

А.С. ВАСЮРА, В.В. ЛУКІЧОВ

МЕТОД ВБУДОВУВАННЯ ДАНИХ У ЗОБРАЖЕННЯ ЗА МОЖЛИВОСТІ JPEG-СТИСНЕННЯ

*Вінницький національний технічний університет,
Хмельницьке шосе, 95, Вінниця, 21010, Україна,
тел.. +380 (432) 59-85-15, E-mail: lukitchov@mail.ru*

Анотація. Запропоновано еволюційний підхід підвищення ефективності шаблонної схеми вбудовування даних за можливості JPEG-стиснення, що полягає в ітеративному покращенні складу множини стеганографічно використовуваних шаблонів.

Анотация. Предложен эволюционный подход повышения эффективности шаблонной схемы встраивания данных при возможном JPEG-сжатии, которое заключается в итеративном улучшении состава множества стеганографически используемых шаблонов.

Abstract. Suggests an evolutionary approach of efficiency increasing of data embedding template technique by possibility of jpeg-compression, which consists in iterative improvement of templates set contents for steganographic use.

Ключові слова: JPEG-стиснення, шаблон, стеганографія.

ВСТУП

Стеганографія зображень є галуззю, що дістала стрімкого розвитку протягом останніх десяти років. Її ціль може бути окреслена як таємне та стійке до різноманітних перетворень приховування даних. Відповідно практичні задачі, що вирішуються в її межах, в більшій чи меншій мірі стосуються аспектів таємності та робастності [1].

Таким чином, проектування будь-якої стегосистеми можна розглядати як задачу умовної оптимізації, де цільова функція певним чином пов'язує робастність із ступенем таємності, а обмеження визначають область адекватності критерію. Такий універсальний підхід дозволить забезпечити високу адаптивність до умов безпосереднього функціонування стегосистеми.

У стеганографії зображень особливо розповсюдженими є схеми напівсліпого та сліпого вбудовування де передається лише стегоконтейнер. Це визначає особливості стегоаналізу, задача якого полягає у бінарній класифікації зображень на основі властивостей, що зазнають найбільших змін при вбудовуванні.

Серед методів обробки зображень найбільшою популярністю користуються методи стиснення. Найбільший коефіцієнт ущільнення здатні забезпечити методи стиснення з втратами. Стандарт стиснення JPEG і досі використовується широко, незважаючи на впровадження більш ефективних форматів на основі вейвлет-перетворень (наприклад JPEG2000).

Особливості проектування стегосистем залежать від об'єктів, що використовуються у якості прикриття. Внаслідок вбудовування змінюються характеристики певних елементів об'єкту. Визначення характеру та кількісного значення таких змін дозволяє відновити приховані дані. Для цього отримувач має володіти додатковою інформацією, яку необхідно передавати.

Зменшення обсягу додаткової інформації, необхідної для розкриття таємного повідомлення, дозволить підвищити ефективність вбудовування. Тому доцільною є розробка підходу, який дозволить максимізувати кількість корисної інформації шляхом зменшення додаткової.

Об'єм додаткової інформації про елементи, що втягуються у стеганографічні маніпуляції та змінюють свої характеристики, може зменшуватись за рахунок встановлення компактно описового зв'язку між їх індексами. З іншого боку класифікація елементів за характеристиками дозволить збільшити кількість вбудованих за тих самих спотворень. Пропонується об'єднати підходи класифікації та компактного опису

єдиним еволюційним зв'язком для створення оптимальної послідовності змінених елементів.

Класифікаційний підхід дозволяє визначити статистично обгрунтовану множину елементів з подібними характеристиками для подальших стегоманіпуляцій. Компактний опис зв'язків між зміненими елементами дозволяє зменшити об'єм службової інформації. Таким чином кожен ітераційний покращення послідовності змінених елементів можна вважати еволюційним циклом, де варіанти фрагментів послідовності зменшеної описової довжини є мутованими генотипами, схрещування відбувається при переході до наступної ітерації, відбір здійснюється на основі результатів проведеної класифікації. Ітеративний процес отримання компактного опису (схрещування та мутація) пропонується імітувати за допомогою універсального підходу стиснення з втратами [2]. Аналогія з принципами організації живої природи аргументує обчислювальну ефективність комбінованого підходу, що обумовлено неможливістю існування механізмів, які потребують високих енергетичних та часових затрат (наприклад, повний перебір варіантів).

Зазначений підхід передбачається використовувати для підвищення ефективності шаблонного методу вбудовування даних у матрицю вейвлет-коефіцієнтів [3]. Область застосування даного методу достатньо широка: зображення складають значну частину сучасного трафіка [4], а компресія на основі вейвлет-перетворень є одним з найбільш розповсюджених перетворень.

ШАБЛОННИЙ МЕТОД ВБУДОВУВАННЯ ДАНИХ У МАТРИЦЮ ВЕЙВЛЕТ-КОЕФІЦІЄНТІВ

Даний розділ дає короткий опис ефективного методу приховування даних у матрицю вейвлет-коефіцієнтів. Вибір методу пояснюється вдалими співвідношеннями між кількістю вбудовуваних даних та характером вносимих спотворень.

Одним з найбільш розповсюджених стеганографічних підходів є шаблонне вбудовування даних. Воно використовує сталі значення певних порогових характеристик елементів. Таким чином значення таємних бітів визначається відповідно до співвідношення між характеристиками визначених за ключем елементів та порогових констант. При вбудовуванні даних необхідно змінювати характеристики елементів відносно порогових значень.

Успішність застосування шаблонної схеми вбудовування визначається особливостями об'єкту. Серед широкого спектру різноманітних об'єктів, що використовуються у якості прикриття, зображення користуються особливою популярністю. Це пояснюється значною долею мультимедійного та, особливо, графічного контенту в загальному трафіку.

Алгоритми стиснення зображень на основі вейвлет-перетворень є одними з найефективніших. Тому застосування стеганографічних підходів, де для вбудовування використовуються ефективні сучасні формати, є виправданим та перспективним.

У роботі [3] запропоновано вдалу шаблонну схему вбудовування даних у матрицю вейвлет-коефіцієнтів. Пропонується використовувати дану схему для подальшого вдосконалення.

Після виконання над зображенням дискретного вейвлет-перетворення (ДВП), виконується поділ матриці вейвлет-коефіцієнтів на блоки розміру 2×2 . Кожен блок містить чотири вейвлет-коефіцієнти. Отже зображення Y може бути представлено

$$Y = \{B_i | 0 \leq i < nb\}, \quad (1)$$

де B_i позначає блок, nb – кількість блоків в Y . На цій стадії використовується таємний ключ для вибору окремих блоків з метою подальшого вбудовування даних.

Виконується класифікація обраних блоків згідно відношення їх коефіцієнтів до порогу TH . Нехай $B=(b_0, b_1, b_2, b_3)$ – блок з чотирма вейвлет-коефіцієнтами і $|b_0|, |b_1|, |b_2|$ та $|b_3|$ – абсолютні їх значення. Порівнюючи ці значення з TH , утворюється шаблонна матриця блока B , $T=(t_0, t_1, t_2, t_3)$, де

$$t_i = \begin{cases} 0 & \text{якщо } |b_i| < TH \\ 1 & \text{інакше.} \end{cases}, \quad (2)$$

Підраховуючи кількість одиниць у шаблонних матрицях, класифікуємо їх на п'ять класів:

$$\text{клас } T = \sum_{i=0}^3 t_i. \quad (3)$$

Таємні значення, що відповідають шаблонам, належать сукупності $\{(0, 0)_2, (0, 1)_2, (1, 0)_2, (1, 1)_2\}$.

Клас 1 містить чотири різних шаблонних матриці, тобто кожній з них можна віднести певне номінальне значення. Явище класу 1 також спостерігається і в класі 3. Об'єднання класів 0, 2 і 4 дасть вісім різних матриць, що поділяються на дві групи. Значення першого біту перших чотирьох шаблонних матриць – '0', а перший біт останніх чотирьох шаблонних матриць – '1'.

При вбудовуванні двох бітів $(m_0, m_1)_2$ у блок B , його елементи переставляються або змінюються з метою одержання $B' = (b'_1, b'_2, b'_3, b'_4)$, шаблонне значення якого рівне $(m_0, m_1)_2$, а B та B' належать одній групі. Необхідно досягти найменших відмінностей між B і B' . При зміні відповідного коефіцієнту B , він прирівнюється до TH' , де $TH' = TH \pm \delta$.

Після обробки всіх вибраних блоків, застосовується зворотне ДВП з метою переходу від матриці змінених вейвлет-коефіцієнтів Y' в область зображення для отримання X' .

КЛАСИФІКАЦІЯ ШАБЛОНІВ ЗА ХАРАКТЕРИСТИКАМИ

У цьому розділі пропонується кластеризаційний підхід визначення оптимальної множини шаблонів \mathbf{P}^{opt} . Цільова функція такого підходу не враховує необхідності компактного опису.

Причиною спотворень є необхідність змін значень елементів шаблонів. Недоліком шаблонної схеми вбудовування є сталі значення порогу $T_{opt} = TH$. Тому метод визначення \mathbf{P}^{opt} є критичним при використанні зазначеного стеганографічного підходу, оскільки T_{opt} обчислюється на основі \mathbf{P}^{opt} :

$$T_{opt} = \frac{\sum_{i=1}^4 \sum_{j=1}^4 P_{i,j}}{4 |\mathbf{P}^{opt}|}. \quad (4)$$

За умови невеликої дисперсії всередині P_i , де $P_i \in \mathbf{P}^{opt}$, та $\bar{P}_i \approx T_{opt}$, використання такого шаблону можна вважати адекватним.

Кластеризація є різновидом класифікації, правила якої в більшості невідомі. При цьому в результаті кластеризації можна отримати множини, в яких ступінь подібності елементів контролюється розмірами та щільністю виділеної у просторі ознак структури. Особливості утворення та росту кластера задаються параметрами методу кластеризації. Таким чином передбачається, що за допомогою налаштованого методу кластеризації буде отримано множину \mathbf{P}^{opt} .

Пропонується вибір простору ознак, де кожна j -та координата характеристики шаблону P_i співпадає із значенням відповідного елементу $P_{i,j}$ в ньому. Таким чином шаблони, що характеризуються близькими координатами, найкращим чином підходять для утворення \mathbf{P}^{opt} . Основними вимогами при виборі методу кластеризації є: висока чутливість визначення областей за щільністю розподілу елементів; початкове утворення (самоутворення) перших кластерів повинно відбуватися без попередніх уточнень їх положення. Висунутим вимогам відповідають сучасні двоетапні методи кластеризації. На першому етапі утворюються згустки з невеликої кількості найближче розташованих елементів. На другому етапі отримані згустки елементів об'єднуються у кластери. Таким чином згусткам властиве самоутворення, а кластери об'єднують згустки з подібними властивостями, отже є чутливими до їх зміни.

Запропонованому в [5] методу кластеризації притаманні описані вище властивості. Оптимізаційна задача першого етапу полягає в максимізації цільової функції, значення якої є мірою адекватності ітеративного процесу встановлення центрів згустків \mathbf{Z} . На другому етапі елементи \mathbf{Z} групуються, для чого підходить як ієрархічний агломераційний АНС (agglomerative hierarchical clustering) з одинарним зв'язком по принципу найближчого сусіда, так і будь-який інший, що відповідає умовам неконтрольованої кластеризації.

Доцільно налаштувати параметри АНС з метою отримання кластера, достатньо близького до бісектриси простору ознак (або такого, що перетинає її). Для визначення \mathbf{P}^{opt} пропонується ітеративно збільшувати радіус мультисфери, одночасно оптимізуючи положення її центру на бісектрисі b , з метою включення якомога більшої кількості елементів найближчого кластеру. Цей процес повторюється, доки дисперсія елементів сукупності $\{\forall P_{i,j}\} (P_i \in \mathbf{P}^{opt}, j = \overline{1, 4})$ залишається меншою критичного детектованого значення T_D .

Обчислювальна складність запропонованого методу кластеризації оцінюється $O(n^2)$, що пояснює ефективність його використання у задачі оптимізації множини шаблонів для вбудовування даних.

ПОКРАЩЕННЯ ХАРАКТЕРИСТИК КЛЮЧА НА ОСНОВІ ПІДХОДУ СТИСНЕННЯ З ВТРАТАМИ

Кількість корисної інформації, що можна вбудувати з використанням даного шаблонного методу визначається як

$$H(F(\mathbf{P}', S) | \mathbf{P}') = H(F(\mathbf{P}', S)) - H(\mathbf{P}') = 2 |\mathbf{P}'|, F(\mathbf{P}', S) = \mathbf{P}', \quad (5)$$

де $F(\mathbf{P}', S)$ – відома стеганографічна функція, \mathbf{P}' – множина стеганографічно використовуваних шаблонів, S – таємні дані. При отриманні таємного повідомлення особою, що не володіє інформацією відносно складу \mathbf{P}' , невизначеність складає

$$H(F'(\mathbf{P}', T')) = H(F'(\mathbf{P}', T') | \mathbf{P}') + H(\mathbf{P}'), F'(\mathbf{P}', T') = S. \quad (6)$$

Процес діставання вбудованих даних S вимагає ліквідації невизначеності. Для цього необхідно додатково передавати ключ K , опис якого вимагає $H(K) = H(\mathbf{P}') + H(T')$ бітів даних. Таким чином зменшення $H(\mathbf{P}')$ безпосередньо сприятиме підвищенню ефективності вбудовування.

Пропонується розглянути можливість ітеративної оптимізації цільової функції

$$G(\mathbf{P}') = 2 |\mathbf{P}'| - H(\mathbf{P}'), G(\mathbf{P}') \rightarrow \max, \quad (7)$$

за обмеження $\sum_{P' \in \mathbf{P}'} \sum_{j=1}^4 (P'_{i,j} - \bar{P}')^2 \leq D$, шляхом використання еволюційного підходу.

Визначення \mathbf{P}' передбачає: створення бітової послідовності \underline{u} , довжина якої рівна кількості шаблонів у об'єкті, де одиницями позначено шаблони множини \mathbf{P}^{opt} ; стиснення такої послідовності з втратами, $\underline{u} \rightarrow \underline{v}$. Результуюча послідовність \underline{v} задаватиме \mathbf{P}' .

Алгоритми стиснення з втратами використовують принцип невеликих змін з метою збільшення надлишковості певної послідовності. Передбачається, що утворена послідовність може набагато краще стискатися без втрат розповсюдженими методами (LZW, Huffman). Особливістю запропонованого універсального ітеративного підходу стиснення з втратами є використання штрафної функції Лагранжа для оцінки доцільності змін оригінальної послідовності.

З іншого боку задача пошуку \mathbf{P}' відрізняється від задачі стиснення з втратами способом визначення внесених спотворень, для чого необхідно попередньо оцінити \bar{P}' . Передбачається розробка еволюційного алгоритму, що імітує процес стиснення та здійснює оцінку спотворень з використанням \mathbf{P}^{opt} на кожній ітерації.

УНІВЕРСАЛЬНИЙ ІТЕРАТИВНИЙ ПІДХІД ДО LZ СТИСНЕННЯ З ВТРАТАМИ

Узагальнену задачу стиснення з втратами випадкової послідовності $\underline{u} = u_1, \dots, u_n, u_i \in U$ за допомогою послідовності $\underline{v} = v_1, \dots, v_n, v_i \in V$, де U, V – кінцеві алфавіти, можна сформулювати як задачу мінімізації кількості R необхідних для опису бітів за обмеження

$$d(\underline{u}, \underline{v}) = \sum_{i=1}^n d(u_i, v_i) \leq D_R, \quad (8)$$

де $d(u_i, v_i)$ – міра подібності (відстань) відповідних елементів (літер). Альтернативною інтерпретацією поставленої задачі оптимізації є мінімізація зваженої суми критерію спрощеності \underline{v} та $d(\underline{u}, \underline{v})$.

В роботі [2] вперше запропоновано ітеративний оптимізаційний підхід до пошуку \underline{v} , який

полягає у визначенні приросту цільової функції за умови встановлення конкретного v_i рівним V_j . Таким чином вирішення поставленої задачі передбачає декілька ітерацій, кожна з яких складається з двох етапів: визначення ймовірності співставлення V_j в i -ту позицію послідовності \underline{v} ; оптимізація \underline{v} відповідно до цільової функції з використанням отриманого розподілу. Алгоритм починає свою роботу з певних стартових значень ймовірностей співставлень та зупиняється по умові досягнення збіжності.

Пропонується визначити цільову функцію на основі критерію довжини послідовності \underline{v} за Лемпелем-Зивом. Використання більшого об'єму пам'яті для послідовностей, що зустрічаються частіше, є одним з головних принципів стиснення без втрат за допомогою LZ-алгоритму.

Критерієм спрощеності $R_{LZ}(\underline{v})$ послідовності \underline{v} за Лемпелем-Зивом є кількість продовжених фраз. Тоді задача безумовної оптимізації полягатиме в мінімізації суми $R_{LZ}(\underline{v}) + \lambda \cdot d(\underline{u}, \underline{v})$. Пропонується динамічний ітеративний підхід, що полягає у перегляді на n -ій ітерації префіксів з усіма можливими значеннями елементу v_n . Класифікація префіксів відбувається на основі фрагментів послідовності різної довжини, що зберігаються у вигляді дерева фраз, а можливі значення наступного за v_n елементу визначається шляхом проходження відповідного розгалуження. У кожному класі зберігається лише найкращий за цільовою функцією префікс.

Дерево фраз (або словник) визначаються на першому етапі оптимізації \underline{v} , використовуючи наближення, отримане на другому етапі попередньої ітерації.

ВИЗНАЧЕННЯ ОСОБЛИВОСТЕЙ ЕВОЛЮЦІЙНОГО АЛГОРИТМУ

Особливість описаного універсального ітеративного підходу до стиснення даних з втратами полягає у вирішенні задачі безумовної оптимізації на кожному кроці алгоритму Вітербі. В результаті для кожної фрази обирається префікс з оптимальним співвідношенням між значенням цільової функції задачі умовної оптимізації та спотвореннями.

Процес визначення множини шаблонів \mathbf{P}' , що забезпечує $G(\mathbf{P}') \rightarrow \max$, розділено на два етапи: визначення множини \mathbf{P}^{opt} , яка містить максимальну кількість шаблонів за даного рівня спотворень D ; відображення множини \mathbf{P}^{opt} послідовністю нулів і одиниць та стиснення цієї послідовності з втратами, внаслідок чого одиниці результуючої послідовності задають \mathbf{P}' .

Конструювання зазначеної послідовності принципово відрізняється від задачі стиснення з втратами, але імітація процесу стиснення певної вдалої послідовності, представленої \mathbf{P}^{opt} , дозволяє значно зменшити обчислювальні ресурси у порівнянні з повним перебором всіх варіантів складу множини шаблонів, кількість яких 2^{nb} . Вибір \mathbf{P}^{opt} при отриманні прототипу для подальшого стиснення пояснюється особливістю проектування стеганографічних методів, які передбачають кількість вбудованої інформації набагато більшою за об'єм службової, необхідної для розкриття. Для обраного шаблонного методу зокрема передбачається $2|\mathbf{P}^{opt}| > H(\mathbf{P}^{opt})$.

Отже, відповідно до запропонованого підходу, задачу умовної оптимізації $G(\mathbf{P}') = 2|\mathbf{P}'| - H(\mathbf{P}') \rightarrow \max$, $d(\mathbf{P}') = \sum_{P'_{i,j} \in \mathbf{P}'} \sum_{j=1}^4 (P'_{i,j} - \bar{P}')^2 \leq D$, буде трансформовано в задачу безумовної оптимізації $\mathcal{G}(\mathbf{P}') = 2|\mathbf{P}'| - H(\mathbf{P}') - \lambda_{p^{opt}} d(\mathbf{P}') \rightarrow \max$, де $\lambda_{p^{opt}}$ – множник Лагранжа, визначений з умови $\mathcal{G}(\mathbf{P}^{opt}) = 2|\mathbf{P}^{opt}| - H(\mathbf{P}^{opt}) - \lambda_{p^{opt}} d(\mathbf{P}^{opt}) = 0$, $H(\mathbf{P}^{opt})$ передбачається визначити на основі LZW.

Складність ітеративного підходу знаходження \mathbf{P}' полягає в необхідності оцінки рівня спотворень $d(\mathbf{P}^i, \bar{P}')$ для кожного кандидата \mathbf{P}^i на кожній ітерації i . Це вимагає визначення середнього арифметичного \bar{P}' всіх елементів, що належать шаблонам результуючої множини \mathbf{P}' .

З іншого боку серед усіх префіксів-кандидатів \mathbf{P}_k^{i-q} i -ї ітерації Вітербі, які передують єдиній фразі \mathbf{P}_j^q довжиною q , обирається такий, що: $\mathcal{G}(\mathbf{P}_i^{i-q} \vee \mathbf{P}_j^q) > \mathcal{G}(\mathbf{P}^{opt}(i-q) \vee \mathbf{P}_j^q)$,

$$\forall k \in \{1, \dots, |\mathbf{P}^{i-q}|\} (k \neq l \rightarrow \mathcal{G}(\mathbf{P}_k^{i-q} \vee \mathbf{P}_j^q) > \mathcal{G}(\mathbf{P}_l^{i-q} \vee \mathbf{P}_j^q)).$$

Таким чином невизначеність, обумовлену вибором оптимального префіксу для фрази \mathbf{P}_j^q за невідомого \bar{P}' , можна вважати мірою ефективності підмножини (генерації) префіксів, що її спричинили. Отже максимізація ентропії на ітерації i при визначенні префіксу для кожної фрази \mathbf{P}_j^q відображатиме конкуренцію всередині генерації та створюватиме імітацію природнього відбору.

Будь-який з префіксів-кандидатів можна ототожнити з успішним генотипом, збереженим попереднім відбором, який піддається мутації внаслідок зміни певного елементу на кожній ітерації. Невідомі пріоритети розвитку всередині популяції, що визначають носіїв успішного генотипу, не можуть бути протирічними, отже висока ентропія певної сукупності пріоритетів свідчить про вірний напрямок розвитку її представників.

Для множини префіксів-кандидатів \mathbf{P}^{i-q} фрази \mathbf{P}_j^q необхідно вирішити задачу оптимізації

$$H(\mathbf{Q}_j^{i-q}) \rightarrow \max, \text{ де } \mathbf{Q}_j^{i-q}(k) = \begin{cases} \mathcal{G}(\mathbf{P}_k^{i-q} \vee \mathbf{P}_j^q), & \text{якщо } \mathcal{G}(\mathbf{P}_k^{i-q} \vee \mathbf{P}_j^q) > \mathcal{G}(\mathbf{P}^{opt}(i-q) \vee \mathbf{P}_j^q) \\ 0, & \text{в іншому випадку} \end{cases}.$$

У якості найкращого префікса до наступної ітерації зберігається $\mathbf{Q}_j^{i-q}(l) = \max_k \mathbf{Q}_j^{i-q}(k)$.

Єдиним аргументом цільової функції є оцінка середнього арифметичного значення $\bar{P}_j^{i,q}$:
 $H(\mathbf{Q}_j^{i-q}) = Z_{\mathbf{P}_j^{i,q}}(\bar{P}_j^{i,q}) \rightarrow \max$.

ВИСНОВКИ

У статті запропоновано еволюційний підхід підвищення ефективності шаблонної схеми вбудовування даних за можливості JPEG-стиснення, що полягає в ітеративному покращенні складу множини стеганографічно використовуваних шаблонів. Це досягається шляхом трансформації стеганографічної задачі умовної оптимізації (з контролем допустимого рівня спотворень) в безумовну за допомогою методу Лагранжа. Цільова функція оптимізаційного процесу визначає корисний об'єм вбудованих даних. Оцінка значення цільової функції на кожній ітерації відбувається за допомогою множини шаблонів, що утворена шляхом класифікації.

Використання описаного підходу дозволить підвищити кількість корисної інформації, вбудованої за допомогою шаблонного методу, що в свою чергу сприятиме підвищенню рівня стеганографічної захищеності.

ЛІТЕРАТУРА

- Грибунин В. Г., Оков И. Н., Туринцев И. В. Цифровая стеганография. – СПб.: Солон-Пресс, 2002. – 272с.
1. Manor, D., Feder M. An Iterative Technique for Universal Lossy Compression of Individual Sequences // Data Compression Conference, 1997.
 2. Васюра А.С., Лукічов В.В. Метод вбудовування даних на основі алгоритму вейвлет-стиснення зображень // Матеріали XIII міжнародної конференції з автоматичного управління „Автоматика-2006”. – Вінниця: Універсум-Вінниця, 2007. – С. 491-495.
 3. Pennebaker W., Mitchell J. JPEG: Still Image Compression Standard. – NY.: Kluwer Academic Pub., 1993.
 4. Yang, M. S., Wu, K.L. A Similarity-Based Robust Clustering Method // IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2004.

Надійшла до редакції 05.10.2008р.

ВАСЮРА А.С. – к.т.н., професор, заслужений працівник освіти України, директор ІнАЕКСУ, Вінницький національний технічний університет, Вінниця, Україна.