

УДК 681.322:621.391

А. С. Васюра, к. т. н., проф.;

Є. А. Золотавкін, асп.

## ШЛЯХИ ПІДВИЩЕННЯ ЕФЕКТИВНОСТІ СТЕГАНОГРАФІЧНОГО ВИКОРИСТАННЯ ФРАКТАЛЬНОГО АЛГОРИТМУ СТИСНЕННЯ ЗОБРАЖЕНЬ

*Проаналізовано сучасний стан розвитку методів фрактального стиснення зображень. Визначено основні напрямки вдосконалення алгоритмів стиснення. Описано підходи, що є одними з найрезультативніших з точки зору класифікаційної ефективності та сприяють підвищенню швидкості обробки зображень. Уточнено ідею стегаграфічного використання фрактального алгоритму. Для цього оцінено відмінності вдосконаленого алгоритму стиснення від класичного. Описано шляхи підвищення ефективності стегаалгоритму, що передбачають врахування виявлених відмінностей.*

Проблема проектування ефективних методів вбудовування даних полягає у невизначеності як щодо перетворень, які будуть використовуватись для вбудовування, так і відносно перетворень, що мають приховувати їх. В деяких випадках останнє дещо обмежує перше таким чином, що вибір очевидний. Часто цьому сприяє невелика множина розповсюджених стегаграфічних перетворень. Зосередження на області стегаграфії, що використовує в якості прикриття цифрові зображення, дозволяє уточнити важливу рису, притаманну більшості та, очевидно, чи не одну з обов'язкових серед сучасних перспективних методів. Стійкість до стиснення з втратами, що є розповсюдженою операцією, виконуваною над зображеннями, повинен мати і стегаалгоритм. Існують модифікації стегаграфічних методів, які в початковому варіанті не передбачали жодних подальших перетворень, але вдало пристосувалися до розповсюджених алгоритмів стиснення зображень. Однак, більші переваги гарантує розробка методу, що використовує особливості генерації певним алгоритмом коду стиснутого зображення, та основні його операції — у якості області перетворень. В такому випадку вибір алгоритму стиснення вказує ідею вбудовування даних [1, 2].

Ефективність проектного стегаграфічного методу залежить від міри ефективності методу стиснення. Найефективніші методи стиснення використовуються частіше. Популярність методу гарантуватиме широкий вибір контейнерів та універсальність алгоритму вбудовування даних.

Фрактальний алгоритм стиснення зображень є перспективним з точки зору стегаграфічного використання оскільки демонструє високу ефективність: залежність між коефіцієнтом стиснення та якістю відновленого зображення інтерпретується експертами як одна з найкращих.

Останнім часом алгоритми фрактального стиснення зображень дістали стрімкого розвитку. Незважаючи на існування методів вбудовування даних, які використовують фрактальні особливості зображень, досі не розроблено стегаграфічного підходу, що в повній мірі враховує тенденції розвитку фрактального стиснення та алгоритмів, які його реалізують [3]. Це пояснюється відсутністю єдиних стандартів в алгоритмах фрактального стиснення зображень та швидкими змінами в цій галузі. Але ряд вдалих винаходів та вдосконалень, що визначають сучасний стан та вказують напрямки розвитку цих методів, дозволяють доволі чітко окреслити можливості стегаграфічного використання.

Наявні методи виконують операції лише в області зображень, що спонукає до розробки принципово нового стегаалгоритму, який вбудовуватиме дані безпосередньо у фрактальний код. Під час проектування необхідно враховувати всі особливості алгоритму стиснення з метою створення ефективного методу приховування даних, позбавленого демаскуючих ознак. Такі особливості визначаються не тільки вибором алгоритму стиснення, але й удосконаленнями, що покликані підвищити його ефективність.

Ефективність методів фрактального стиснення зображень залежить від міри мінімізації двох параметрів за умови обмежень, що гарантують необхідну якість відтворення. Цими параметрами є розмір стиснутого зображення та затрати часу на компресію. Деякі методи та їх модифікації до-

звояють досягати успіху за обома параметрами. Але загалом вирішенню часової проблеми надається перевага, що іноді позначається незначним пониженням коефіцієнта стиснення [4].

Беручи до уваги основні тенденції розвитку сучасних фрактальних алгоритмів стиснення зображень, можна виділити фрагменти, запозичення яких дозволить оптимізувати час. Такі фрагменти можна класифікувати, опираючись на стеганографічну значимість виконуваних операцій, що дозволить розробити пристосований стегометод.

Переважає більшість сучасних ефективних алгоритмів стиснення використовують ідею виділення особливостей з метою подальшої класифікації. Це дозволяє підвищити швидкодію за рахунок обмеження пошуку відповідностей лише в межах класу. Обмеження певним чином позначається на якості стиснутого зображення: воно має більше відмінностей від оригіналу, ніж зображення отримане повним перебором блоків. Але такий недолік можна компенсувати застосуванням класифікаційної схеми з м'яким налаштуванням параметрів [4].

У [5] було запропоновано метод вбудовування таємних даних, який виконує стеганографічні маніпуляції під час стиснення фрактальним алгоритмом. Розвиваючи ідею, представлену там, доцільно детальніше дослідити особливості використовуваного в якості прикриття алгоритму стиснення з метою попередження розкриття внаслідок нехтування важливими демаскуючими ознаками. Стратегія підвищення ефективності запропонованого в [5] методу полягає також у покращенні розпізнавання підмножин доменних блоків первинного зображення у відновленому, що вимагає розробки відповідно адаптованого апарату.

Методи прискорення фрактального алгоритму стиснення доцільно розглядати у відповідності з етапами обробки зображення. Такими етапами є розбиття зображення на фрагменти та пошук відповідностей між цими фрагментами [6]. Питання про розбиття передбачає визначення функції належності кожного з пікселів зображення будь-якому проіндексованому фрагменту. Пошук відповідностей зазвичай обмежується деякою множиною, утвореною з множини фрагментів. Правила утворення таких множин визначаються за допомогою допустимих ізометричних перетворень, виконуваних над кожним елементом деякої підмножини множини фрагментів. Таким чином отримуємо множини доменних та рангових блоків. Кількість обчислювальних ресурсів, що витрачаються на встановлення відповідностей між блоками залежить як від їх кількості, так і від типу ізометричних перетворень. Менша кількість блоків вимагає менше ресурсів, але в більшості випадків негативно впливає на якість стиснутого зображення. Відповідність між ранговими та доменними блоками відносно деякого критерію передбачає можливість існування декількох підходящих доменних блоків. З точки зору критерію, вибір будь-якого з них є рівноправним. Ця особливість визначає характер маніпуляцій з метою вбудовування даних. Але необхідність прискорення фрактального стиснення стимулює створення модифікацій алгоритмів, що значно обмежують стегоможливості.

Стеганографічна ефективність залежить від кількості доменних блоків. Фактично, намагання покращити стегометод, що використовує особливості алгоритму стиснення викликає гостре протиріччя [5]. Сучасні модифікації фрактального алгоритму передбачають використання схеми так званого квадродерева. Суть його полягає у поступовому зменшенні розмірів (відповідно в збільшенні кількості) рангових та доменних блоків за умови, що існують рангові блоки, для яких не знайдено підходящих доменів. Такий підхід забезпечує економію обчислювальних ресурсів і не погіршує якості відновленого зображення. Однак ймовірність встановлення відповідності для блоків великого розміру невелика. Перевірка за критерієм для таких блоків вимагає більше ресурсів. Отже не завжди виправданим є застосування повної схеми квадродерева. Частіше використовується неповний її варіант, що передбачає найбільший розмір рангових блоків  $8 \times 8$  або (рідше)  $16 \times 16$  пікселів [4, 6]. Це обмеження послаблює вплив фактора випадковості та робить час, необхідний для стиснення зображень певних розмірів, більш передбачуваною величиною (менша дисперсія). З іншого боку, збільшення кількості блоків сприяє покращенню стеганографічних якостей методу.

Описаний спосіб розбиття зображення за допомогою квадродерева визначає квадратну форму рангових та доменних блоків. Найпоширенішим способом орієнтації блоків є такий, при якому границі блока завжди залишаються паралельними кромці зображення. Незважаючи на пропозиції інших способів орієнтації квадратних блоків, такий залишається найзручнішим (з точки зору економії обчислювальних ресурсів) у подальших розрахунках. Відповідно, найбільша кількість ізометричних перетворень рівна восьми. Однак, не завжди використовуються всі можливі перетворення. Існують модифікації, в яких ізометрія доменних блоків не використовується. Необхідне різноманіття доменів у такому випадку забезпечується меншим кроком квантування зображення [6]. Але подальша класифікація з метою прискорення виправдовує використання ізометричної струк-

тури: більшість класифікаційних моделей передбачає існування спрощених математичних перетворень для впорядкування ізометричної множини фрагмента зображення.

Розбиттям на квадратні фрагменти не обмежуються можливості фрактального стиснення зображень. Існують модифікації, що використовують фрагменти прямокутної і, навіть, довільної форми. В деяких випадках це забезпечує більшу кількість підходящих доменних блоків, якими можуть бути закодовані рангові, та більший коефіцієнт стиснення. Можливо, ефективність методів вбудовування даних на основі таких модифікацій буде вищою. Та все ж такі підходи мають суттєвий недолік — велику обчислювальну складність. Їх дослідження та оптимізація відносно часової компоненти є перспективним напрямком розвитку фрактальної теорії стиснення зображень, але сучасний її стан визначає квадро-структуру як найбільш пристосовану до потреб практичного використання [4].

Наступний етап алгоритму в більшій мірі відповідає за час стиснення та якість відновленого зображення, хоча і обумовлений попереднім. Сучасні модифікації фрактального алгоритму стиснення зображень передбачають ряд послідовних дій на етапі встановлення відповідностей. Вони спрямовані на зменшення часу обробки зображення.

З точки зору описаної ідеї стиснення, втягнення всіх блоків в процес пошуку відповідностей не є обов'язковим. Позбавлення блоків, що принципово не можуть забезпечити необхідного різноманіття (тобто однотипних) гарантує прискорення алгоритму. Найпростіший спосіб визначення однотипних блоків — класифікація за статистичними характеристиками. Блоки, в яких дисперсія значень інтенсивності пікселів не перевищує деякого порогу, можуть бути представлені середнім значенням. Доцільно пропускати такі блоки на етапі пошуку відповідностей. Такий підхід послаблює стеганографічний потенціал, але підвищує ефективність стиснення [5].

Пошук методом повного перебору, навіть за умови ігнорування однорідних блоків, потребує багато часу. З метою зменшення цього показника використовується багаторівнева класифікація блоків. В основі всіх класифікаційних підходів лежить принцип визначення кількісної міри деяких особливостей. Метою класифікації є поширення якісних характеристик, отриманих з однієї або декількох особливостей, на інші властивості, безпосереднє визначення яких ускладнене. Таке загальне припущення, не підкріплене аксіоматичною очевидністю буття, веде до неточностей та помилок в оцінці. Але інтуїтивно-практична діяльність відбувається завдяки класифікаційним схемам, що в багатьох випадках гарантує високу ефективність їх використання.

Особливістю класифікаційних моделей, що використовуються для прискорення фрактального алгоритму стиснення зображень, є незалежність від варіацій компонент яскравості та/або контрастності. Перевірка відповідності передбачає обчислення значень вищезгаданих параметрів. Кореляції між ними та мірою відповідності блоків не існує. Тому класифікаційна схема має бути нечутливою хоча б до одного з параметрів (краще до яскравості): небажаний вплив іншого параметра зазвичай можна нормалізувати. Вузькі границі класів та, відповідно, велика їх кількість сприяють зменшенню часу, необхідного для перевірки в його межах [7]. Однак в багатьох випадках це веде до підвищення складності обчислень, необхідних для заповнення цих класів, а також до зростання частки рангових блоків, для яких існує, але не встановлюється відповідність серед доменних внаслідок класифікаційної неадекватності. Тому доцільно застосовувати декілька різних класифікаційних моделей з метою поступового наближення до множини підходящих блоків. Основною вимогою є виграти в часі, що має забезпечуватися обчислювальною складністю моделей.

Класифікаційний метод може мати фіксовану або змінну кількість класів. Наприклад, векторні методи, що оперують множиною штучних ознак блока як вектором, розбивають векторний простір на області, що містять точку з координатами лише одного вектора який характеризує ранговий блок. Такі методи вимагають набагато більше обчислювальних ресурсів, ніж методи з фіксованою кількістю класів, хоча й мають ряд переваг. Найважливіша серед них — точність встановлення відповідностей в додаток до практичної відсутності зайвих блоків в остаточно сформованому класі. Це зводить процес перевірки до мінімуму варіантів, що сприяє зменшенню часу обробки зображення [8]. Але підвищення розмірності вектора-характеристики веде до різкого зростання частки ресурсів, що виділяються на класифікацію. Застосовуючи попередню класифікаційну схему з усталеною кількістю класів, можна зменшити кількість необхідних елементарних операцій. Обмеження розмірності вектора також сприятиме спрощенню та прискоренню, хоча й збільшить частку помилок невідповідності. Для визначення вектора можна використовувати будь-які кількісні штучні ознаки, що нечутливі до змін яскравості та/або контрастності, але за умови обмеження їх кількості, аргументованим є ви-

користання коефіцієнтів ДКП, оскільки перші з них несуть найбільше інформації про зображення [9, 10]. Пряме ДК перетворення визначається як

$$E[u, v] = \frac{1}{4} \sum_{i=0}^{n-1} \sum_{j=0}^{n-1} C(i, u) C(j, v) e_{i,j}, \quad (1)$$

$$\text{де } C(i, u) = A(u) \cos\left(\frac{(2i+1)u\pi}{2n}\right) \text{ та } A(u) = \begin{cases} \frac{1}{\sqrt{2}}, & u = 0; \\ 1, & u \neq 0. \end{cases}$$

Застосування коефіцієнтів ДКП у векторній класифікації спрощує обчислення характеристик блоків, що є ізометрично модифікованими відносно тих, для яких ці коефіцієнти вже обчислені. Спрощена модель визначення ДКП коефіцієнтів для випадку восьми афінних перетворень може бути описана за допомогою таких виразів [10]:

$$E_{e_{n-1-i,j}}[u, v] = (-1)^u E_{e_{i,j}}[u, v]; \quad E_{e_{i,n-1-j}}[u, v] = (-1)^v E_{e_{i,j}}[u, v]; \quad E_{e_{i,j}}[u, v] = E_{e_{j,i}}[v, u]. \quad (2)$$

У якості попередньої класифікаційної моделі доцільно використовувати полярну координату кута положення інтерпретованого центра тяжіння сукупності інтенсивностей-мас пікселів блока. Така модель дозволяє в широких межах варіювати загальну кількість класів. Позитивною її якістю є незалежність від розмірів блока: класифікація рангових блоків певного рівня деталізації може використовуватись на нижчих рівнях, де вони є доменними. Ізометричні перетворення вимагають простих обчислень, що полягають в додаванні певного кута. Однак основним недоліком є одновимірність кутової характеристики двовимірного об'єкта. Використання подвійної кутової характеристики, де друге значення відповідає положенню дисперсійного центра, частково компенсує такий недолік [7]. Математичний опис класифікаційної моделі представлено виразами:

$$M = \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N e_{i,j}; \quad (3)$$

$$x_1 = \frac{1}{M} \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N i e_{i,j} - N/2; \quad y_1 = \frac{1}{M} \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N j e_{i,j} - N/2; \quad (4)$$

$$M' = \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N \left( e_{i,j} - \frac{M}{N^2} \right)^2; \quad (5)$$

$$x_2 = \frac{1}{M'} \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N i \left( e_{i,j} - \frac{M}{N^2} \right)^2 - N/2; \quad y_2 = \frac{1}{M'} \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N j \left( e_{i,j} - \frac{M}{N^2} \right)^2 - N/2; \quad (6)$$

$$\theta_1 = \arctg\left(\frac{y_1}{x_1}\right); \quad \theta_2 = \arctg\left(\frac{y_2}{x_2}\right). \quad (7)$$

Порівнюючи з різноманітням доменних блоків, яким користується метод повного перебору, можна помітити пов'язану з недосконалістю класифікаційного підходу особливість: для рангових блоків, чий центр мас наближається до геометричного центра, кількість можливих (допустимих у рамках класифікаційного методу) відповідних доменних блоків буде набагато менша, ніж насправді.

Другий етап класифікації, представлений векторним методом, є модифікованим методом Зуппе, що використовує евристичний підхід до визначення гіперплощин. Суть його полягає в поступовому визначенні характеристик простору ознак з метою встановлення відповідності один-один між можливими комбінаціями їх та блоками, що мають ці ознаки. Це здійснюється шляхом розбиття  $k$ -вимірного простору штучних ознак  $(k-1)$ -вимірними гіперплощинами. Евристичний підхід керується твердженням про належність зваженого центра підмножини гіперплощині, що її розділяє. Така модифікація вимагає менше обчислювальних ресурсів, ніж класичний метод векторної класифікації. Також суттєвим спрощенням є визначення характеристик простору ознак лише на основі даних про рангові блоки [8]. Класифікаційний алгоритм можна детально описати таким чином.

Нехай  $\{\mu_i \in \mathfrak{R}^k \mid i = 1 \dots N_R\}$  та  $\{v_i \in \mathfrak{R}^k \mid i = 1 \dots N_D\}$  є векторами ознак рангових та доменних блоків відповідно.

На першому ітераційному кроці обчислюються координати зваженого центра:

$$g = \frac{1}{N_R} \sum_{i=1}^{N_R} \mu_i.$$

Для кожного значення  $i \in 1 \dots N_R$ , обчислюється нормований вектор  $s_i = (\mu_i - g) / \|\mu_i - g\|$ .

Гіперплощина, що розділить множину  $\bigcup_{i=1}^{N_R} \mu_i$  на дві підмножини, буде проходити через точку  $g$  перпендикулярно до вектора  $w = \sum_{i=1}^{N_R} s_i$ .

Всі кроки алгоритму повторюються для кожної з утворених в процесі його роботи підмножин, якщо кількість елементів в них більша одиниці. Може виникнути ситуація, коли для деякої підмножини  $w = 0$ . Тоді в якості  $w$  можна прийняти будь-який вектор розмірності  $k$ .

Для кожного рангового блока необхідно зберігати всі значення  $w$  та  $g$ , що визначають гіперплощини, які ділять підмножини, яким належить точка з координатами вектора ознак цього блока. З метою спрощення загального алгоритму пошуку відповідностей доцільно зберігати відношення між величинами  $\langle w, g \rangle$  та  $\langle w, \mu_i \rangle$  для кожної з підмножин. Ці додаткові дані зменшать кількість необхідних обчислень.

Попередня класифікація дозволяє обмежити кількість порівнянь між ранговими та доменними блоками. Порівнюються між собою лише ті блоки, що належать одному класу. Цей процес відбувається з використанням векторної класифікації лише рангових блоків. Для цього обчислюються координати векторів ознак всіх доменних блоків, що беруть участь в порівнянні. Далі, в межах одного класу попередньої класифікації, поступово уточнюється відношення (знак різниці) між  $\langle w, g \rangle$  та  $\langle w, v_i \rangle$ : якщо воно те саме, що й між  $\langle w, g \rangle$  та  $\langle w, \mu_i \rangle$ , то здійснюється перехід до наступної підмножини. Ранговий та доменний блок вважаються ідентичними згідно з запропонованим дворівневим класифікаційним алгоритмом, якщо остання підмножина порівняння містить лише одну точку з координатами рангового вектора ознак та виконується умова переходу для доменного [8].

Недоліком векторної класифікації є надмірне обмеження області ознак, яка відповідає ранговому блоку, таким чином, що вона не може містити всі підходящі доменні блоки. Останній поділ області, що містить точки-характеристики лише двох рангових блоків, є випадковим і не завжди оптимальним. З іншого боку складно синтезувати адекватний критерій зупинки процесу поділу внаслідок складності встановлення відповідності між відстанями в просторі ознак, які є коефіцієнтами ДКП, та реальними (піксельними) відстанями між блоками. Отже, особливістю останнього етапу класифікації є те, що певний доменний блок може використовуватись для заміни лише одного (або декількох, якщо вони ідентичні) рангового серед всіх рангових блоків зображення.

Встановлення відповідності між ранговими та доменними блоками з використанням класифікаційного підходу передбачає подальше виконання перевірки згідно з критерієм, що гарантуватиме рівень якості відновлюваного зображення, яка визначається величиною  $\varepsilon$ . Виконання нерівності

$$d(\mu_j, N_j(v_j)) \leq \varepsilon \tag{8}$$

є підтвердженням відповідності між  $i$ -м ранговим та  $j$ -м доменним блоками, що забезпечується  $N_i$ , де

$$s_j = \sum_m \sum_n \left( e_{m,n}^{G(v_j)} - \bar{v}_j \right) \left( e_{m,n}^{\mu_i} - \bar{\mu}_i \right) / \sum_m \sum_n \left( e_{m,n}^{G(v_j)} - \bar{v}_j \right)^2; \tag{9}$$

$$o_j = \bar{\mu}_i - s_j \bar{v}_j. \tag{10}$$

Успіх стеганографічного використання описаного алгоритму стиснення зображень залежить від кількості знайдених відповідностей та їх розподілу [5]. Класифікаційний підхід обмежує кількість відповідностей. З урахуванням особливостей описаних методів, можна передбачити, що фрактальний код зображення, стиснутого алгоритмом, який використовує ці методи з метою прискорення процесу пошуку відповідностей, у порівнянні з кодом, отриманим звичайним алгоритмом, буде

мати такі характерні відмінності: по-перше, набагато менше блоків відновленого зображення будуть мати центр мас інтенсивності пікселів блока, що збігається з його геометричним центром; по-друге, практично зникнуть у відновленому зображенні повторювані блоки; по-третє, збільшиться сам розмір коду внаслідок дроблення рангових блоків через неможливість встановлення відповідності з доменними, обумовлену особливостями класифікації. Останній пункт пов'язаний з першими двома і стимулює подальше вдосконалення методів прискорення пошуку відповідностей. Але описана недосконалість, що веде до збільшення кількості рангових блоків, сприяє підвищенню пропускну здатності таємного каналу і може інтерпретуватися як перевага стеганографічного використання. Варіювання величиною  $\varepsilon$  в певних допустимих межах також дозволяє контролювати параметри стегосистеми.

Підвищення ефективності стеганографічного методу передбачає оптимізацію (максимізацію) його пропускну здатності при обмеженнях, що накладаються перетвореннями, які ліквідують виявлені демаскуючі ознаки. Не існує підходів, що дозволяють визначити всі можливі демаскуючі ознаки. Деякі порушені при вбудовуванні даних закономірності є настільки складно досліджуваними, що їх встановлення та інтерпретація — справа далекого майбутнього [2]. Однак деяких оптимізаційних аспектів навряд чи стосуватимуться виявлені у майбутньому обмеження. Таким аспектом можна вважати оптимізацію процесу розпізнавання підмножин доменних блоків, що на пряму пов'язаний з ефективністю зчитування прихованих даних. Вбудовування даних відбувається завдяки вибору одного елемента із впорядкованої підмножини у відповідності з фрагментом таємних даних. При зчитуванні вбудованих даних необхідно правильно визначити цю підмножину та порядковий номер елемента в ній. Необхідно враховувати, що стиснення зображення та безпосередньо процес вбудовування вносять спотворення, що заважає розпізнаванню. Обмеження спотворень сприятиме покращенню розпізнавання. Такі обмеження покликані підтримувати якість зображення на достатньо високому рівні, що гарантує збереження багатьох особливостей оригіналу. Розглядаючи розподіл доменних блоків між підгрупами як певну стійку особливість, можна спробувати інтерпретувати його за допомогою певних перетворень в систему правил, які дозволяють однозначно вирішити питання про належність деякого блока будь-якій підгрупі. Послідовність таких перетворень буде об'єднано в алгоритм класифікації. Однак, стійкість особливостей фрагментів зображення (доменних блоків) не може бути абсолютною. Їх характеристики змінюються при стисненні та внаслідок вбудовування даних. Забезпечення класифікаційної стійкості при змінних характеристиках елементів вимагає врахування структури при визначенні класів. Останнє зауваження перетворює алгоритм класифікації в алгоритм кластеризації.

Серед сучасного різноманіття методів кластеризації необхідно вибрати такий, що відповідає таким вимогам: дозволяє виділяти з сукупності даних кластери без будь-яких додаткових відомостей про їх кількість, форму, об'єм і т. д.; є ефективним з точки зору деякого адекватного спостерігача або експерта, що дозволяє зберігати склад кластерів практично незмінним за умови допустимих відхилень елементів, обумовлених втратами під час стиснення; дозволяє виконувати налаштування внутрішніх параметрів кластеризації при використанні на різноманітних наборах даних, тобто задовольняє вимоги універсальності; обчислювальні затрати методу повинні бути допустимими.

Важливим моментом у справі підвищення ефективності розпізнавання підмножин блоків є також вибір способу задавання характеристичних ознак, що дозволяє переводити фрагменти зображення в точки-характеристики у просторі ознак і при цьому зберігати всі важливі особливості, притаманні реальним блокам. Необхідною вимогою, що висувається до способу задавання ознак є набагато менша (у порівнянні з кількістю пікселів у блоці) розмірність вектора-характеристики. Бажано, щоб процес переведення блоків у простір ознак не вимагав великих обчислювальних затрат.

Отже, підвищення ефективності стегоалгоритму, запропонованого в [5], передбачає одночасне вдосконалення по двох напрямках: розробка методу вбудовування даних з врахуванням всіх особливостей фрактального алгоритму та запобіганням утворенню демаскуючих ознак, а також оптимізацію процесу розпізнавання складу підмножин блоків (утворених за критерієм подібності) первинного зображення лише на основі даних про відновлене зображення.

Проаналізовано сучасний стан розвитку методів фрактального стиснення зображень. Визначено основні напрямки вдосконалення алгоритмів стиснення. Описано підходи, що є одними з найрезультативніших з точки зору класифікаційної ефективності та сприяють підвищенню швидкості обробки зображень. Уточнено ідею стеганографічного використання фрактального алгоритму, за-

пропоновану в [5], з метою запобігання утворення демаскуючих ознак. Для цього оцінено відмінності вдосконаленого алгоритму стиснення від класичного. Описано шляхи підвищення ефективності стегаалгоритму, що передбачають врахування виявлених відмінностей. Також зроблено наголос на ролі оптимізації процесу розпізнавання підмножин блоків зображення, що утворені за критерієм подібності. Все це дає підстави вважати представлений в [5] стегаграфічний алгоритм, таким, що допускає модифікацію з урахуванням визначених особливостей, а результируючий покращений алгоритм – готовим до практичного використання.

### СПИСОК ЛІТЕРАТУРИ

1. Аграновский А. В., Девянин П. Н., Хади Р. А. и др. Основы компьютерной стеганографии. — М.: Радио и связь, 2003. — 151 с.
2. Грибунин В. Г., Оков И. Н., Туринцев И. В. Цифровая стеганография. — СПб.: Солон-Пресс, 2002. — 272 с.
3. Puate J., Jordan F. Using fractal compression scheme to embed a digital signature into an image // SPIE Photonics East'96 Symposium. — Boston, 1996.
4. Zhao E., Liu D. Fractal Image Compression Methods: A Review // International Conference on Information Technology and Applications. — 2005.
5. Васюра А. С., Золотавкін Є. А., Лукічов В. В. Адаптивний метод вбудовування даних у фрактальний код зображень // Інформаційні технології та комп'ютерна інженерія. — 2006. — № 2(6). — С. 105—112.
6. Уэлстид С. Фракталы и вейвлеты для сжатия изображений в действии. — М.: Триумф, 2003. — 320 с.
7. Polvere M., Nappi M. Speed-up in fractal image coding: comparison of methods // IEEE Transactions on Image Processing. — 2000. — Vol. 9. — № 6. — P. 1002—1009.
8. Cardinal J. Fast fractal compression of greyscale images. IEEE Transactions on Image Processing // — 2001. — Vol. 10. — № 1. — P. 159—164.
9. Farhadi G. A hybrid image compression scheme using block-based fractal coding and DCT // Image Processing and Multimedia Communications. — Zagreb, 2003.
10. Ватолин Д. С. Использование ДКП для ускорения фрактального сжатия изображений. // Программирование. — 1999. — № 3. — С. 51—57.

**Васюра Анатолій Степанович** — професор; **Золотавкін Євген Анатолійович** — аспірант.

Кафедра автоматики та інформаційно-виміральної техніки, Вінницький національний технічний університет