

МІНІСТЕРСТВО ОСВІТИ І НАУКИ УКРАЇНИ
Західноукраїнський національний університет
Факультет комп'ютерних інформаційних технологій
Кафедра кібербезпеки

МАКАР Максим Олегович

**Модель системи безпечного обміну інформацією в
комп'ютерних мережах спільного користування / Secure
Information Exchange Model in Collaborative Computer Networks**

спеціальність: 125 – Кібербезпека
освітньо-професійна програма – Кібербезпека

Кваліфікаційна робота

Виконав студент групи КБм-22
М.О. Макар
Науковий керівник
к.т.н., доцент Т.Г. Цаволик

Кваліфікаційну роботу допущено

до захисту:

« ____ » _____ 2023 р.

Завідувач кафедри

_____ В.В.Яцків

ТЕРНОПІЛЬ - 2023

Факультет комп'ютерних інформаційних технологій
Кафедра кібербезпеки
Освітній ступінь «магістр»
спеціальність: 125 – Кібербезпека
освітньо-професійна програма – Кібербезпека

ЗАТВЕРДЖУЮ
Завідувач кафедри
_____ В.В.Яцків
« ____ » _____ 2022 року

ЗАВДАННЯ
НА КВАЛІФІКАЦІЙНУ РОБОТУ СТУДЕНТУ
МАКАР Максим Олегович
(прізвище, ім'я, по батькові)

1. Тема кваліфікаційної роботи:

Модель системи безпечного обміну інформацією в компютерних мережах спільного користування / Secure Information Exchange Model in Collaborative Computer Networks

керівник роботи к.т.н., доцент Т.Г. Цаволик

затверджені наказом по університету від 1 грудня 2022 року № _____

2. Строк подання студентом закінченої кваліфікаційної роботи 1 грудня 2023 р.

3. Вихідні дані до кваліфікаційної роботи: завдання на кваліфікаційну роботу студента, наукові статті, технічна література.

4. Основні питання, які потрібно розробити:

– здійснити аналіз існуючих методів виявлення вбудованих повідомлень у НЗБ нерухомих цифрових зображень при малому корисному навантаженні та виявлення серед них найбільш ефективного на сьогоднішній день;

– розробити моделі виявлення вбудованих повідомлень методом, визначеним у задачі 1 в умовах малого корисного навантаження, аналіз моделі та визначення напрямків щодо удосконалення методу;

– розробити алгоритми, які забезпечують підвищення ефективності виявлення вбудованих повідомлень у НЗБ нерухомих зображень при малому корисному навантаженні;

– розробити метод виявлення вбудованих повідомлень у НЗБ фонових зон нерухомих цифрових зображень з підвищеною точністю при малому корисному навантаженні.

5. Перелік графічного матеріалу у роботі:

- алгоритм експерименту з оцінки ефективності методу ВВП;
- блок-схема алгоритму вбудовування в LSB;

- блок-схема загального виду методу виявлення факту вбудовування області найменшого значущого біта у площину LSB;
- зміна частки некоректних класифікацій залежно від частки фону;
- крок фільтрації матриці кортежів зображення;
- крок набору матриці кортежів зображення.

6. Консультанти розділів кваліфікаційної роботи

	Прізвище, ініціали та посада консультанта	Підпис, дата	
		завдання видав	завдання прийняв

7. Дата видачі завдання 8 грудня 2022 р.

КАЛЕНДАРНИЙ ПЛАН

№ з/п	Назва етапів кваліфікаційної роботи	Строки виконання етапів кваліфікаційної роботи	Примітка
1	Методи виявлення вбудованих повідомлень і методика оцінки їх ефективності	12.2022 р. – 03.2023 р.	
2	Ефективність методів виявлення вбудованих повідомлень і її залежність від характеристик контейнера	03.2023 р. – 05.2023 р.	
3	Модель і алгоритми виявлення вбудованих повідомлень у фонових зонах	05.2023 р. – 11.2023 р.	

Студент _____ Макар М.О.
(підпис)

Керівник роботи _____ к.т.н., доцент Т.Г. Цаволик

АНОТАЦІЯ

Кваліфікаційна робота на тему «Модель системи безпечного обміну інформацією в комп'ютерних мережах спільного користування» на здобуття освітнього ступеня «Магістр» зі спеціальності 125 «Кібербезпека» освітньо-професійної програми «Кібербезпека» написана обсягом 107 сторінок і містить 29 ілюстрації, 7 таблиць, 1 додаток та 48 джерело за переліком посилань.

Метою кваліфікаційної роботи є підвищення ефективності виявлення вбудованих повідомлень у НЗБ пікселів нерухомих зображень при малому корисному навантаженні в інтересах забезпечення захищеності інформації шляхом запобігання її витоку каналами передачі інформації на основі стеганографії

Методи досліджень. Для розв'язання поставлених задач у даній кваліфікаційній роботі використано: поставлені завдання вирішені на основі застосування теорії захисту інформації, теорії ймовірності та математичної статистики, методів дискретної математики..

Результати дослідження: створено моделі на основі клітинних автоматів для розпізнавання тексту, які дають змогу ефективно розв'язувати дану задачу.

Розроблено модель виявлення вбудованих повідомлень у найменших значних бітах фонових зон просторової області нерухомих зображень відрізняється від існуючих фокусом на спеціальних семантичних областях аналізованого зображення - фонових зонах. Виділення самостійної моделі виявлення у фонових зонах, аналіз залежності ефективності детектування від особливостей роботи методу у фонових зонах зображення проведено вперше

Результати роботи можуть успішно застосовуватися при реалізації систем захисту.

Ключові слова: ЕФЕКТИВНІСТЬ, ВИЯВЛЕННЯ ВБУДОВАНИХ ПОВІДОМЛЕНЬ, ОБРОБКА ЗОБРАЖЕННЯ, ЗАХИЩЕНІСТЬ ІНФОРМАЦІЇ.

ABSTRACT

Qualification work on "Secure Information Exchange Model in Collaborative Computer Networks " for the degree of "Master" in the specialty 125 "Cybersecurity" educational and professional program "Cybersecurity" is written in 107 pages and contains 29 illustrations, 7 table, 1 appendice and 48 source according to the list of links.

The purpose of the qualification work is to increase the effectiveness of detecting embedded messages in the NZB of pixels of still images with a small payload in the interests of ensuring information security by preventing its leakage through information transmission channels based on steganography

Research methods. To solve the tasks in this qualification work, the following tasks were used: the tasks were solved on the basis of the application of the theory of information protection, the theory of probability and mathematical statistics, methods of discrete mathematics.

Research results: models based on cellular automata for text recognition have been created, which make it possible to effectively solve this problem.

A model for detecting embedded messages in the least significant bits of the background zones of the spatial region of still images has been developed, which differs from the existing ones by focusing on special semantic areas of the analyzed image - background zones. The isolation of an independent detection model in the background zones, the analysis of the dependence of the detection efficiency on the peculiarities of the method in the background zones of the image was carried out for the first time

The results of the work can be successfully applied in the implementation of protection systems.

Keywords: EFFICIENCY, BUILT-IN MESSAGE DETECTION, IMAGE PROCESSING, INFORMATION SECURITY.

ЗМІСТ

ВСТУП.....	7
1 МЕТОДИ ВИЯВЛЕННЯ ВБУДОВАНИХ ПОВІДОМЛЕНЬ І МЕТОДИКА ОЦІНКИ ЇХ ЕФЕКТИВНОСТІ	12
1.1 Введення у предметну область.....	12
1.2 Вибір методів статистичного виявлення вбудованих повідомлень у нерухомих зображеннях.....	18
1.3 Методика оцінки ефективності методу виявлення вбудованих повідомлень.....	23
2 ЕФЕКТИВНІСТЬ МЕТОДІВ ВИЯВЛЕННЯ ВБУДОВАНИХ ПОВІДОМЛЕНЬ І ЇЇ ЗАЛЕЖНІСТЬ ВІД ХАРАКТЕРИСТИК КОНТЕЙНЕРА.....	32
2.1 Розробка експерименту щодо оцінки ефективності методу виявлення вбудованих повідомлень.....	32
2.2 Аналіз ефективності сучасних методів виявлення вбудованих повідомлень у площині LSB зображень	41
2.3 Аналіз залежності ефективності виявлення вбудованих повідомлень у площині LSB від характеристик зображення.....	45
3 МОДЕЛЬ І АЛГОРИТМИ ВИЯВЛЕННЯ ВБУДОВАНИХ ПОВІДОМЛЕНЬ У ФОНОВИХ ЗОНАХ.....	54
3.1 Модель виявлення вбудованих повідомлень у фонових зонах	54
3.2 . Алгоритм прогнозу значень пікселів у фоновій зоні за кортежами пікселів.....	72
3.3 Алгоритм адаптивного прогнозу у градієнтних областях.....	84
3.4 Алгоритм накопичення статистики аналізатора	90
3.5 Архітектура прототипу програмної системи-реалізації	96
3.6 Експериментальна оцінка ефективності запропонованого методу	98
ВИСНОВКИ.....	101
СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ.....	102
Додаток А Копії публікацій.....	107

ВСТУП

Актуальність теми. Методи вбудовування інформації у контейнери всіх видів (зображення, аудіо, відео та інші) знаходять широке застосування у світі. Вбудовування інформації застосовується як у легальних цілях, так і під час протиправної діяльності.

До легальних застосування вбудовування інформації можна віднести цифрові водяні знаки у документах та об'єктах інтелектуальної власності; організацію каналів потайної передачі інформації спецслужбами у межах їх діяльності; організацію каналів потайної передачі в інших цілях (збереження комерційної таємниці, таємниці листування тощо. буд.)

До найпоширеніших способів протиправного застосування технік вбудовування інформації відносяться організація каналів потайної передачі інформації з метою організації та координації протиправної діяльності, зокрема терористичних актів; організація каналів потайної передачі з метою приховування факту виведення інформації за периметр, що охороняється, зокрема, в рамках промислового шпигунства [1, 2].

Виявлення вбудованих повідомлень у контейнерах різної природи знаходить застосування як з метою протидії протиправним способам застосування вбудовування, так і разом з легальними застосуваннями як інструмент контролю і перевірки [3]. Зокрема, методи виявлення вбудованих повідомлень можуть застосовуватись у задачах виявлення цифрових водяних знаків з метою доказу модифікації контейнера в ситуації, коли вилучення повідомлення штатними засобами неможливе (наприклад, у разі недоступності ключової інформації вбудовування); пасивної протидії каналам потайної передачі інформації, що використовуються в нелегальних цілях, у частині виявлення та класифікації таких каналів; протидії промислового шпигунству в частині виявлення факту спроби виведення інформації, що охороняється, за периметр охоронюваної зони [4].

Нерухомі цифрові зображення є одним з найпоширеніших видів інформації, що передається в Інтернеті.

Зображення можуть бути контейнером для вбудовування повідомлень. На сьогоднішній день розроблено безліч способів вбудовування у нерухомі цифрові зображення.

В умовах зростаючої роздільної здатності зображень, відношення обсягу вбудовуваного корисного навантаження і обсягу зображення (далі також - відношення навантаження-контейнер, ОНК) як стеганоконтейнер постійно знижується. У цій роботі розглядається завдання виявлення факту вбудовування інформації методом стеганографії в нерухомі цифрові зображення та ефективність методів такого виявлення (методів стеганодетектування) при малих значеннях корисного навантаження.

Методи вбудовування поділяються залежно від простору (домену) зображення [5, 6]. Просторовий домен зображення, тобто матриця рівнів яскравості пікселів є одним з найбільш поширених доменів для стеганографічного вбудовування [7]. Незважаючи на те, що вбудовування в площину НЗБ не позбавлене недоліків, висока скритність і великий обсяг контейнера забезпечує його популярність і сьогодні. Існує безліч методів виявлення у просторовому домені зображення у площині НЗБ [8]. Однак за малих значень корисного навантаження методи показують низьку ефективність [9, 10].

Це, у свою чергу, не дозволяє ефективно протидіяти потайним каналам передачі інформації, заснованим на вбудовуванні в просторовий домен зображення. Таким чином, підвищення ефективності виявлення факту вбудовування у площину НЗБ є актуальним завданням [11].

Тенденція постійного зростання розмірів стеганоконтейнерів разом з поданням про зниження ефективності виявлення зі зниженням значення відношення навантаження-контейнер визначає вимогу до методів виявлення вбудованих повідомлень щодо підвищення ефективності на малих значеннях ОНК як загальної необхідної реакції на зміну умов протидії каналам передачі даних, заснованих на вбудовуванні інформації.

Завдання підвищення ефективності детектування факту вбудовування в площину НЗБ розглядалися у роботах зарубіжних вчених (А. Кер, Дж. Фрідріч, М. Гольян).

Таким чином, забезпечення високої ефективності детектування факту вбудовування у площину НЗБ є актуальним завданням [3].

Метою роботи є підвищення ефективності виявлення вбудованих повідомлень у НЗБ пікселів нерухомих зображень при малому корисному навантаженні в інтересах забезпечення захищеності інформації шляхом запобігання її витоку каналами передачі інформації на основі стеганографії.

Для досягнення поставленої мети в роботі вирішувалося завдання з розробки моделі, алгоритмів та методу виявлення вбудованих повідомлень у площині найменших значних біт просторової області нерухомих зображень при малому корисному навантаженні. Для цього потрібно:

1. Здійснити аналіз існуючих методів виявлення вбудованих повідомлень у НЗБ нерухомих цифрових зображень при малому корисному навантаженні та виявлення серед них найбільш ефективного на сьогоднішній день.

2. Розробити моделі виявлення вбудованих повідомлень методом, визначеним у задачі 1 в умовах малого корисного навантаження, аналіз моделі та визначення напрямків щодо удосконалення методу.

3. Розробити алгоритми, які забезпечують підвищення ефективності виявлення вбудованих повідомлень у НЗБ нерухомих зображень при малому корисному навантаженні.

4. Розробити метод виявлення вбудованих повідомлень у НЗБ фонових зон нерухомих цифрових зображень з підвищеною точністю при малому корисному навантаженні.

5. Провести експериментальне підтвердження підвищеної ефективності стеганодетектування при застосуванні методу виявлення вбудованих повідомлень, розробленого в задачі 4.

Наукова новизна положень, що виносяться на захист, полягає в наступному:

1. Розроблена модель виявлення вбудованих повідомлень у найменших значних бітах фонових зон просторової області нерухомих зображень відрізняється від існуючих фокусом на спеціальних семантичних областях аналізованого зображення - фонових зонах. Виділення самостійної моделі виявлення у фонових зонах, аналіз залежності ефективності детектування від особливостей роботи методу у фонових зонах зображення проведено вперше.

2. Алгоритми виявлення вбудованих повідомлень у НЗБ фонових зон нерухомих зображень мають новизну за рахунок задіяння в алгоритмах великих структур аналізованих пікселів, специфічних для фонових зон природних зображень. На відміну від існуючих алгоритмів, розроблені оперують засобами виділення сусідства пікселів у фонових зонах зображення (на відміну від DИH, WS, SPAM та ін.), поєднуючи це із залученням накопиченої статистики для використання в процесі аналізу контейнера (на відміну від RS, SPA та ін.)

Методи досліджень. Поставлені завдання вирішені на основі застосування теорії захисту інформації, теорії ймовірності та математичної статистики, методів дискретної математики.

Об'єкт дослідження є контейнери для вбудовування, які є нерухомими зображеннями з інформацією, вбудованою в найменші значні біти просторової області.

Предметом дослідження є методи та алгоритми виявлення вбудованих повідомлень у нерухомих зображеннях при малому корисному навантаженні.

Практичне значення кваліфікаційної роботи. Використання методу виявлення вбудованих повідомлень, запропонованого в роботі, в системах захисту інформації, зокрема, в компонентах пасивної протидії каналам передачі даних, заснованих на стеганографії в площині НЗБ нерухомих цифрових зображень, дозволять підвищити рівень захищеності інформації за рахунок зниження ймовірності реалізації ризику її несанкціонованої.

Публікації та апробація ВКР.

1. Макар М.О., Бохнат Н.І., Коцій О.В., Слободян В.Р., Хомяк Р. Методи виявлення вбудованих повідомлень / Збірник матеріалів проблемної наукової

міжгалузевої конференції «Кібербезпека та комп'ютерно-інтегровані технології» (КБКІТ-2023). – Тернопіль, 2023. – С.110-114.

2. Макар М.О., Поцілуйко М.Б., Грицай Н.М., Бохнат Н.І. Оцінка ефективності методі виявлення вбудованого повідомлення / Матеріали науково-практичного симпозиуму «Захист інформації». – Тернопіль, 2023. – С.148-153

1. МЕТОДИ ВИЯВЛЕННЯ ВБУДОВАНИХ ПОВІДОМЛЕНЬ І МЕТОДИКА ОЦІНКИ ЇХ ЕФЕКТИВНОСТІ

1.1. Введення у предметну область

1.1.1. Термінологія

В даний час різні джерела по-різному визначають поняття, використовуються у роботах зі стеганографії та виявлення вбудованих повідомлень.

Надалі у цій роботі будуть використані такі поняття:

Стеганоконтейнер, контейнер – документ, що існує у вигляді цифрового файлу, куди методами стеганографії впроваджується інформація.

Стеганоконтейнер без запровадженої інформації називається порожнім контейнером.

Стеганоконтейнер із впровадженою інформацією називається стеганопосилкою.

Термін стеганоконтейнер застосовується у разі, якщо невідомо, чи впроваджувалась інформація.

Тип стеганоконтейнера визначається залежно від характеру подання та сприйняття користувачем інформації, яку він представляє: нерухомі цифрові зображення, відеопослідовність, аудіопослідовність і т.д.

Повідомлення (також – впроважене повідомлення, навантаження) – інформація, що впроваджується методами стеганографії до стеганоконтейнера з метою потайної передачі.

Тип повідомлення, так само, як і тип стеганоконтейнера, визначається за характером подання та сприйняття користувачем інформації, що надається повідомленням.

Вбудовування, використання - операція додавання повідомлення в стеганоконтейнер методами стеганографії [89].

Корисне навантаження, відношення навантаження-контейнер, ОНК – відношення розміру повідомлення до розміру контейнера, виражене у відсотках. Метод обчислення розмірів повідомлення та контейнера визначається індивідуально для кожного типу повідомлення та контейнера [104].

Виявлення вбудованого повідомлення (стеганодетектування) - процес визначення факту наявності вбудованого повідомлення в контейнері, що не включає завдання його локалізації в контейнері, що аналізується, і виділення повідомлення з аналізованого контейнера [89].

Метод виявлення вбудованого повідомлення (метод ВВП) – метод, що дозволяє стеганоконтейнера зробити висновок про наявність чи відсутність впровадженого повідомлення, і навіть, опціонально, отримати оцінку довжини вбудованого повідомлення [90].

Система виявлення вбудованого повідомлення (система ВВП) – програмне рішення, заснований на реалізації способу виявлення, що дозволяє за документом віднести його до порожнім контейнерам чи стеганопосилкам [24].

Стеганоканал – канал передачі у вигляді стеганоконтейнерів (порожніх чи стеганопосилок) [24].

Ефективність способу виявлення вбудованого повідомлення – міра достовірності при віднесенні аналізованого стеганоконтейнера до порожніх контейнерів чи стеганопосилок. Метод розрахунку ефективності визначається залежно від типу контейнера, повідомлення та методу виявлення [24].

Просторова область зображення – упорядкована сукупність рівнів яскравості пікселів, що становлять зображення [62, 89, 103].

Нерухоме зображення – цифрове зображення, просторова область розподілу якого змінюється з часом [89].

1.1.2. Типи стеганоконтейнерів

В даний час в мережах передачі даних циркулює цифровий контент, представлений у різних формах. Високі обсяги переданої інформації

дозволяють використовувати як стеганоконтейнерів документи наступних типів [14, 12]: нерухоме зображення, відео, аудіо, текст, двійкові дані.

Методи впровадження повідомлення в контейнер ґрунтуються на експлуатації специфічних особливостей реалізації того чи іншого формату представлення цифрового контенту, або особливостях контенту як такого (наприклад, на надмірності даних у поданні нерухомого цифрового зображення).

Тому алгоритми застосування повідомлення, і, отже, протистоять їм методи ВВП від формату до формату й у різних типів цифрового контенту.

Серед стеганоконтейнерів велике поширення набули нерухомі цифрові зображення [15, 13]. Нерухоме зображення представлене у вигляді матриці чисел, що представляють рівні яскравості точок (пікселів) того чи іншого шару кольору зображення. Незважаючи на те, що в останнє десятиліття частка трафіку в мережі Інтернет, що припадає на аудіо та відео, значно зросла, нерухоме зображення залишається найпопулярнішим стеганоконтейнером. Це зумовлено наступним рядом причин [15, 16]:

- великі обсяги даних, що передаються в мережі Інтернет у вигляді цифрових зображень, що дозволяють домагатися високої пропускної здатності стеганоканалу навіть при невеликих значеннях корисного навантаження;

- цифрове уявлення нерухомого зображення має відносно великий обсяг, через що можливе використання великих за обсягом повідомлень із збереженням малих значень корисного навантаження;

- надмірність подання цифрового зображення дозволяє використовувати значні області даних для впровадження повідомлення при збереженні повної або практично повної непомітності для спостерігача;

- велика різноманітність та хороша опрацьованість методів впровадження повідомлень у нерухоме зображення.

Слід зазначити, що остання причина обумовлює велике поле для наукової роботи в області виявлення вбудованих повідомлень у нерухомих цифрових зображеннях.

В даний час спостерігається постійне зростання роздільної здатності зображень, що передаються в мережі інтернет. Це дозволяє, використовуючи нерухомі цифрові зображення як стеганоконтейнер, домогтися високої пропускної здатності стеганоканалу навіть при малих значеннях корисного навантаження.

1.1.3. Области вбудовування в нерухомі зображення

Методи вбудовування та ВВП у нерухомих цифрових зображеннях різняться залежно від формату зображення. Різні формати використовують той чи інший спосіб декомпозиції вмісту зображення для представлення його у цифровому вигляді для зберігання, передачі та подання зображення у цифровому вигляді. В даний час найбільшого поширення (загалом і в стеганографії зокрема) набули способи подання, засновані на наступних методах декомпозиції [17]:

- без декомпозиції (дані надаються у просторовому розподілі) – використовується такими форматами, як BMP, PNG;
- дискретно-косинусне перетворення – використовується у стандарті JPEG;
- вейвлет-перетворення – використовується у стандарті JPEG2000.

Незважаючи на велике поширення форматів файлів, що базуються на декомпозиції даних зображення, методи вбудовування повідомлення в просторову область залишаються популярними. Це з простотою представлення даних, великим обсягом даних для вбудовування, великою кількістю та опрацьованістю методів застосування повідомлення. Також, популярність вбудовування у просторову область обумовлена тим, що, незалежно від використовуваного методу декомпозиції, будь-яка система, що представляє зображення, здатна уявити його у вигляді просторового розподілу для показу користувачеві. Таким чином, зміна формату зображення протягом його життєвого циклу не впливає на здатність уявити зображення у вигляді просторового розподілу.

Нарешті, практична застосування методів, заснованих на введенні повідомлення в просторову область, обумовлюється поширеністю форматів представлення зображення, що використовують стиснення без втрат, що не впливають на область просторового розподілу (наприклад, PNG).

При поданні зображення у вигляді просторового розподілу (також – просторового домену) інформація, що становить зображення, представлена у вигляді двовимірної матриці значень, що означають яскравість точки зображення. Розміри матриці відповідають кількості окремих точок зображення. Елемент матриці просторового розподілу називається пікселем. Кількість пікселів за шириною та висотою зображення називається роздільною здатністю зображення.

У разі представлення кольорового зображення кожному кольоровому шару зображення відповідає окрема матриця просторового розподілу.

Залежно від моделі, кольорове зображення може бути представлене різним набором колірних шарів. Найбільш поширені моделі RGB та CMYK використовують 3 та 4 колірні шари відповідно.

Найбільшого поширення набув спосіб уявлення просторової області, у якому кожен піксель є число довжиною 1 байт, тобто, що у діапазоні від 0 до 255, де 0 відповідає найменшій яскравості пікселя, а 255 – найбільшій. За такої точності уявлення яскравості пікселя просторова область надмірна – незначна зміна значень яскравості пікселів не призводять до прояву видимих людським оком артефактів у зображенні. Цей факт використовується рядом методів вбудовування у просторову область нерухомих цифрових зображень [18].

1.1.4. Методи впровадження у просторову область цифрового зображення

Методи впровадження у просторову область експлуатують надмірність даних при поданні нерухомого цифрового зображення у вигляді матриць площин кольорових компонентів. Такі алгоритми оперують значеннями елементів цих матриць, змінюючи їх так, щоб при вилученні з абсолютних або відносних значень елементів матриці можна було впровадити повідомлення.

Алгоритми розрізняються за конкретними способами, за допомогою яких відбувається зміна значень пікселів.

Методи застосування найменший значний біт, чи LSB-методи (Least significant bit – найменший значний біт) перебувають у поданні впроваджуваного повідомлення як послідовності біт і заміни найменших значущих біт пікселів однієї з кольірних площин зображення на біти повідомлення. При порівняно великій ємності контейнера під час використання такого методу, LSB-методи вразливі до методів статистичного ВВП [19, 20].

Методи, що базуються на додаванні шуму (Noise-adding Based Steganography), також звані в літературі методами стохастичної модуляції, покликані знизити вразливість до статистичного ВВП. Серед них виділяється метод LSBM (LSB Matching), що є найпростішою модифікацією LSB-методів і дозволяє значно знизити вразливість до методів статистичного ВВП [21].

Група методів, заснованих на передбаченні помилки (Prediction error based steganography, PPCS) використовує попередній аналіз зображення з метою вибрати області, вбудовування яких призведе до найменшої помітності повідомлення для СЧЗ і статистичного ВВП [22].

Методи, що ґрунтуються на квантизації (Quantization based steganography), найбільш застосовні у задачах вбудовування цифрових водяних знаків, також можуть бути використані у стеганографії. Незважаючи на обмежену застосовність у сфері просторового розподілу, у деяких випадках використання методів цієї групи дозволяє досягти великої непомітності вбудованого повідомлення для методів статистичного ВВП [23].

Серед представлених, LSB-методи та їх модифікації, такі, як LSBM, в даний час отримали найбільшу поширеність у стеганографічній галузі просторового розподілу. Це пов'язано з низкою причин, серед яких [19, 20]: велика ємність контейнера, простота та інтуїтивна зрозумілість методів впровадження та вилучення повідомлення, обчислювальна простота методів впровадження та вилучення повідомлення, висока скритність при малих значеннях корисного навантаження для методів ВВП, зростання розріджень

зображень безпосередньо впливає на зростання стеганоконтейнера і дозволяє вбудовувати довші повідомлення з тими ж значеннями корисного навантаження.

1.2. Вибір методів статистичного виявлення вбудованих повідомлень у нерухомих зображеннях

1.2.1. Статистичне виявлення вбудованих повідомлень

Виявлення вбудованих повідомлень може бути як завдання класифікації за двома категоріями [25]. Мета ВВП – визначити, чи є аналізоване зображення порожнім контейнером або стеганом.

Найбільш загальний розподіл методів ВВП ґрунтується на їхній універсальності.

Методи ВВП поділяються на три наступні категорії:

– специфічні – дозволяють виявляти повідомлення, впроваджене з використанням конкретного методу стеганографії (або сімейства споріднених методів);

– універсальні – експлуатують найбільш загальні закономірності зміни зображення-контейнера у процесі вбудовування та дозволяють виявляти вбудоване повідомлення незалежно від використаного методу впровадження;

– напів-універсальні методи дозволяють виявляти повідомлення, впроваджене із застосуванням широкого діапазону методів стеганографії, але неефективні у окремих випадках, особливих областях розподілу тощо.

Загальною закономірністю і те, що ефективність специфічних методів ВВП області їх «компетенції» виявляється вище, ніж ефективність універсальних алгоритмів тієї ж області [25]. Надалі у цій роботі розглядаються специфічні методи ВВП.

Поняття статистичного ВВП пов'язане з процесом обчислення характеристик вищого порядку аналізованого зображення, їх аналізу та визначення відхилення їх значень від стандартних [26]. Методи статистичного

ВВП експлуатують той факт, що характеристики вищого порядку більшості нерухомих зображень, що мають однакову природу, близькі або зовсім однакові. Незважаючи на, як правило, високу обчислювальну складність, методи статистичного ВВП демонструють високу ефективність. Надалі у цій роботі розглядаються методи статистичного ВВП.

Методи статистичного ВВП у просторовій області нерухомих цифрових зображень оцінюють довжину вбудованого повідомлення. Далі залежно від прийнятої порогової довжини, робиться висновок про віднесення аналізованого стеганоконтейнера до чистих контейнерів або стеганопосилок.

1.2.2. Вимоги до методів виявлення вбудованих повідомлень

У різних джерелах наводяться такі вимоги до методів статистичного ВВП [1, 6, 14, 15, 27]:

1. Ефективність. Алгоритм повинен якнайбільше вірогідно коректно визначати наявність чи відсутність впровадженого повідомлення. Малий відсоток помилкових визначень часто розглядається як основна перевага алгоритму статистичного ВВП [24].

2. Універсальність за форматами аналізованого зображення та методами впровадження повідомлення. Алгоритм повинен дозволяти виявляти впроваджене повідомлення якомога більше форматів зображень і методів впровадження. У наші дні велика кількість форматів представлення цифрових зображень, а також розмаїтість та опрацьованість методів цифрової стеганографії роблять цю вимогу важливою.

3. Максимальна незалежність від змістовних характеристик зображення, що аналізується. Алгоритм не повинен демонструвати значного зниження ефективності при аналізі зображень зі специфічними зонами, такими як великі однорідні зони або, навпаки, надто зашумлених зображень.

4. Обчислювальна простота. Алгоритм повинен справлятися із завданням виявлення вбудованого повідомлення за прийнятний час. Зростання дозволів та

кількості зображень, що передаються в мережі Інтернет і використовуються як контейнери для стеганографії, зробив актуальною проблему

"Прокляття розмірності" (Curse of dimensionality). Незважаючи на те, що ця вимога не відноситься до основних, у ряді робіт така характеристика алгоритму, як нечутливість до «прокляття розмірності», виставляється перевагою алгоритму.

5. Стійкість до модифікацій способів застосування. Алгоритм ВВП повинен експлуатувати найбільш фундаментальні залежності та характеристики процесу вбудовування, щоб залишатися роботним до незначних модифікацій методу вбудовування.

Незважаючи на те, що всі наведені вимоги можуть бути враховані в задачі вибору оптимального методу ВВП, саме ефективність є визначальною вимогою, оскільки ефективність (за своїм визначенням) відображає здатність достовірно виявляти вбудовані повідомлення, а інші наведені вимоги уточнюють показники ефективності в різних умовах застосування методу ВВП. Під ефективністю методу ВВП розуміється здатність досягати певного відсотка коректних класифікацій у задачі розрізнення стеганопосилки та чистого повідомлення.

Незалежність від семантики аналізованого зображення має на увазі здатність показувати близькі значення ефективності при аналізі зображень, що містять певні специфічні зони, наприклад, однорідне тло, або, навпаки, сильно зашумлені зони. Під семантикою зображення розуміється наявність і розподіл у просторовій області зображення певних зон, які відповідають вимогам характеру розподілу значень яскравості пікселів у яких (семантичних зон). Факт падіння ефективності алгоритму при аналізі зображень певної семантики може бути використаний для організації атаки на алгоритм рахунок використання тільки зображень, що містять зони, при аналізі яких алгоритм показує низьку ефективність. Таким чином, незалежність від семантики аналізованого зображення є значною вимогою до методу ВВП.

З аналізу наявних публікацій зроблено висновок у тому, що найбільшу ефективність під час аналізу стеганопосылок, отриманих з допомогою певного методу стеганографії показують методи ВВП, розроблені під цей конкретний метод вбудовування [26, 29, 41]. Іншими словами, на сьогоднішній день універсальні алгоритми показують меншу ефективність для певного окремо взятого методу вбудовування, ніж методи ВВП, розроблені саме для цього. Те ж саме для універсальності за форматами аналізованого зображення. Таким чином, зроблено висновок що ефективність та універсальність за форматами та методами вбудовування суперечать одне одному.

З урахуванням наведених вище аргументів, надалі при виборі методів ВВП для подальшого дослідження та покращення проводиться за такими критеріями:

- можливість виявлення повідомлення, вбудованого методами LSB або LSBM, як найпоширеніших методів вбудовування у нерухомі цифрові зображення;
- відсутність «крайніх випадків», для яких алгоритм демонструє значно меншу ефективність, ніж заявлена авторами;
- висока чи середня ефективність порівняно з аналогами для даного методу вбудовування.

1.2.3. Вибір методів статистичного виявлення вбудованих повідомлень

Для оцінки ефективності методів та пропозиції удосконалень потрібно вибрати ряд методів, що задовольняють вищенаведеним критеріям.

Таблиця 1 містить методи, доступні з відкритих джерел, з приведенням їх сильних та слабких сторін.

За методами вбудовування, на які націлений алгоритм, підходять Triples analysis, Chi-Square, RS-analysis, Sample pairs analysis, Weighted stego, HCF-COM, SPAM, Zhang-Cox, Difference Image Histogram, Zhang-Wang.

З урахуванням наведених вище критеріїв надалі буде проведено порівняльний аналіз ефективності при різних параметрах зображень і різних

значеннях корисного навантаження наступних методів: Triples analysis, Sample pairs analysis, RS-analysis, Weighted stego, Difference Image Histogram.

Таблиця 1 - Методи ВВП у просторовій області

Метод	На який з методів націлений	Переваги	Недоліки
1	2	3	4
Triples Analysis [28]	LSB	Простота реалізації, обчислювальна простота	Мала ефективність
Chi-square [29]	LSB	Також ефективний у сферах перетворення	Мала ефективність
RS-analysis[30]	LSB	Висока ефективність при малих значеннях корисного навантаження	Ефективність залежить від маски, що застосовується.
Sample pair analysis [31]	LSB	Висока ефективність при великих та середніх значення корисного навантаження	Мала ефективність при малих значеннях корисного навантаження
Weighted Stego [32]	LSB	Висока ефективність на широкому діапазоні значень корисного навантаження	Висока обчислювальна складність
HCF-COM [33]	LSB, LSBM	Простота реалізації, хороша ефективність на кольорових зображеннях	Дуже низька ефективність на зображеннях у відтінках сірого
SPAM [34]	LSB, LSBM	Не схильний до «прокляття розмірності»	Прийнятна ефективність тільки для великих значень корисного навантаження
Zhang-Cox [35]	LSBM	Висока ефективність	Тільки для зображень у відтінках

			сірого
He-Huang (смейство алгоритмов) [36]	Методи стохастичної модуляції	Немає альтернатив в аналізі впровадження методами стохастичної модуляції	Не працює для LSB, висока ефективність тільки на обмежених тестових вибірках
Niimi [37]	BPCS-методи	Також застосовується в LSB	Не застосовується в LSBM
Difference Image Histogram [39]		Простота реалізації, низька обчислювальна складність	ефективність при малих значеннях корисного навантаження, суттєво знижена ефективність при аналізі кольорових зображень

1.3 Методика оцінки ефективності методу виявлення вбудованих повідомлень

1.3.1. Поняття ефективності методу виявлення вбудованих повідомлень

Для порівняння існуючих методів ВВП, а також для практичного підтвердження пропонованих удосконалень, потрібно визначити метод оцінки ефективності статистичного ВВП, описати метод отримання чисельної оцінки ефективності. Оскільки ефективність як така - комплексна характеристика, що відрізняється залежно від багатьох параметрів системи та аналізованих даних, потрібно також визначити метод наочного уявлення ефективності методу ВВП, що дозволяє показати відмінності в ефективності тих чи інших методів ВВП без відсилання до об'ємних таблиць числових характеристик.

Метод статистичного ВВП у нерухомому цифровому зображенні може бути розглянутий з двох позицій:

- як інструмент оцінки довжини повідомлення, вбудованого в аналізоване зображення [40];
- Як інструмент бінарної класифікації, що дозволяє віднести аналізоване зображення до стеганих посилки або до чистих зображень [41].

1.3.2. Експеримент з оцінки ефективності методу виявлення вбудованого повідомлення

Ефективність методу ВВП залежить тільки від нього самого, а й від характеристик даних, які піддаються аналізу з його допомогою. Для оцінки ефективності потрібно провести експеримент, що полягає у виявленні повідомлень даних певного набору досліджуваним методом. З результатів експерименту оцінюється ефективність методу.

Наступний сценарій експерименту використовується в роботі для визначення ефективності методу ВВП:

1. Підготовка вибірки зображень. Як вибірки використані набори зображень колекції BOWS2. Зображення у тестовій вибірці незалежні один від одного.

2. Для частини зображень імітується стеганографічне вбудовування в LSB.

При цьому, залежно від мети експерименту, може дотримуватися сталість величини корисного навантаження або довжини повідомлення, що вбудовується.

3. Зображення тестової вибірки аналізуються за допомогою методу ВВП.

4. Оцінка довжини вбудованого повідомлення чи факту наявності вбудовування збігається з дійсною довжиною повідомлення та фактом його наявності.

5. На підставі результатів звірення будується статистика ефективності роботи методу ВВП, що аналізується.

З урахуванням вищевикладеного розроблено алгоритм проведення експерименту з оцінки ефективності методу ВВП. Блок-схема алгоритму наведено на рисунку 1.1.

1.3.3. Способи інтерпретації результатів експерименту щодо оцінки ефективності методу ВВП

Як метрика оцінки ефективності методу як засобу оцінки довжини вбудованого повідомлення, пропонується використовувати середню помилку прогнозу довжини повідомлення в пікселях при аналізі набору зображень:

$$E_L = \frac{\sum_{i=1}^N |L_a - L_p|}{N}, \quad (1.1)$$

де

N – число аналізованих послідовно зображень;

L_a – оцінена методом виявлення довжина вбудованого повідомлення;

L_p – дійсна довжина вбудованого повідомлення.

Для оцінки ефективності методу ВВП як бінарного класифікатора використовується існуючий апарат математичної статистики [43, 44].

Вводиться поняття коректної та некоректної класифікації:

– Якщо стеганоконтейнер, який є стеганопосилкою, класифікований як порожній стеганоконтейнер, або, навпаки, порожній контейнер класифікований як стеганопосилка, це некоректна класифікація.

– Якщо порожній контейнер або стеганопосилка вірно віднесені до класу порожніх контейнерів і стеганих посилки відповідно, це – коректна класифікація.

Також, для потреб подальшого аналізу, вводяться вужчі поняття, такі як хибнопозитивна та хибнонегативна класифікація [45]:

– якщо стеганопосилка класифікована як порожній контейнер, це хибнонегативна класифікація;

– якщо порожній контейнер класифікований як стьобана, це –

хибнопозитивна класифікація.

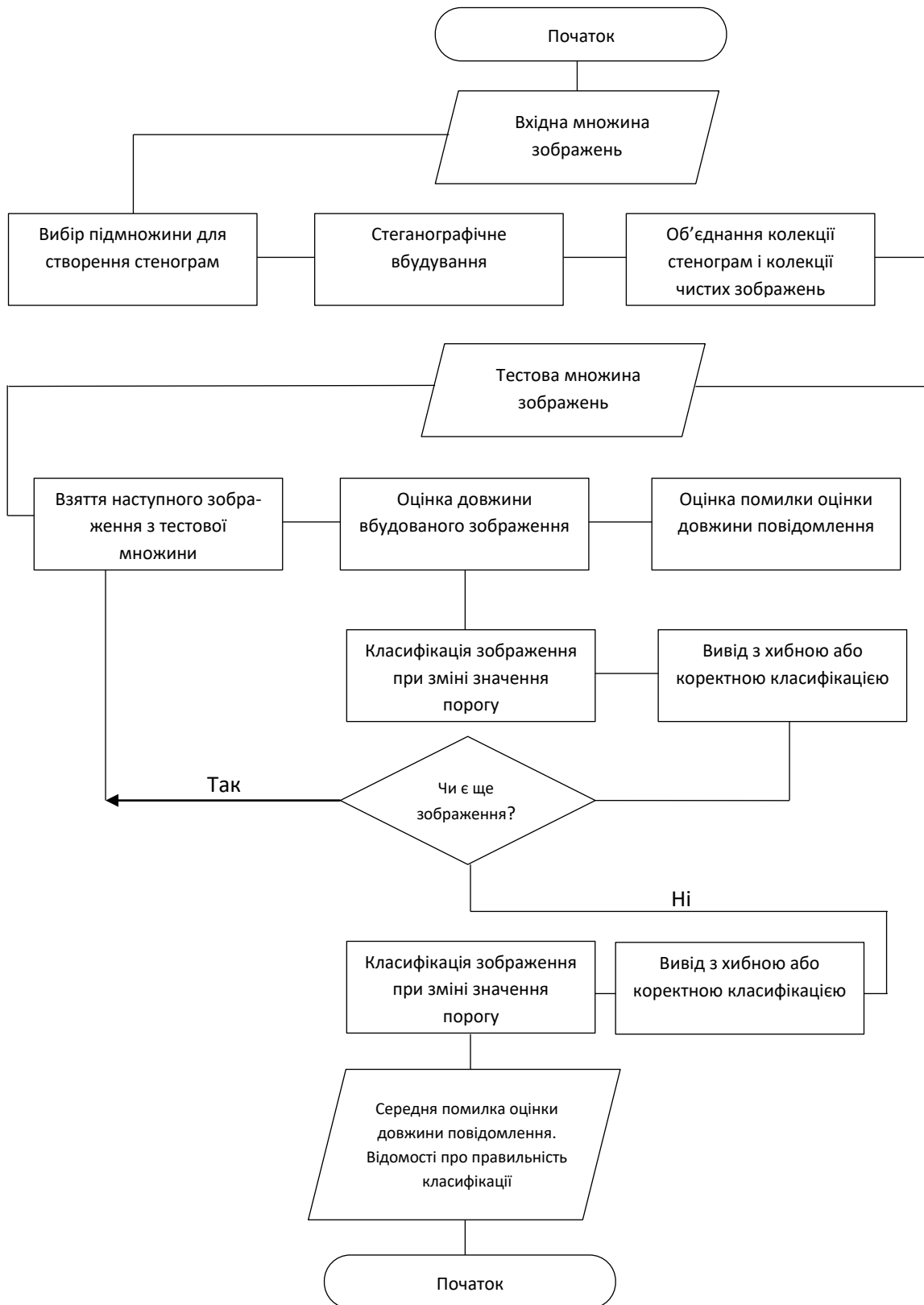


Рисунок 1.1 – Алгоритм експерименту з оцінки ефективності методу ВВП

Поняття коректної класифікації не потребує такого розбиття на дрібніші підкласи.

Події коректної та некоректної класифікації становлять безліч елементарних подій. Таким чином, можна вважати, що експерименти, що проводяться, задовольняють умові експериментів Бернуллі.

Ефективність алгоритму у разі визначається як ймовірність успішної класифікації. Ймовірність успішної класифікації визначається так:

$$p = \lim_{N \rightarrow \infty} \frac{S}{N}, \quad (1.2)$$

де s - кількість подій успішної класифікації;

N – кількість попиток класифікації.

Очевидно, що нескінченна кількість експериментів недосяжна, таким чином ставиться завдання виділення тестової вибірки. Репрезентативність тестової вибірки визначається відповідністю оцінок ймовірності успішної класифікації на вибірці та на всій кількості зображень.

На даний момент у літературі не наводиться вичерпного обґрунтування мінімального обсягу вибірки, необхідного для досягнення репрезентативності. Крім того, залежно від аналізованого алгоритму, розмір може змінюватись. Єдиної методики вибірки також не розроблено.

Завдання виділення репрезентативної вибірки складна, і узагальнення її все безліч методів ВВП немає [46]. У роботі надалі застосовуються вибірки різного обсягу, залежно від конкретного завдання оцінки, що розглядається. Мінімальна кількість зображень у вибірці – 1000.

Якість та взаємна незалежність характеристик зображень у вибірці також має значення. Надалі в роботі використовуються вибірки зображень з колекцій: BOWS2 [47], BOSS [48], eTrim [49], Places [50] та UCID [51], що неодноразово застосовувалися в дослідженнях в областях стеганографії та цифрових водяних знаків [34, 51 – 54].

Алгоритми ВВП знаходять практичне застосування у виявленні повідомлень, прихованих методами стеганографії, за їх передачі у реальних мережах зв'язку справжніми користувачами. Зрозуміло, проводити дослідження з використанням каналів передачі даних з агентами-людьми неможливо - кількість спроб аналізу занадто велика, щоб проводити роботу вручну. Для проведення експериментів у рамках дослідження вирішувалася завдання симуляції стеганоканалу та основних агентів.

Три основні учасники експерименту, що моделюється: відправник, одержувач і перехоплювач. Відправник формує стеганопосилки і посилає їх за допомогою каналу передачі даних одержувачу. Отримувач отримує стеганопосилки і витягує повідомлення, що містяться в них. Перехоплювач відіграє роль пасивного спостерігача, аналізуючи документи, які від відправника до одержувачу, намагаючись визначити, які з документів – стеганопосилки, які – порожні контейнери.

Для симуляції системи, описаної вище, у роботі використовується метод Монте-Карло, який широко застосовується в задачах визначення статистичних ймовірностей помилок [46]. Суть методу полягає у генерації псевдовипадкових вибірок та повідомлень, що імітують невідому перехоплювачу логіку відправника.

Псевдовипадковим чином доступної безлічі зображень формується тестова вибірка. Відправник, отримуючи зображення з вибірки, у відповідність до прийнятого рішення або вбудовує за допомогою стеганосистеми одержуване повідомлення, формуючи стеганопосилання, або залишає контейнер порожнім. Контейнер або стьобана відправляються перехоплювачу, який проводить аналіз, виконуючи класифікацію отриманого зображення як стеганопосилки або порожній контейнер. Одержувач є у системі номінально, не беручи участі в експерименті. Результат класифікації перехоплювачем відправляється до блоку порівняння, де порівнюється з справжньою класифікацією. Збіг означає коректну класифікацію.

Розбіжність означає помилку класифікації. Описаний процес повторюється кожного повідомлення з тестової вибірки.

Таким чином, з джерела даних для системи формуються псевдовипадковим чином: тестова вибірка зображень-контейнерів, повідомлення та рішення про впровадження повідомлення у поточний контейнер. Алгоритм впровадження є атрибутом відправника та постійний у рамках експерименту.

Підсумковий результат експерименту – кількість успішних та неуспішних класифікацій. Тим не менш, подібна оцінка не повідомляє всіх необхідних відомостей про реальну практичну ефективність алгоритму ВВП, що лежить в основі системи [46, 42].

Причина цього в тому, що помилки бінарного класифікатора відрізняються своєю суттю. Зображення, що класифікується, може належати до одного з двох підмножин вибірки: стеганопосылкам або порожнім контейнерам.

Результат класифікації алгоритму також відносить аналізоване зображення до одного з двох цих класів. При некоректних класифікаціях говорять про поняття хибної позитивної та хибної негативної класифікації.

Сумарна ймовірність помилкової позитивної та помилкової негативної класифікації дасть ймовірність помилкової класифікації. Проте, в оцінці реальної ефективності алгоритму ВВП слід враховувати перекіс вибірки, здатний зробити помилку в інтерпретацію результату, особливо у припущенні про його рівність нулю без математичного обґрунтування [45].

1.3.4. Способи подання результатів оцінки ефективності методу виявлення вбудованих повідомлень

Як зазначалося раніше, алгоритми статистичного ВВП у процесі роботи обчислюють деяку оцінку потенційного спотворення, внесеного до аналізованого документа у процесі вбудовування стеганопосылки. Для того, щоб від цієї оцінки перейти до безпосередньої класифікації, вводиться поняття

порога класифікації. Поріг є величиною, що відповідає такому значенню числової оцінки внесеного спотворення, при перевищенні якого аналізоване зображення вважається стеганопосылкой.

Очевидно, що для класифікатора ймовірності хибної позитивної та хибної негативної класифікації пов'язані через величину порога. Оскільки вибір порога багато в чому залежить від ситуації, в якій використовується класифікатор, для оцінки його власної ефективності потрібно запровадити незалежну метрику, що дозволяє наочно порівнювати класифікатори ефективності між собою.

Як таку метрику взято криву довірчих інтервалів (ROC curve). Крива ROC виражає залежність між ймовірністю коректної класифікації та вірогідністю хибної позитивної класифікації [43].

По осі абсцис відкладається вірогідність хибної позитивної класифікації, а по осі ординат – значення $1 - P_{FN}$, де P_{FN} - ймовірність хибної негативної класифікації. Координати точки на кривій виражають ймовірність помилкової позитивної та коректної класифікації при певному значенні порога класифікації. Графік, побудований таких осях дозволяє оцінити ефективність класифікації при варіюванні порога класифікації. Чим ближче до осей проходить крива графіка довірчих інтервалів, тим вища ефективність класифікатора. Надалі криві довірчих інтервалів будуть використані для наочної демонстрації у порівнянні ефективності алгоритмів ВВП.

Як чисельну оцінку ефективності при цьому використовується значення ймовірності хибнопозитивної класифікації при певному значенні ймовірності коректної класифікації. У роботі використовується значення коректної класифікації 95%, що є оптимальною стратегією Байєса.

Чисельні оцінки наводяться у вигляді таблиць, що демонструють значення чисельних оцінок ефективності залежно від характеристик аналізованого зображення та методів ВВП та їх покращень.

У системі захисту інформації, що включає підсистему пасивної протидії каналам передачі даних на основі стеганографії, зв'язок поняття захищеності

інформації з ефективністю методу ВВП, що використовується в підсистемі пасивної протидії, здійснюється через

поняття ризику витоку інформації з такого каналу.

Для цієї загрози, за загальною формулою, ризик оцінюється так [55]:

$$R = (P_{реал} - P_{прот}) * U = (P_{реал} - \Sigma P_{сп}) * U, \quad (1.3)$$

де

R – ризик;

$P_{реал}$ - ймовірність реалізації загрози;

$P_{прот}$ – ймовірність протидії загрози з використанням засобів захисту інформації;

U – збитки від реалізації загрози;

$P_{сп}$ – можливість протидії з використанням конкретного засобу захисту інформації.

Розглянутий засіб пасивної протидії каналу передачі є одним із засобів захисту інформації. Ймовірність коректного виявлення вбудованого повідомлення визначає ефективність засобу пасивного протидії каналу передачі. Оскільки ефективність ВВП безпосередньо впливає на можливість виявлення загрози, ефективність є основною характеристикою при виборі методу ВВП.

Таким чином, підвищення ефективності ВВП веде до зниження ймовірності реалізації загрози витоку інформації каналом зв'язку на основі стеганографії, і, в кінцевому підсумку, до зниження ризику цієї загрози. Зниження ризику, своєю чергою, підвищує захищеність інформації [56].

Виходячи з цього, саме ефективність методу ВВП, безпосередньо впливаючи на захищеність інформації, є основною характеристикою методу ВВП.

Отже в першому розділі отримали такі результати:

1. Підвищення ефективності ВВП веде до зниження ризику реалізації загрози витоку інформації з каналу передачі на основі стеганографії, під час використання методу ВВП у системі пасивного протидії такому каналу передачі. Таким чином, ефективність методу ВВП є його основною характеристикою.

2. Ефективність методу статистичного ВВП нерухомого цифрового зображення поза завданням бінарної класифікації може бути визначена як середнє за вибіркою відхилення спрогнозованої довжини вбудованого повідомлення від реальної довжини. Ефективність методу статистичного ВВП у нерухомому цифровому зображенні у задачі бінарної класифікації може бути визначена як відсоток некоректної класифікації при заданому значенні очікуваного відсотка коректної класифікації.

3. Залежність об'єму контейнера при вбудовуванні в просторову область цифрового зображення від роздільної здатності зображення на тлі зростання середніх дозволів зображень, що передаються в мережі, робить актуальним завдання ВВП на малих значеннях корисного навантаження.

4. Найбільш перспективними у завданнях ВВП у просторовій області нерухомих зображень на малих значеннях корисного навантаження є методи Triples analysis, Sample pairs analysis, RS-analysis, Weighted stego, Difference Image Histogram.

2 ЕФЕКТИВНІСТЬ МЕТОДІВ ВИЯВЛЕННЯ ВБУДОВАНИХ ПОВІДОМЛЕНЬ І ЇЇ ЗАЛЕЖНІСТЬ ВІД ХАРАКТЕРИСТИК КОНТЕЙНЕРА

2.1 Розробка експерименту щодо оцінки ефективності методу виявлення вбудованих повідомлень

2.1.1 Характеристики просторової області зображення як стеганоконтейнера

Нерухоме цифрове зображення представляється як набір матриць пікселів, кожна з яких відповідає певному шару кольору зображення. Їхня кількість варіюється в залежності від вибраної моделі подання зображення [57].

Одна з найпоширеніших моделей представлення кольорового зображення – RGB, маніпулює трьома кольоровими шарами, що відповідають червоному, зеленому та синьому кольорам відповідно. Надалі в роботі кольорове зображення як стеганоконтейнер розглядатиметься в контексті моделі RGB. У разі монохромного зображення його просторовий розподіл є однією матрицею. Піксель – найменший елемент колірної площини просторового розподілу зображення, є цілим невід'ємним числом, що позначає яскравість ділянки зображення, що відповідає цьому пікселю. Залежно від точності представлення рівня яскравості (глибини кольору), максимальне значення пікселя може змінюватись [58].

Нехай I – зображення, аналізоване методом ВВП, p – колірні площини, а x , y – координати пікселя у цій колірній площині. Тоді I_p – матриця просторового розподілу зображення у колірній площині, $I_p(x, y)$ – операція взяття значення пікселя з даними координатами в даній колірній площині. Якщо зображення монохромне, єдина колірна площина мається на увазі неявно, її позначення опускається, операція взяття значення пікселя записується так: $I(x, y)$. Колірні площини моделі RGB позначаються I_r , I_g , I_b для червоного, зеленого та синього відповідно.

Кожен піксель зображення можна у двійковому вигляді, перевівши його значення систему числення. І тут значення пікселя представляється набором біт, де молодший розряд відповідає найменшому значущому біту числа. У загальному випадку визначимо взяття i -го біта двійкового уявлення пікселя як $I(x, y)_n$, для найменшого значущого біта, незалежно від номера його розряду, операцію взяття визначимо як $I(x, y)$.

Вбудовування в LSB експлуатує надмірність просторового розподілу зображення, отже, чим довшим є побітове уявлення пікселя, тим більшим стає контейнер для стеганографічного вбудовування [61].

Надалі в роботі буде розглянута модель, що обмежує значення пікселя числом 255. Це відповідає 256 унікальним значенням рівня яскравості та 8 двійкових розрядів числа. Вбудовування в LSB, таким чином, оперує восьмим, молодшим розрядом. З точки зору стеганографічного контейнера, просторовий розподіл зображення представляє області для вбудовування повідомлень, що виражаються в різних форматах. Вбудовування в LSB, при цьому, обмежує обсяг інформації на 1 піксель одним бітом, отже, повідомлення, що вбудовується, при цьому подається у вигляді бітового рядка.

При цьому, фактично, як стеганоконтейнер виступає площину найменших значущих біт матриці розподілу колірних шарів, з яким працює метод вбудовування. Сукупний контейнер у своїй – набір площин найменших значущих біт просторових розподілів всіх колірних шарів зображення [63].

Розподіл значень пікселів у зображенні визначається тим, що міститься у зображенні. Штучні зображення, отримані шляхом малюнка, чи згенеровані з допомогою певних алгоритмів (наприклад, фрактальні зображення), вносять закономірності у розподіл значень (наприклад, малюнки можуть містити великі зони, у яких значення пікселів не змінюються).

На протипагу штучним зображенням вводиться поняття природного цифрового зображення. Під природним цифровим зображенням розуміється зображення, отримане шляхом фотографії об'єктів навколишнього світу,

пізніше оцифровані методом, що зберігає характер розподілу значень яскравості на окремій ділянці зображення.

Природні зображення характеризуються високим ступенем випадковості розподілу значень пікселів, як і значень у певних бітових площинах [65, 82]. Це робить природні зображення практично застосовним контейнером для вбудовування стеганографічного в просторову область [67, 68]. Далі у роботі під зображеннями-контейнерами розуміються природні зображення.

На відміну від частотного розподілу зображення, отриманого дискретним перетворенням Фур'є або вейвлет-перетворенням, просторовий розподіл природного зображення високою мірою випадково [70]:

- значення пікселів у тій чи іншій області зображення повністю залежать від високорівневої семантики зображення, що визначається, у свою чергу, тим, що на зображенні відображено. Отже, для набору незалежних зображень розподіл значень пікселів у просторовій області є випадковим;

- розподіл значень у площині найменших значущих біт випадково в рамках одного окремо взятого зображення внаслідок сильного впливу на значення у цій площині навіть невеликих коливань яскравості пікселів зображення.

Висока випадковість розподілу значень в області найменшого біта зображення обумовлює високу популярність і ефективність методів вбудовування, заснованих на модифікації найменшого біта - детектування факту вбудовування бітового рядка з умовно

випадковим розподілом у область випадкового розподілу величин є нетривіальним завданням [59, 60].

2.1.2. Метод вбудовування у площину LSB зображення

Незважаючи на випадковий або майже випадковий характер розподілу значень як у площині найменших значущих біт контейнера, так і в повідомленні, що вбудовується, характер розподілу може відрізнятися.

Статистичні методи ВВП із високою ефективністю визначають факт наявності вбудовування таких значеннях корисного навантаження.

Насправді зміни піддаються значно менші обсяги біт зображення. Оскільки площина НЗБ як така характеризується великим обсягом як контейнера для стеганографічного вбудовування, зазвичай змінюються одиниці відсотків біт, що дозволяє використовувати метод організації каналу потайної передачі. Зі зниженням значення корисного навантаження «помітність» факту вбудовування для статистичних алгоритмів ВВП падає [71].

Нехай монохромне зображення I піддається стеганографічному вбудовуванню у площину найменших значущих біт. Вбудовується повідомлення M , подане у вигляді бітового рядка завдовжки L . У такому разі операція взяття

біта на позиції i у зображенні M позначається $M(i)$. Одиначна операція вбудовування біта зображення у своїй описується так: $I(x, y)L = M(i)$.

Метод вбудовування LSB визначає порядок і умови застосування одиначної операції до пікселів зображення-контейнера.

Найпростіший метод - метод послідовного вбудовування в LSB, визначає початкові координати x_s, y_s , з яких починається вбудовування.

Далі, для кожного наступного пікселя зображення, зліва направо та з перенесенням на наступний ряд пікселів після закінчення поточного, проводиться одиначна операція вбудовування. Для подальшого отримання повідомлення необхідно знати початкову позицію.

Метод розсіяного вбудовування визначає функцію вибору пікселя контейнера для i -го біта повідомлення, що вбудовується: $(x_i, y_i) = F(i)$.

Для подальшого отримання повідомлення необхідно знати функцію. Більш складні методи вбудовування LSB експлуатують значення інших площин зображення, наприклад, площини, що йде за площиною LSB. Метод послідовного вбудовування, незважаючи на простоту, широко використовується на практиці, дозволяючи досягти високої скритності, поєднуючи її з простотою виконання та мінімумом переданих додаткових

даних. У випадку, якщо характер вбудованого повідомлення відомий стороні приймача або може бути детектований автоматично (наприклад, за допомогою алгоритмів контролю цілісності), метод може бути використаний взагалі без додаткових даних, що передаються - вилучення повідомлення може бути проведено шляхом перебору варіантів початкових координат на стороні-приймачі [72]. У надалі у роботі в експерименті, описаному в п. 1.3.2. використовуватиметься метод послідовного LSB-вбудовування.

Блок-схема алгоритму вбудовування наведено рисунку 2.1.

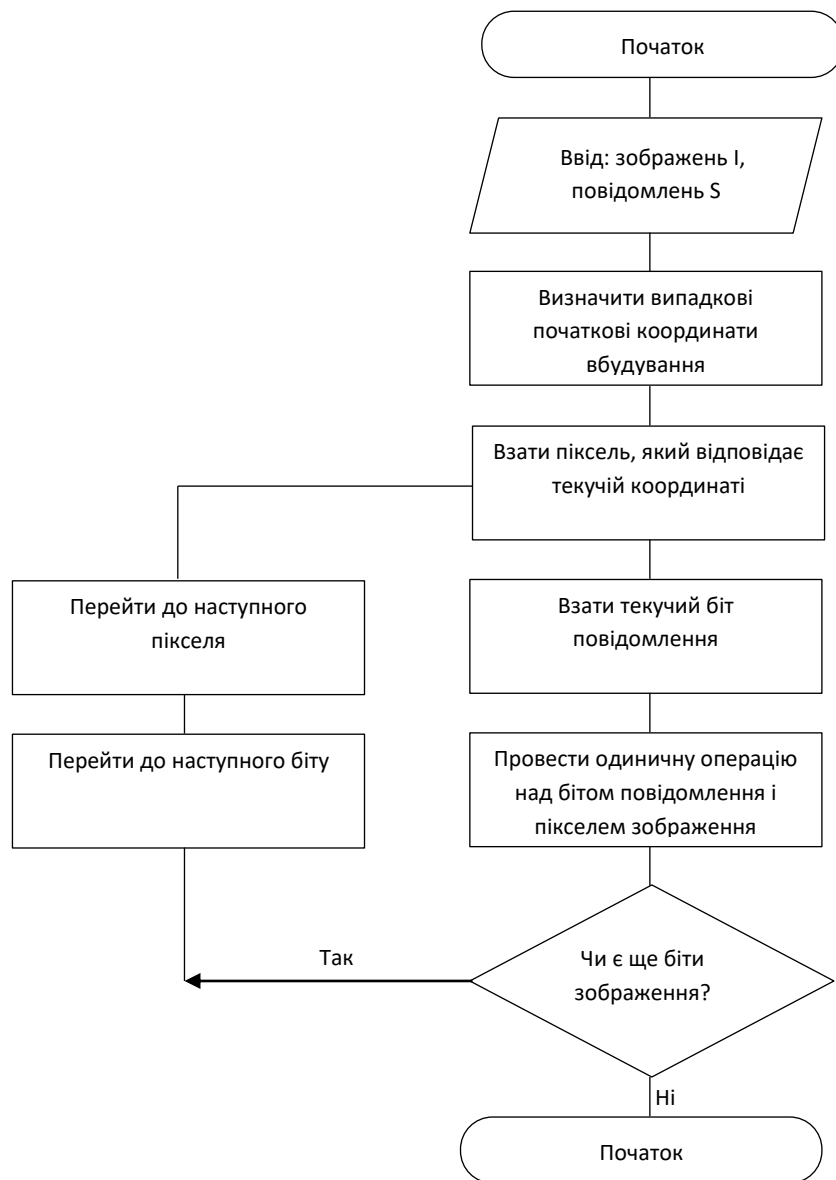


Рисунок 2.1 - Блок-схема алгоритму вбудовування в LSB

Щоб унеможливити вплив початкової позиції на ефективність досліджуваного методу ВВП, початкова позиція вибирається псевдовипадковим чином кожного зображення.

Координати наступного пікселя (x_n, y_n) беруться так:

– якщо в поточному рядку є піксель праворуч від даного, його координата береться наступною: $(x_n, y_n) = (x + 1, y)$;

– якщо в поточному рядку немає пікселя праворуч від даного, але є піксель знизу від даного, береться перший піксель ряду безпосередньо нижче від даного: $(x_n, y_n) = (1, y + 1)$;

– якщо в поточному рядку немає пікселя праворуч від цього і немає пікселя знизу від цього, береться перший піксель першого ряду: $(x_n, y_n) = (1, 1)$.

2.1.3. Спотворення, що вносяться вбудовуванням в площину LSB зображення та модель їх детектування

Значення найменшого біта зображення, так само як і значення біта повідомлення, може приймати одне з двох значень: 0 або 1. Таким чином, одинична операція вбудовування в LSB пікселя зображення залишає його найменший значний біт постійним, якщо біт повідомлення дорівнює найменшому значущому біту пікселя, або змінює його на протилежний. Визначимо операцію зміни біта на протилежний:

$$\overline{I(x, y)_L} = \begin{cases} 0, I(x, y)_L = 1 \\ 1, I(x, y)_L = 0 \end{cases} \quad (2.1)$$

Тоді одиничну операцію вбудовування описує наступне співвідношення:

$$\overline{I'(x, y)_L} = \begin{cases} I(x, y)_L, I(x, y)_L = M_i \\ I(x, y)_L, I(x, y)_L \neq M_i \end{cases} \quad (2.2)$$

Зміна найменшого біта призводить до зміни значень пікселя в цілому. Оскільки біт є розрядом двійкового уявлення значення пікселя, а найменший біт відповідає розряду одиниць, одинична операція вбудовування змінює значення пікселя повідомлення наступним чином:

$$\overline{I'(x, y)}_L = \begin{cases} I(x, y)_L, I(x, y)_L = M_i \\ \overline{I(x, y)}_L \pm 1, I(x, y)_L \neq M_i \end{cases} \quad (2.3)$$

Таким чином, вбудовування в площину LSB зображення призводить до зміни ряду значень пікселів на 1 більшу або меншу сторону, або залишає значення незмінним [73, 62].

Вбудовування в площині старше за найменшу значну призводить до змін у розрядах старших за наймолодшого. Оскільки в двійковій системі числення значення за розрядами зростає зі статечною залежністю з основою ступеня 2, з тією самою залежністю зростає величина спотворень, що вносяться в контейнер. Високі темпи зростання величини спотворень визначає практичну значущість вбудовування саме у площину найменших значущих біт.

Методи ВВП, спрямовані на детектування факту вбудовування в площину найменших значущих біт зображення, засновують свою роботу на визначенні подібних аномальних для зображення змін значень пікселів на 1, або безпосередньо (Weighted Stego image, RS-analysis), або через аналіз статистик вищого порядку, чутливих до подібних змін (Sample Pairs analysis, Difference Image Histogram). ВВП зводиться до підрахунку аномальних ділянок, що включають пікселі зі зміненими значеннями. Оскільки вбудовування може не змінити значення пікселя у разі збігу його найменшого біта з бітом вбудованого повідомлення, простий підрахунок кількості аномальних ділянок вносить помилку в прогноз довжини вбудованого повідомлення [64].

Виходячи з припущення про випадковий розподіл значень в площині найменшого біта і в повідомленні, передбачається, що вбудовування змінює половину підданих обробці бітів. Отже, підсумкове значення підрахунку

множиться на 2. Рисунок 2.2 ілюструє блок-схему загального виду методу виявлення факту вбудовування області найменшого значущого біта зображення.

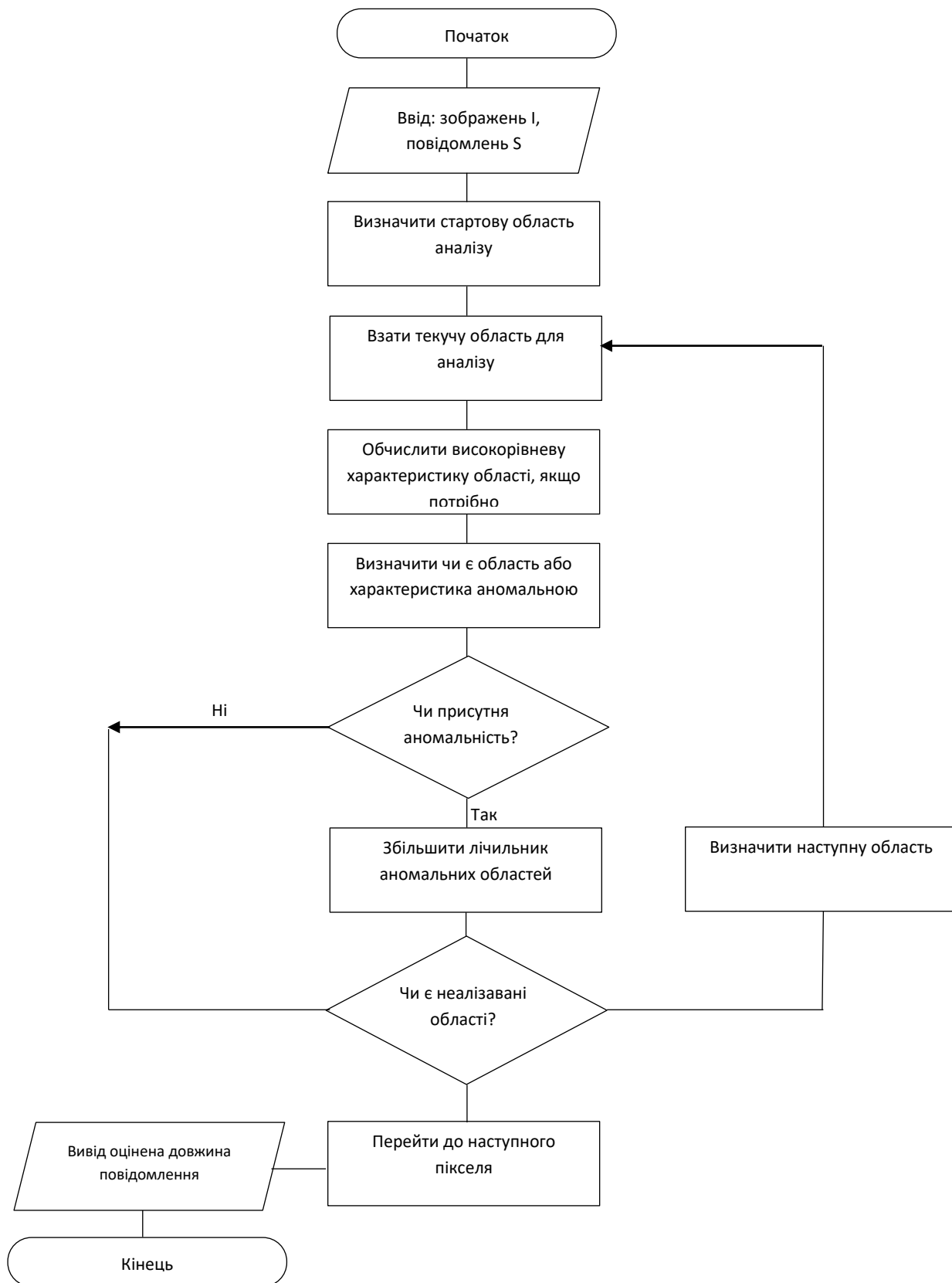


Рисунок 2.2 - Блок-схема загального виду методу виявлення факту вбудовування області найменшого значущого біта у площину LSB

Загальний вигляд не обов'язково відповідає конкретному алгоритму реалізації будь-якого методу ВВП, відображаючи загальний напрям роботи методу.

2.2. Аналіз ефективності сучасних методів виявлення вбудованих повідомлень у площині LSB зображень

2.2.1. Концепція відношення навантаження-контейнер для вбудовування в площину LSB зображення

Ефективність методів ВВП залежить від масштабу модифікацій, що вносяться до зображення-контейнера. Тому можливості сучасних методів ВВП слід розглядати у контексті конкретних значень обсягів вбудовування.

Абсолютні значення, виражені довжиною повідомлення в бітах, непридатні: широкий розкид дозволів зображень-контейнерів призводить до того, що повідомлення однієї й тієї ж довжини може різний вплив великі і малі зображення.

Вводиться поняття відношення навантаження-контейнер (ОНК), що дозволяє оцінити нормований за розміром контейнера ступінь масштабу спотворень, викликаних стеганографічним вбудовуванням.

Для вбудовування LSB значення ОНК має сенс визначити, як відношення максимальної кількості елементів, придатних для зміни при вбудовуванні, до фактичної кількості змінених елементів. При цьому:

- при вбудовуванні змінюється один біт одного пікселя зображення, при цьому розряд біта фіксований;
- кількість змін, що вносяться, дорівнює довжині вбудовуваного повідомлення в бітах;
- загальна кількість елементів, що підходять для зміни, відповідає загальній кількості пікселів усіх колірних шарів зображення-контейнера;

- якщо зображення кольорове, вбудовування здійснюється у всі колірні шари зображення-контейнера;
- колірні шари зображення мають однакові розміри, що збігаються з розмірами зображення в пікселях.

З урахуванням наведених тверджень, для кольорового зображення значення ОНК визначається так:

$$P = \frac{L}{3AB},$$

де

L – довжина вбудованого повідомлення,

A, B – розмір зображення-контейнера по кожному виміру.

Для монохромного зображення формула схожа, з поправкою на кількість кольорових шарів: $P = \frac{L}{AB}$.

Формули не містять виправлення на те, що в середньому половина пікселів не змінюються при вбудовуванні. Це припущення залишено спеціально, оскільки в контексті даної роботи величина ОНК розраховується спеціально для співвіднесення з ефективністю методів ВВП, які вже закладають множник 2 формули оцінки довжини вбудованого повідомлення, як показано в п. 2.1.3. Для зручності, надалі у роботі значення ОНК виражається у відсотках. За визначенням, довжина повідомлення не може бути більшою за кількість пікселів у зображенні, тому значення ОНК лежить в інтервалі від 0 до 100%.

2.2.2. Умови проведення експерименту

Для оцінки можливостей сучасних методів ВВП, відібраних у п. 1.2.3, проводиться експеримент відповідно до алгоритму, описаного у п. 1.3.2.

Умови проведення експерименту такі:

- тестова вибірка являє собою набір зображень, випадковим чином відібраних із колекцій зображень, що використовуються;
- кількість зображень у вибірці: 39000;
- мінімальна роздільна здатність зображень: 392x550 пікселів;

- максимальна роздільна здатність зображень: 5100x4025 пікселів;
- кількість кольорових площин: 1 (зображення монохромні)
- вбудовування в LSB послідовне, за алгоритмом, описаним у п. 2.1.2.
- вбудовуванню піддається половина зображень, що входять до вибірки;
- результати усереднені для вибірки.

2.2.3. Результати оцінки ефективності сучасних методів аналізу у площині LSB

Оцінено ефективність алгоритмів на значеннях корисного навантаження 1, 3 та 5%. Криві довірчих інтервалів наведено на рисунку 4. Криві побудовані у відповідність до методу оцінки Монте-Карло, описаного в п. 1.3.3.

Розшифровка позначень рисунку 4:

- DIH – метод Difference Image Histogram;
- WSI – метод Weighted Stego Image;
- SP – метод Sample Pairs analysis;
- RS – метод RS-analysis;
- TR – метод Triples analysis.

З графіків рисунку 2.3, і навіть з чисельних оцінок таблиці A1 додатка А видно, що ефективність сучасних методів статистичного ВВП на малих значеннях відношення навантаження-контейнер (ОНК) характеризується великою часткою хибнопозитивної класифікації при частці коректного спрацьовування 95%. Зроблено висновок про необхідність удосконалення існуючих методів ВВП. Також із графіків видно, що незалежно від значення ОНК, найбільшу ефективність демонструє метод ВВП Weighted Stego (WS). Надалі у роботі розглядаються методи підвищення ефективності ВВП методом WS.

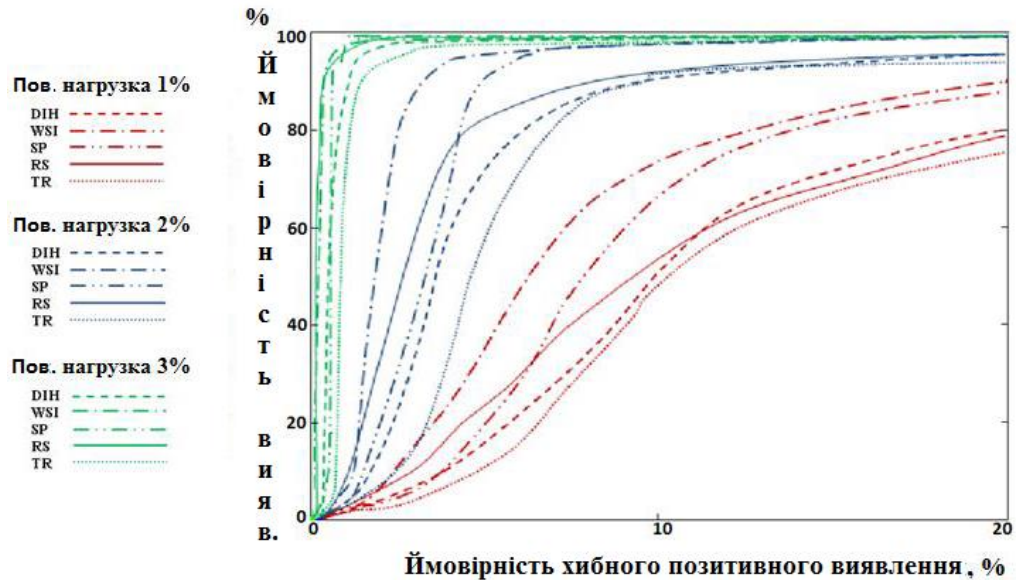


Рисунок 2.3 – Криві довірчих інтервалів для сучасних методів ВВП

Низька ефективність сучасних методів ВВП у площині найменшого біта підтверджує практичну застосовність методів вбудовування в LSB і обґрунтовує актуальність завдання підвищення ефективності методів ВВП у зображеннях в області найменшого біта [9].

Слід зазначити, що в експерименті використовувався найпростіший із описаних у відкритих джерелах метод вбудовування в площину найменшого біта. Тим не менш, його використання дозволяє досягти високого ступеня скритності вбудованого повідомлення: на значенні ОНК 1% результат роботи всіх представлених методів мало відрізнити від вгадування.

Тим не менш, наприклад, при роздільній здатності зображення, що відповідає поширеній роздільній здатності сучасних дисплеїв 1920x1080 пікселів, ОНК 1% відповідає 62,2 Кб вбудованої інформації (для кольорового зображення у форматі RGB).

Також з графіків видно, що серед досліджуваних методів незалежно від обсягу вбудовування найкращу ефективність демонструє метод Weighted Stego Image (далі – WS). Далі у роботі розглядаються методи підвищення ефективності ВВП методом WS [11].

2.3 Аналіз залежності ефективності виявлення вбудованих повідомлень у площині LSB від характеристик зображення

2.3.1 Значні характеристики зображення

Для визначення напрямів роботи зі збільшення ефективності ВВП потрібно визначити, як характеристики аналізованих зображень впливають ефективність ВВП.

Методи ВВП у площині найменших значущих біт базують свою роботу на визначенні аномальних змін значень пікселів. При цьому аномальність значення оцінюється по відношенню до інших значень навколишніх пікселів, або до значень характеристик вищого порядку, обчислених на інших областях аналізованого зображення.

Просторова область зображення не вносить глобальних закономірностей у розподіл пікселів. У локальних, обмежених невеликим простором областях, закономірності можуть виявлятися. З цього очевидно, що значення, зібрані з сусідніх по відношенню до аналізованого пікселів, мають більше значення для оцінки значення поточного пікселя [74, 75].

Отже, ефективність аналізу може впливати характер розподілу значень пікселів по відношенню один до одного в невеликих, локальних зонах зображення, відповідних одному об'єкту або області навколишнього світу, відображеному на природному зображенні. Очевидно, що зі зростанням роздільної здатності зображення розмір таких зон у пікселях збільшується.

Також, площа найменшого значущого біта у великій відповідає шуму, присутньому на зображенні, і великою мірою схильна до зміни при внесенні шуму. Дослідження залежності ефективності ВВП від попередньої фільтрації зображення-контейнера проводилося на роботах [66, 76, 77]. Зроблено висновок про незначний вплив попередньої фільтрації на ефективність подальшого ВВП. Також зроблено висновок про те, що метод ВВП WS характеризується найвищою з аналізованих стійкістю до попередньої фільтрації в контексті ефективності ВВП.

Виходячи з наведеного вище, наступні характеристики зображення підлягають дослідженню щодо впливу на ефективність ВВП, роздільну здатність зображення, монохромність зображення, присутність великих фонових зон у зображенні.

2.3.2 Аналіз залежності ефективності виявлення вбудованих повідомлень від роздільної здатності зображення

Залежність ефективності статистичного ВВП у нерухомому цифровому зображенні з його дозволу відзначалася у багатьох роботах.

Спостерігається тенденція зростання ефективності ВВП зі зростанням роздільної здатності зображення при незмінному значенні корисного навантаження.

Актуальність завдання підвищення ефективності ВВП на малих значеннях корисного навантаження обумовлена, насамперед, постійним зростанням роздільної здатності зображень, що передаються в Інтернеті. Зростання ефективності ВВП при зростанні дозволу потенційно здатне нівелювати проблему низької ефективності аналізу у випадку, коли мале значення корисного навантаження обумовлено саме великим обсягом стеганоконтейнера, а не малим обсягом повідомлення, що вбудовується. Тим не менш, це припущення потребує експериментального підтвердження або спростування.

Насамперед, досліджено, чи піддається метод ВВП WS ефекту підвищення ефективності при зростанні розміру зображення-контейнера.

Експеримент проведено за таким сценарієм:

- дослідним шляхом встановлено фіксований обсяг f вбудовуваного повідомлення, що дозволяє отримати показові результати на великому інтервалі дозволів зображення-контейнера;
- відібрано тестовий набір зображень контейнерів різних дозволів;

- для зображень із набору оцінено ефективність ВВП для методу WS при вбудовуванні повідомлення об'ємом f (вбудовування проводилося методом, описаним у п. 2.1.3);

- побудовано графік залежності ефективності ВВП від дозволу зображення для кожного алгоритму (для наочності графіки побудовано в одних осях).

Кількісні характеристики експерименту такі:

- фіксований обсяг вбудовуваного повідомлення $f = 6400$ біт;
- роздільна здатність зображень в діапазоні від 200×200 до 2000×2000 пікселів (зображення квадратні), вибірки формуються з кроком 100 пікселів;

- розмір кожної вибірки – 1000 зображень;

- колірна модель зображень – RGB, вбудовування проводиться у випадково обраний колірний шар, кожна стегана посилка повністю несе повідомлення в одному зі своїх колірних шарів;

- вбудовування LSB, послідовне, стартовий піксель вибирається псевдовипадковим чином з рівномірним характером розподілу стартової позиції в рамках кожної вибірки фіксованого дозволу;

- для побудови залежності ефективності ВВП від дозволу взято значення ймовірності ПЛЗ при ймовірності вірного виявлення 95% ;

- для випадку, коли вірогідність вірного виявлення 95% недосяжна, ймовірність ПЛС прийнята рівною 100% .

Для демонстрації експериментального підтвердження факту зростання ефективності ВВП при збільшенні дозволу в одних осях були побудовані дві криві:

- залежність ефективності від дозволу при фіксованому об'ємі повідомлення та зростаючому дозволі зображення;

- залежність ефективності від корисного навантаження за постійного дозволу та за умови, що корисне навантаження зменшується у відсотковому відношенні так само, як і при зростанні дозволу для першої кривої.

Рисунок 2.4 ілюструє отриманий результат.

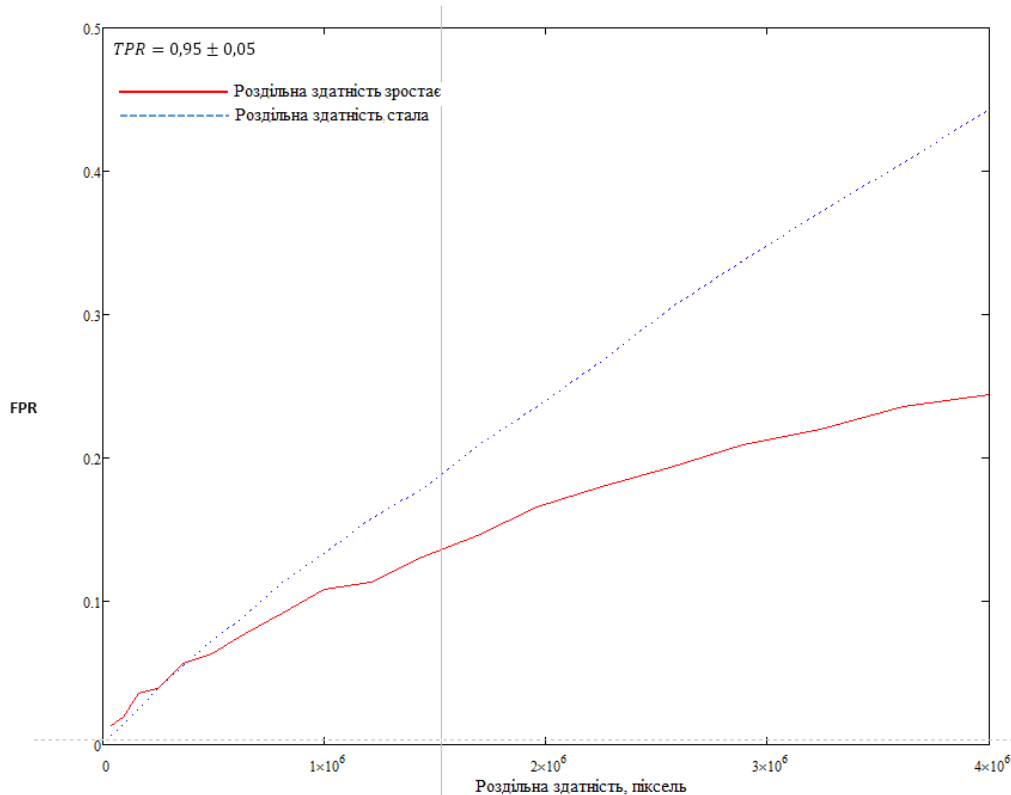


Рисунок 2.4 - Ефективність ВВП при зростанні роздільної здатності та при постійному доволі зображення-контейнера

З графіків рисунку 2.4 видно, що зростання роздільної здатності справді призводить до підвищення ефективності ВВП методом WS – у разі зростання роздільної здатності частка хибнопозитивної класифікації зростає повільніше, ніж сталій роздільній здатності.

Загальне зростання частки хибнопозитивних спрацьовувань у разі обумовлений зниженням значення корисного навантаження обох випадках.

Наступний експеримент ставить за мету показати, що, незважаючи на зростання ефективності ВВП при зростанні роздільної здатності аналізованого зображення, загальне падіння ефективності переважає саме за рахунок малих значень корисного навантаження при вбудовуванні повідомлення постійної довжини в стеганоконтейнер з роздільною здатністю.

Припущення слід підтвердити для всіх досліджуваних алгоритмів для підтвердження або спростування факту того, що жоден з алгоритмів, що

розглядаються, не виявляє переваг в ефективності саме при аналізі стеганоконтейнерів великої роздільної здатності.

Експеримент проведено за таким сценарієм:

1. Вихідна тестова вибірка зображень поділена на підвибірки за дозволами, від малих до великих. Усього сформовано 10 підвбірок, роздільна здатність найменшої: 200x200 пікселів, найбільшої: 2000x2000 пікселів. Таким чином, розмір стеганоконтейнера варіюється від $4 * 10^4$ до $4 * 10^6$ біт.

2. Для кожної підвбірки окремо оцінено ефективність ВВП за методом, описаним у розділі I. Отримано чисельні оцінки ефективності.

3. Вбудовування проводилося за методом, описаним у п. 2.1.3.

4. Довжина повідомлення, що вбудовується, постійна і становить 6400 біт.

Графіки рисунку 6 ілюструють отриманий результат. Видно, що частка позитивно-позитивних класифікацій зростає при зростанні дозволу зображень, це виконується для всіх досліджуваних методів ВВП. Таким чином, підтверджено, що зростання ефективності при зростанні роздільної здатності зображення нездатний компенсувати падіння ефективності від зменшення значення корисного навантаження при постійній довжині повідомлення, що вбудовується.

Більш того, видно, що на всіх дозволах алгоритм WS показує найменшу частку хибно-позитивних класифікацій.

Таким чином, підтверджено актуальність завдання підвищення ефективності ВВП методом WS на малих значеннях корисного навантаження.

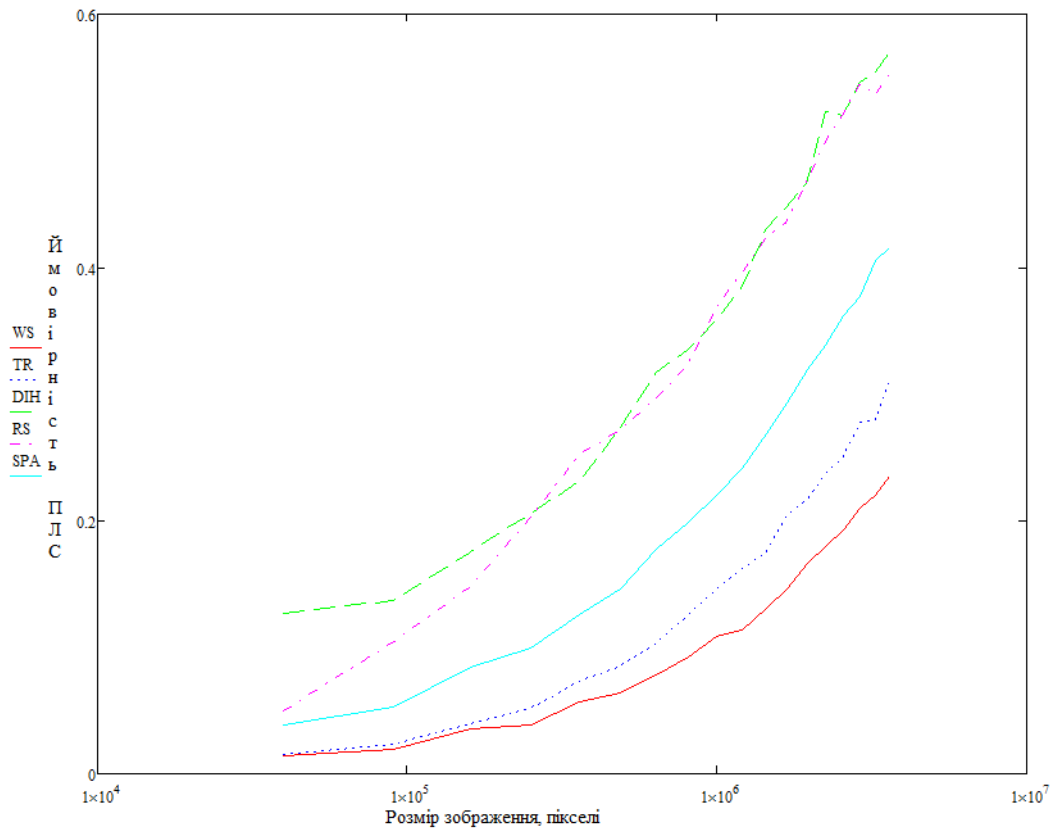


Рисунок 2.5 - Залежність частки ЛПК значення корисного навантаження

2.3.3. Вплив частки однорідного фону на ефективність виявлення вбудованого повідомлення

Виходячи з моделі детектування змін, описаної в п. 2.1.3, різниця між значеннями сусідніх пікселів аналізованого зображення має значення при виявленні змін, що вносяться в площину найменших значних біт зображення. Оскільки методи ВВП у цій галузі ставлять за мету детектувати аномальні зміни пікселів на 1 в порівнянні з очікуваним, зони, в яких різниця в 1 в порівнянні з сусідніми часто зустрічається, можуть бути проблемою при ВВП. Метод може зіткнутися з проблемою розрізнення зміни значення пікселя на 1 як результату вбудовування стеганографічного і як природного ефекту в даній зоні зображення [69].

У зонах, де середня різниця між сусідніми пікселями велика, зміна на 1 порівняно з очікуваним значенням є аномалією, що легко виділяється методом ВВП. Проте існує загальна семантична зона зображення, що повторюється на великому наборі природних зображень – однорідні фонові зони.

Під однорідними фоновими зонами маються на увазі такі зони зображення, в яких значення сусідніх пікселів змінюються не більше ніж на певну величину в середньому для зони і не більше ніж певну величину від середнього значення пікселів для тієї ж зони. Математично однорідна фонові зона визначається так: нехай I – безліч пікселів зображення. Тоді однорідна фонові зона B – це сукупність таких зон зображення, для кожної з яких виконується таке:

$$\forall p \in B: |p - p_N| < T_N, |p - p_A| < T_A$$

де p - значення яскравості пікселя,

p_N – значення яскравості сусіднього пікселя, що найбільше відрізняється за значенням серед усіх сусідніх пікселів цього;

p_A – середнє значення всіх пікселів, що належать безлічі B ;

T_N, T_A – пороги, що вводяться індивідуально для кожного зображення.

У природних зображеннях однорідні фонові зони зустрічаються часто: як правило, вони відповідають областям неба, моря або однорідного фону, що штучно створюється, наприклад, при студійній зйомці.

Характер спотворень, що вносяться вбудовуванням в LSB, визначає важливість наявності та частки фонових зон у аналізованому зображенні. У фонових зонах, де різниця між значеннями сусідніх пікселів невелика, природний характер розподілу значень пікселів мало відрізняється від слідів вбудовування в LSB. Таким чином, очікується падіння ефективності ВВП у зображеннях з великою часткою однорідного фону.

Для підтвердження припущення проведено експеримент за таким сценарієм:

1. Вихідна вибірка зображень поділена на підвибірки НВ та ЛВ так, що у підвибірці НВ частка однорідного фону становить не менше 40%, а у підвибірці ЛВ частка однорідного фону становить менше 5%.

2. Ефективність ВВП у кожній підвиборці окремо оцінена за методом, наведеним у Розділі І.

3. Вбудовування проводилося за методом, наведеним у п. 2.1.3, при цьому при вбудовуванні досягався рівномірний за підвибором розподіл областей фактичної зміни найменших значних біт між фоновими та нефоновими зонами.

Графік рисунку 2.6 показує результат експерименту значення корисного навантаження 1% для методу WS. Видно, що на підвиборі НВ спостерігається значне падіння ефективності ВВП. На значеннях корисного навантаження 3, 5 і 10% спостерігається такий самий ефект: ефективність на підвиборі НВ стабільно нижча, ніж на підвиборі LB.

Оскільки однорідний фон - загальна і семантична зона зображення, що часто зустрічається, а її виділення можна провести автоматично для зображення, падіння ефективності ВВП методом WS при аналізі у фонових зонах дозволяє організувати атаку на найбільш ефективний метод з розглянутих, вбудовуючи повідомлення у фонові зони з відповідними властивостями, цим знижуючи ефективність аналізу подібних контейнером методом WS. Актуальна задача дослідження причини падіння ефективності при аналізі у фонових зонах та удосконалення алгоритму WS для нівелювання ефекту падіння ефективності при аналізі у фоновій зоні [74, 78].

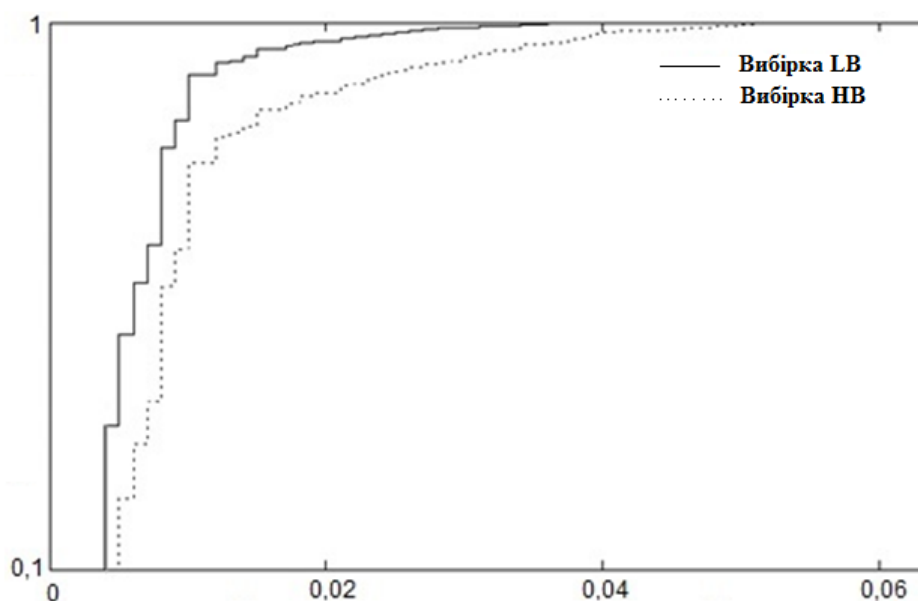


Рисунок 2.6 - Падіння ефективності ВВП методом WS в умовах великої частки однорідного фону у зображенні

Отже в 2 розділі отримали такі результати:

1. Площина найменших значущих біт зображення – широко застосовуваний практично контейнер для стеганографічного вбудовування.

Ефективність використання площини найменших значущих біт зображення для стеганографії досягається високою випадковістю розподілу значень у цій площині, малою помітністю факту вбудовування для спостерігача та методів ВВП, великим обсягом зони як стеганоконтейнера.

2. Сучасні методи ВВП демонструють низьку ефективність завдання визначення факту вбудовування в площину найменших значущих біт зображення.

3. Найбільшу ефективність серед методів, що досліджуються, показує метод Weighted Stego Image. Метод демонструє найбільшу ефективність незалежно від значення корисного навантаження, колірної площини зображення, попередньої фільтрації зображення та роздільної здатності зображення.

4. Завдання підвищення ефективності ВВП у нерухомих цифрових зображеннях на малих значеннях корисного навантаження актуальне у зв'язку з постійним зростанням дозволів зображень, що передаються в мережі інтернет, а також у зв'язку з тим фактом, що зростання ефективності ВВП за рахунок підвищення роздільної здатності зображення не в змозі нівелювати падіння ефективності за рахунок зниження значення корисного навантаження при постійній довжині повідомлення, що вбудовується.

5. Попередня фільтрація зображення-контейнера та вибір певного колірної шару для вбудовування незначно впливає на ефективність подальшого ВВП у контейнері.

6. Ефективність ВВП методом Weighted Stego знижується при аналізі зображень з великою часткою однорідного фону.

7. Поширеність зображень з однорідним тлом і можливість виділення фону із зображення автоматично створює можливість атакувати метод WS з метою зниження ефективності аналізу. Це зумовлює актуальність завдання

розробки методів підвищення ефективності ВВП методом WS, зокрема у фонових зонах зображень.

3. МОДЕЛЬ І АЛГОРИТМИ ВИЯВЛЕННЯ ВБУДОВАНИХ ПОВІДОМЛЕНЬ У ФОНОВИХ ЗОНАХ

3.1. Модель виявлення вбудованих повідомлень у фонових зонах

3.1.1. Аналіз причин падіння ефективності виявлення вбудованих повідомлень у фонових зонах

Метод статистичного ВВП WS та його модифікації, що розглядаються у статті, як результат роботи мають оцінку довжини вбудованого в LSB пікселів повідомлення. При побудові систем детектування факту введення стеганографії до результату роботи алгоритму застосовується бінарна класифікація. З перевищення оціненої довгою повідомлення певного порога робиться висновок про наявність чи відсутність факту стеганографічного вбудовування повідомлення.

Ідеальний класифікатор завжди визначає оригінальні зображення як чисті (True Negative, TN) та модифіковані – як стеганограми (True Positive, TP). У реальних умовах класифікатор може допускати помилки, класифікуючи оригінальні зображення як стеганограми (False Positive, FP) та модифіковані зображення як чисті (False Negative, FN).

Розподіл частки класифікації за класами залежить від коректності оцінки довжини повідомлення алгоритмом. Як оцінка ефективності ВВП використовується відсоток некоректної класифікації при заданому відсотку коректної класифікації.

При аналізі точності функції передбачення пікселів у фонових зонах як метрика точності використовується відхилення передбаченого значення від дійсного, усереднене по фоновій зоні зображення, і далі по всіх зображенням вибірки.

Метод WS у процесі ВВП оцінює довжину вбудованого в стеганоконтейнер повідомлення [72]. Подальший висновок про наявність чи відсутність стеганографічного вбудовування робиться виходячи із заданих

порогових значень та того факту, що оцінена довжина перевищує (або не перевищує) обраний поріг довжини. При перевищенні граничної довжини робиться висновок про наявність вбудовування. Якщо оцінена довжина менша за порогове значення, робиться висновок, що вбудовування відсутнє. Таким чином, підсумкова ефективність класифікації безпосередньо залежить від точності оцінки довжини вбудованого повідомлення у бітах.

Як показано в розділі 1, метод статистичного ВВП у нерухомому цифровому зображенні, незалежно від деталей його реалізації, може бути розглянутий у двох контекстах:

1. Як інструмент оцінки довжини вбудованого повідомлення;
2. як бінарний класифікатор, визначальний факт вбудовування.

Таким чином, ефект, що спостерігається падіння ефективності при ВВП у фонових зонах, показаний у розділі II, може проявлятися, залежно від контексту розгляду, одним з наступних образів.

1. Під час розгляду системи як бінарного класифікатора – рахунок завищення частки позитивних чи негативних помилкових спрацьовувань алгоритму під час роботи на зображеннях із великою часткою однорідного фону;

2. При розгляді способу, що оцінює довжину вбудованого повідомлення – рахунок системного завищення чи заниження оціненої довжини повідомлення на вибірці на вибірці зображень із великою часткою однорідного фону проти такої на вибірці зображень із малою часткою однорідного фону.

Оцінка обох аспектів підсумкового падіння ефективності важлива для розуміння причини ефекту, що спостерігається.

Падіння ефективності ВВП як бінарної класифікації полягає у завищенні частки хибних класифікацій (хибнопозитивної та хибнонегативної як окремо, так і одночасно) порівняно з зразковими значеннями.

3.1.2. Умови аналізу

Для оцінки частки хибних класифікацій при аналізі зображень з різною часткою однорідного фону потрібно провести два експерименти різних вибірках зображень. Формуються три вибірки.

1. Зразкова вибірка містить набір зображень із тестової колекції без поділу на зображення з великою та малою часткою однорідного фону.

При цьому гарантується, що вибірка не має значного перекосу у бік зображень з великою або навпаки малою часткою однорідного фону. Спосіб оцінки величини перекосу наведено нижче.

2. Вибір НВ містить лише зображення, в яких частка однорідного фону становить понад 40%.

3. Вибір LB містить лише зображення, в яких частка однорідного фону становить менше 5%.

Частка однорідного фону обчислюється за такою формулою:

$$B = \frac{S_B}{S_T} \cdot 100\%$$

де

S_B – кількість пікселів, класифікованих як фон методом;

S_T – загальна кількість пікселів аналізованого зображення.

Для кольорових зображень кількість пікселів як фонових, так і загальна сумується для всіх колірних шарів зображення.

Перекіс зразкової вибірки оцінюється як два наступні значення:

– відхилення частки зображень, що входять у вибірку, які не можуть бути віднесені ні до вибірки НВ, ні до вибірки LB (інакше – частка зображень, для яких частка однорідного фону лежить в інтервалі від 5 до 40%) – некласифікованих зображень від еталонної частки:

$$B_I = \left| B_{IE} - \frac{N_N}{N_{HB} + N_{LB} + N_N} \right| \cdot 100\%$$

де B_{IE} – еталонне значення частки некласифікованих зображень,

N_N – кількість некласифікованих зображень,

N_{HB} – кількість зображень, які можна віднести до вибірки НВ,

N_{LB} – кількість зображень.

Відхилення середнього значення частки однорідного фону за вибіркою від еталонного значення:

$$B_B = \left| B_{BE} - \frac{\sum_{n=1}^N R_{Bn}}{N} \right|$$

де

B_{BE} – еталонне значення середньої частки фону,

N – кількість зображень в еталонній вибірці,

R_{Bn} – частка фону в n -ному зображенні вибірки.

Таким чином, зразкова вибірка має задовольняти умови:

$$B_I \leq B_{I_{max}} ; B_B \leq B_{B_{max}} ,$$

де $B_{I_{max}}$, $B_{B_{max}}$ – максимальні допустимі значення перекосу вибірки.

Еталонні значення взяті з міркувань рівномірного розподілу показників, значимих у тих ефективності ВВП на вибірці.

Еталонне значення частки некласифікованих зображень взято так, щоб частки некласифікованих зображень, зображень, що задовольняють вибірці НВ і зображень, що задовольняють вибірці LB дорівнювали. Еталонне значення середньої частки фону оцінено як середнє арифметичне порогових значень віднесення зображень до вибірок НВ та LB. Таким чином, чисельно еталонні значення взяті такі: $B_{IE} = 0.33$, $B_{BE} = 22,5\%$.

На практиці створення еталонної вибірки зроблено за таким алгоритмом:

1. Визначено обсяги вибірок НВ та LB – 1000 зображень для кожної.
2. Вибірки НВ та LB набрані з тестової множини зображень.
3. Еталонна вибірка утворена як об'єднання вибірок НВ та LB.
4. У еталонну вибірку додаються некласифіковані зображення з тестової множини, поки перекіс по частці некласифікованих зображень не стане менше максимального допустимого значення.

5. У еталонну вибірку додаються послідовно по одному некласифіковані зображення з тестової множини, поки перекіс по середній частці фону не стане менше максимального допустимого значення. Вибір зображення додавання робиться з його частки однорідного тла і потреби усунення середньої частки однорідного тла до еталонному значенню. Якщо при додаванні перекіс по частці некласифікованих зображень виходить за рамки допустимого, до вибірки додаються зображення, що задовольняють критеріям NB і LB і мінімально змінюють середнє значення частки фону.

Максимальні допустимі значення відхилення вибірки визначені практично виходячи з характеристик доступної тестової вибірки та становлять: $V_{I_{max}} = 3\%$, $V_{B_{max}} = 1\%$.

Фактичні значення перекоосу еталонної вибірки склали: $V_I = 2,71\%$, $V_B = 0,98\%$.

3.1.3. Аналіз безпосередніх причин падіння ефективності виявлення вбудованих повідомлень

Для оцінки завищення частки некоректних класифікацій на трьох отриманих вибірках проводиться наступний експеримент:

1. Ефективність аналізу методом WS оцінюється для трьох вибірок за алгоритмом, наведеним у Розділі I, при цьому стеганографічне вбудовування застосовується до всіх зображень вибірок з однаковим значенням корисного навантаження.

2. Ефективність аналізу методом WS оцінюється для трьох вибірок за алгоритмом, наведеним у розділі I, при цьому стеганографічне вбудовування не застосовується.

У частині 1 експерименту всі некоректні класифікації відноситимуться до хибнонегативних класифікацій. У частині 2 експерименту всі некоректні класифікації відноситимуться до хибнопозитивних класифікацій. Таким чином можна отримати точні безпосередні причини падіння ефективності ВВП як бінарної класифікації. Для виключення впливу значення корисного

навантаження на результат експерименту, він проводиться послідовно зі значеннями корисного навантаження від 1 до 10% з кроком 1%, після чого значення чисельних оцінок ефективності усереднюються.

Чисельні оцінки ефективності ВВП наведено у таблиці 3.1.

З даних таблиці 3.1 видно, що частка хибнопозитивних класифікацій значно зростає при аналізі зображень з великою часткою однорідного фону, частка ж хибно-негативних класифікацій зростає незначно.

Діаграма рисунку 3.1 ілюструє ставлення зростання частки хибнопозитивних спрацьовувань та зростання частки хибнонегативних спрацьовувань для двох вибірок: НВ та LB.

Відхилення спрогнозованої довжини вбудованого повідомлення від реальної довжини оцінено виходячи з частини 1 експерименту, оскільки метод WS не передбачає негативного значення спрогнозованої довжини, і в частині 2 оцінки будуть вести до завищення.

Таблиця 3.1 –Частки некоректних класифікацій в залежності від частки фону

Експеримент/ вибірка	НВ	Еталон	LB
Частина 1 (оцінена частка хибнонегативних класифікацій)	10%	16,9%	9,5%
Частина 1 (оцінена частка хибнопозитивних класифікацій)	22,4%	16,9%	13,1%

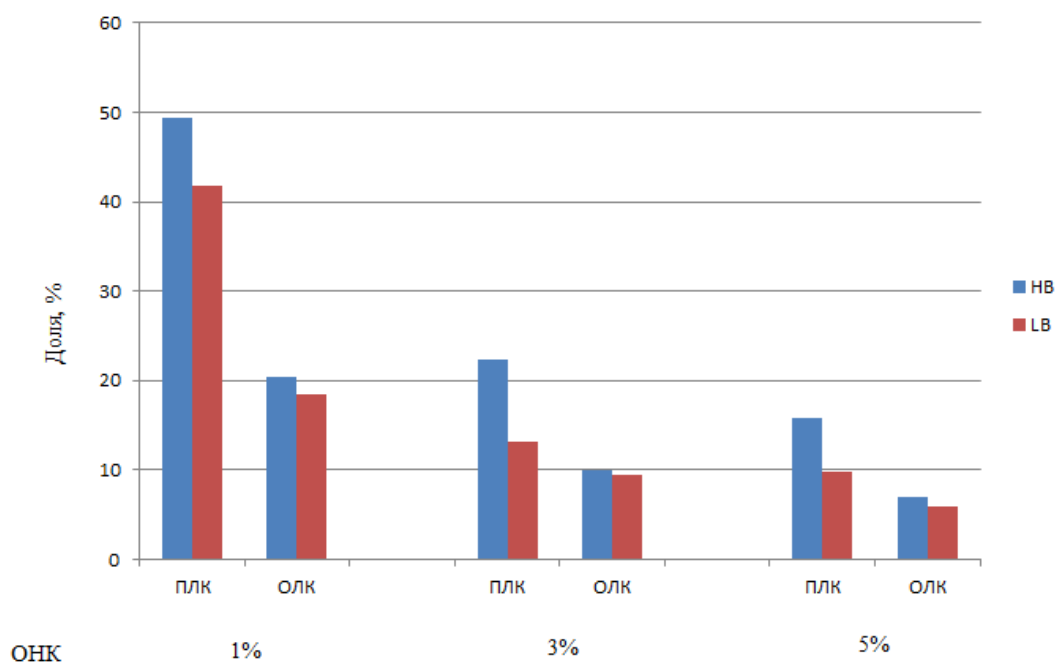


Рисунок 3.1 - Зміна частки некоректних класифікацій залежно від частки фону

Відхилення оцінено у відсотках, причому:

- позитивне значення оцінки означає завищення спрогнозованої довжини по відношенню до реальної на зазначену кількість відсотків;
- негативне значення оцінки означає заниження спрогнозованої довжини по відношенню до реальної на вказану кількість відсотків.

Чисельні оцінки відхилення спрогнозованої довжини вбудованого повідомлення від реальної наведено у таблиці 3.2.

Таблиця 3.2 – Відхилення спрогнозованої довжини повідомлення в залежності від частки фону

ОНК/Підвибірка	НВ	Еталон	LB
5%	21,0 %	15,2 %	8,3 %
3%	26,8 %	17,1 %	10,7 %
1%	34,9 %	25,4 %	15,4 %

Дані таблиці 3.2 показують, що має місце системне завищення прогнозованої довжини вбудованого повідомлення порівняно з дійсним при

аналізі вибірки НВ. Це узгоджується з результатом завищення частки хибнопозитивних спрацьовувань при аналізі цієї вибірки.

Підвищена оцінка довжини повідомлення, вбудованого в зображення, призводить до некоректного переходу через граничне значення і забезпечує хибнопозитивну класифікацію.

Таким чином, причиною падіння ефективності ВВС методом WS зображень з великою часткою однорідного фону є системне завищення довжини прогнозу повідомлення порівняно з дійсною довжиною [74].

3.1.4. Аналіз причини завищення прогнозу довжини вбудованого повідомлення

Спостережуваний ефект завищення прогнозу довжини повідомлення узгоджується з припущенням про підвищену труднощі розрізнення стеганографічного вбудовування артефактів і природних випадків розподілу значень яскравості у фонових зонах зображення.

Як показано в розділі 2, метод WS, як і низка інших методів статистичного ВВП у просторовій області зображення, здійснює підсумкову оцінку довжини вбудованого повідомлення як суму (у разі WS – зважену суму) показників, що обчислюються з конкретних областей зображення.

Таким чином, завищення підсумкового прогнозу довжини складається із завищення оцінок характеристик певних зон зображення. Оскільки завищення підсумкового прогнозу спостерігається саме під час аналізу зображень із значною часткою однорідного тла, слід виділити характеристику, що у обчисленні підсумкового прогнозу, і оцінити причини її завищення у фонових зонах зображення.

Метод WS як область аналізу розглядає кожен окремий піксель зображення. Характеристика області аналізу впливає з підсумкової формули оцінки довжини вбудованого повідомлення для послідовного вбудовування методом WS:

$$M = 2 \sum_{i=1}^N (s_i - \hat{c}_i)(s_i - \bar{c}_i)$$

де M – підсумковий прогноз довжини вбудованого повідомлення, N – розмір зображення у пікселях;

s_i – фактичне значення рівня яскравості аналізованого пікселя;

\bar{s}_i – фактичне значення рівня яскравості аналізованого пікселя з інвертованим найменшим значним бітом;

\hat{s}_i – значення рівня яскравості пікселя, оцінене за формулою прогнозу значення пікселя.

Формула прогнозу значення пікселя є частиною методу WS та становить ядро аналізатора. З формули підсумкового прогнозу видно, що оцінене значення пікселя - єдина метрика, що вноситься методом у процес ВВП - всі інші змінні формули впливають із самого аналізованого зображення. Таким чином, саме відхилення в оцінці значення пікселя повинно вносити помилку, що призводить до ефекту, що спостерігається падіння ефективності ВВП.

З формули очевидно, що підсумкова довжина повідомлення складається з різниці між передбаченим та дійсним пікселем зображення-стеганограми. Множник $s_i - \bar{s}_i$ не залежить ні від чого, крім одного окремо взятого пікселя зображення для кожного складового підсумкової суми, i , отже, розподіл його значень явно не залежить від частки фону в зображенні, що аналізується. Надалі співмножник $s_i - \bar{s}_i$ називається парністю пікселя E , при цьому піксель називається парним, якщо $E = 0$, і непарним, якщо $E = 1$.

Враховуючи, що зростає саме частка позитивних помилкових спрацьовувань, тобто, ефект спостерігається у тому числі при аналізі тільки чистих зображень, можна припустити, що у фонових зонах систематично завищується передбачене значення пікселя по відношенню до реального для парних пікселів зображення. Для перевірки цього припущення метод WS запущений на вибірці НВ без стеганографічного вбудовування, що дозволяє оцінити помилку передбачення без впливу зовнішнього фактора, оцінивши точність методу прогнозування пікселя.

Експеримент з оцінки ефективності ВВП, наведені в Розділі I модифікований для можливості отримання характеристик областей зображення,

що обчислюються в процесі аналізу. Сукупність характеристик всіх областей аналізованих зображень у парах із значеннями цих областей становить результат експерименту.

Що стосується методу WS, характеристика області – оцінене значення яскравості пікселя, область – сам піксель. Для кожного пікселя зображення обчислено парність, далі для всіх непарних пікселів оцінено помилку оцінки значення пікселя. Мінімальна величина помилки оцінки значення пікселя дорівнює нулю, максимальна величина лежить у діапазоні [1.1; 5.6] залежно від аналізованого зображення. Для виключення впливу характеристик зображення результат експерименту, обчислено розподіл ймовірності помилки оцінки значення пікселя для всієї аналізованої вибірки. Графік наведено рисунку 3.2.

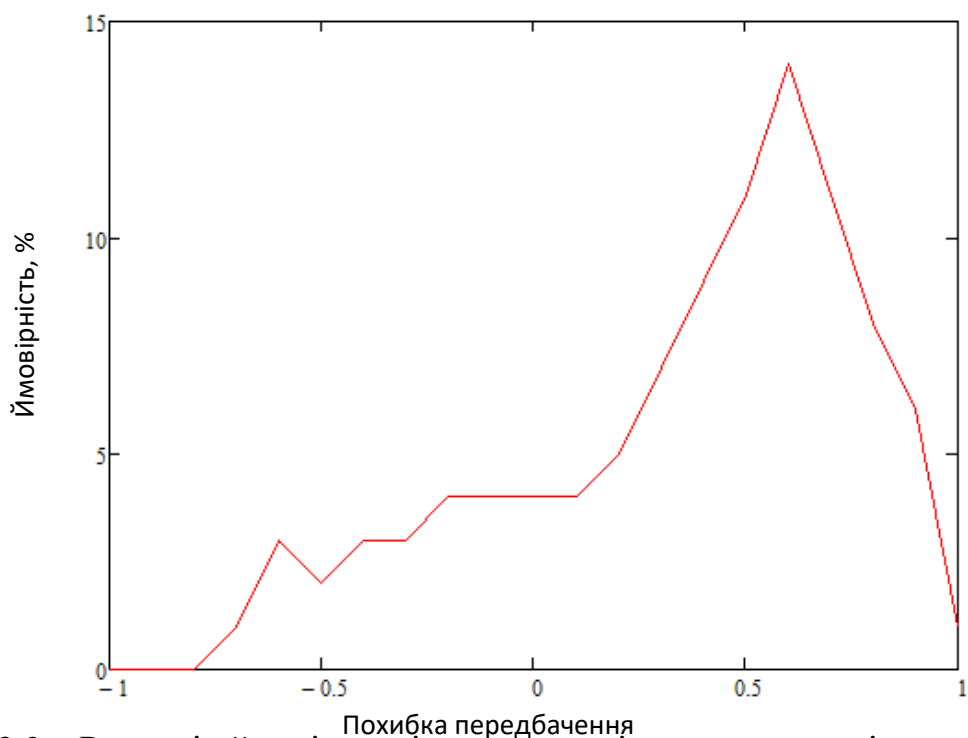


Рисунок 3.2 – Розподіл ймовірності помилки оцінки значення пікселя методом WS

З графіка рисунку 3.2 видно, що з аналізи зображень із значною часткою фону передбачене значення справді має пік ймовірності у зоні завищення. Це пояснює високу частку позитивних хибних спрацьовувань.

Безпосередній результат оцінки значення пікселя методом WS не є цілим числом. Метод WS передбачає заокруглення оцінки значення пікселя до цілого [72]. Таким чином, має особливе значення можливість потрапляння оціненого значення в інтервал $[0.5; 1.5)$, оскільки в цьому випадку результат округлення дає помилку в 1, що відповідає артефакту, що спостерігається при стеганографічному вбудовуванні в найменшу площину значення біту зображення.

З графіка рисунку 3.2 видно, що пік ймовірності значення помилки лежить в інтервалі $[0.5; 1.5)$, що пояснює завищення підсумкової довжини повідомлення порівняно з дійсним.

Таким чином, методи підвищення ефективності ВВП методом WS у фонових зонах повинні бути спрямовані на зниження помилки передбачення значення пікселя у фонових зонах, зокрема до відома пікової ймовірності помилки за граничне значення помилки 0.5 [74].

3.1.5. Точність оцінки значення пікселя з використанням покращеної формули передбачення

Точність оцінки, наведена у п. 3.1.4, обчислена для формули прогнозу, наведеної авторами оригінального методу WS [32]. Процедура оцінки значення пікселя при цьому полягає у обчисленні середнього арифметичного значень чотирьох пікселів, що оточують даний і лежать зверху, знизу, праворуч і ліворуч від нього, як показано на рисунку 3.3 зліва.

Таким чином, формула оціненого значення пікселя при оцінці за чотирма сусідніми наступна:

$$\hat{c}_F(i, j) = \frac{c(i+1, j) + c(i-1, j) + c(i, j+1) + c(i, j-1)}{4},$$

де $\hat{c}_F(i, j)$ – оцінене значення пікселя на позиції $[i, j]$ у матриці просторового розподілу зображення;

$c(i, j)$ – фактичне значення пікселя на позиції $[i, j]$.

Таким чином, при передбаченні кожного конкретного пікселя повною інформацією для функції передбачення є чотири його сусідні пікселі (без урахування діагонально розташованих до цього). Зрозуміло, що загальне завищення передбаченого значення, однак, складається із завищення у кожному даному випадку.

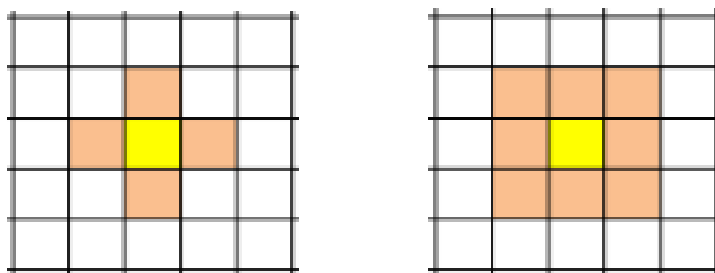


Рисунок 3.3 - Сусідні пікселі

Виділення випадків, що найчастіше впливають на точність передбачення, може допомогти нівелювати завищення. Спроба розгляду комбінацій значення передбаченого і навколишніх пікселів для вибірки тестових зображень очікувано дає величезну кількість різних комбінацій: фонові зони зображення як така може бути світліше чи темніше від зображення до зображення. Проте, аналізатор щоразу працює одному конкретному зображенню, і відтінок і яскравість фону даного зображення проти іншими з тієї ж вибірки немає значення. Отже, можна нормувати значення фонових пікселів по відношенню до середнього значення яскравості фонові зони (для кожної кольорової площини окремо):

$$b_n = c_n / B_A,$$

де b_n – нормоване значення пікселя;

c_n – фактичне значення пікселя;

B_A – середнє значення яскравості фонових пікселів зображення.

В результаті нормування та виділення фону для зображення отримаємо безліч нормованих фонових пікселів B_N . Набір повної інформації провісника у разі можна подати як чотирьох сусідніх нормованих пікселів. Для оцінки точності передбачення також слід додати до набору дійсне та передбачене значення пікселя. Для визначення типових наборів, що вводять найбільшу помилку передбачення, оцінено кількість унікальних наборів чотирьох сусідів пікселя, що ведуть до помилки передбачення більш ніж 0,5 щодо реального пікселя зображення. Для вибірки НВ в середньому для одного зображення кількість таких унікальних наборів становить 317. Така кількість не дає можливості введення індивідуальних правил передбачення для кожного набору за розумний час. Отже, для покращення точності передбачення слід змінити загальну функцію прогнозування пікселів зображення.

У роботі [79] авторами запропоновано також удосконалений метод передбачення, що оперує вісьмома сусідніми пікселями, як показано на рисунку 10 праворуч. Передбачення в цьому випадку здійснюється за формулою:

$$\hat{c}_E(i, j) = 2 \cdot \hat{c}_F(i, j) - \frac{c(i+1, j+1) + c(i-1, j+1) + c(i+1, j-1) + c(i-1, j-1)}{4},$$

Графік рисунку 3.4 показує характер розподілу різниці передбаченого і реального значення пікселя під час прогнозування по восьми сусіднім пікселям.

Як видно з рисунку 3.4, метод не дозволяє значно знизити різницю між передбачуваним та дійсним значенням пікселя.

Покращена формула задіяє всі 8 сусідніх пікселів аналізованого зображення.

З недостатності всіх сусідніх пікселів даного завдання зниження помилки оцінки значення пікселя впливає, що методи збільшення ефективності ВВП методом WS у фонових зонах повинні задіяти більш далекі сусідні пікселі аналізованого для більш точного прогнозу його значення [74].

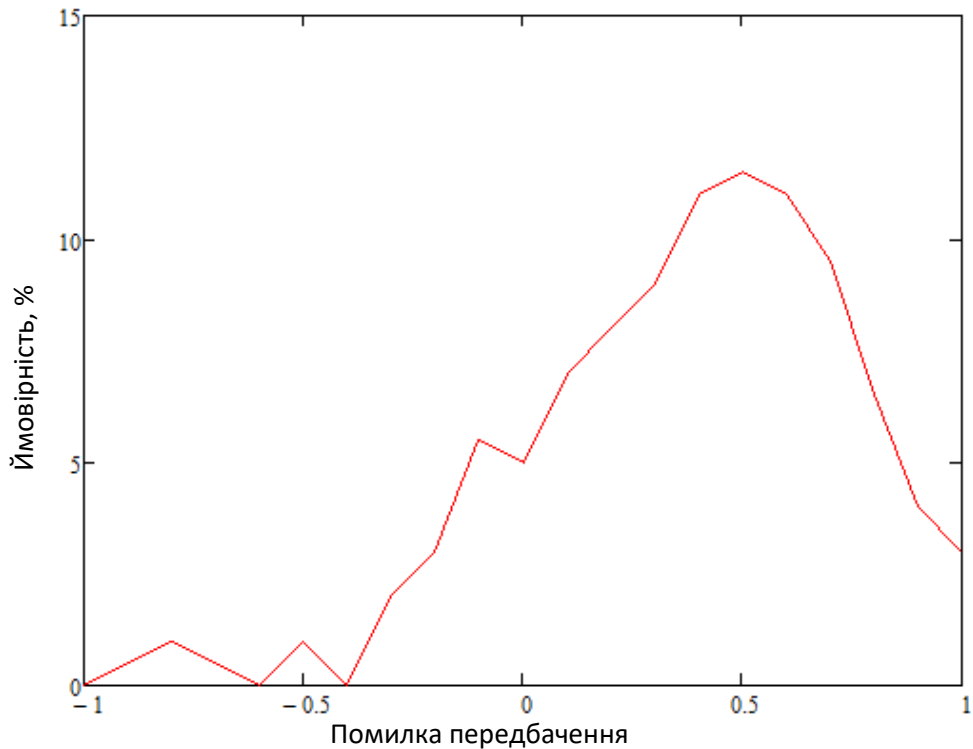


Рисунок 3.4 – Розподіл ймовірності помилки передбачення пікселя методом WS із вісьмома сусідніми пікселями

3.1.6. Модель виявлення вбудованих повідомлень у фонових зонах

Як випливає з п. 3.1.5, падіння ефективності ВВП під час аналізу зображень з великою часткою однорідного тла пов'язані з некоректним прогнозом значення пікселя з доступних даних аналізованого зображення. Прогноз значення пікселя є центральною операцією ВВП методом WS, дозволяючи відновити передбачуване оригінальне зображення попівсельно з метою порівняння з наявним зображенням.

Модель ВВП у фонових зонах (далі – МСФЗ) ставить за мету збільшити точність прогнозу у фонових зонах за рахунок використання більш широкої інформації про навколишні пікселі зображення у фоновій зоні.

В основу МСФЗ покладено припущення про присутність послідовностей пікселів, що повторюються, у фоновій зоні – кортежів пікселів. Зібравши інформацію про кортежі фоновій зоні зображення до початку ВВП, можна спрогнозувати значення яскравості пікселів, що задовольняють кортежу в ході ВВП. Якщо для зображення вдається виділити кортеж, що повторюється значну

кількість разів, прогноз кортежу може бути точніше, ніж по навколишнім пікселям.

Припущення про наявність кортежів, що повторюються, у фонових зонах зроблено на підставі наступних фактів.

– Загальна кількість можливих значень пікселя колірною шару зображення в моделі невелика і становить 255 значень.

– Фонова зона, виходячи зі свого визначення, характеризується незначною зміною значень сусідніх пікселів.

Є можливість оцінити ймовірність виникнення у фоновій зоні зображення кортежів пікселів, що повторюються, і навести формулу оцінки очікуваного числа повторень кортежу для даного значення пікселя.

Виходячи з проблеми прогнозу значення пікселя з помилкою, що лежить в межах від 0,5 до 1,5, очевидно, що значення сусідніх пікселів не повинні відрізнятися від значення передбачуваного більш ніж на 2. Виходячи з припущення, що у фоновій зоні не спостерігається стрибків значень пікселів, число можливих кортежів для цього пікселя оцінюється як кількість можливих варіантів значень послідовності сусідніх пікселів у певному напрямку. За наявності допустимої різниці пікселя із сусіднім у 0, 1 та 2, кількість унікальних кортежів довжиною n оцінюється:

$$U = 3^n$$

Без втрати спільності, для простоти розглянемо квадратне зображення зі стороною пікселів a . Загальна кількість пікселів зображення в колірній моделі RGB оцінюється як $3a^2$. Розглядаючи лише фонову зону зображення, слід ввести показник частки фону r . Таким чином, для квадратного зображення з часткою фону r розміром a у колірній моделі RGB з глибиною кольору 8 біт очікуване число повторень унікального кортежу довжиною n у фоновій зоні зображення оцінюється таким чином:

$$k = r \cdot 3a^2 / 3^n = r \cdot a^2 / 3^{n-1}.$$

Графік поверхні на рисунку 3.5 показує порядок велич очікуваних значень кількості повторюваних градієнтних кортежів для зображень розмірами від 1000 до 2000 пікселів (діапазон взятий на основі робочого дозволу сучасного монітора 1920x1080 пікселів) 40% (Порогова частка для віднесення зображення до вибірки НВ).

Виходячи з оцінки, доступної з графіка на рисунку 3.5, можна очікувати значного числа кортежів, що повторюються, для даного пікселя в зонах, на яких метод ВВП WS відчуває труднощі з прогнозуванням значень пікселя.

МСФЗ ґрунтується на припущенні про існування серед безлічі кортежів, що повторюються, для даного значення таких, які забезпечені особливостями представлення послідовних значень пікселів у просторовій області зображення. Шукані особливості можуть бути викликані деталями реалізації зйомки зображення засобами фотографування та особливостями розподілу значень пікселів у зображеннях при їх подальшій обробці.

Метод ВВП WS, як і низку інших методів статистичного ВВП, будується з припущення, що полягає в тому, що на момент ВВП зображення-контейнера розподіл пікселів в оригінальному зображенні (тому, на підставі якого була отримана потенційна стеганограма, що аналізується), невідомо. Невідомість розподілу значень у просторовій області передбачуваного чистого зображення-джерела становить основну проблему ВВП методом WS.

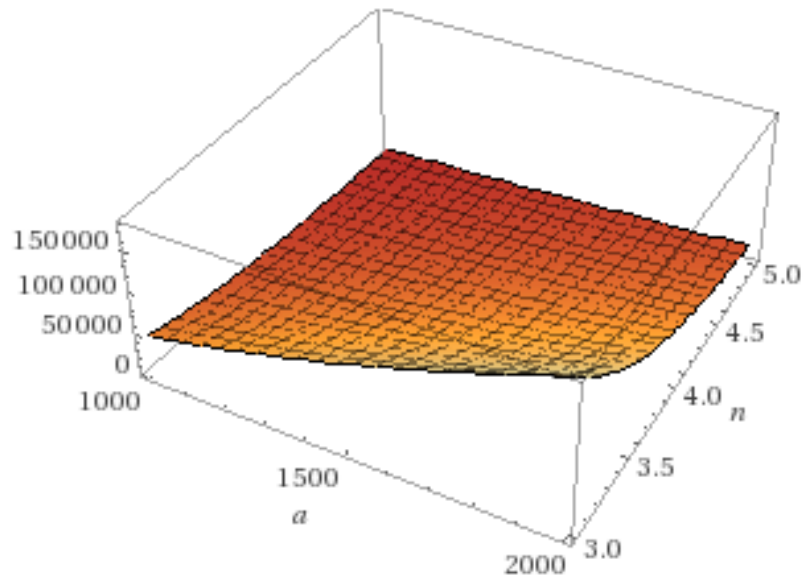


Рисунок 3.5 - Порядок величини очікуваної кількості кортежів для пікселя, що повторюються.

У випадку твердження про невідомість розподілу значень у чистому зображенні правильно: як зазначено у Главі II, просторова область зображення не характеризується ніякими універсальними закономірностями розподілу у ній значень, отже, у випадку аналізу довільно взятого зображення розподіл значень у будь-якій окремо взятій області невідомий.

Тим не менш, у фонових зонах природних зображень можливе виділення високорівневих структурних зон, що характеризуються системним переходом значень пікселів зони від темніших до світліших тонів - градієнтів. Градієнти часто присутні у природних фонових зонах зображень за рахунок особливостей висвітлення предметів, зафіксованих на зображеннях. Незважаючи на те, що градієнти, у загальному випадку, можуть бути присутніми не тільки у фонових зонах зображень, саме у фонових зонах, за рахунок загальної передбачуваності та рівномірності розподілу значень, градієнтні області можуть надавати додаткову інформацію для аналізатора, надаючи загальну закономірність розподілу значень у просторовій області, яких не виділяється в загальному випадку.

Якщо виділити в аналізованому зображенні досить велику область, що характеризується рівномірним і постійним переходом від світліших до темніших тонів у зображенні, то значення будь-якого окремого пікселя аналізованої області можна спрогнозувати, не виходячи з сусідніх пікселів, а виходячи із загальної характеристики зміни значень у градієнті .

Значення при цьому може бути передбачене точніше, ніж по сусідніх пікселів, особливо у випадку, коли напрямок градієнта не збігається з одним із ортогональних напрямків, вибраних для сусідніх пікселів методом прогнозу, запропонованим авторами оригінального методу WS.

Таким чином, пропонується модель ВВП у фонових зонах нерухомих зображень полягає в:

1. Використання для прогнозу значень пікселів сусідніх пікселів із вищим радіусом сусідства.

2. Використання для прогнозу значень пікселів особливостей розподілу значень пікселів у великомасштабних областях, що виділяються у фоновій зоні

Оскільки модель орієнтована на спеціальну для фоновій області процедуру прогнозу значення пікселів, вона реалізується через алгоритми прогнозу пікселів у фоновій зоні і алгоритм виділення фоновій області в зображенні.

3.2. Алгоритм прогнозу значень пікселів у фоновій зоні за кортежами пікселів

3.2.1. Визначення алгоритму прогнозу кортежів

Алгоритм передбачає попередню обробку аналізованого зображення на початок виконання процедури ВВП. Передобробка полягає у побудові матриці кортежів пікселів фоновій області.

Нехай I – аналізоване зображення, елемент просторового розподілу якого визначений як $I[i, j]$, де i, j – координати пікселя. Тоді n -кортеж для пікселя $I[i, j]$ – кортеж $I[i \pm 1, j] \dots I[i \pm n, j]$. Таким чином, n -кортеж для пікселя є

впорядкованою безліччю n сусідніх пікселів у певному напрямку. Залежно від напрямку, такі кортежі позначаються nL , nR , nT і nB (відповідно, для напрямів ліворуч, праворуч, вгору та вниз).

Рисунок 3.6 ілюструє чотири кортежі пікселів для цього аналізованого у просторовому розподілі аналізованого зображення. У прикладі рисунку 3.6 довжина кортежів дорівнює 4. Таким чином, представлені $4L$, $4R$, $4T$ і $4B$ кортежі пікселя.

Після побудови всіх чотирьох кортежів кожного пікселя зображення для кожного унікального кортежу визначається кількість пікселів, для яких він був побудований. Унікальність кортежу визначається за його довжиною в пікселях, рівнем яскравості пікселів, що становлять його та його напрямком. Найпоширеніший піксель для даного кортежу - спрогнозований піксель. Набір пар «ланцюг – спрогнозований піксель» складає матрицю кортежів пікселів. При прогнозі значення пікселя аналізованого зображення йому з'являється n -кортеж. Якщо такий n -кортеж є у матриці кортежів пікселів, значення пікселя береться з матриці даної ланцюга. Якщо ланцюг відсутній, значення прогнозується як середнє чотирьох сусідніх пікселів.

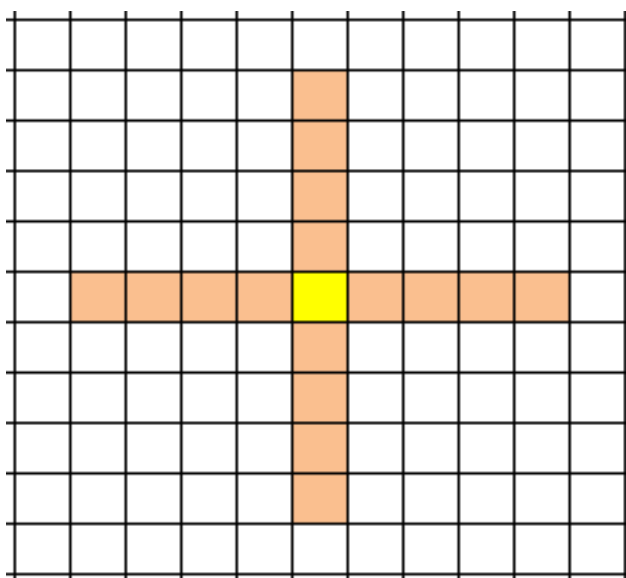


Рисунок 3.6 - $4L$, $4R$, $4T$ та $4B$ кортежі пікселя

Запроваджується поняття потужності кортежу. Потужність даного кортежу для даного значення пікселя – кількість разів, який цей кортеж був побудований для даного пікселя під час обробки цього зображення. Таким чином, потужність як характеристика належить не кортежу, а парі "кортеж-піксель", тобто елементу матриці кортежів. Потужність включається до матриці кортежів пікселів.

Під час обробки зображення для одного значення пікселя може бути побудовано більше одного унікального кортежу. Після побудови всіх кортежів всім пікселів матриця кортежів фільтрується за такими правилами.

1. Якщо для одного значення пікселя побудовано більше одного кортежу, і потужності кортежів даного пікселя різні – у матриці залишається кортеж найбільшої потужності, інші виключаються з матриці. Цей крок фільтрації покликаний виключити випадкові, несистемні ланцюжки пікселів, що не зустрічаються у зображенні багато разів.

2. Якщо для одного значення пікселя побудовано більше одного кортежу, і є кілька кортежів максимальної та однакової потужності – у матриці залишається кортеж найбільшої довжини, інші виключаються з матриці. Цей крок покликаний виключити короткі ланцюжки, що трапляються значну кількість разів рахунок обмеженості варіантів значень яскравості пікселів аналізованого зображення.

Таким чином, після фільтрації кожному унікальному значенню пікселя у матриці відповідає один кортеж.

Вводяться пороги довіри до матриці сусідства пікселів. При побудові матриці на зображенні без явно виражених структурних патернів матриця може давати неадекватні результати, які негативно впливати на ефективність аналізу. Для вибірки розміром зображень для кожного кортежу вводяться пороги довіри, t - відносний, і a - абсолютний:

$$t = \frac{N_m}{N_s},$$

$$a = \frac{N_m}{K},$$

де N_m – кількість появи передбачуваного пікселя для цього кортежу;

N_s – кількість появи цього кортежу для всієї вибірки;

K – кількість зображень у вибірці.

Змінюючи пороги довіри можна варіювати область застосування матриці сусідства пікселів та аналізу сусідніх пікселів.

Рисунок 3.7 є візуалізацією частини матриці кортежів пікселів, одержуваної в ході передоброби.

Різні матриці сусідства пікселів застосовуються як і статистичному ВВП, і у ВВП з урахуванням машинного навчання. Як правило, матриці сусідства пікселів будуються на навчальній вибірці, після чого застосовуються при аналізі тестової вибірки (зокрема такий підхід застосовується в методі ВВП в нерухомих цифрових зображеннях SPAM). У випадку метод не має навчальної вибіркою, лише зображенням, призначеним для аналізу. Для застосування методу в такому випадку можна використовувати саме аналізоване зображення як навчальне. Це можливе за умови застосування методу для малих величин корисного навантаження. Враховуючи, що в даному випадку значення корисного навантаження невелике, спотворень, що вносяться у зображення стеганографічним вбудовуванням, недостатньо, щоб внести значну похибку в закономірності розташування пікселів у фонових зонах, з урахуванням застосування абсолютного та відносного порогів довіри матриці.

92	L	4	88 71 90 91	10451
17	U	4	17 17 16 18	7003
38	D	3	39 40 39	81056
Прогноз	Напрямок	Розмір	Кортеж	Потужність

Рисунок 3.7 - Візуалізація частини матриці кортежів пікселів

Матрицю слід застосовувати та навчати лише у фонових зонах зображення. У нефонових зонах, за рахунок більшої кількості варіантів зміни значення сусіднього пікселя в порівнянні з поточним, кількість кортежів, що повторюються, для даного пікселя значно менша (як показано в п. 3.2.1, середня потужність кортежу для даного пікселя характеризується зворотною експоненційною залежністю від числа варіантів зміни значення пікселя в порівнянні з поточним).

В окремих випадках, у фоновій зоні також можливі значні зміни значення пікселя в порівнянні з сусіднім. Вводиться інтервал фону B – максимальна різниця між значенням пікселя і піком, при якому піксель вважається таким, що належить фону. Фоновією зоною вважається та, для якої щонайменше для двох із трьох колірних площин різниця між значенням пікселя і піком для даної колірної площини не перевищує B .

Таким чином, підсумковий набір параметрів удосконаленого алгоритму включає пороги довіри a , t і інтервал фону B .

Удосконалена модель прогнозу пікселя задається наступним рівнянням:

$$pr[i, j] = \begin{cases} m[i, j], |pr[i, j] - P| > B \\ m[i, j], |pr[i, j] - P| < B, \text{ не існує } M(C(p[i, j]), a, t, B) \\ M(C(p[i, j]), a, t, B), |pr[i, j] - P| < B, \text{ існує } M(C(p[i, j]), a, t, B) \end{cases},$$

де

$p[i, j]$ – піксель аналізованого зображення,

$pr[i, j]$ – прогноз значення пікселя,

$m[i, j]$ – значення, передбачене по середньому навколишніх пікселів,

P – пікове значення гистограми для колірної площини,

M – операція взяття передбаченого значення з матриці кортежів,

C – операція обчислення кортежу для пікселя.

3.2.2. Блок-схеми алгоритму прогнозу кортежів пікселів

Відповідно до опису в п. 3.2.1., алгоритм прогнозу по кортежах пікселів включає етап передобробки аналізованого зображення, що полягає у формуванні матриці кортежів, і етап прогнозу значення пікселя зображення, що використовується як частина загального алгоритму виявлення вбудованого повідомлення.

Блок-схема рисунку 3.8 ілюструє загальний вигляд процесу формування матриці кортежів.

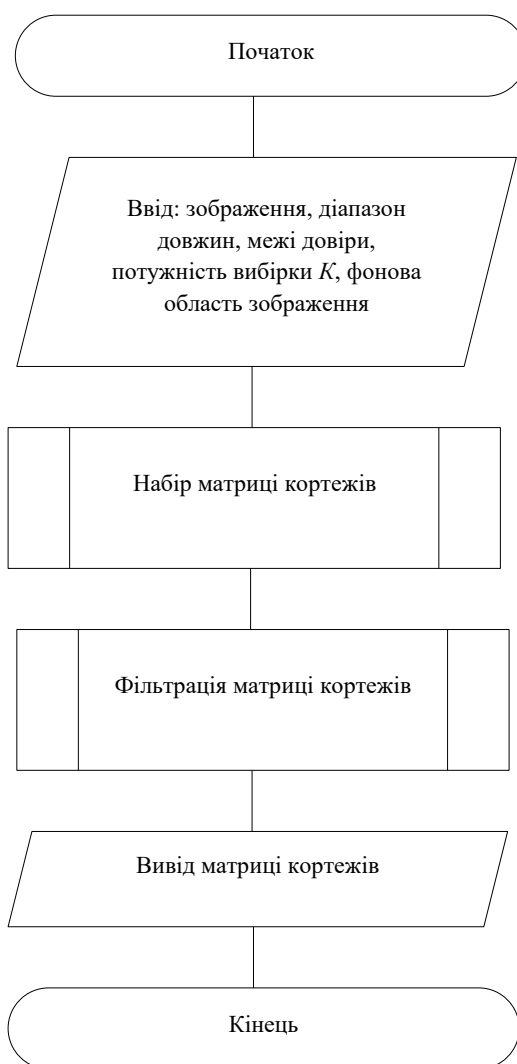


Рисунок 3.8 – Загальний вид процесу формування матриці кортежів

Кроки набору та фільтрації матриці виділені в окремі підпроцеси для зручності подання у вигляді блок-схем. Рисунки 3.9, 3.10 ілюструють, відповідно, підпроцеси кроків набору та фільтрації матриці кортежів.

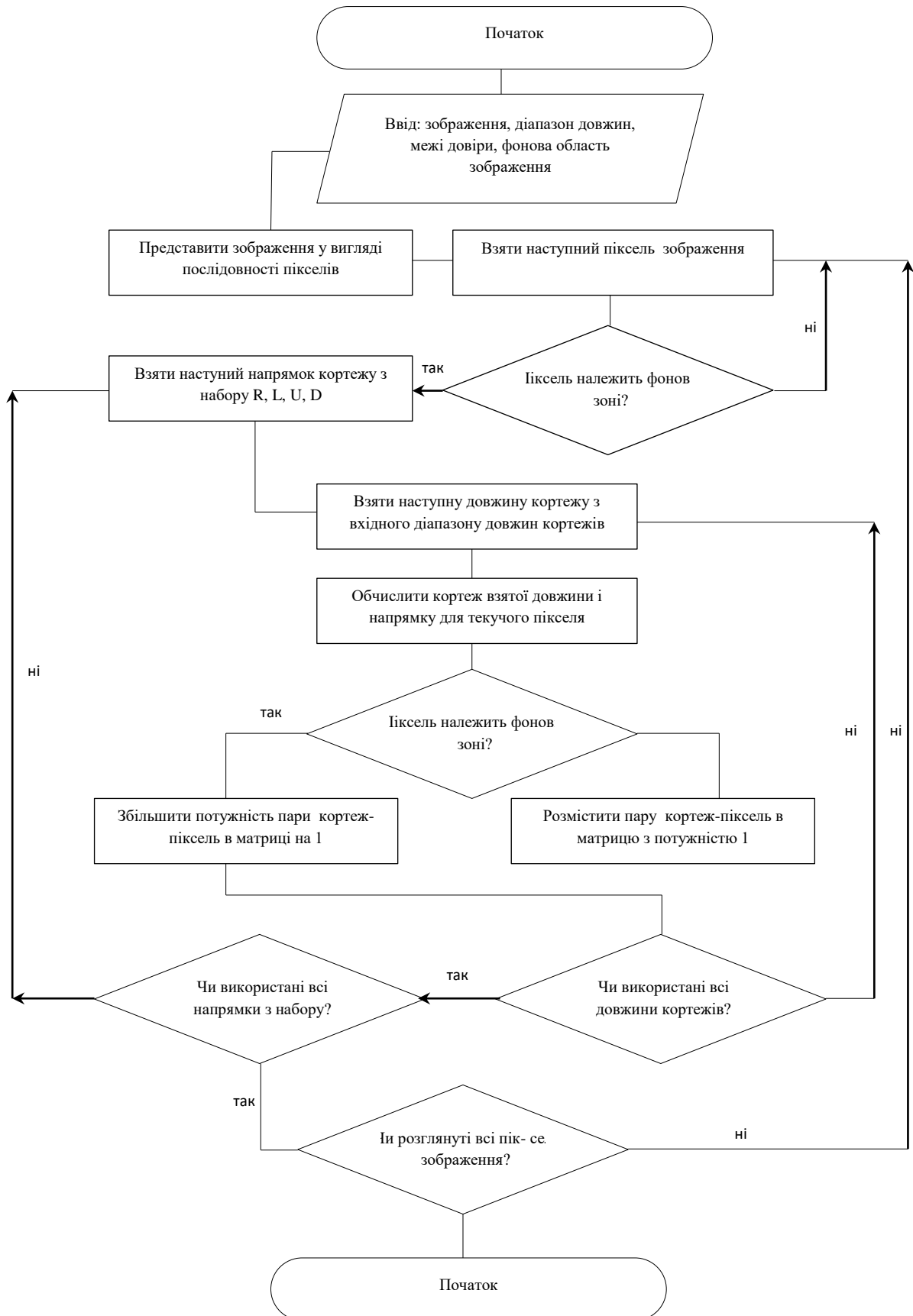


Рисунок 3.9 - Крок набору матриці кортежів зображення

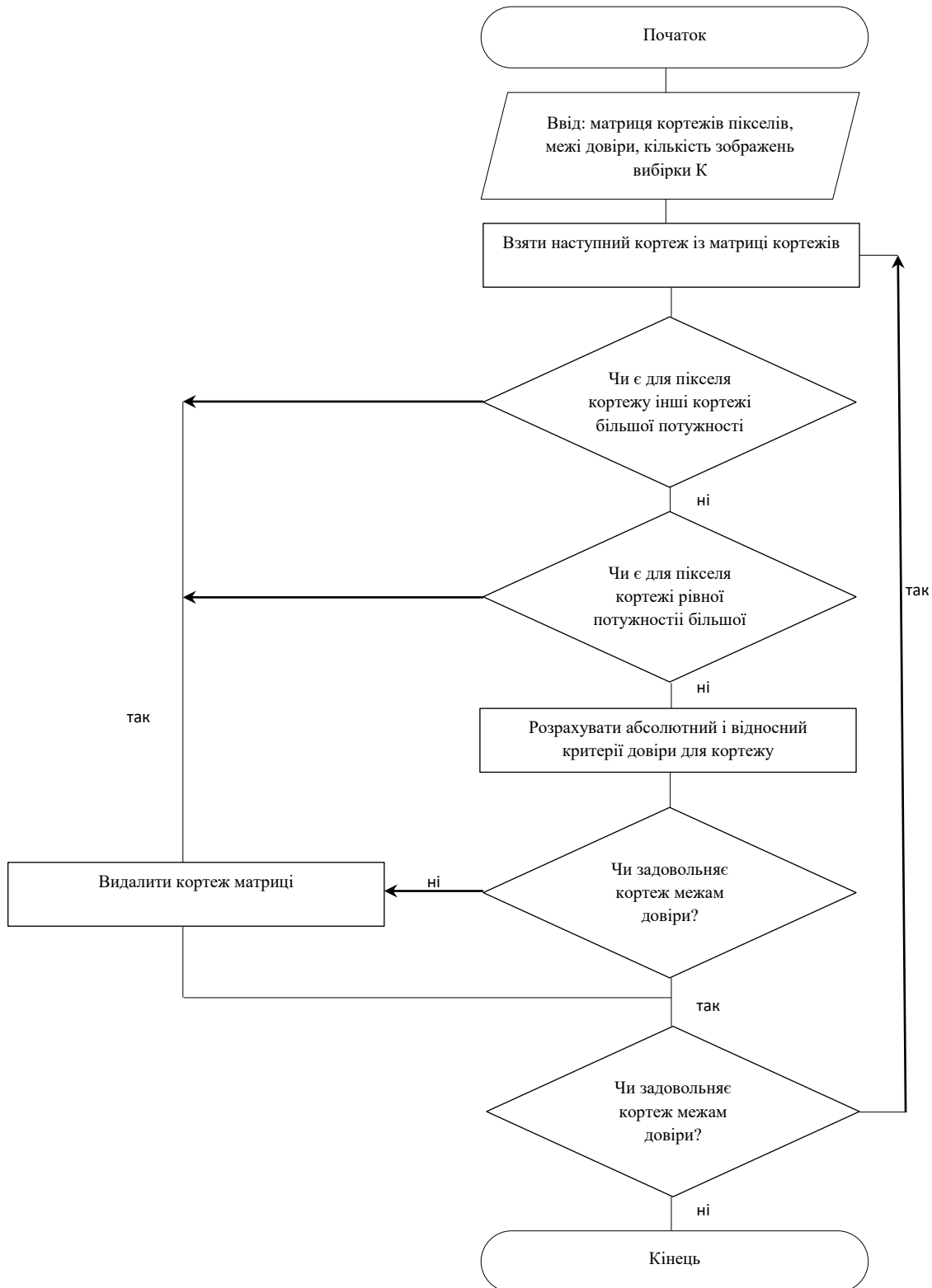


Рисунок 3.10 – Крок фільтрації матриці кортежів зображення

На виході процесу формування матриці кортежів – готова матриця, яка використовується прогнозу значень пікселів під час аналізу. Процес прогнозу як частини загального алгоритму ВВП ілюструє блок-схему рисунку 3.11.

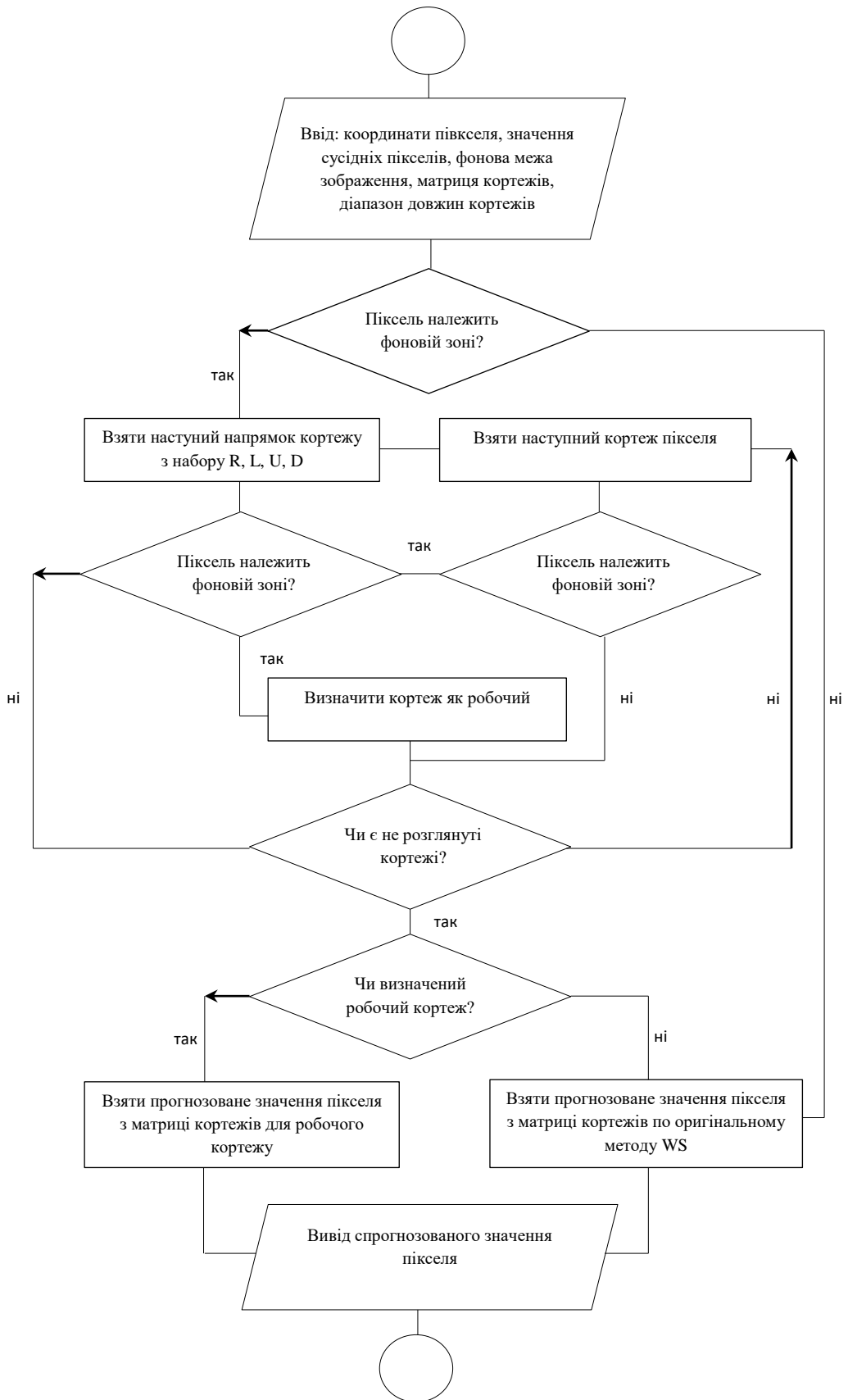


Рисунок 3.11 – Крок фільтрації матриці кортежів зображення

3.2.3. Практична оцінка ефективності застосування та обчислювальна складність алгоритму прогнозу кортежів

Алгоритм прогнозу кортежів ставить за мету зниження помилки прогнозу значення пікселя у фонових зонах зображень.

Рисунки 3.12, 3.13 демонструють розподіл ймовірності помилки прогнозу пікселя у фонових зонах для колекцій НВ та LB відповідно. На графіках крива PLAIN показує розподіл ймовірності для прогнозу середнього сусідніх пікселів. Крива CHAIN показує розподіл ймовірності при використанні прогнозу кортежів пікселів.

Вибірки та спосіб їх формування аналогічний описаному у п. 3.1. Використано такі пороги довіри: $t = 0.9$, $a = 200$.

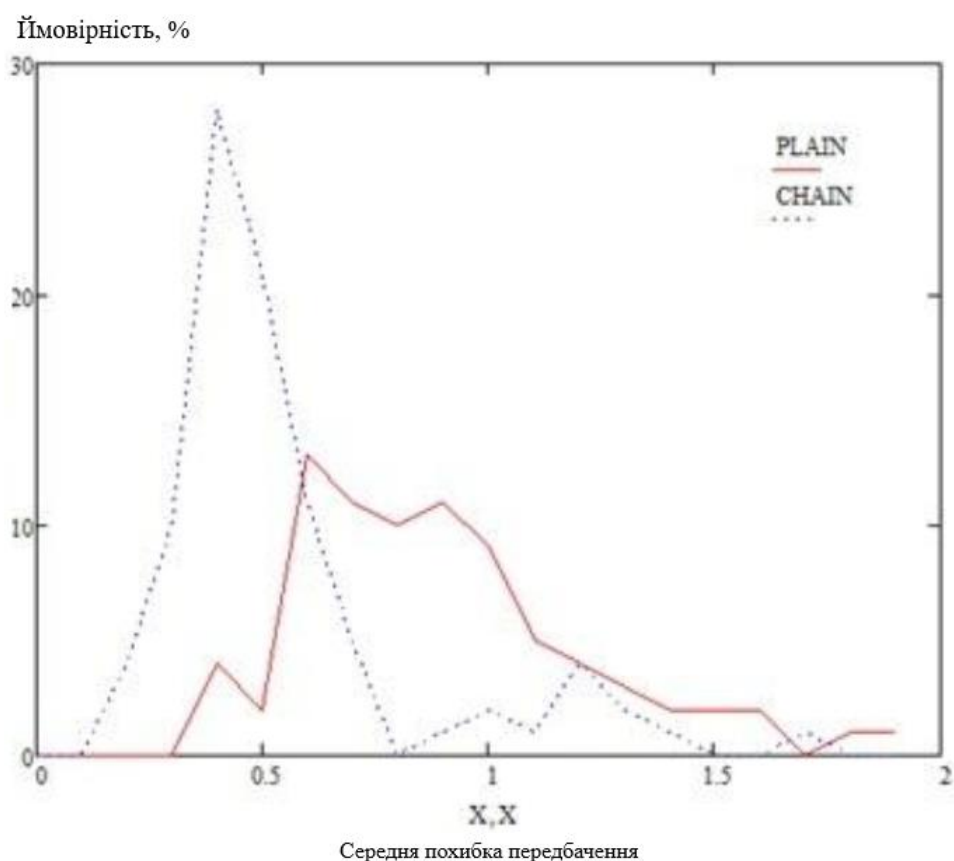


Рисунок 3.12 - Розподіл ймовірності помилки прогнозу для колекції НВ

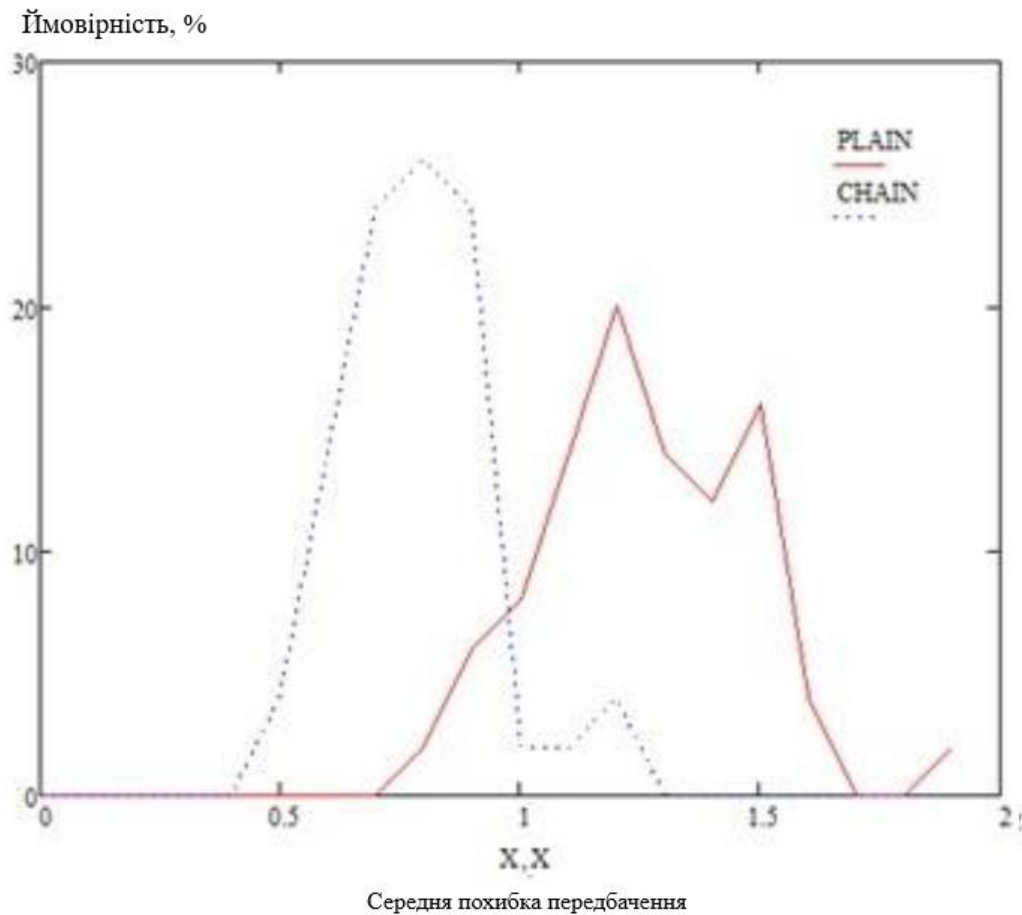


Рисунок 3.13 - Розподіл ймовірності помилки прогнозу для колекції LB

Таблиця 3.3 містить чисельні оцінки середньої помилки прогнозу пікселя для різних колекцій та методів прогнозу.

З графіків на рисунках 3.12, 3.13 та даних таблиці 4 видно, що алгоритм прогнозу кортежів дозволяє значно знизити помилку прогнозу пікселя у фонових зонах, виводячи максимум розподілу ймовірності за інтервал [0.5; 1.5].

Таблиця 3.3 – Середня помилка прогнозу пікселів для різних колекцій та методів прогнозу

Метод/ Колекція	НВ	LB
По середньому	1.22	1.74
По кортежам	0.74	0.96

Припущення про те, що факт стеганографічного вбудовування не має значного впливу на статистику кортежів, також потребує експериментального підтвердження.

Графік рисунку 3.14 демонструє середню помилку прогнозу по кортежам залежно від значення корисного навантаження.

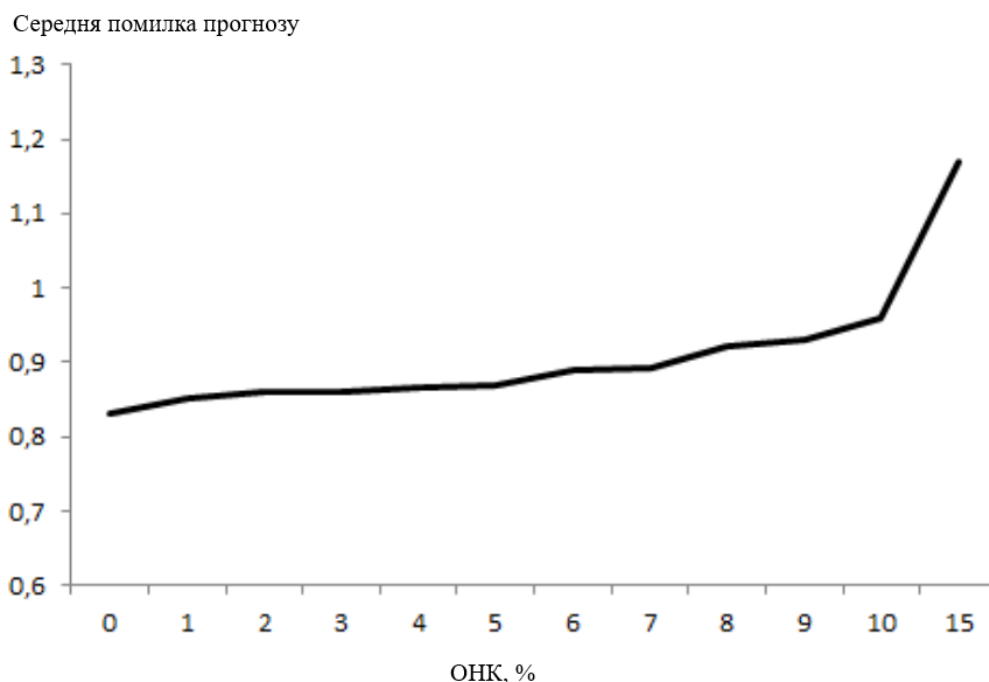


Рисунок 3.14 - Середня помилка прогнозу по кортежах залежно від значення корисного навантаження

З графіка рисунку 3.14 видно, що з малих значення ОНК помилка передбачення зростає незначно, демонструючи помітне зростання лише за значення корисного навантаження, перевищують 10%.

Алгоритм прогнозу кортежів дозволяє підвищити ефективність ВВП у зображеннях зі значною часткою однорідного фону рахунок зниження помилки прогнозу пікселів у фонових зонах аналізованого зображення [80].

Обчислювальна складність оригінального алгоритму прогнозу значення пікселя по середньому сусідніх пікселів має обчислювальну складність $O(n)$.

Пропонований алгоритм складається з наступних етапів.

– Обчислення кортежів для кожного пікселя. З урахуванням фіксованої довжини кортежу та кількості кортежів складність кроку оцінюється як $O(n)$.

– Додавання зі злиттям кортежів у матрицю кортежів. Складність оцінюється як $O(1)$.

– Пошук значення пікселя для цього кортежу в матриці кортежів. Складність оцінюється як $O(1)$.

Таким чином, загальна складність запропонованого алгоритму оцінюється як $O(n)$ і не перевищує складність існуючого алгоритму.

3.3. Алгоритм адаптивного прогнозу у градієнтних областях

3.3.1. Визначення алгоритму адаптивного прогнозу у градієнтах

Як і алгоритм прогнозу по кортежах, алгоритм адаптивного прогнозу в градієнтах передбачає передобробку зображення і побудова статистик, що використовуються в подальшому при аналізі зображення.

Передобробка зображення полягає у виконанні наступних кроків:

1. Виділення градієнтних областей у зображенні
2. Розрахунок параметрів, необхідні використання градієнта в задачі прогнозу значення пікселів.

Оскільки алгоритм полягає у використанні градієнтів саме фонових зон зображення, виділення фонові зони передує виділенню градієнтів.

У доступних джерелах не наведено застосовних у цій задачі способів виділення градієнтів зображення. Алгоритм класифікації градієнтів будується з уявлення у тому, як її можна використовувати. Під градієнтом розуміється фрагмент фону зображення вираженою та постійною зміною яскравості пікселів певного колірному шару в постійному напрямку. Таким чином, для кольорових зображень градієнти слід розраховувати кожного шару окремо.

Гradientні області, які для людського ока виглядають єдиними, для моделі передбачення виявляються неоднорідними, оскільки напрямки градієнта різний у різних частинах області.

За напрямлення градієнта приймемо напрямки будь-якого із сусідніх пікселів даного. Таким чином, отримаємо вісім напрямків, позначених $U, D, L, R, UR, UD, LR, LD$ (Up, Down, Up-Right і так далі). Для виділення градієнтів на зображенні розглянемо кожен піксель зони, яка раніше була класифікована як фонова. Виділимо gradientні області за наступним правилом: піксель вважається належним gradientної області напрямку D , якщо для будь-яких його сусідів в даному напрямку («поздовжні сусіди») різниця між двома сусідніми пікселями не відрізняється від середньоквадратичного її значення на всьому аналізованому наборі більш, ніж в ? раз (первинний критерій), і для його сусідів у напрямках, перпендикулярних даному («поперечні сусіди»), для цього напрямку виконується та ж умова (вторинний критерій). Таким чином, приналежність пікселя з безліччю перпендикулярних сусідів B_N розміром N безлічі пікселів gradientних областей A_{gr} зображення I визначається умовою:

$$\neg \exists a_i : |a_i - a_{i+1}| > k \sqrt{\sum_{i=1}^P (a_i - a_{i+1})^2} \cap \forall b \in B_n : |b_i - b_{i+1}| < k \sqrt{\sum_{i=1}^P (b_i - b_{i+1})^2} \rightarrow a \in A_{gr},$$

$$\partial e \ i \in [0, P], a_i(a_{mn}) = I[m \pm p][n \pm p], b_i(b_{qr}) = A[q \pm p][r \pm p]$$

Рисунок 3.15 ілюструє gradientні структури так, як вони визначаються шляхом виділення градієнта. На рисунку градієнт ліворуч відповідає характеристиці UD , $P = 4$, $N = 2$, градієнт праворуч відповідає характеристиці $URDL$, $P = 4$, $N = 2$. Жовтий піксель відповідає вихідному, для якого . Помаранчеві пікселі відповідають «поздовжнім сусідам», синій – «поперечним сусідам», зелений – «поздовжнім сусідам» «поперечних сусідів».

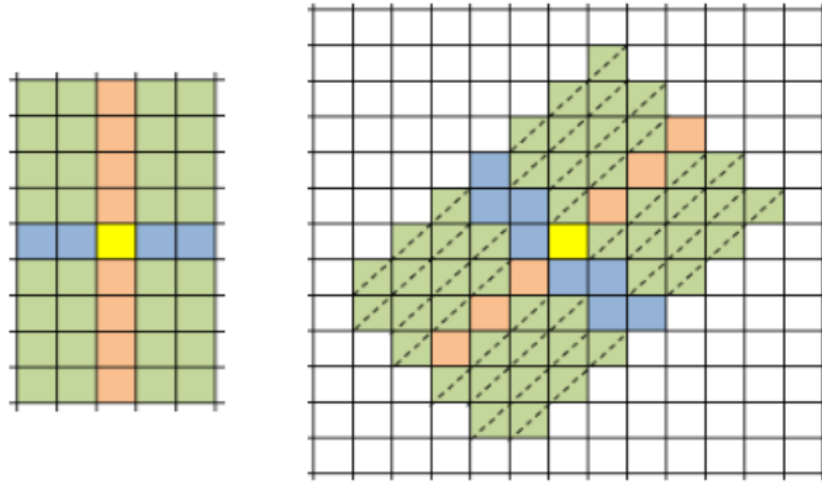


Рисунок 3.15 - Приклади градієнтів у просторовій області зображення
 P сусідів пікселя у вибраному напрямку позначимо як його градієнт кортежу.

За силу градієнта приймемо середньоквадратичне значення величини зміни значення пікселя порівняно з попереднім його градієнтного кортежу.

Результат роботи алгоритму виділення – безліч Agr , із зазначенням для кожної сили та напрямку градієнта, а також зв'язку піксель – градієнтний кортеж, що разом складає матрицю градієнтів.

Один піксель зображення може задовольняти умову належності кількох градієнтів. Оскільки прогноз значення пікселя в процесі аналізу має бути отриманий виходячи з певного градієнта і повинен представляти одне число, конфлікт приналежності пікселя кільком градієнтам дозволяється на етапі побудови градієнтів матриці за такими правилами.

1. У безлічі градієнтів залишається той, для якого показник градієнта більше 2. У випадку, якщо піксель належить кільком градієнтам з однаковим показником, у множині градієнтів залишається той, для якого показник більше.

3. Якщо піксель належить кільком градієнтам з однаковими показниками P, N , вибирається будь-який із представлених випадковим чином.

Рисунок 3.16 ілюструє частину одержуваної множини градієнтів. Безліч кожного пікселя, що належить градієнту, містить його градієнтний кортеж із зазначенням сили та напрямку градієнта.

1089	102	301	300	300	299	297	297	16 UL-DR	
800	10987	0	0	1	1	1	2	5D	
7090	3	77	76	76	75	74	72	22 RL	
Координата x	Координата y	Гرادієнтний кортеж						Сила	Напрямок

Рисунок 3.16 – Частина множини *Agr*

Прогнозування значення пікселя, що належить кортежу, проводиться підбором значення, що найменшим чином змінює силу кортежу. Таким чином, для даного кортежу K довжиною P спрогнозоване значення пікселя повинно задовольняти умову:

$$af: S(P, af) = S_{\min}(P, au), au \in U, af \in U,$$

де U - безліч цілих значень пікселів, з якого ведеться вибір цього.

Безліч значень визначається як середнє значення пікселів, що оточують даний прогнозований піксель \pm певне значення допуску R . Допуск підбирається емпірично. Безліч вибору U вводиться для полегшення завдання прогнозування пікселя рахунок зменшення області визначення функції прогнозу. Подібне припустимо за рахунок припущення, що значення яскравості пікселів у фоновій зоні не змінюється по відношенню до сусідніх до значної величину, що дозволяє обмежити R малим числом.

В умовах стеганографічного вбудовування з малим корисним навантаженням алгоритм прогнозування працює за рахунок того ж ефекту, що і прогноз по матриці сусідства пікселів: зміна окремих значень в об'ємних градієнтах не дозволяє розмити статистику за градієнтом настільки, щоб середня помилка прогнозу збільшилася більш, ніж на одиницю, що дозволило

алгоритму аналізу зробити висновок про наявність стеганографічного вбудовування в LSB пікселів.

Незважаючи на те, що алгоритм дозволяє прогнозувати значення пікселів, використовувати її у відриві від прогнозування за матрицями сусідства пікселів нерационально, оскільки остання добре справляється у фонових зонах загалом.

Прогнозування по матриці сусідства пікселів добре працює для градієнтів домінуючого напрямку в даному зображенні (нескладно показати, що в ідеальному градієнті прогнозування по матриці сусідства пікселів даватиме ідеальну ефективність). Тим не менш, коли напрямки градієнтів значно змінюються за зображенням і не можна виділити єдиний домінуючий напрямок, прогнозування по матриці сусідства в градієнтах стає менш точним, ніж прогнозування кортежами. Для прогнозу можна використовувати виважене середнє прогнози за матрицею сусідства пікселів і кортежами, формула підсумкового прогнозу пікселя виглядає наступним чином:

$$a_F = w a_{fm} + (w - 1) a_{fg},$$

де a_{fm} – значення, прогнозоване по матриці;

a_{fg} – значення, прогнозоване по градієнтному кортежу;

w – експериментально підбирається міра впливу, $w \in [0; 1]$.

Таким чином, алгоритм адаптивного прогнозу у градієнтах розглядається нерозривно з методом прогнозу кортежами пікселів, як його доповнення і розширення, що використовує більш складну семантичну структуру фонові зони зображення.

3.3.2 Практична оцінка ефективності застосування та обчислювальна складність алгоритму адаптивного прогнозу у градієнтних областях

Алгоритм адаптивного прогнозу в градієнтах ставить за мету зниження помилки прогнозу значення пікселя у фонових зонах зображень.

Рисунок 3.17 демонструє розподіл ймовірності помилки прогнозу пікселя у фонових зонах для колекції НВ. На графіках крива GC показує розподіл ймовірності для прогнозу кортежів пікселів і адаптивному прогнозі в градієнтах. Крива CHAIN показує розподіл ймовірності при використанні прогнозу лише за кортежами пікселів.

Вибірки та спосіб їх формування аналогічний описаному у п. 3.1. Таблиця 3.4 демонструє середнє значення помилки прогнозу пікселя для колекцій НВ та LB при використанні адаптивного прогнозу в градієнтах та при прогнозі лише за кортежами пікселів.

Таблиця 3.4 - Середня помилка прогнозу значення пікселя під час використання адаптивного прогнозу в градієнтах і без

Метод/Колекція	НВ	LB
По кортежам	0,74	0,96
По кортежам і в градієнтах	0,63	0,82

З графіка рисунку 3.17 і даних таблиці 5 видно, використання адаптивного прогнозу в градієнтах дозволяє знизити помилку прогнозу пікселя.

Помилка прогнозу, що відповідає піковому значенню ймовірності, зменшується на понад 50% [78].

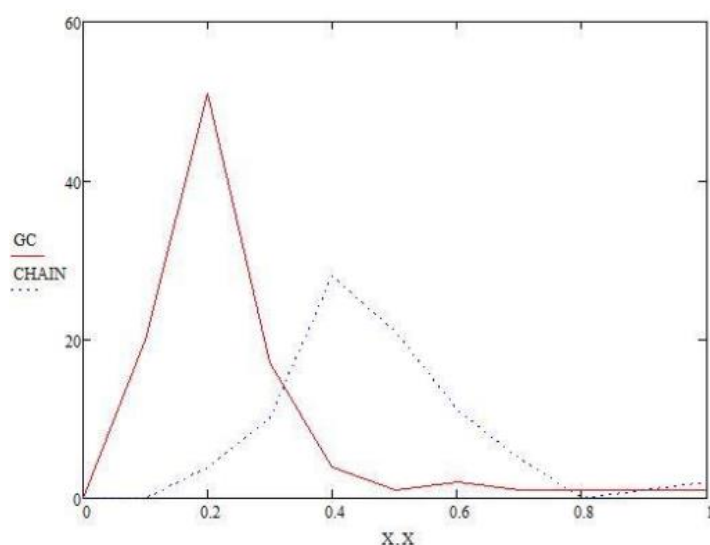


Рисунок 3.17 - Розподіл ймовірності помилки прогнозу під час використання адаптивного прогнозу в градієнтах та без

Запропонований алгоритм включає наступні етапи:

– Визначення приналежності пікселів зображення до градієнтних областей. Складність оцінюється як $O(n)$.

– Розрахунок статистичної характеристики градієнтів для всіх пікселів, що належать до градієнтів. Складність оцінюється як $O(n)$.

– Пошук розрахованого градієнта для аналізованого пікселя зображення. Складність оцінюється як $O(1)$.

– Підбір значення пікселя, виходячи зі статистичних особливостей його градієнта. Складність оцінюється як $O(n)$ при використанні обмежуючої множини розглянутих пікселів U .

Таким чином, загальна складність алгоритму прогнозу в градієнтах оцінюється як $O(n)$.

3.4. Алгоритм накопичення статистики аналізатора

3.4.1. Обґрунтування підходу

Алгоритми збільшення ефективності ВПС, описані в п. 3.2 та п. 3.3 мають на увазі накопичення статистики аналізованого зображення перед початком виконання безпосередньо процесу ВПС. Статистика, накопичена для аналізованого зображення, відбиває стійкі закономірності розподілу значень пікселів у ньому.

У найбільш ізольованому випадку ВПС, метод ВПС має одне аналізоване зображення в один момент часу і не має інформації про інші зображення, аналізованих або планованих до аналізу в рамках життєвого циклу аналізатора.

Проте, у реальних системах пасивного протидії прихованим каналам передачі з використанням стеганографічних засобів вбудовування, завдання ВПС не ставиться щодо одного окремо існуючого зображення. Канал передачі даних на основі стеганографії має на увазі наявність безлічі повідомлень, що передаються по каналу послідовно, і кожне з них піддається процедуру ВПС з метою розрізнення чистих зображень і стеганих посилки.

Таким чином, виявник працює на наборі зображень. У найбільш загальному випадку, набір зображень недоступний повністю в момент початку роботи аналізатора, а надходить до нього послідовно з каналу передачі даних, що обробляється.

Оригінальний метод ВПС WS не передбачає використання факту ВПС попередніх зображень аналізованого набору при поточному аналізі.

Алгоритми прогнозу значень пікселів, запропоновані вище, оперують накопиченою статистикою, яку можна перевикористовувати при аналізі наступних зображень при виконанні критеріїв застосування накопиченої статистики для прогнозу значень пікселів в наступному аналізованому зображенні.

Алгоритм накопичення статистики полягає у визначенні способу оцінки ступеня застосування накопиченої статистики для аналізу поточного зображення та способу обліку статистики, зібраної при аналізі поточного зображення при аналізі наступних зображень, що надходять.

Визначення методу підвищення ефективності виявлення вбудованих повідомлень рахунок накопичення статистики

Перевикористання підлягає матриця кортежів, що збирається в ході передобробки зображення в рамках алгоритму передбачення по кортежах пікселів.

Оскільки алгоритм прогнозу значення пікселя за кортежами передбачає використання єдиної матриці кортежів пікселів, попередні матриці, зібрані з проаналізованих зображень, повинні пройти процедуру об'єднання з утворенням результуючої матриці кортежів для перевикористання під час аналізу поточного зображення. Для того, щоб матриці, зібрані з попередніх зображень, сприяли збільшенню точності прогнозу, а не розмиванню статистики, потрібно визначити ступінь подібності матриць кортежів і об'єднувати тільки матриці, що мають ступінь подібності вище певної граничної величини.

Матриця кортежів, побудована для поточного аналізованого зображення, доповнюється інформацією про те, для скільки випадків у зображенні така пара «піксель – кортеж» зустрінуто. У такий спосіб утворюється гістограма кортежів, у якій ідентифікатор стовпця гістограми – унікальна пара "піксель – кортеж", а висота стовпця – кількість таких пар лише у поточному зображенні.

Схожість гістограм кортежів двох зображень використовується як метрика схожості цих зображень. Це дозволяє не використовувати гістограми для аналізу зображень, що мають статистику кортежів, що сильно відрізняється.

Факт схожості гістограм визначається так:

1. Для двох гістограм G_1 та G_2 визначаються пари «кортеж – піксель», що входять в обидві гістограми. Безліч таких пар GM .

2. Для кожного елемента g множини GM розраховується відношення схожості за формулою:

$$S = \begin{cases} \frac{m(G_1, g)}{m(G_2, g)}, m(G_1, g) < m(G_2, g) \\ \frac{m(G_2, g)}{m(G_1, g)}, m(G_2, g) < m(G_1, g) \end{cases}$$

$m(G, g)$ – кількість входжень елемента g у гістограмі G .

Визначається кількість елементів, для яких відношення схожості S менше за певний поріг S_T . Якщо частка таких елементів у безлічі GM більша за певний поріг T_G , вважається, що гістограми G_1 і G_2 схожі.

Рисунок 3.18 ілюструє процедуру визначення подібності та об'єднання матриць кортежів двох зображень.

На гістограмах G_1 і G_2 на малюнку червоним та зеленим кольором виділено пари «кортеж – піксель», що входять в обидві гістограми. Сині виділені пари, унікальні кожна для своєї гістограми.

Гістограма G_M на рисунку 3.18 показує відношення схожості гістограм за їхніми загальними елементами. Червоним виділено частку потужності

кортежів, що входять до гістограми G_1 . Зеленим виділена частка потужності кортежів, що входять до гістограми 2.

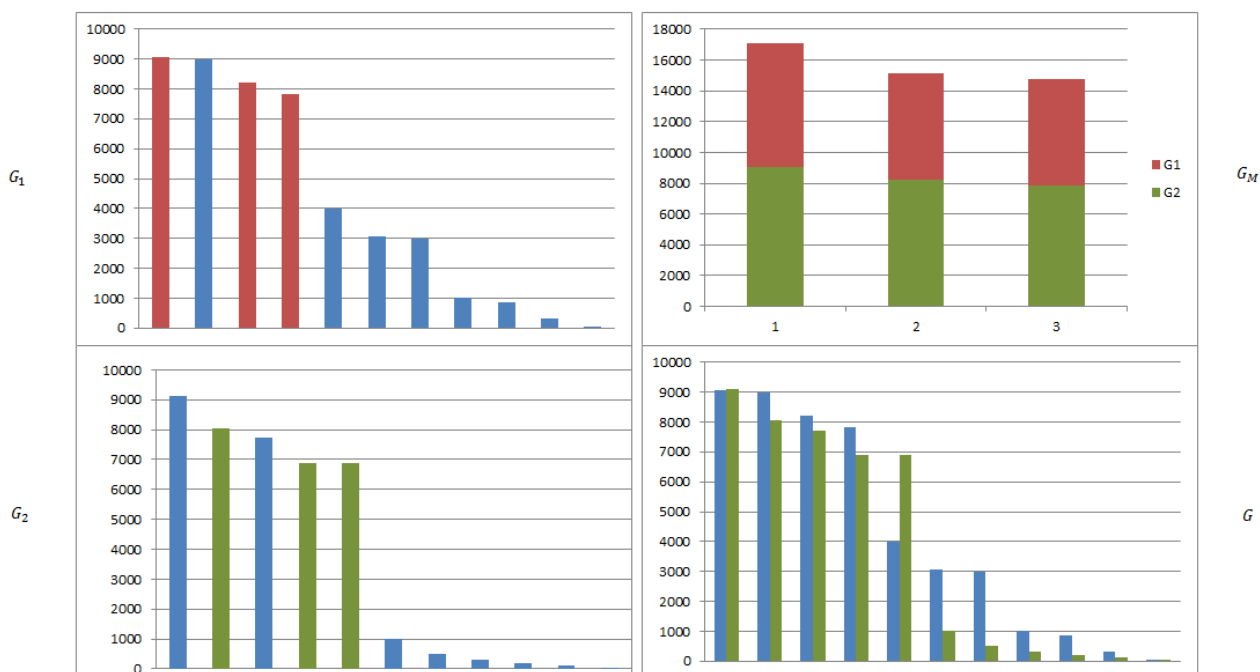


Рисунок 3.18 - Процедура об'єднання матриць кортежів

Гістограма G на рисунку 3.18 – результат об'єднання гістограм G_1 та G_2 .

Слід зазначити, що гістограма містить всі елементи обох гістограм, а не тільки елементи, загальні для двох вихідних. Такий спосіб поєднання гістограм дозволяє не втрачати унікальні статистичні дані як поточного аналізованого, так і попередніх зображень.

Для подібних гістограм матриці кортежів об'єднуються і під час аналізу зображення використовується об'єднана матриця, куди входять інформацію обох матриць. Оскільки інформація про частоті зустрічі певного елемента матриці не потрібна в процесі ВПС, матриці кортежів поєднуються шляхом простого об'єднання множини їх елементів.

При аналізі потоку зображень утворюється безліч накопичених гістограм кортежів. При аналізі чергового зображення з множини визначається гістограма, що має найбільший ступінь схожості з гістограмою даного зображення. Ці гістограми поєднуються. Результат об'єднання використовується для аналізу поточного зображення та замінює гістограму у

безлічі. Таким способом відбувається поступове накопичення статистики в міру проходження по безлічі зображень, що аналізуються.

3.4.2 Практична оцінка ефективності застосування алгоритму накопичення статистики та його обчислювальна складність

У загальному випадку, потік аналізованих зображень може мати різні характеристики схожості. Для підтвердження застосовності алгоритму накопичення статистики потрібно показати, що:

1. алгоритм дозволяє досягти зменшення помилки прогнозу пікселя на безлічі подібних зображень;
2. алгоритм не веде до збільшення помилки прогнозу пікселя на безлічі несхожих зображень.

Наступний експеримент має на меті підтвердити застосовність алгоритму накопичення статистики.

1. З вибірки НВ вихідної тестової множини зображень формуються дві вибірки SIM і DIF.

а. Підвибірка SIM – максимальна за розміром підвибірка, для якої гістограми кортежів всіх зображень, що входять до неї, володіють ступенем схожості, допустимою для об'єднання цих гістограм при виконанні аналізу.

б. Підвибірка DIF - максимальна за розміром підвибірка, для кожних двох зображень якої гістограми кортежів не мають ступеня схожості, допустимої для об'єднання цих гістограм при виконанні аналізу. Підвибірка DIF доповнюється певним відсотком випадково вибраних із вибірки НВ зображень для активації об'єднання гістограм у деяких випадках. Це дозволяє оцінити можливий негативний ефект поєднання гістограм та аналізу несхожих зображень саме об'єднаними гістограмами.

2. Підвибірки SIM та DIF аналізуються методом WS із запропонованими методами підвищення ефективності аналізу. До кожного аналізованого зображення оцінюється середня помилка прогнозу пікселя. Після кожного проаналізованого зображення оцінюється середня помилка прогнозу пікселя на

вибірці. Середня помилка щодо вибірки оцінюється як середнє арифметичне середніх помилок прогнозу для кожного проаналізованого на даний момент зображення вибірки.

Наступні граничні величини визначені емпірично і використовуються в експерименті:

- Відношення схожості елементів матриці кортежів $S_T = 0.88$
- Граничний поріг схожості матриць кортежів $T_G = 0,72$.

Проведений експеримент підтверджує обидва твердження. Графік на рисунку 3.19 показує зміну середньої помилки прогнозу для вибірок SIM та DIF у міру проходження вибірок.

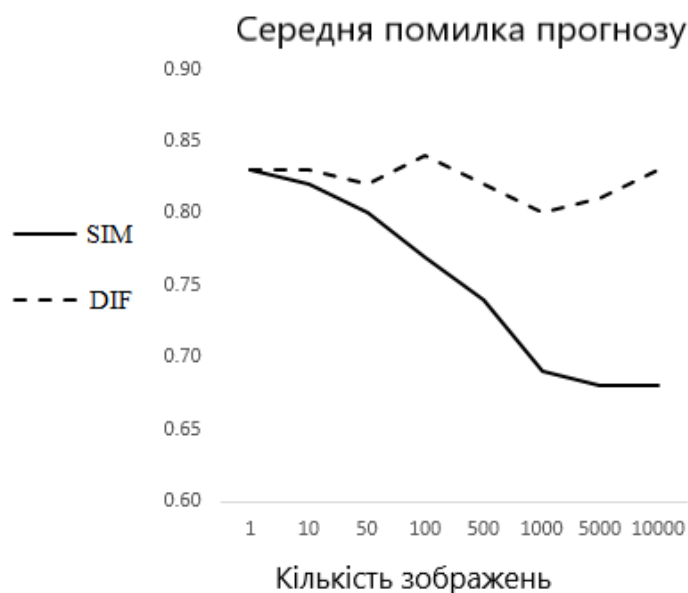


Рисунок 3.19 - Вплив накопичення статистики на точність прогнозу пікселів

З кривих на графіці рисунку 3.19 видно, що накопичення статистики аналізатора сприяє зниженню середньої помилки прогнозу вибірки подібних зображень і значно впливає помилку прогнозу вибірки несхожих зображень DIF.

Таким чином, використання алгоритму накопичення статистики аналізатора може бути застосовано для зниження помилки прогнозу пікселя в

ході аналізу методом WS, і, як наслідок, для підвищення ефективності ВПС [74, 78, 80].

Запропонований алгоритм включає такі кроки (крім кроку створення матриці кортежів, включеного в алгоритм прогнозу по кортежах).

– Визначення схожості матриць. У граничному випадку унікального кортежу для кожного пікселя фонові зони аналізованого зображення складність оцінюється не вище, ніж $O(n)$.

– Злиття матриць. Складність оцінюється як $O(1)$. Таким чином, підсумкова складність алгоритму оцінюється як $O(n)$.

3.5 Архітектура прототипу програмної системи-реалізації

Реалізація розробленого методу є вбудований програмний модуль мовою Java. Оскільки методи ВПС вбудованих повідомлень, як правило, виступають складовими частинами більш складних систем захисту інформації, модуль не має власного інтерфейсу користувача, натомість визначаючи універсальний інтерфейс даних для введення зображень, що тестуються, і виведення результату. Формат даних, що надходять, стандартний для інфраструктури програм на мові Java. Рисунок 3.20 показує великомасштабну архітектуру програми, а рисунок 3.21 – архітектуру класів модуля зі стереотипами їх взаємодії.



Рисунок 3.20 – Великомасштабна архітектура програмного модуля

Програмний модуль розрахований на асинхронну взаємодію із зовнішньою системою, що викликає.

Вхідний інтерфейс приймає зображення для аналізу і передає їх аналізатору, або записує базу даних модуля у разі, якщо аналізатор зайнятий.

Аналізатор містить реалізацію методу ВПС вбудованих повідомлень, приймає зображення на аналіз від вхідного інтерфейсу або самостійно забирає повідомлення з бази даних по таймеру, здійснює аналіз та записує результат до бази даних.

Вихідний інтерфейс приймає запити від зовнішнього додатка, звертається до бази даних, забираючи звідти результати аналізу, і повертає їх додатку, що викликає.

Служба налаштувань містить інтерфейс для завдання налаштувань системи (порогових значень та налаштувань методу ВПС, представлених у таблиці 6) зовнішнім додатком, записує їх у базу даних та надає на запит Аналізатора.

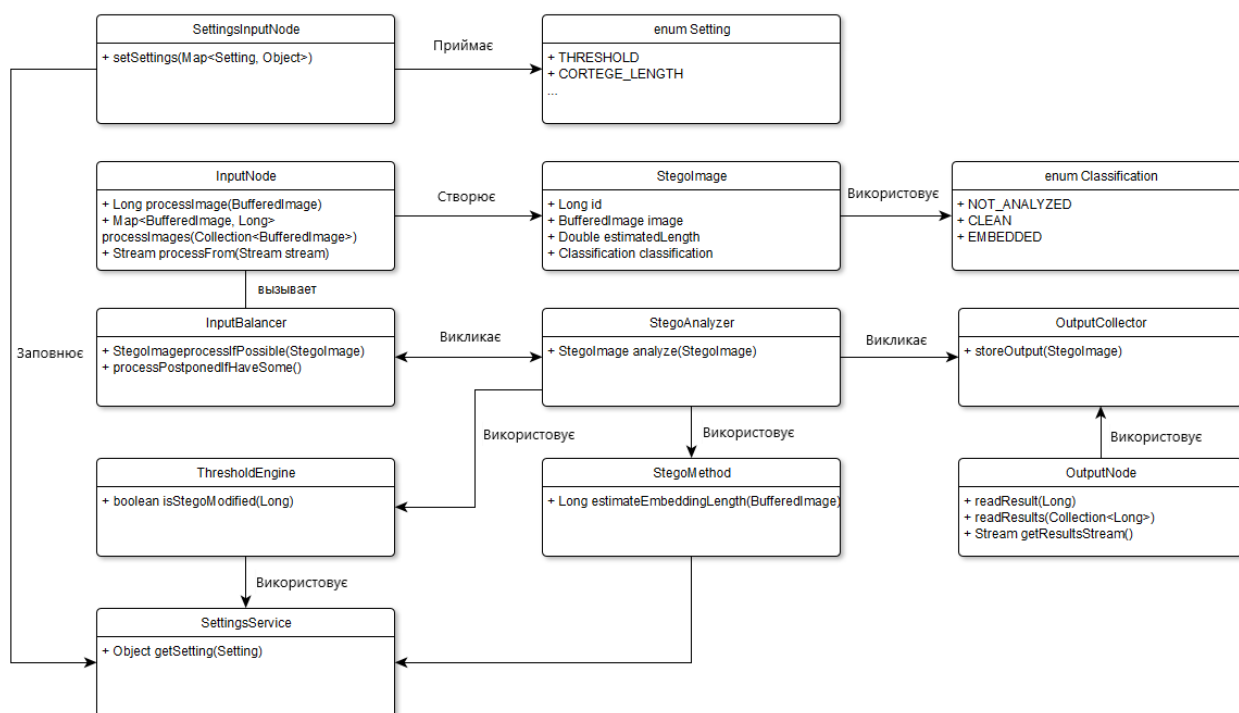


Рисунок 3.21 – Архітектура класів програмного модуля

3.6 Експериментальна оцінка ефективності запропонованого методу

3.6.1. Кількісна оцінка ефективності запропонованого методу

У практиці оцінки ефективності методів вбудовування і ВПС, кількісні показники ефективності виходять шляхом аналізу роботи методу, що лежить в основі тієї чи іншої реалізації, на репрезентативній вибірці [83]. У разі високої доступності реалізацій аналізованих методів ВПС у чистому вигляді (без програмних оболонок, що надають інтерфейс користувача), а також в умовах частого використання реалізацій методів стеганоаналізу як складових частин більших систем, оцінка проводиться безпосередньо з реалізаціями методів, а не з програмними системами, що включають реалізації як складові [84, 85, 86].

Експериментальна оцінка ефективності запропонованого методу одержана способом, описаним у розділі I. Репрезентативна вибірка описана також у розділі I.

Криві довірчих інтервалів побудовані на основі аналізу вихідної множини, що містить зображення з різною часткою однорідного фону.

На графіці малюнку 3.22 наведені криві довірчих інтервалів, що ілюструють підвищення ефективності ВПС методом WS за рахунок застосування запропонованих алгоритмів для різних значень корисного навантаження в діапазоні.

На графіку пунктирні лінії відповідають ефективності аналізу оригінальним методом WS, суцільні – покращеним методом WS. Видно, що, незалежно від значення корисного навантаження, при застосуванні запропонованих методів ефективність аналізу зростає.

Таблиця 3.5 містить чисельні оцінки приросту ефективності ВПС при використанні алгоритму передбачення кортежами. Приріст ефективності оцінено як падіння частки хибної класифікації при заданій частці коректної класифікації (95%). Позитивне число відповідає зменшенню ймовірності некоректної класифікації.

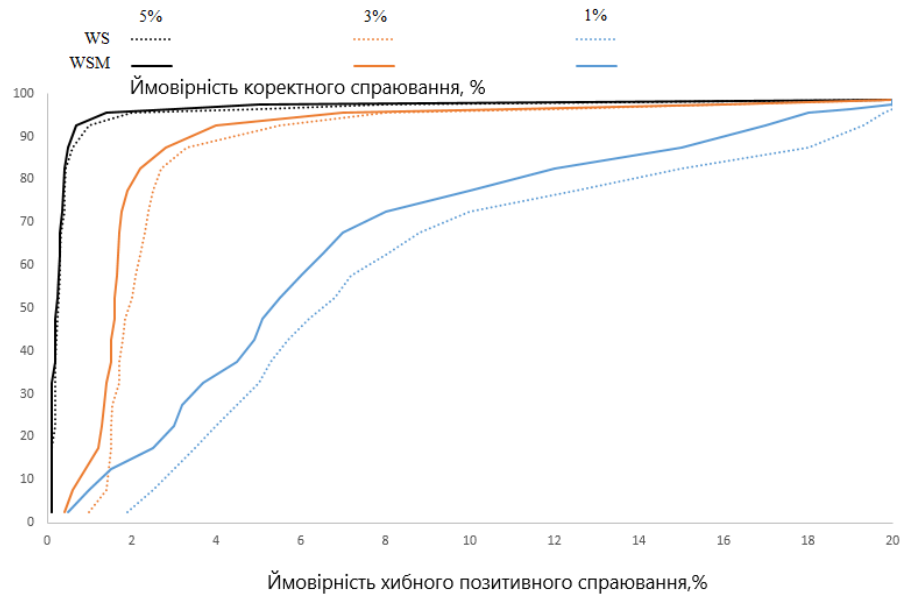


Рисунок 3.22 - Криві довірчих інтервалів методу WS і покращеного методу

Відомою проблемою якісної оцінки розробленого функціоналу щодо виявлення вбудованих повідомлень є відсутність стандартів та рекомендацій щодо такого функціоналу в нормативно-правовій базі України.

Стеганографія і стеганоаналіз, до області яких зазвичай відносять функціонал, що розглядається, не згадуються в нормативно-правовому полі України [88]. Таким чином, неможливо однозначно зробити висновок про відповідність розробленого функціоналу тим чи іншим стандартним вимогам або про можливість впровадження такого функціоналу як стандартні складові системи, оформлені за подібними вимогами [89].

Таблиця 3.5 - Збільшення ефективності ВВП при використанні прогнозу кортежів

ОНК/ Розрішення	800x800	1500x1500	2400x2400	Середнє значення
1%	9,75%	9,1%	6,95%	8,6%
2%	8,65%	7,6%	5,75%	7,3%
3%	5,6%	5,45%	5%	5,4%
4%	4,1%	4,05%	4,0%	4,03%
5%	3,8%	3,7%	3,3%	3,6%

Таблиця 3.6 містить чисельні оцінки приросту ефективності ВВП під час використання методу адаптивного передбачення в градієнтах.

Таблиця 3.6 - Збільшення ефективності ВВП при використанні адаптивного прогнозу у градієнтах

ОНК/Розрішення	800x800	1500x1500	2400x2400	Середнє значення
1%	5,1%	5,1%	5,2%	5,1%
2%	4,45%	4,6%	4,9%	4,65%
3%	4,0%	4,4%	4,9%	3,1%
4%	2,3%	2,8%	3,3%	2,8%
5%	2,2%	2,6%	3,0%	2,6%

З таблиці 3.6 видно, збільшення ефективності залежно від обсягу вбудовування і розміру вибірки становить від 6,3% до 9,7%. На жодному значенні корисного навантаження з аналізованих не отримано підсумкове падіння ефективності. У середньому збільшення ефективності становить 8,1% на діапазоні значень корисного навантаження, що розглядається [74, 78, 80].

ВИСНОВКИ

Результати роботи є вирішенням актуальної задачі підвищення ефективності методів виявлення вбудованих повідомлень у нерухомих цифрових зображеннях при малих значеннях відношення навантаження-контейнер.

Вирішене завдання актуальне через низьку ефективність існуючих методів виявлення вбудованих повідомлень за зазначених умов, і навіть рахунок постійного зростання обсягів контейнерів вбудовування разом із відомою залежністю ефективності методів ВПС від значення відношення навантаження-контейнер.

У ході виконання дисертаційної роботи було вирішено поставлені приватні завдання та отримано такі основні результати:

1. Проведено аналіз існуючих методів ВПС у нерухомих цифрових зображеннях у НЗБ. Відібрано методи, що мають найбільшу ефективність з доступних.

2. Проведено аналіз ефективності відібраних методів ВПС, зроблено висновок про недостатню ефективність методів ВПС при малих значеннях відношення навантаження-контейнер. Зроблено висновок про те, що метод Weighted Stego Image (WS) має найвищу ефективність у задачі ВПС у нерухомих цифрових зображеннях з аналізованих.

3. Розроблено та проаналізовано модель ВПС методом WS в умовах малих значень корисного навантаження. Зроблено висновок щодо залежності ефективності методу ВПС від частки однорідного тла в аналізованому зображенні.

4. Розроблено алгоритми ВПС у НЗБ фонових зон нерухомих зображень при малому корисному навантаженні.

5. Розроблено метод ВПС у НЗБ фонових зон нерухомих цифрових зображень з підвищеною точністю при малому корисному навантаженні.

СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ

1. Steganography: A Powerful Tool for Terrorists and Corporate Spies // Stratfor [Електронний ресурс]. Режим доступу:<https://www.stratfor.com/analysis/steganography-powerful-tool-terrorists-andcorporate-spies>.
2. Elzbieta Zielińska, Wojciech Mazurczyk, and Krzysztof Szczypiorski. 2014. Trends in steganography. Commun. ACM 57, 3 (March 2014), 86-95. DOI:<https://doi.org/10.1145/2566590.2566610>
3. Gayathri C., Kalpana V. Study on image steganography techniques //International Journal of Engineering and Technology (IJET). 2013. V. 5. P. 572–577.
4. Sharma V. K., Srivastava D. K., Mathur P. A Study of Steganography Based Data Hiding Techniques. – 2017.
5. Bachrach M., Shih F. Y. 11 Survey of Image Steganography and Steganalysis//Multimedia Security: Watermarking, Steganography, and Forensics. – 2017. –С. 201.
6. Patel A., Patel M. A Study of Different Steganalysis Methods. // International Journal of Scientific Research in Computer Science, Engineering and Information Technology, vol. 3, issue 2 – 2018. P. 118 – 123.
7. Hussain M. et al. Image steganography in spatial domain: a survey //Signal Processing: Image Communication. – 2018. – Т. 65. – С. 46-66.
8. Jindal S., Kaur N. Digital image steganography survey and analysis of current methods //International Journal of Computer Science and Information Technology & Security. – 2016. – Т. 6.
9. Prokhozhev N. et al. Passive Steganalysis Evaluation: Reliabilities of Modern Quantitative Steganalysis Algorithms //Proceedings of the First International Scientific Conference “Intelligent Information Technologies for Industry”(IITI'16). – Springer, Cham, 2016. – С. 89-94.

10. Patil A. et al. Survey on Recent Steganography Approaches. // International Journal of Innovative Research in Computer and Communication Engineering – 2017. P. 46 – 49.
11. Subhedar M. S., Mankar V. H. Current status and key issues in image steganography: A survey //Computer science review. – 2014. – T. 13. – C. 95- 113.
12. Laishram D., Tuithung T. A Survey on Digital Image Steganography: Current Trends and Challenges. // Proceedings of 3rd International Conference on Internet of Things and Connected Technologies (ICIoTCT) – 2018.
13. Roy C. Y., Goel M. K. Review on Image Steganography //Indian Journal of Science and Technology. – 2016. – T. 9. – №. 47.
14. Kaur H., Kakkar A. Comparison of different image formats using LSB Steganography //Signal Processing, Computing and Control (ISPPCC), 2017 4th International Conference on. – IEEE, 2017. – C. 97-101.
15. Voloshina N. et al. Effectiveness of LSB and MLSB information embedding for BMP images //Proceedings of the 18th Conference of Open Innovations Association FRUCT. – FRUCT Oy, 2016. – C. 378-384.
16. Singh A., Singh H. An improved LSB based image steganography technique for RGB images //Electrical, Computer and Communication Technologies (ICECCT), 2015 IEEE International Conference on. – IEEE, 2015. – C. 1-4.
17. Li X. et al. A novel blind detector for additive noise steganography in JPEG decompressed images //Multimedia tools and applications. – 2014. – T. 68. – №. 3. – C. 1051-1068.
18. Huang W., Zhao X. Novel cover selection criterion for spatial steganography using linear pixel prediction error //Science China Information Sciences. – 2016. – T. 59. – №. 5. – C. 059103:1-059103:3.
19. Hu Y. C., Lee C. F., Liu Y. H. Reversible Image Steganography for Color Image Quantization Based on Lossless Index Coding //International Conference on Security with Intelligent Computing and Big-data Services. – Springer, Cham, 2017. – C. 185-195.

20. Desai M. B., Patel S. V. Performance analysis of image steganalysis against message size, message type and classification methods //Advances in Electronics, Communication and Computer Technology (ICAECCT), 2016 IEEE International Conference on. – IEEE, 2016. – C. 295-302.
21. Amsaveni A., Vanathi P. T. A comprehensive study on image steganography and steganalysis techniques //International Journal of Information and Communication Technology. – 2015. – T. 7. – №. 4-5. – C. 406-424.
22. A.D. Ker: A general framework for structural steganalysis of LSB Replacement, Proc. of the Information Hiding, pp.296-311, 2005.
23. J.Fridrich, M.Goljan, R.Du Reliable Detection of LSB Steganography in Color and Grayscale Images, State Univ. of New York, Binghamton, NY, USA.
23. Lu, P., X. Luo et. al., An improved sample pairs method for detection of LSB embedding, Proc. of the 6th Information Hiding Workshop, Springer LNCS, vol.3200, pp.116-128, 2004
24. Mao Ye, Fenlin Liu, Chunfang Yang, Xiongfei He Steganalysis Based on Weighted Stego-Image for LSB Replacement Steganography. Intelligent Information Hiding and Multimedia Signal Processing, 2009. IHH-MSP '09. pp. 945-948
25. Xia Z. et al. Steganalysis of LSB matching using differences between nonadjacent pixels //Multimedia Tools and Applications. – 2016. – T. 75. – №. 4. – C. 1947-1962.
26. Zhang H. et al. Steganalysis by subtractive pixel adjacency matrix and dimensionality reduction //Science China Information Sciences. – 2014. – T. 57. – №. 4. – C. 1-7.
27. Zhang J., Cox I. J., Doerr G. Steganalysis for LSB matching in images with highfrequency noise //Multimedia Signal Processing, 2007. MMSP 2007. IEEE 9th Workshop on. – IEEE, 2007. – C. 385-388.
28. He J., Huang J. Steganalysis of stochastic modulation steganography //Science in China Series F. – 2006. – T. 49. – №. 3. – C. 273-285.

29. Niimi M. et al. Intensity histogram steganalysis in BPCS-steganography //Security and Watermarking of Multimedia Contents III. – International Society for Optics and Photonics, 2001. – T. 4314. – C. 555-565.
30. Xia Z. et al. Steganalysis of least significant bit matching using multi-order differences //Security and Communication Networks. – 2014. – T. 7. – №. 8. – C. 1283-1291.
31. Zhang, T. and X. Ping, Reliable detection of LSB steganography based on the difference image histogram, Proc. of the IEEE ICSPAAP 2003, Part III, pp. 545-548, 2003.
32. Fridrich J. et al. Quantitative steganalysis of digital images: estimating the secret message length //Multimedia systems. – 2003. – T. 9. – №. 3. – C. 288-302.
33. Nissar A., Mir A. H. Classification of steganalysis techniques: A study //Digital Signal Processing. – 2010. – T. 20. – №. 6. – C. 1758-1770.
34. Kharrazi M., Sencar H. T., Memon N. Benchmarking steganographic and steganalysis techniques //Security, Steganography, and Watermarking of Multimedia Contents VII. – International Society for Optics and Photonics, 2005. – T. 5681. – C. 252-264.
35. Chandramouli R., Memon N. D. Steganography capacity: A steganalysis perspective //Security and Watermarking of Multimedia Contents V. – International Society for Optics and Photonics, 2003. – T. 5020. – C. 173-178.
36. Provos N., Honeyman P. Hide and seek: An introduction to steganography //IEEE security & privacy. – 2003. – T. 99. – №. 3. – C. 32-44.
37. Schaathun H. G. Machine learning in image steganalysis. – Wiley, 2012.
38. Break Our Watermarking System (BOWS) image database. - <http://bows2.eclille.fr>
39. Break Our Steganographic System (BOSS) image database. - <http://agents.fel.cvut.cz/boss/index.php?mode=VIEW&tmpl=materials>
40. E-Trim Image database. - http://www.ipb.uni-bonn.de/projects/etrims_db/
50.Places image database. - <http://places2.csail.mit.edu/>

41. Gerald Schaefer, Michal Stich, "UCID: an uncompressed color image database", Proc. SPIE 5307, Storage and Retrieval Methods and Applications for Multimedia 2004, (18 December 2003); doi: 10.1117/12.525375; <https://doi.org/10.1117/12.525375>

42. Juarez-Sandoval O. et al. Compact image steganalysis for LSB-matching steganography //Biometrics and Forensics (IWBF), 2017 5th International Workshop on. – IEEE, 2017. – C. 1-6.

43. F. Korč, W. Förstner. eTRIMS Image Database for Interpreting Images of ManMade Scenes. Technical report TR-IGG-P-2009-01, University of Bonn, Dept. of Photogrammetry, 2009.

44. Places: A 10 million Image Database for Scene Recognition. B. Zhou, A. Lapedriza, A. Khosla, A. Oliva, and A. Torralba. // IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2017

45. Wang D. C. C., Vagnucci A. H., Li C. C. Digital image enhancement: a survey //Computer Vision, Graphics, and Image Processing. – 1983. – T. 24. – №. 3. – C. 363-381.

46. Koenderink J. J. Color for the Sciences. – The MIT Press, 2010.

47. Johnson N. F., Jajodia S. Exploring steganography: Seeing the unseen //Computer. – 1998. – T. 31. – №. 2.

48. Neeta D., Snehal K., Jacobs D. Implementation of LSB steganography and its evaluation for various bits //Digital Information Management, 2006 1st International Conference on. – IEEE, 2006. – C. 173-178.