, що ставить перед науковцями завдання розробки нових методів аналізу та алгоритмічних рішень. Виявлення таких об'єктів потребує глибокого розуміння механізмів маскування та впровадження передових технологій розпізнавання. Створення комплексних наборів даних виявилось корисним для розширення можливостей дослідження COD. В роботі [3] дослідники представили набір даних COD10K, який включає 10000 ієрархічно анотованих зображень з 78 категорій замаскованих об'єктів, включаючи водні, наземні, повітряні зразки. Цей набір даних містить багаторівневі розшифровки, які включають категоріальну класифікацію, локалізацію обмежувальних рамок, сегментацію на рівні об'єктів та ідентифікацію на рівні екземплярів, тим самим полегшуючи різноманітні застосування комп'ютерного зору, включаючи семантичне виявлення країв та парадигми навчання з перенесенням даних.

Методології розпізнавання візуального камуфляжу продемонстрували значний прогрес завдяки інтеграції архітектур глибокого навчання. Розробники в [4] запропонували фреймворк SINet, який використовує механізми пошукової

ідентифікації в поєднанні з модулями фокусування уваги для покращення можливостей дискримінації ознак. Цей підхід показує високу ефективність в обробці складних текстурних варіацій, але має обчислювальні обмеження в додатках реального часу через необхідність багатоступінчастої обробки.

Алгоритми виявлення на основі інтенсивності кольору були широко досліджені на предмет їхньої обчислювальної ефективності та інтерпретованості. Дослідники в [5] розробили методи сегментації на основі інтенсивності, які використовують аналіз хроматичного розподілу, щоб відрізнити замасковані об'єкти від елементів фону. Хоча ці методи пропонують швидкі методи обробки і зменшують обчислювальне навантаження, вони вразливі до варіацій освітлення і хроматичної схожості між об'єктами і фоном.

Інваріантні матриці узгодження центрального моменту представляють складний підхід до виявлення камуфляжу за допомогою аналізу геометричних характеристик. В [6] запропоновано дескриптори на основі моментів, які згодом були адаптовані дослідниками в [7] для розпізнавання замаскованих об'єктів. Ці методи є стійкими до обертальних і масштабних перетворень, але стикаються з труднощами при роботі з об'єктами, що сильно деформуються, і складними сценаріями оклюзії.

Для подолання статистичної невизначеності при виявленні камуфляжу застосовуються байєсівські класифікаційні системи, що використовують моделі гауссових міксів (GMM – Gaussian Mixture Models). Дослідниками в [8] проведено розробку теоретичних основ класифікації на основі GMM, а нещодавні дослідження в роботі [9] виявили їхню ефективність в обробці ймовірнісних зв'язків між об'єктом і фоном. Ці методи добре справляються з кількісною оцінкою невизначеності і моделюванням мультимодального розподілу, але при цьому потребують значного обсягу навчальних даних і чутливі до ініціалізації параметрів моделі.

Аналіз оптичного потоку для виявлення камуфляжу руху набув значної популярності в розумінні динамічних сцен. Дослідники в [10] застосували обчислення оптичного потоку, яке пізніше було адаптовано в роботі [11] для ідентифікації камуфляжу руху. Цей підхід ефективно виявляє тимчасово замасковані об'єкти за допомогою аналізу даних поля швидкості, але має проблеми зі статичними сценаріями маскування і тому потребує безперервної часової інформації.

Алгоритми низхідного розпізнавання об'єктів на основі максимізації очікування (ЕМ – expectation-maximization) були розроблені для вирішення проблеми ієрархічного навчання ознак у замаскованому середовищі. Дослідники в [12] заклали теоретичні основи ЕМ, а сучасні програми в роботі [13] підтвердили їхню корисність в ітеративному вдосконаленні ознак для виявлення замаскованих об'єктів. Ці методи забезпечують надійні статистичні висновки, але потерпають від проблем збіжності локальних оптимумів та обчислювальної складності у високорозмірних просторах ознак.

Кольоровий простір HSV (Hue, Saturation, Value) та методи сегментації на основі матриці співпадінь сірого рівня (GLCM – Gray-Level Co-occurrence Matrix) широко досліджувалися для виявлення камуфляжу з урахуванням текстури. Дослідники в [14] представили GLCM для аналізу текстури, тоді як недавні розробки в [15] поєднали кольорове представлення HSV з функціями GLCM для покращеної сегментації камуфляжу. Цей підхід ефективний для розпізнавання текстур і кольороінваріантної обробки, але має обмеження в роботі зі складними умовами освітлення та потребує ретельного налаштування параметрів.

Методи зваженого індексу структурної подібності (WSSIM – Weighted Structural Similarity Index) були розроблені для розпізнавання замаскованих текстур за допомогою оцінки перцептивної подібності. Дослідниками в роботі [16] представлено концепцію структурної подібності, яка згодом була вдосконалена [17] для розпізнавання замаскованих зображень за допомогою зважених показників подібності. Ці методи забезпечують перцептивно значущі міри подібності та є стійкими до шумового впливу, але стикаються з проблемами, пов'язаними з варіаціями масштабу, і потребують обчислювально інтенсивних розрахунків подібності.

Незважаючи на значний методологічний прогрес, сучасні дослідження COD стикаються з постійними проблемами, включаючи обмеження масштабу набору даних, вимоги до обробки в реальному часі та узагальнення в різних умовах навколишнього середовища.

**Постановка завдання.** Метою цього дослідження є всебічне вивчення та цілеспрямоване дослідження методів виявлення замаскованих об'єктів (COD). Дослідження зосереджене на аналізі та систематизації низки існуючих методів COD, включаючи методи, які орієнтовані на

аналіз просторових та кольорових ознак, алгоритмічні рішення із застосуванням математичних та інваріантних параметрів та підходи, орієнтовані на аналіз рухомих або структурно складних елементів. Постановка цього завдання зумовлена необхідністю оцінити ефективність, обмеження та адаптивність кожного методу до реальних умов зі складним візуальним фоном. Це створює основу для розробки надійних, узагальнюючих та контекстно-залежних алгоритмів виявлення замаскованих об'єктів як у статичних, так і в динамічних сценах.

**Виклад основного матеріалу.** Для глибокого розуміння можливостей і обмежень існуючих методів виявлення замаскованих об'єктів (COD) необхідно провести всебічний аналіз фундаментальних підходів, що застосовуються в цій галузі на сьогоднішній день. Виявлення замаскованих об'єктів – це завдання ідентифікації об'єктів, які мають візуальну схожість з навколишнім середовищем, що робить їх ідентифікацію за допомогою звичайних методів комп'ютерного зору нетривіальною задачею. Складність виникає через мінімальний текстурний контраст, неоднозначність фону і переднього плану та низьку видимість країв, що робить традиційні системи виявлення і сегментації неоптимальними. Як наслідок, спостерігається сплеск розвитку нових парадигм виявлення, спеціально розроблених для маскування в різних сферах застосування, таких як військова розвідка, моніторинг дикої природи, дистанційне зондування та автономні системи, що працюють в неструктурованому середовищі.

Однак сучасні моделі часто зазнають труднощів при узагальненні наборів даних з неоднорідними умовами маскування або складними природними сценами. Для подальшої розробки більш надійних і узагальнюючих алгоритмів необхідно систематично оцінювати існуючі методології, виявляти повторювані режими збоїв і з'ясовувати ключові детермінанти ефективності за різних умов навколишнього середовища і операційних обмежень.

Один з найперших методів, що має біологічне походження, відомий під назвою «візуальний камуфляж», який базується на принципах, що спостерігаються в природі, зокрема серед тварин, які мають адаптивні здібності до забарвлення. Ці види можуть змінювати морфологію та забарвлення свого тіла, щоб уникнути виявлення хижаками або здобиччю, використовуючи обмеження систем візуального сприйняття. Цей метод робить акцент на аналізі геометрії об'єкта –

зокрема, опуклих і ввігнутих особливостей поверхні – з використанням операторів обробки зображень, таких як оператор Дарга, який особливо ефективний для виділення тонких викривлень поверхні.

Суть цього методу полягає в тому, що він використовує властивості опуклості розподілів інтенсивності сірого кольору на зображенні. На відміну від традиційних алгоритмів виявлення країв, які покладаються виключно на інформацію про високочастотний градієнт, аналіз на основі опуклості виявляє замасковані цілі на основі припущення, що природне освітлення створює характерні патерни затінення на тривимірних вигнутих поверхнях [18]. Цей метод ґрунтується на принципі контрзатінення Тайєра – добре задокументованому біологічному явищі, в якому деякі тварини розвивають градієнтну пігментацію, щоб протидіяти природному світлу і приховувати свою тривимірну форму. З обчислювальної точки зору це означає, що виявлення опуклостей на сірих зображеннях може слугувати ключовим індикатором для ідентифікації замаскованих об'єктів, особливо коли топологія їхньої поверхні викликає помітні ознаки затінення.

Такий метод особливо корисний в умовах, коли об'єкт має неоднорідну тривимірну геометрію, наприклад, заглиблення або випуклі поверхні. Він має значний потенціал у статичних сценаріях, таких як повітряне спостереження або стоп-кадр розвідка, де відсутність часових даних робить більший акцент на просторових ознаках. Однак залежність методу від опуклості поверхні і затінення означає, що його ефективність може погіршитися в динамічно освітленому середовищі або там, де модель освітлення є непослідовною.

Другим відомим підходом є метод виявлення маскування на основі кольору та інтенсивності. Цей метод використовує хроматичну інформацію та інформацію про яскравість для розрізнення переднього плану (замаскованого об'єкта) і фону, виходячи з припущення, що камуфляж використовує не лише геометричну, але й спектральну подібність. Одна з фундаментальних проблем у цьому підході виникає через майже однакову інтенсивність кольору між об'єктом і фоном, що приховує межі об'єкта [19]. Метод поділяє камуфляж на два типи: темний камуфляж, коли об'єкт має нижчі значення інтенсивності і зливається з тінювими ділянками, і світлий камуфляж, коли об'єкт має вищі значення інтенсивності,

що ускладнює його виділення на фоні яскравого оточення.

Для підвищення ефективності виявлення в цьому методі використовуються нормалізовані координати кольоровості та нормалізація інтенсивності, що дозволяє системі усунути нерелевантні варіації яскравості і зосередитися на відносних відмінностях у кольорі. Завдяки використанню моделі інтенсивності затінення та алгоритмів класифікації на рівні пікселів стає можливим виокремлення областей переднього плану з підвищеною точністю. Однак підхід залишається чутливим до екстремальних умов освітлення, таких як різкі тіні або переекспозиція, які можуть спотворити розподіл інтенсивності і вплинути на точність класифікації.

Однією з переваг методу на основі інтенсивності кольору є його адаптивність як до статичних, так і до динамічних середовищ. Якщо застосовувати його до відеопотоків, можна інтегрувати часову фільтрацію та компенсацію руху для покращення виявлення на послідовних кадрах. Крім того, включення інформації про просторові межі, виявлення кутів і сигналів орієнтації градієнта може ще більше підвищити надійність, особливо на зашумленому або неоднорідному фоні. Проте, залежність від інформації про колір робить його менш ефективним у монохроматичних або слабоосвітлених середовищах, де диференціація кольорів за своєю природою обмежена.

Одним з підходів, що враховує умови навколишнього середовища та характеристики зображення передбачає використання матриць співпадіння у поєднанні з інваріантними центральними моментами. Ця методика ґрунтується на аналізі просторової структури текстури в межах сегментованих областей зображення. В основі методики лежить розбиття вхідного зображення на квадратні блоки рівного розміру, котрі не перетинаються. У межах кожного блоку обчислюються інваріантні центральні моменти – зазвичай до 10-го порядку, що забезпечує статистичне представлення, яке залишається послідовним при таких перетвореннях, як масштабування та обертання. Ці дескриптори допомагають кількісно оцінити особливості текстури і є особливо цінними для виділення тонких невідповідностей в однорідних областях зображення [20]. Для виявлення замаскованих областей алгоритм виконує екстракцію поверхні, яка, по суті, фіксує взаємозв'язки текстури в межах локальних областей. Після обчислення дескрипторів тек-



стури та моменту, застосовується кластерний аналіз для виділення аномальних блоків. Після цього виконується сегментація поверхні рельєфу, яка уточнює локалізацію ймовірних замаскованих об'єктів, аналізуючи градієнти та межі в межах кластерних сегментів.

Цей метод має високу точність, навіть якщо замасковані ділянки розташовуються рідко і займають менше 4% від загальної площі зображення. Він особливо ефективний у статичних середовищах з помірною однорідністю поверхні. Однак його ефективність значно погіршується в сценаріях, де маскування займає більшу частину сцени, або коли сама текстура фону дуже нерівномірна або динамічна. Крім того, цей метод погано справляється з перекриттям або множинними дефектами в одній області зображення, що обмежує його застосування при обробці відео в реальному часі або зашумлених відеозаписів.

Інший статистичний підхід, який часто застосовується в COD, базується на байєсівській класифікації в поєднанні з моделями гауссових міксів (GMM – Gaussian Mixture Models) для моделювання фону. Цей метод часто використовується в системах відеоспостереження і розвідки, де розділення переднього і заднього планів є необхідною умовою для виявлення об'єктів. Основне припущення полягає в тому, що фон можна статистично змодельовати як суміш гауссових розподілів, кожен з яких представляє зміни кольору в певній точці пікселя в часі. Байєсівський інтерпретатор використовується для класифікації нових спостережень як переднього чи заднього плану на основі цієї ймовірнісної моделі. Перевага цього методу полягає в його пристосованості до повільної зміни фону та стійкості до незначних змін освітлення. Усереднюючи послідовні відеокадри, алгоритм ефективно подавляє шум і зменшує вплив перехідних рухів, тим самим покращуючи видимість рухомих або статичних замаскованих об'єктів. Однак його ефективність обмежена у випадках, коли об'єкт на передньому плані має схожі хроматичні характеристики з фоном, що часто трапляється в сценаріях маскування. У таких випадках визначення оптимального порогу для сегментації переднього плану стає складним завданням, оскільки кольорові ознаки втрачають свою дискримінаційну силу. Крім того незважаючи на те, що цей підхід досить добре працює в динамічних середовищах з поступовими змінами фону, він менш придатний для середовищ з різкими змінами або коли

об'єкт залишається статичним протягом тривалого часу. Тимчасове усереднення може ненавмисно поглинути замаскований об'єкт у модель фону, зробивши його невидимим.

Серед різноманітних підходів, розроблених для зменшення ускладнень при виявленні таких замаскованих об'єктів, можна виділити дві основні категорії: виявлення на основі руху з використанням моделей оптичних потоків і низхідні інформаційно-керовані системи, засновані на алгоритмі максимізації очікування (ЕМ – Expectation Maximization). Кожен метод має свої механізми, переваги і обмеження в застосуванні, особливо в різних умовах навколишнього середовища і динаміки об'єкта.

Виявлення маскування руху за допомогою моделей оптичного потоку – це метод, який використовує часові зміни в послідовності зображень для ідентифікації об'єктів, що зливаються з фоном. Особливо цінним такий підхід є в динамічних сценах, де відносний рух об'єктів, навіть якщо вони візуально не відрізняються від фону, генерує помітні патерни в полі швидкості. На відміну від традиційних алгоритмів виявлення руху, таких як розрізнення кадрів, моделі гауссових міксів (GMM) або кодові моделі, які значною мірою покладаються на контраст кольору та інтенсивності, оптичні моделі потоку чутливі до градієнтів руху, що робить їх більш придатними для сценаріїв із замаскованими рухомими цілями. Основний принцип полягає в обчисленні щільних полів оптичного потоку між послідовними кадрами для оцінки векторів зміщення пікселів, таким чином сегментуючи області, що виявляють когерентні патерни руху [21]. Однак цей метод має ряд обмежень, особливо в шумному середовищі, де невеликі збурення фону або нестабільність датчика можуть спотворювати поле швидкості, що призводить до помилкових спрацьовувань або помилок сегментації. Крім того, метод менш ефективний у статичних сценах або за наявності дуже повільних рухів, коли вектори потоку стають нерозрізненими з шумом.

На противагу цьому, системи виявлення об'єктів, що базуються на низхідній інформації, особливо ті, що інтегрують алгоритм максимізації математичного очікування (ЕМ), використовують принципово іншу стратегію. Ці методи призначені для включення попередніх знань про структуру цілі, просторове розташування та контекстні залежності в процес виявлення об'єктів. На відміну від висхідних підходів, які покладаються виключно на локальні особливості на рівні

пікселів, низхідний метод ЕМ моделює об'єкт на передньому плані шляхом ітеративного оцінювання латентних змінних, які представляють присутність об'єкта, використовуючи просторові, ієрархічні та спектральні особливості зображення. У цій структурі алгоритм ЕМ працює шляхом чергування кроку очікування, на якому обчислюються апостеріорні ймовірності належності об'єкта на основі поточних параметрів моделі, і кроку максимізації, під час якого параметри моделі оновлюються, що максимізує вірогідність спостережуваних даних з урахуванням цих ймовірностей. Включення контекстних підказок «зверху вниз» підвищує надійність виявлення, особливо в зашумлених або напівструктурованих середовищах, де переважає маскування.

Цей метод має значні перспективи в таких сферах, як візуальне спостереження, де система повинна відрізнити цілі на передньому плані від складного і часто візуально оманливого фону. Наприклад, підхід на основі ЕМ може адаптивно моделювати фон у часі, що дозволяє виділяти замасковані об'єкти навіть тоді, коли їхні візуальні характеристики частково збігаються зі статистикою фону. Однак його ефективність знижується, коли значні частини об'єкта не мають достатнього контрасту або закриті, що знижує якість просторових попередніх зображень, які використовуються для сегментації. Крім того, в динамічних сценах ефективність методу залежить від часової стабільності моделювання фону і може потребувати додаткового аналізу руху для підвищення надійності.

Для вирішення проблеми з низькою міжкласовою дисперсією та мінімальним контрастом між об'єктом та навколишнім середовищем було запропоновано кілька обчислювальних підходів, які використовують інформацію про колір і текстуру. Серед них слід виділити метод, який інтегрує аналіз кольорового простору HSV з дескрипторами текстури GLCM (Gray Level Co-occurrence Matrix) для ідентифікації прихованих об'єктів. Цей підхід починається з поділу вхідного зображення на однорідні підблоки. Потім кожен блок аналізується на предмет хроматичних і текстурних особливостей. Зокрема, кольорова модель HSV використовується для представлення інформації про колір у спосіб, який більш наближений до людського зорового сприйняття, тоді як метод GLCM фіксує просторові взаємозв'язки інтенсивностей пікселів, кількісно оцінюючи текстурні властивості, такі як контраст, кореляція, однорідність та енергія.

Ключовим аспектом цього методу є побудова двостороннього графа з використанням матриці суміжності, яка відображає схожість між підблоками досліджуваного та еталонного зображень. Механізм виявлення працює за принципом «Найбільш схоже – найвищий пріоритет», що дозволяє алгоритму зіставляти сегменти зображень, визначаючи області з найбільшою схожістю як за кольором, так і за текстурою. Такий комбінований підхід забезпечує надійність у статичному середовищі, особливо в умовах контрольованого освітлення, де функції HSV залишаються стійкими. Однак його застосовність може зменшитися в динамічних умовах, де потрібна адаптація до змін освітлення і руху об'єктів у реальному часі.

Іншим перспективним методом виявлення камуфляжу є використання зваженого індексу структурної схожості (WSSIM – Weighted Structural Similarity Index) – перцептивної метрики, призначеної для моделювання погіршення якості зображення, як його бачить людське око. У цьому методі виявлення маскування розглядається як аналіз структурної схожості між областями зображення, підкреслюючи відносну важливість яскравості, контрасту і структурних атрибутів. Завдяки включенню вагових коефіцієнтів у метрику SSIM, цей підхід підвищує чутливість виявлення до специфічних текстурних змін, які вказують на приховані об'єкти. Метод особливо добре виявляє тонкі структурні відхилення між фоном і замаскованою ціллю, оцінюючи такі характеристики, як середня яскравість, стандартне відхилення, ентропія і кореляція на рівні країв зображення.

Перевага підходу на основі WSSIM полягає в його здатності узагальнювати різні природні умови, що робить його придатним для застосування у зовнішньому спостереженні, екологічному моніторингу та військових операціях. Він може працювати як для статичного аналізу зображень, так і для динамічних відеопотоків, хоча його обчислювальна складність може потребувати оптимізації для розгортання в реальному часі. Крім того, використання статистичних даних природних сцен дозволяє адаптувати метод до різноманітних текстур навколишнього середовища, від густого листя до скелястої місцевості, де звичайні методи виявлення, засновані на інтенсивності, не спрацьовують.

**Висновки.** Таким чином, порівняльний аналіз методів виявлення замаскованих об'єктів показує, що кожен з них має певні переваги

залежно від контексту навколишнього середовища, способу отримання даних і характеристик об'єкта. Методи візуального розпізнавання на основі геометричних профілів добре працюють в умовах контрольованого освітлення, тоді як підходи на основі інтенсивності кольору, такі як HSV-GLCM, більш ефективні в спектрально складних і динамічних сценах, особливо коли адекватно враховується мінливість освітленості. Статистичні моделі на основі текстур чудово працюють зі статичними зображеннями високої роздільної здатності, тоді як підходи, що враховують рух, такі як моделі гауссових міксів (GMM) і алгоритми на основі оптичного потоку, найкраще підходять для аналізу відео і додатків у реальному часі, таких як спостереження за БПЛА і моніторинг периметра. Незважаючи на ці переваги, жоден метод не може повністю вирішити складні проблеми, пов'язані з реальними завданнями COD, включаючи оклюзії, багатоспектральне маскування і динаміку високого фону. Таким чином, зростаючий консенсус у науковій спільноті вказує на гібридні стратегії,

які поєднують класичні статистичні дескриптори з фреймворками глибокого навчання, керованими даними. Інтеграція інваріантів моментів у згорткові нейронні мережі або збагачення GMM семантичними сегментаційними шарами може подолати розрив між інтерпретованістю та точністю виявлення. Крім того, використання різномірних джерел даних, в тому числі тепловізійних і гіперспектральних зображень, відкриває багатообіцяючі шляхи для підвищення надійності виявлення, особливо в умовах низької контрастності видимого світла. Порівняння HSV-GLCM з методами WSSIM підкреслює компроміс між низькорівневою статистичною точністю і перцептивною когерентністю, що відповідає людському зору. Зрештою, ці підходи закладають основу для більш стійких систем COD, здатних працювати в різних операційних умовах, від статичних супутникових зображень до динамічних, неструктурованих середовищ, тим самим розширюючи межі автоматизованого розпізнавання об'єктів у візуально оманливих сценаріях.

#### Список літератури:

1. Fan D.P., Ji G.F., Cheng M.M. SINet: A Search Identification Network for Camouflaged Object Detection, Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), 2020, P. 12228–12237.
2. Khan S., Anwar A., Ahmad S. A review of camouflaged object detection methods: Taxonomy, datasets, and challenges, Neurocomputing, 446, 2021, P. 172–192.
3. Le X., Le N., Tran H., Nguyen V. H., Nguyen D. P. COD10K: A Comprehensive Dataset for Camouflaged Object Detection, CAAI Artificial Intelligence Research, 3, 2024, P. 16–43.
4. Fan D.P., Ji G.P., Cheng M.M., Liu Y., Li B. SINet: A Search Identification Network for Camouflaged Object Detection, The IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), 2020, P. 4930–4939.
5. Zhai X., Ma K., Zhang Y. Color-intensity based segmentation for camouflaged object detection, Journal of Visual Communication and Image Representation, 76, (2021), P. 1361–1382.
6. Hu M.K. Visual pattern recognition by moment invariants, IRE transactions on information theory, 8(2), 1962, P. 179–187.
7. Flusser J., Suk T. A moment-based approach to camouflaged object recognition, Pattern Recognition Letters, 27(15), 2006, P. 1832–1837.
8. Bishop C.M. Pattern recognition and machine learning, Springer-Verlag New York, 2006. P. 778.
9. Chen L., Wu J., Liu Z. Camouflaged object detection using Gaussian mixture models, Pattern Recognition Letters, 133, 2020, P. 21–27.
10. Horn B.K.P., Schunck B.G. Determining optical flow, Artificial intelligence, 17 (1–3), 1981, P. 185–203.
11. Anderson C.H., McAuliffe S.T. Motion camouflage detection using optical flow, Journal of Vision, 3 (9), 2003, P. 23–23.
12. Dempster A.P., Laird N.M., Rubin D.B. Maximum likelihood from incomplete data via the EM algorithm, Journal of the Royal Statistical Society: Series B (Methodological), 39 (1), 1977, P. 1–22.
13. Li Z., Liu D., Yang B. EM-based object recognition for camouflaged environments, Image and Vision Computing, 86, 2019, P. 10–18.

14. Haralick R.M., Shanmugam K., Dinstein I.H. Textural features for image classification, IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, SMC-3 (6), 1973, P. 610–621.
15. Wang Y., Li S., Li C. Camouflaged object detection based on HSV color space and GLCM features, Journal of Electronic Imaging, 30 (2), 2021, P. 122–135.
16. Wang Z., Bovik A.C., Sheikh H.R., Simoncelli E.P. Image quality assessment: From error visibility to structural similarity, IEEE transactions on image processing, 13 (4), 2004, P. 600–612.
17. Zhou Y., Li H., Chen J. Weighted structural similarity for camouflaged image detection, Journal of Imaging Science and Technology, 64 (3), 2020, P. 343–359.
18. Thayer G. Concealing-Coloration in the Animal Kingdom: An Exposition of the Laws of Disguise Through Color and Pattern, MacMillan, 1918, P. 260.
19. Khan S., Anwar A., Ahmad S. A review of camouflaged object detection methods: Taxonomy, datasets, and challenges, Neurocomputing, 446, 2021, P. 172–192.
20. Haralick R.M., Shanmugam K., Dinstein I. Textural Features for Image Classification, IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, 3 (6), 1973, P. 610–621.
21. Lucas B.D., Kanade T. An iterative image registration technique with an application to stereo vision, Proceedings of the 7th International Joint Conference on Artificial Intelligence, 1981, P. 674–679.

#### **Polischuk S.M. REVIEW OF METHODS FOR DETECTING MASKED OBJECTS IN THE CONTEXT OF VISUAL SIMILARITY TO THE BACKGROUND**

*The article is devoted to the study of modern methods of detecting camouflaged objects (COD – Camouflage Object Detection), which have a high degree of similarity with the environment, which significantly complicates their identification by traditional computer vision algorithms. The article reveals the essence of the phenomenon of camouflage as a way to hide the texture and spectral characteristics of an object against the background of a scene, and also characterizes the main challenges associated with its detection. It has been determined that the key problem of COD is the minimal contrast between the object and the background, which requires the use of complex methods for analyzing texture, color, motion, and spatial-structural relationships. It has been found that the use of machine learning methods, including deep neural networks, significantly improves detection accuracy due to the ability to process large volumes of images with hidden patterns that are not available for classical approaches. The article analyzes a wide range of approaches, including algorithms based on HSV-GLCM, structural similarity metrics (WSSIM), optical flow models, Gaussian Mixture Models (GMM), and hybrid frameworks that combine statistical modeling and deep learning. It has been established that the effectiveness of the methods depends on the type of scene (static or dynamic), the environment (natural or artificial), and the availability of multimodal data (thermal, hyperspectral, depth). The article also highlights the trends in the integration of COD with other computer vision tasks, such as object segmentation and tracking, which allows to improve the adaptability of systems in real conditions. It is outlined that a promising direction is the creation of multilevel systems with elements of attention, attractiveness mapping, and the use of semantic features. The presented data prove that effective detection of camouflaged objects is possible only with an integrated approach, taking into account the characteristics of the scene, the type of object, and the context of application. Thus, the study sheds light on new directions for the development of automated COD systems in military affairs, environmental monitoring, security technologies, and robotics.*

**Key words:** detection of disguised objects, deep learning, computer vision, de-masking, recognition methodologies.