

УДК 004.056.44

І. С. Зоря; В. М. Білоус; К. В. Безпалый; Д. П. Присяжний; О. В. Чечелюк
ВДОСКОНАЛЕНИЙ МЕТОД ПРИХОВУВАННЯ ІНФОРМАЦІЇ НА
ОСНОВІ КОЛІРНОЇ МОДЕЛІ HSB

В роботі описано вдосконалений метод вбудовування інформації в растрових зображеннях. У процесі дослідження встановлено, що вищу стійкість до зовнішніх впливів, зокрема до алгоритмів стиснення з втратами, демонструють методи вбудовування даних у частотну область зображення. У зв'язку з цим було проведено порівняльний аналіз поширених стеганографічних підходів, що базуються на використанні дискретного косинусного перетворення (ДКП), дискретного перетворення Фур'є (ДПФ), перетворення Карунена-Лоева та дискретного вейвлет-перетворення (DWT).

На основі результатів проведеного теоретичного аналізу авторами запропоновано вдосконалений метод вбудовування даних, який ґрунтується на використанні дискретного вейвлет-перетворення та колірної моделі HSB (Hue, Saturation, Brightness). Особливістю методу є семантична сегментація для ідентифікації зон вбудовування. На відміну від наявних рішень, що в більшості випадків використовують для вбудовування зони зображень із фрагментами шкірного покриву людини, запропонований підхід дозволяє ідентифікувати додаткові природні та фонові об'єкти (небо, рослини, пісок тощо) за їхніми хроматичними характеристиками.

Для підвищення точності сегментації та мінімізації помилок ідентифікації впроваджено етап попередньої фільтрації цифрового шуму. На основі вдосконаленого методу розроблено програмний інструментарій, за допомогою якого було проведено подальші експериментальні дослідження стійкості алгоритму (використано метрики PSNR і MSE). Проведені дослідження підтвердили, що використання моделі HSB дозволяє адаптувати процес вбудовування до психофізіологічних особливостей людського зору, забезпечуючи високу візуальну непомітність втручання. Запропонований підхід дозволив суттєво підвищити стеганографічну ємність методу завдяки адаптивному використанню фонових сегментів зображення без внесення помітних візуальних артефактів. Перспективним напрямом подальших досліджень є інтеграція нейронних мереж в архітектуру алгоритму для підвищення точності ідентифікації семантичних областей зображення-контейнера, що дозволить додатково оптимізувати процес вбудовування даних.

Ключові слова: стеганографія, стегоконтейнер, цифровий водяний знак, колірна модель HSB, метод DWT.

Вступ

Безпека даних та захист конфіденційної інформації є одним із ключових завдань інформаційної безпеки у сучасному цифровому світі. У зв'язку з активним розвитком цифрових технологій і зростанням обсягів мультимедійних даних постійно зростає потреба у надійних методах приховування інформації, здатних ефективно протидіяти несанкціонованому доступу та копіюванню [1].

Одним із поширених інструментів захисту цифрових даних (фото, відео) є цифровий водяний знак (ЦВЗ), який являє собою спеціальні дані, що вбудовуються в захищений файл з метою контролю його використання, підтвердження авторських прав та забезпечення цілісності. Технології вбудовування ЦВЗ ґрунтуються на стеганографічних підходах, основною особливістю яких є приховування самого факту наявності додаткової інформації в контейнері. Проте, при цьому важливим критерієм якості стеганографічного методу, є його властивості, які визначають ступінь візуальної помітності та характеристик зображення після вбудовування ЦВЗ.

Незважаючи на наявність значної кількості методів стеганографічного приховування

інформації, багато з них мають певні обмеження, зокрема щодо стійкості до атак, обсягу вбудованих даних або впливу на якість зображення. Тому завдання вдосконалення наявних методів залишається актуальним і потребує подальших досліджень. Зокрема, дослідження у сфері забезпечення цілісності, конфіденційності та захисту авторських прав цифрових даних представлені в роботах багатьох сучасних авторів [2 – 4].

Провівши попередній аналіз, було визначено, що перспективним є використання кольірних моделей, орієнтованих на особливості сприйняття людини, таких як HSB, у поєднанні з частотними методами обробки сигналів, зокрема дискретним вейвлет-перетворенням (DWT). У цьому контексті актуальною є тема цієї роботи, присвяченої вдосконаленню методу приховування інформації в стегоконтейнері.

Метою роботи є вдосконалення стеганографічного методу з використанням кольірної моделі HSB та дискретного вейвлет-перетворення, що спрямоване на підвищення ефективності та розширення можливостей вбудовування цифрових водяних знаків у зображення.

Для досягнення поставленої мети необхідно вирішити такі завдання: провести порівняльний аналіз сучасних методів приховування інформації у частотній області цифрових зображень; обґрунтувати доцільність застосування DWT та кольірної моделі HSB для розробки вдосконаленого стеганографічного алгоритму; розробити вдосконалений метод вбудовування даних, що базується на розширенні переліку семантичних об'єктів для сегментації зон приховування; провести експериментальне тестування, виконати аналіз результатів та визначити перспективи подальшого розвитку дослідження.

Порівняння методів вбудовування в частотну область зображення та дослідження особливостей DWT

Стеганографічні методи, що ґрунтуються на вбудовуванні даних в просторову область зображення, характеризуються низькою стійкістю до різноманітних спотворень. Зокрема, застосування алгоритмів стиснення із втратами призводить до практично повної втрати секретної інформації. Натомість значно вищу стійкість до зовнішніх впливів, зокрема до стиснення, демонструють методи приховування даних, що здійснюються у частотній області зображення. До таких методів можна віднести використання дискретного косинусного перетворення (ДКП), дискретного перетворення Фур'є (ДПФ), перетворення Карунена-Лоева, вейвлет-перетворення тощо [5]. Ці перетворення можуть застосовуватися як до всього зображення, так і до деяких його частин.

Наприклад, аналізуючи метод із використанням ДКП, варто відзначити, що суть підходу полягає у представленні послідовності даних в якості лінійної комбінації косинусних функцій різних частот. Для дискретного сигналу ДКП визначається за формулою 1.1, де x_n – вхідний сигнал, N – кількість відліків, а X_k – коефіцієнти ДКП.

$$X_k = \sum_{n=0}^{N-1} x_n \cos\left(\frac{(2n+1)k\pi}{2N}\right) \quad (1.1)$$

Варто зазначити, що ДКП реалізує перетворення з просторової області у частотну, де кожен коефіцієнт відображає важливість певної частоти в сигналі. Низькі частоти відображаються в перших коефіцієнтах, тоді як високі частоти – в більших номерах коефіцієнтів [6].

Ще один метод, що використовує для вбудовування дискретне перетворення чисел, є алгоритм на основі дискретного перетворення Фур'є. ДПФ розкладає послідовність на суму синусоїд та косинусоїд різних частот, що дозволяє аналізувати складові частоти сигналу [6].

ДПФ визначається за формулою 1.2, де x_n – вхідний сигнал, N – кількість відліків, j – уявна одиниця, e – число Ейлера, а X_k – коефіцієнти ДПФ.

$$X_k = \sum_{n=0}^{N-1} x_n e^{-j2\pi kn/N} \quad (1.2)$$

Методом для аналізу залежності між двома наборами даних є перетворення Карунена-Лоева (КЛ-перетворення). Зміст методу ґрунтується на проектуванні вихідних даних на такі нові вектори, де кореляція між ними буде максимальною. Згаданий метод досить широко використовується з метою виявлення прихованих залежностей або патернів в даних [6].

Обраний для описуваного дослідження підхід ґрунтується на дискретному вейвлет-перетворенні, яке є математичним методом обробки сигналів, що дозволяє розкласти сигнал на компоненти різної частоти та часової роздільної здатності. Основна ідея вейвлет-перетворення полягає в застосуванні функцій вейвлету для аналізу сигналів [6]. Опишемо $x(n)$ як вихідний сигнал, а $\psi_{j,k}(n)$ як вейвлет-функцію, що зсунута на b та масштабована на a . Відповідно, коефіцієнти DWT можна обчислити за формулою 1.3.

$$W(a, b) = \sum_n x[n] \cdot \psi^*\left(\frac{n-a}{a}\right) \quad (1.3)$$

Вказані у формулі коефіцієнти застосовуються для того, щоб здійснити рекурсивне розкладання сигналу на апроксимаційні та детальні складові на різних рівнях. Такий процес є прикладом фільтрації та піддискретизації сигналу. Щоб відтворити відновлення сигналу, потрібно виконати зворотну процедуру, використовуючи апроксимаційні та детальні коефіцієнти.

Проаналізувавши математичні моделі та особливості застосування згаданих методів, у цій роботі для реалізації процесу приховування інформації обрано метод дискретного вейвлет-перетворення, що зумовлено низкою його переваг (рис. 1).

DWT характеризується мультirezольційною природою, яка полягає у розкладанні зображення на декілька рівнів деталізації з виділенням низькочастотних та високочастотних складових. Такий підхід дає змогу здійснювати вбудовування секретних даних у різні частотні компоненти, що сприяє підвищенню як стійкості стеганографічної інформації, так і її візуальної непомітності.

Використання DWT забезпечує компактне подання зображення у вигляді набору вейвлет-коефіцієнтів, що спрощує процедури вбудовування та вилучення прихованих даних. Це також дозволяє ефективно використовувати доступний обсяг контейнера для розміщення додаткової інформації.

Перевагою DWT є його відносна стійкість до операцій стиснення та стандартної обробки зображень. Інформація, вбудована у частотній області, зберігається значно краще після таких перетворень, що зменшує ймовірність втрати прихованих даних під час передавання або зберігання зображень.

Метод забезпечує можливість гнучкого налаштування параметрів процесу вбудовування та вилучення інформації, зокрема вибору рівнів деталізації, типів вейвлетів, інтенсивності вбудовування та інших характеристик, що дозволяє оптимізувати метод відповідно до вимог стійкості та непомітності.

Рис. 1. Особливості методу DWT, що зумовлюють його вибір для роботи

Таким чином, застосування дискретного вейвлет-перетворення у стеганографічних системах дозволяє досягти балансу між стійкістю, ефективністю та надійністю прихованої інформації за збереження високої якості зображення-контейнера.

Алгоритм вбудовування даних в частотну область зображення з використанням DWT та колірної моделі HSB

Авторами розглядається метод вбудовування секретної інформації, який інтегрує дискретне вейвлет-перетворення, описані переваги якого підтверджують його доцільність, та вибрану колірну модель для забезпечення більшої непомітності змін у зображенні. Зокрема, метод передбачає вбудовування секретної інформації у зображення ділянок шкіри, оскільки в межах колірної моделі HSB такі області характеризуються зниженою чутливістю до змін з боку зорової системи людини.

Колірна модель HSB (Hue, Saturation, Brightness – тон, насиченість, яскравість) базується на особливостях психофізіологічного сприйняття кольору людиною, що зумовлює її високу ефективність у задачах цифрової стеганографії. На відміну від адитивної моделі RGB, HSB розділяє колірну інформацію (хроматичну складову) та інтенсивність світла (ахроматичну складову), що дозволяє реалізувати алгоритми вбудовування даних у компоненти, до модифікації яких зорова система людини є менш чутливою.

Зокрема, використання складових насиченості або яскравості для приховування інформації дозволяє адаптувати стеганографічний вплив до локальних властивостей зображення, забезпечуючи вищу стеганографічну стійкість та візуальну цілісність стегооб'єкта порівняно з традиційними методами маніпуляції бітами в RGB-просторі [7].

Найбільш типовим прикладом застосування цієї колірної моделі в галузі стеганографії є вбудовування даних в зображення, що містять фрагменти шкіри людини. Ця особливість пояснюється специфікацією цієї колірної моделі. У HSB тон шкіри зазвичай зосереджений у вкрай вузькому діапазоні компоненти Hue (відтінок). Це дозволяє алгоритму спочатку точно визначити області шкіри на зображенні, а потім вбудовувати дані лише в ці ділянки, уникаючи фону. Крім того, для людського ока шкіра є текстурним об'єктом із великою кількістю дрібних деталей (пори, мікрозморшки), тому є можливість маніпулювати каналом Brightness (B), зберігаючи компоненти кольору (H та S) незмінними.

Окрім того, можна використовувати канал Saturation (S) для вбудовування даних у тих місцях, де насиченість кольору шкіри є середньою або високою. У таких зонах людське око погано розрізняє мінімальні відхилення, що дозволяє збільшити стеганографічну ємність без появи кольорових артефактів.

Таким чином, перевагами моделі HSB є те, що вона задовільно узгоджується зі сприйняттям людини: колірний тон є еквівалентом довжини хвилі світла, насиченість – інтенсивності хвилі, а яскравість – кількості світла; ця модель є зручною і зрозумілою і має велике колірне охоплення. Проте, слід відзначити, що недоліком цієї моделі є необхідність перетворення в модель RGB для відображення на екрані монітора або в модель СМΥК для одержання поліграфічного відбитка, а будь-яке перетворення з моделі в модель не відбувається без втрат відтворення кольору [8].

Враховуючи усі наведені особливості дискретного вейвлет перетворення та колірної моделі HSB, алгоритм вбудовування даних у стегоконтейнер, можна описати наступним чином:

1. Стегоконтейнер (зображення), розміром $M \times N$ 24 біти, опишемо як $C = (x_{ij}, y_{ij}, z_{ij} \mid 1 \leq i \leq M, 1 \leq j \leq N, x_{ij}, y_{ij}, z_{ij} \in (0, 1..255))$.

В цьому зображенні визначається відтінок шкіри на основі моделі HSB;

2. Зображення трансформується в частотній області, застосовуючи простий перетворювач Хаара, що розбиває зображення на чотири піддіапазони;

3. Визначення корисного навантаження (кількість бітів, які можна приховати в даних);

4. Процес вбудовування в один із височастотних підсмуг шляхом заміни пікселів шкірного зображення.

Важливо зауважити, що на етапі попередньої обробки здійснюється кадрування вхідного зображення, внаслідок чого процес вбудовування реалізується лише у визначеній локальній області. Розмір цієї області становить $M_c \times N_c$, де $M_c \leq M, N_c \leq N$.

Обов'язковою умовою є рівність сторін ($M_c = N_c$), оскільки квадратна форма області є необхідною для коректного застосування дискретного вейвлет-перетворення (DWT) на наступних етапах. Такий підхід суттєво підвищує рівень стеганографічної стійкості, адже

координати та параметри обрізаної області виконують роль додаткового ключа при декодуванні. Секретні дані (S), призначені для вбудовування, подані у вигляді бінарного зображення розмірністю $a \times b$.

Наступна задача, яка вирішується в ході дослідження, це алгоритм визначення ділянок на зображенні, що являють собою фрагменти людської шкіри. Існує декілька палітр, і в біометричній літературі використовуються два види: HSV (відтінок, насиченість і значення) і YCbCr (жовтий, хроматичний синій, хроматичний червоний). Досліджені матеріали свідчать, що розподіл кольору шкіри людини постійно перебуває в певному діапазоні в межах цих двох кольорних просторів [9].

Уцїй реалізації визначено, що колір підшкірної плоті може бути апроксимований сектором шестикутника з обмеженнями: $S_{min} = 0.23$, $S_{max} = 0.68$, $H_{min} = 0$, $H_{max} = 50$.

Розробка вдосконаленого методу для приховування інформації з використанням HSB та DWT

Проведений попередній аналіз засвідчує, що значна частина цифрових зображень, окрім біометричних об'єктів (людей), містить різноманітні фонові елементи зі стабільними хроматичними характеристиками. До таких об'єктів доцільно віднести: рослини (домінуючий діапазон зеленого відтінку), небо (блакитний спектр), пісок (жовті відтінки), сніг (ахроматичний білий) та гори (переважно сірі відтінки).

Ключова ідея вдосконаленого методу стеганографічного приховування даних на основі кольірної моделі HSB та дискретного вейвлет-перетворення (DWT) полягає у розширенні переліку зон вбудовування шляхом ідентифікації та використання додаткових семантичних об'єктів поряд із зонами шкірного покриву людини.

Реалізація цього підходу передбачає формалізацію критеріїв розпізнавання об'єктів на основі їхнього кольорового діапазону. Подальший алгоритм включає трансформацію вихідного зображення у кольірний простір HSB та сегментацію цільових областей відповідно до встановлених порогових значень компонентів тону, насиченості та яскравості, що характерні для конкретного типу об'єкта на зображенні.

У таблиці 1 систематизовано перелік цільових об'єктів та відповідні їм діапазони кольорних характеристик у просторі HSB. Порогові значення параметрів були визначені та верифіковані на основі відкритих баз даних і документації бібліотеки комп'ютерного зору OpenCV [10].

Таблиця 1

Діапазони кольорних характеристик об'єктів

Об'єкт	Нижня межа	Верхня межа
Рослини	30, 40, 40	90, 255, 255
Небо	210, 40, 40	260, 255, 255
Пісок	20, 40, 40	40, 255, 255
Сніг	0, 0, 200	30, 40, 255
Гори	20, 40, 40	40, 255, 255

На основі викладеного теоретичного матеріалу було розроблено програмний додаток, призначений для автоматизованої ідентифікації об'єктів та подальшого приховування даних. Функціональний модуль аналізатора здійснює попиксельну обробку вхідного зображення шляхом його трансформації у відповідний кольірний простір. Ідентифікація цільових зон базується на перевірці відповідності параметрів кожного пікселя встановленим пороговим діапазнам для конкретних семантичних класів об'єктів.

Проте розширення переліку об'єктів для розпізнавання супроводжується тими ж недоліками, що притаманні оригінальній ідеї ідентифікації лише шкірного покриву: значна кількість сторонніх елементів у реальних сценах може мати хроматичні характеристики, подібні до цільових об'єктів (наприклад, збіг відтінків рослинності та елементів штучного походження). Для підвищення точності сегментації, авторами запропоновано залучення додаткових методів попередньої обробки, зокрема фільтрацію цифрового шуму, що дозволяє

усунути артефакти та покращити контурну чіткість визначених об'єктів.

На рис. 2 представлено покроковий алгоритм вбудовування даних у зображення на основі вдосконаленого методу.

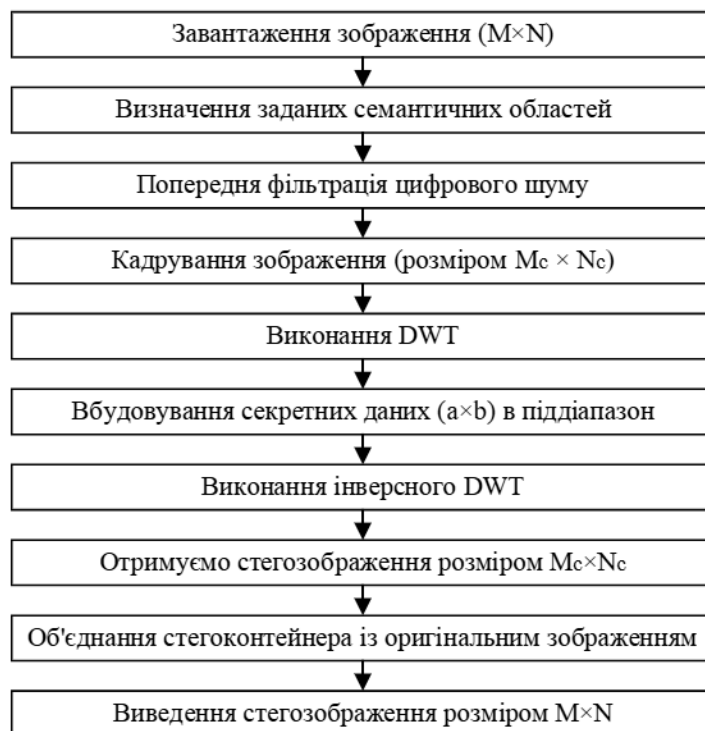


Рис. 2. Алгоритм вдосконаленого методу

Слід зауважити, що DWT застосовується лише до кадрованої зображення. В результаті кадрування отримуємо 4 піддіапазони, позначені як HLL, NHL, HLH і HHH (всі 4 піддіапазони мають однаковий розмір $M_c/2$, $N_c/2$). Корисне навантаження зображення для зберігання секретних даних визначається на основі кількості пікселів шкіри, присутніх в одному з високочастотних піддіапазонів, в якому будуть приховані дані.

Вбудовування секретних даних відбувається в один з піддіапазонів, який було отримано раніше, відстежуючи пікселі шкіри в цьому піддіапазоні. Окрім низькочастотного піддіапазону LL, для вбудовування може бути обраний будь-який високочастотний піддіапазон, оскільки піддіапазон LL містить важливу інформацію. Вбудовування в піддіапазон LL суттєво впливає на якість зображення. Саме тому для вбудовування авторами обрано високочастотний піддіапазон HH. Під час трансформації секретні дані будуть вбудовуватись не в усі пікселі піддіапазону DWT, а лише в ті пікселі, які є пікселями шкіри. Вбудовування виконується відповідно до порядку растрового сканування, який вбудовує секретні дані у вибраному піддіапазоні, якщо коефіцієнт є пікселем шкіри. Інверсне дискретне вейвлет-перетворення (IDWT) виконується для того, щоб об'єднати раніше отримані для роботи 4 піддіапазони.

Апаратно-програмна реалізація вдосконаленого методу приховування інформації на основі моделі HSB та методу DWT висуває специфічні вимоги до обчислювальної архітектури, що зумовлено необхідністю виконання багатоетапних перетворень кольірних координат та спектрального аналізу.

На програмному рівні система потребує 64-бітного середовища виконання (Linux або Windows) із залученням спеціалізованих бібліотек для цифрової обробки сигналів та комп'ютерного зору. Основним інструментарієм виступає мова програмування C# у поєднанні з бібліотекою Open CV для коректної трансформації кольорового простору RGB у HSB. Такий програмний стек забезпечує необхідну точність обчислень, що є визначальною умовою для дотримання принципу оборотності (reversibility) та повного відновлення

початкового стану документа.

Обчислювальна складність реалізації запропонованого методу визначається сукупністю витрат на трансформацію кольорового простору, спектральний аналіз та ітераційне вбудовування даних. Перехід від моделі RGB до HSB має лінійну складність $O(n)$, де n – кількість пікселів, проте порівняно з простими маніпуляціями в просторовій області, цей етап потребує значної кількості операцій із рухомою комою (floating-point operations) для розрахунку нелінійних параметрів відтінку та насиченості. Найбільш ресурсомістким компонентом є виконання дискретного вейвлет-перетворення для компоненти яскравості B , складність якого при використанні швидких алгоритмів становить $O(n \log n)$. Це створює додаткове навантаження на процесор, але воно компенсується високою стійкістю вбудованої інформації до стиснення та шуму.

Програмне забезпечення розроблене на основі запропонованого вдосконаленого методу, слугувало інструментальною базою для проведення подальших експериментальних досліджень.

Оцінка ефективності вдосконаленого алгоритму за критеріями стеганографічної стійкості

Для дослідження ефективності запропонованого вдосконалення, застосуємо типові стеганографічні метрики, зокрема, PSNR (пікове співвідношення сигналу до шуму), MSE (середньоквадратична похибка) та ємність стегоконтейнера [11].

У схемі приховування даних PSNR вимірюється як ступінь спотворення між обкладинкою та зображенням, використовуючи формулу 1.4.

$$PSNR = 10 * \log_{10} \frac{255^2}{MSE} \quad (1.4)$$

Середньоквадратична похибка обчислюється за формулою 1.5.

$$MSE = \sum_{i=1}^{W*H} \frac{(p_i - \hat{p}_i)^2}{W * H} \quad (1.5)$$

Якщо значення PSNR більше 30 дБ, спотворення зображення неможливо виявити людськими очима. Індекс якості є показником кореляції між двома зображеннями. Якщо показник якості дорівнює 1, два зображення однакові. І навпаки, якщо показник якості дорівнює -1, то два зображення – різні. Формула індексу якості наведена у формулі 1.6.

$$Q = \frac{4\delta_{xy}\overline{p_x^2}\overline{p_y^2}}{(\delta_x^2 + \delta_y^2)(\overline{p_x^2} + \overline{p_y^2})} \quad (1.6)$$

Рівняння для кожного елемента наведені у формулах 1.7 – 1.11.

$$\overline{p_x} = \frac{1}{wh} \sum_{i=0}^{wh-1} p_i, \overline{p_y} = \frac{1}{wh} \sum_{i=0}^{wh-1} \hat{p}_i \quad (1.7 - 1.8)$$

$$\delta_x^2 = \frac{1}{wh-1} \sum_{i=0}^{wh-1} (p_i - \overline{p_x})^2, \delta_y^2 = \frac{1}{wh-1} \sum_{i=0}^{wh-1} (\hat{p}_i - \overline{p_y})^2 \quad (1.9 - 1.10)$$

$$\delta_{xy} = \frac{1}{wh-1} \sum_{i=0}^{wh-1} (p_i - \overline{p_x}) - (\hat{p}_i - \overline{p_y}) \quad (1.11)$$

Підсумковий результат індексу якості визначається як поєднання втрат кореляції, спотворення яскравості та контрастності (формула 1.12).

$$Q = \frac{\delta_{xy}}{\delta_x \delta_y} * \frac{2\overline{p_x^2}\overline{p_y^2}}{\overline{p_x^2} + \overline{p_y^2}} * \frac{2\delta_x \delta_y}{\delta_x^2 + \delta_y^2} \quad (1.12)$$

Коефіцієнт кореляції між двома зображеннями становить $\frac{\delta_{xy}}{\delta_x \delta_y}$. Яскравість між двома зображеннями вимірюється за допомогою $\frac{2\overline{p_x^2}\overline{p_y^2}}{\overline{p_x^2} + \overline{p_y^2}}$, а подібність – $\frac{2\delta_x \delta_y}{\delta_x^2 + \delta_y^2}$. Ємність вбудовування

означає розмір секретних даних, які можуть бути вбудовані в зображення обкладинки. Для експерименту використані кольорові зображення розміром 512×512 (рис. 3).

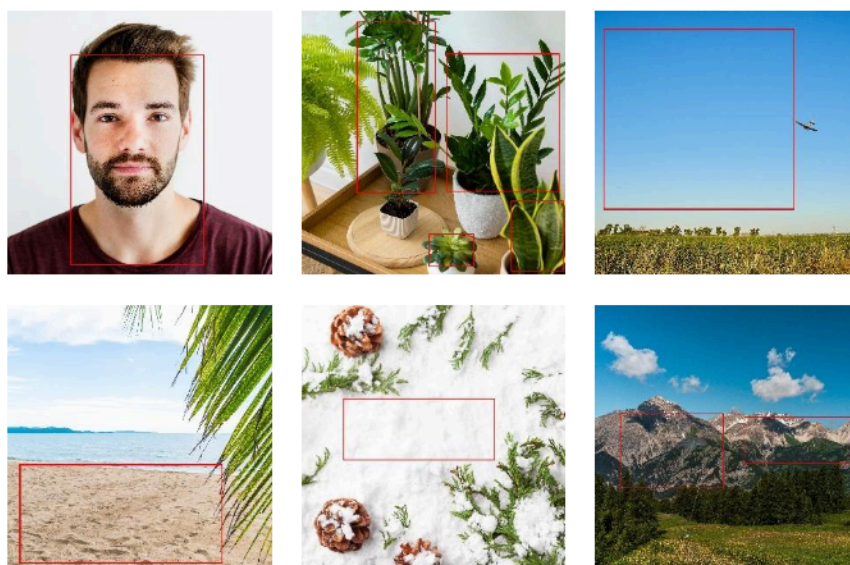


Рис. 3. Зображення, використані для експерименту

Таблиця 2 демонструє порівняння значень пікового співвідношення сигнал/шум (PSNR), розрахованих за форм. 1.4, для базового та вдосконаленого методів. У базовому підході в якості контейнера використовується зображення антропометричного типу (обличчя людини), тоді як вдосконалий метод демонструє результати вбудовування даних у семантичну область іншого типу (рослина, небо, пісок, сніг, гори).

Таблиця 2

Порівняння ефективності вбудовування даних у різні семантичні зони

Назва методу	Зображення	PSNR (дБ)	MSE	Ємність (біт)
Базовий	Обличчя людини	71.5865	0.00840686	1258658
Вдосконалий	Рослина	74.5885	0.00748065	1293465
Вдосконалий	Небо	72.9897	0.00648769	1293446
Вдосконалий	Пісок на пляжі	78.7558	0.00722398	1256457
Вдосконалий	Сніг	75.6589	0.00740869	1287568
Вдосконалий	Гірські вершини	76.3648	0.00745679	1283664

Аналіз результатів експериментів підтвердив, що за основними показниками якості – таким як рівень спотворення (PSNR, MSE) та ємність вбудовування – вдосконалий метод продемонстрував результати, що співмірні з базовим алгоритмом. Це свідчить про збереження високої візуальної якості зображень після модифікації. Водночас головна перевага запропонованого підходу полягає у значному розширенні типів об'єктів, придатних для приховування даних. Таке вдосконалення дозволяє суттєво збільшити доступну площу для вбудовування секретної інформації на довільних зображеннях, не обмежуючись лише зонами шкірного покриву людини.

Висновки

У статті представлено результати дослідження, метою якого є вдосконалення стеганографічного методу приховування даних у частотну область цифрового зображення. Проведений аналіз наявних підходів (метод ДКП, ДПФ, перетворення Карунена-Лоева) дозволив виділити дискретне вейвлет-перетворення як найбільш ефективний інструмент, що забезпечує баланс між ємністю контейнера та його візуальною цілісністю.

Наукова новизна роботи полягає у розробці комплексного методу, що поєднує переваги DWT, колірної моделі HSB та семантичної сегментації зображень. Використання моделі HSB дозволило оптимізувати вбудовування даних у зони шкірного покриву людини, враховуючи

їхню високу стійкість до стегоаналізу та мінімізуючи хроматичні спотворення, притаманні RGB-моделі.

Запропоновано розширення функціональних можливостей методу шляхом ідентифікації додаткових семантичних об'єктів (рослини, небо, пісок, сніг, гори). Такий підхід дозволив суттєво збільшити потенційний обсяг прихованих даних за рахунок використання фонових елементів зображення без втрати візуальної якості, що підтверджено результатами експериментальних досліджень та аналізом метрик PSNR і MSE. Для підвищення точності визначення зон вбудовування інтегровано етап попередньої фільтрації цифрових шумів, що нівелює вплив інших елементів на процес сегментації.

Подальшим напрямком дослідження розглядається залучення в алгоритм нейронних мереж, що дозволить підвищити ефективність розпізнавання семантичних областей зображення.

СПИСОК ЛІТЕРАТУРИ

1. LSULS Digital Repository: Роль стеганографії у сучасному захисті інформації. LSULS Digital Repository: Home. URL: <https://sci.ldubgd.edu.ua/jspui/handle/123456789/7173>.
2. Огляд методів нанесення цифрових водяних знаків для захисту зображень / І. Zubko та ін. *Системи управління, навігації та зв'язку. Збірник наукових праць*. 2024. Т. 3, № 77. С. 121–125. URL: <https://doi.org/10.26906/sunz.2024.3.121>.
3. Методика оцінки стеганографічних методів приховування інформації в зображеннях / О. Туровський та ін. *Інфокомунікаційні та комп'ютерні технології*. 2022. Т. 2, № 02. URL: <https://doi.org/10.36994/2788-5518-2021-02-02-23>.
4. Khalifa A., Yadav Y. Wavelet-Based Fusion for Image Steganography Using Deep Convolutional Neural Networks. *Electronics*. 2025. Т. 14, № 14. Р. 2758. URL: <https://doi.org/10.3390/electronics14142758>.
5. Конахова Г. Ф., Прогонов Д. О., Пузиренко О. Ю. Комп'ютерна стеганографічна обробка й аналіз мультимедійних даних: підручник. Київ: «Центр учбової літератури», 2018. 558 с. ISBN 978-617-673-741-4.
6. Хорошко В. О., Яремчук Ю. Є., Карпінєць В. В. Комп'ютерна стеганографія: навчальний посібник. Вінниця: ВНТУ, 2017. 155 с.
7. Основи теорії інформації та кодування : навч. посібник / Прокопишин І. А., Рикалюк Р. Є., Чекурін В. Ф., Червінка К. А. Електрон. вид. Львів : ЛНУ ім. Івана Франка, 2023. 156 с.
8. Різуненко А. О. Теорія та практика цифрової обробки зображень: Монографія. Полтава: РВВ ПУСКУ, 2009. 195 с.
9. Бондар І. О. Теорія кольору : навчальний посібник для студентів напряму підготовки 6.051501. Видавничо-поліграфічна справа. Харків : ХНЕУ ім. С. Кузнеця, 2016. 164 с. ISBN 978-966-676-630-7.
10. Open CV.Library. Open CV. URL: <https://opencv.org>.
11. Ткаченко В. П., Гордєєв А. С. Використання віртуальних метрик для оцінки якості кольорових зображень. *Поліграфія і видавнича справа*. 2023. Т. 1 (85). С. 66–72. URL: <https://openarchive.nure.ua/bitstreams/a01742c2-7d47-45f5-b606-31b69a38372b/download>.

Стаття надійшла до редакції 21.12.2025.

Стаття пройшла рецензування 28.12.2025.

Зоря Ірина Сергіївна – асистент кафедри Менеджменту та інформаційної безпеки, e-mail: ira.zoria@vntu.edu.ua.

Білоус Віталій Михайлович – асистент кафедри Менеджменту та інформаційної безпеки.

Безпалый Кирило Валерійович – асистент кафедри Менеджменту та інформаційної безпеки.

Присяжний Дмитро Петрович – асистент кафедри Менеджменту та інформаційної безпеки, e-mail: d@vntu.edu.ua.

Чечелюк Олександр Васильович – магістр кафедри Менеджменту та інформаційної безпеки.

Вінницький національний технічний університет.