

Знову створеному пакету встановлюємо затримку на цій ітерації, що дорівнює сумі затримки відкинутого пакета та зміни затримки службового пакета на зворотному шляху.

Слід зазначити, що у процедурі вибору беруть участь лише ті елементи (вузли та канали), в яких наявні пакети, затримка яких не перевищує одиницю модельного часу (тобто пакети, "активні" впродовж цієї одиниці модельного часу).

### **Висновки**

Отже, у роботі наведено рекурсивний алгоритм побудови повної топології мережі з усіма шляхами, що використовується потім при побудові концептуальної моделі імітаційного алгоритму, призначеного для моделювання роботи мереж з технологією MPLS, програмна реалізація якого дасть змогу досліджувати завантаженість мережевих елементів (виявлення "вузьких" місць у мережі), аналізувати та оптимізувати характеристики мереж (середньої затримки, варіації затримки, відсотка відкинутих пакетів), а також досліджувати поведінку трафіка різних класів. Програмний комплекс може стати зручним засобом для проектувальників комп'ютерних мереж з технологією MPLS.

1. Гольдштейн А.Б., Гольдштейн Б.С. *Технология и протоколы MPLS*. – СПб.: БХВ – Санкт – Петербург, 2005. – 304 с. 2. Олвейн В. *Структура и реализация современной технологии MPLS*. : Пер. с англ. – М.: Издательский дом "Вильямс", 2004. – 480 с. 3. Томашевський В.М. *Моделювання систем*. – К.: Видавнича група BHV, 2005. – 352 с.: іл. 4. Шеннон Р. *Имитационное моделирование систем – искусство и наука*. М.: Мир, 1978.-422 с. 5. Кельтон В., Лоу А. *Имитационное моделирование. Классика CS*. 3-е изд. – СПб.: Питер, К.: Мздательская группа BHV, 2004. – 847 с. 6. Томас М. Томас П. *Структура и реализация сетей на основе протокола OSPF*, 2-е изд.: Пер. с англ. – М.: Издательский дом "Вильямс", 2004. – 816 с.

УДК 004.93'14

**Р. Мельник, Ю. Каличак**

Національний університет "Львівська політехніка",  
кафедра програмного забезпечення

## **ЭКСТРАКЦИЯ ОЗНАК ЗОБРАЖЕНЬ ПРИ ФРАГМЕНТАЦИИ ИНТЕНСИВНОСТИ**

© Мельник Р., Каличак Ю., 2011

Розроблено метод отримання розподілених ознак зображення на основі фрагментації його інтенсивності. За допомогою методу обчислюються ознаки інтенсивності, координати пікселів зображення та змішані ознаки. Продемонстровано експериментальні результати залежностей вибраних ознак для тестових зображень.

**Ключові слова:** візуальний образ, зображення, інтенсивність, об'єм інтенсивності, фрагментація.

**The method for distributed features of visual patterns extraction is considered. Based on presented methods the features of intensity, pixels coordinates and mixed features are calculated. Some experimental results of using selected method for image features extraction are presented.**

**Keywords:** visual pattern, image, intensity, intensity volume, fragmentation.

### **Вступ**

Системи знаходження зображень за їх вмістом (Content-based image retrieval – CBIR) [1] працюють у два етапи: індексування та пошук. На етапі індексування кожний образ у базі даних

представляється вектором властивостей. Існуючі універсальні системи CBIR відносять до однієї із трьох категорій залежно від підходу отримання властивостей образу: гістограма, кольорове розташування і пошук за регіонами. Такими властивостями, зокрема, є: колір [2 – 3], форма [4 – 5], структура [6] і розташування [7]. Отримані властивості зберігаються в окремій базі даних візуальних властивостей. На етапі пошуку обчислюються властивості із образу-запиту користувача. Використовуючи критерії подібності, отриманий вектор властивостей порівнюється з векторами у базі даних візуальних властивостей. Користувач у відповідь отримує образи, які максимально відповідають запиту.

Системи пошуку за регіонами використовують локальні властивості регіонів (ідеальних об'єктів) на протигагу глобальним властивостям повного зображення. Прикладом такої системи є SIMPLicity [8]. Якщо об'єкти в межах зображення сегментовано і кожен властивість об'єкта отримано автоматично, то такі особливості роблять можливою систему пошуку зображень за регіонами [9]. Представлення візуального образу адекватним числом кластерів (об'єкти у зображенні) може краще відобразити його вміст, однак цей підхід є часозалежним.

У роботі [11] запропоновано навчальний компонент для CBIR системи. Він передбачає контролююче тренування системи на різних фрагментах образу. Szummer та Picard [10] розвинули систему класифікації внутрішніх та зовнішніх сцен. Інші приклади семантичної класифікації зображень містять працю порівняння міста та ландшафту [1] і знаходження обличчя [12]. Wang та Fischler [13] показали, що точне семантичне представлення є корисним для задач порівняння зображень.

У роботі запропоновано методику отримання розподілених структурних властивостей зображення на основі фрагментації інтенсивності.

### Фрагментація зображення за функцією об'єму

Поділимо простір інтенсивності зображення на  $n$  фрагментів горизонтальними площинами з інтервалом  $d=255/n$  – крок фрагментації інтенсивності. Послідовність фрагментів утворює сегмент. Схематично фрагментацію об'єму інтенсивності за інтенсивністю з кроком 4 в перетині площиною IOX показано на рис. 1.

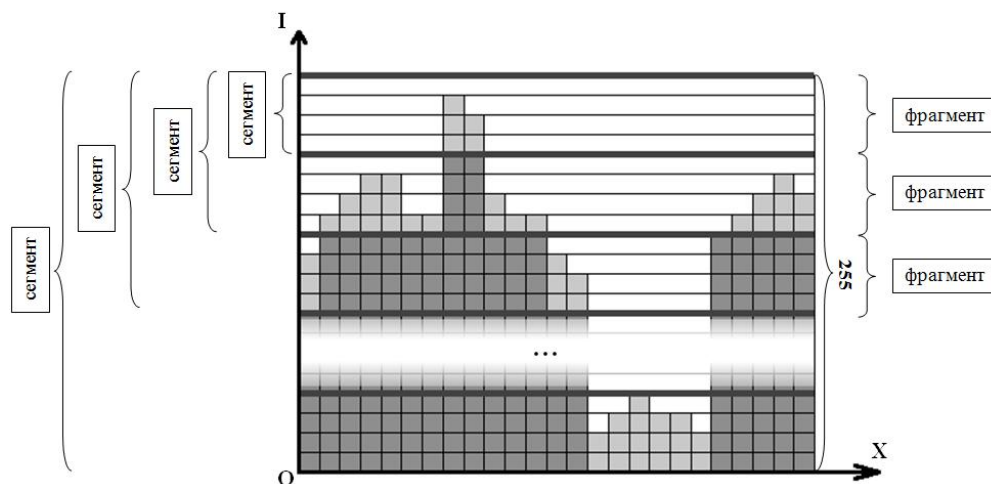


Рис. 1. Фрагментація інтенсивності в одній площині

На цьому рисунку виділяємо ознаки, які нескладними обчисленням отримуються з гістограми зображення, а саме: кількість пікселів одного рівня інтенсивності, кількість пікселів у фрагменті з декількох рівнів та кількість пікселів у сегменті з декількох фрагментів. Для фрагментів та сегментів кількісні ознаки не відображають того, як розподілені піксели за інтенсивністю в їх межах. Зокрема, для прикладу з рис.1 кожний фрагмент містить по 4 піксели, а кожний наступний сегмент має на 4 пікселі більше, ніж попередній.

Для врахування розподілу пікселів за інтенсивністю в межах компоненти використаємо інтегральні ознаки об'єму інтенсивності фрагмента та сегмента. Наприклад, за рис.1 можна обчислити об'єми фрагментів. Об'єм враховує не тільки кількість "рідних" пікселів (на рис.1 позначені світлим кольором) конкретної компоненти, але і їхню відносну інтенсивність. Додатково враховуються так звані "прохідні" (на рис.1 позначені темним кольором) пікселі, що мають більшу інтенсивність, ніж ті, що знаходяться у цій компоненті. Ці дві складові об'єму компоненти можна вважати також незалежними ознаками: об'єми "рідних" та "прохідних" пікселів компоненти. Об'єм – це сума добутків відносної інтенсивності пікселів фрагмента на їх кількість. На рис.1 об'єм першого фрагмента –  $3+2=5$ , другого фрагмента –  $1\cdot3+2\cdot3+3\cdot3+(2\cdot4)=26$ , третього –  $(16\cdot4)+2\cdot3+2=72$  і т.д. Для першого сегмента маємо об'єм 5, для другого –  $5+26=31$ , третього –  $31+72=103$  і т.д.

Основними ознаками при фрагментації інтенсивності вважаємо об'єми фрагментів та сегментів. Об'єми знаходяться одним з трьох можливих алгоритмів: як сума площ поперечного перерізу інтенсивності при її скануванні в площинах ХОУ, як сума площ повздовжнього перерізу при скануванні інтенсивності в площинах ХОІ або ІОУ (рис.1) та на основі гістограми. Зокрема, для знаходження об'єму s-го фрагмента  $V_f(s)$  використаємо формулу:

$$V_f(s) = \sum_{B_p \in C_i(B_p)} S_{Li}(B_p), \quad (1)$$

де  $S_{Li}(B_p)$  – площа поперечного перерізу для рівня інтенсивності  $B_p$ ,  $C_i(B_p)$  – фрагмент об'єму з початковою інтенсивністю рівня  $p$ .

Якщо попередньо визначити гістограму зображення, то об'єм s-го фрагмента зображення залежно від рівня фрагментації інтенсивності отримуємо сумуванням двох складових: об'єму вищих пікселів та об'єму пікселів цього фрагмента (крок фрагмента  $r_s$ ):

$$V_f(s) = r_s \cdot \left\{ \sum_{I \in 1, \dots, s-1} H(I) \right\} + \sum_{r \in 1, \dots, r_s} r \cdot H(I), \quad (2)$$

де  $s$  – номер фрагмента об'єму,  $H(I)$  – кількість пікселів у відповідному фрагменті чи рівні фрагмента.

Формують сегмент інтенсивності шляхом його покрокового збільшення на один фрагмент. На рис.5 нарощування сегментів відбувається на моделі фрагментації під час руху згори донизу, тобто від білого до чорного кольорів:

$$V_s(s) = \sum_{i \in 1, \dots, s} V_f(i), \quad (3)$$

де  $V_f(i)$  – об'єм одного фрагмента.

На рис.1 наведено оригінальне зображення, модель фрагментації поверхні інтенсивності (зображення проєкції тривимірної поверхні) та залежність об'єму інтенсивності сегмента зі збільшенням номера фрагмента, крок якого дорівнює 5.

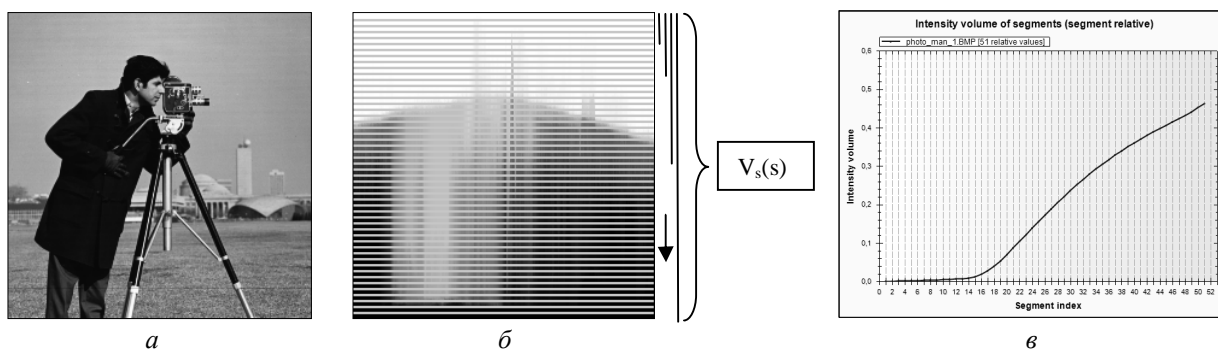


Рис. 2. Тестове зображення (а), фрагментація моделі (б) та залежність об'єму сегмента від кількості фрагментів (в)

### Екстракція розподілених ознак з фрагментів та сегментів об'єму інтенсивності зображення

Об'єм, як і гістограма, дає достатню інформацію для визначення координат сегментування. Однак ці засоби не дають інформації щодо просторового та відносного розташування частин зображень, їхніх розмірів тощо, необхідних для класифікації чи пошуку зображень. У процесі побудови, фрагментації та сегментування об'ємів з формули (1) видно, що інформація про інтенсивність пікселів у фрагменті присутня і може бути опрацьована для обчислення додаткових ознак образу.

Позначимо  $I(s) = \{I_1(s), I_2(s), \dots, I_{k_s}(s)\}$  – множини точок інтенсивності, що заповнюють s-й фрагмент. Для кожної такої множини (s=1,n) знайдемо найістотніші статистичні ознаки. Виділимо три класи ознак: розподілені ознаки інтенсивності, розподілені ознаки координат та змішані розподілені характеристики. У межах кожного класу ознаки розподіляємо на два підкласи: фрагментів та сегментів.

#### Розподілені ознаки інтенсивності сегментів

Найпростішими розподіленими ознаками зображення разом з гістограмою та об'ємом інтенсивності є математичне сподівання та середньоквадратичне відхилення значень об'єму сегментів зображення (останній сегмент – це повне зображення).

$$\bar{V}(s) = 1/k_s \sum_{i \in I(s)} V_i(s) \quad (4a)$$

$$E_{s1}^2(V(s)) = \sum_{i \in I(s)} (V(i) - \bar{V}(s))^2. \quad (4b)$$

Для кожного нового сегмента значення стандартного відхилення відкладаються на графіку (рис. 3б).

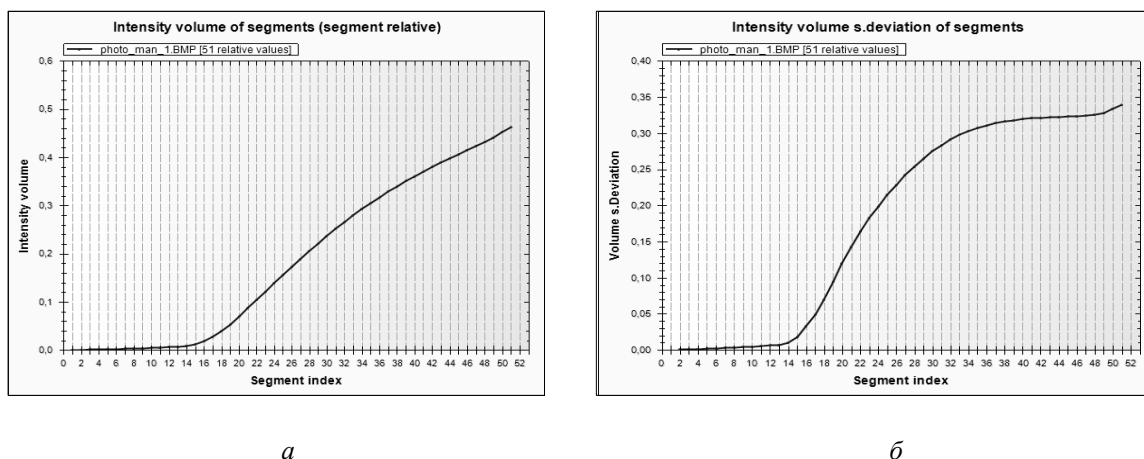


Рис. 3. Об'єм інтенсивності сегментів (а) та його стандартне відхилення (б)

Наступними розподіленими ознаками сегментів є математичне сподівання інтенсивності пікселів сегментів та середньоквадратичне відхилення інтенсивності сегментів.

$$\bar{I}(s) = 1/k_s \sum_{i \in I(s)} I_i(s) \quad (5a)$$

$$E_{s1}(V_1(I_s)) = \sum_{i \in I(s)} I(i) \quad (5b)$$

Фрагменти характеризуються незначним розкидом інтенсивності (крок фрагмента становить 1÷10). Тому статистичних ознак об'єму та інтенсивності фрагментів не обчислюємо.

### Розподілені ознаки координат пікселів зображення

Фрагменти та сегменти містять значні кількості пікселів. Тому в цьому класі ознак обчислюємо характеристики фрагментів та характеристики сегментів.

Перші обчислюються безпосередньо для кожного ізольованого фрагмента:

Математичне сподівання координат пікселів фрагмента:

$$\bar{x}(f) = 1/k_f \sum_{i \in I_f} x_i, \quad \bar{y}(f) = 1/k_s \sum_{i \in I_f} y_i \quad (6)$$

та дисперсія координат пікселів у фрагменті:

$$E^2(f) = (1/k_f) \cdot \sum_{i \in I_f} (x_i - \bar{x})^2 + (y_i - \bar{y})^2 \quad (7)$$

де  $k_f$  – кількість пікселів з інтенсивностями  $I_f$  у фрагменті,  $\bar{x}(f)$ ,  $\bar{y}(f)$  – математичне сподівання координат пікселів фрагмента;  $x_i$ ,  $y_i$  – координати пікселя,  $E$  – середньоквадратичне відхилення координат точок.

Щоб слідкувати за зміною розташування позиції математичного сподівання при переході від одного фрагмента до іншого введемо ознаку  $R^2(f)$  – квадрат віддаленості точки математичного сподівання координат пікселів фрагмента від середини зображення:

$$R^2(f) = (\bar{x}(f) - x^o(p))^2 + (\bar{y}(f) - y^o(p))^2, \quad (8)$$

де  $x^o(p)$ ,  $y^o(p)$  – координати центру зображення.

Додатковими ознаками фрагмента приймаємо густину пікселів фрагмента:

$$G_f = k_f / S_{kf}, \quad (9)$$

або обернену величину – питомий об'єм простору на один піксель:

$$C_f = S_{kf} / k_f \quad (10)$$

де  $S_{kf}$  – площа фігури, що покриває пікселі фрагмента, визначена, наприклад, як площа прямокутника, що охоплює точки, або площа круга за правилом 3-х сигма:

$$S_{kf} = 9 \cdot p \cdot E^2(f) \quad (11)$$

Ознаки сегментів обчислюються для  $s$ -го сегмента, утвореного послідовністю фрагментів від 1-го до  $s$ -го:

Математичне сподівання координат пікселів сегмента :

$$\bar{x}(s) = 1/k_s \sum_{i \in I(s)} x_i(s), \quad \bar{y}(s) = 1/k_s \sum_{i \in I(s)} y_i(s) \quad (12)$$

та дисперсію координат пікселів у сегменті:

$$E^2(s) = (1/k_s) \cdot \sum_{i \in I(s)} (x_i(s) - \bar{x}(s))^2 + (y_i(s) - \bar{y}(s))^2 \quad (13)$$

де  $k_s$  – кількість пікселів у сегменті,  $\bar{x}(s)$ ,  $\bar{y}(s)$  – математичне сподівання координат пікселів сегмента,  $x_i(s)$ ,  $y_i(s)$  – координати пікселя сегмента,  $E$  – середньоквадратичне відхилення координат пікселів у сегменті.

Аналогічно до ознак фрагментів вводимо ознаки сегментів:

- квадрат віддаленості точки математичного сподівання координат пікселів сегмента від середини зображення:

$$R^2(s) = (\bar{x}(s) - x^o)^2 + (\bar{y}(s) - y^o)^2 \quad (14)$$

- густину пікселів сегмента :

$$G_s = k_s / S_{ks}, \quad (15)$$

- обернену величину – питомий об'єм простору на один піксель

$$C_s = S_{ks} / k_s \quad (16)$$

де  $S_{ks}$  – площа фігури, що покриває пікселі сегмента, визначена як площа прямокутника, що охоплює точки, або площа круга за правилом 3-х сигма:

$$S_{ks} = 9 \cdot p \cdot E^2(f) \quad (17)$$

### Змішані ознаки

Ознаки даної групи враховують три координати пікселів і також поділяються на два підкласи: ознаки фрагментів та ознаки сегментів. Для поєднання інтенсивності та площі фігури покриття пікселів обчислюється :

концентрація інтенсивності у фрагменті або концентрацію об'єму у фрагменті :

$$K_{kf} = 1/S_{kf} \cdot \sum_{i \in I_f} I_i, \quad K_{kf} = 1/S_{kf} \cdot \sum_{i \in I_f} V(i) \quad (18)$$

та концентрація інтенсивності чи об'єму у сегменті:

$$K_{ks} = 1/S_{ks} \cdot \sum_{i \in I(s)} I_i, \quad K_{ks} = 1/S_{ks} \cdot \sum_{i \in I(s)} V(i) \quad (19)$$

### Експериментальні дослідження

На рис.4 та рис.5 показано приклади зміни стандартного відхилення координат сегмента для зображень посмішок.

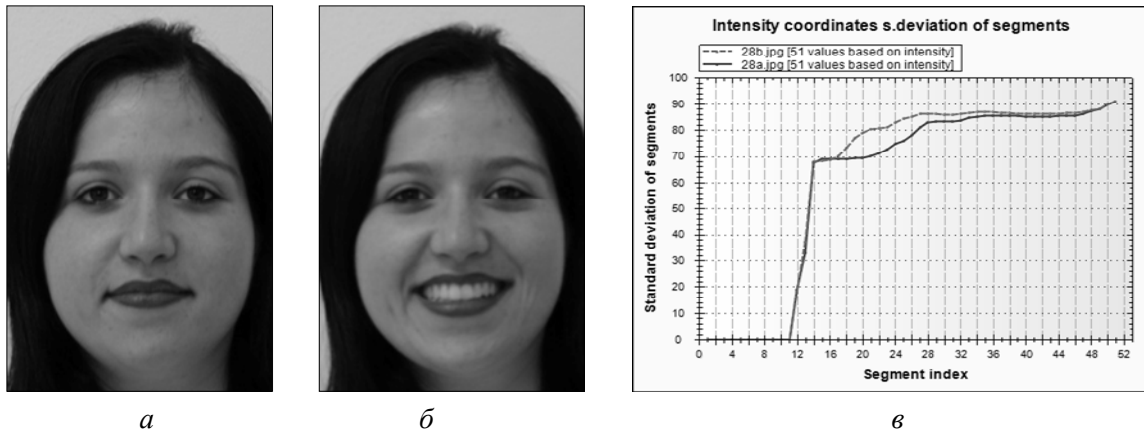


Рис. 4. Різниця відхилення координат для посмішки (на графіку):  
а – суцільна лінія; б; – штрихова лінія

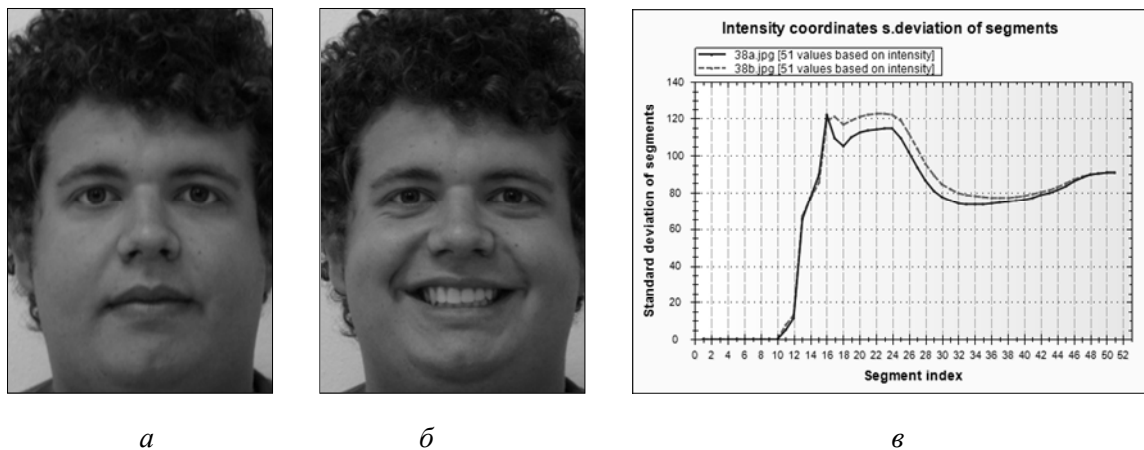
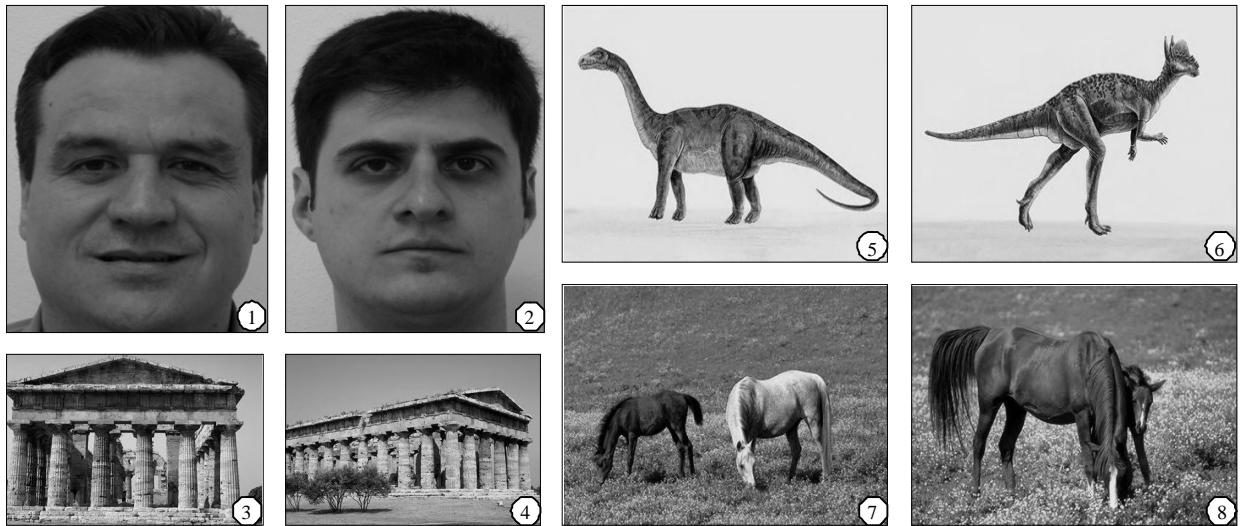
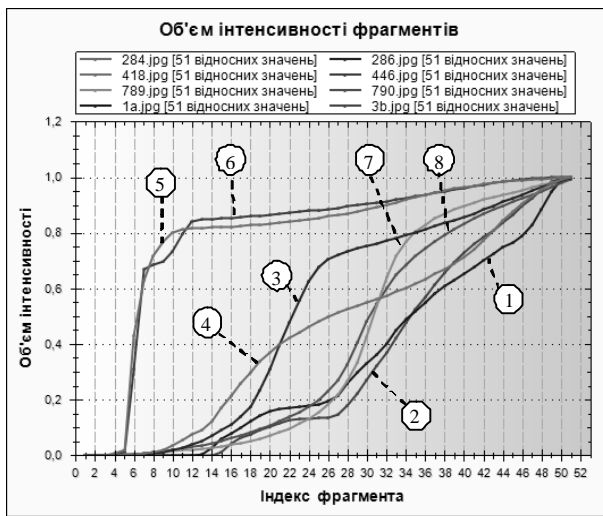


Рис. 5. Різниця відхилення координат для посмішки (на графіку):  
а – суцільна лінія; б – штрихова лінія

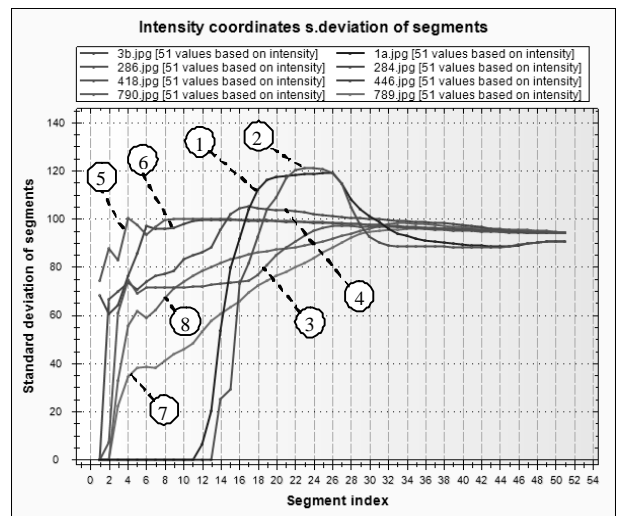
На рис. 6 наведено приклади зображень та графіки відповідних функцій, зокрема: об'єми інтенсивності фрагментів, дисперсія координат точок на рівні, густина пікселів та концентрація інтенсивності (крок фрагментації – 5).



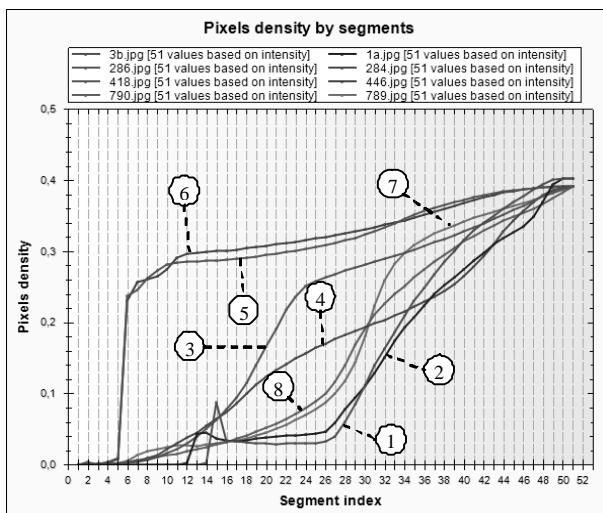
а



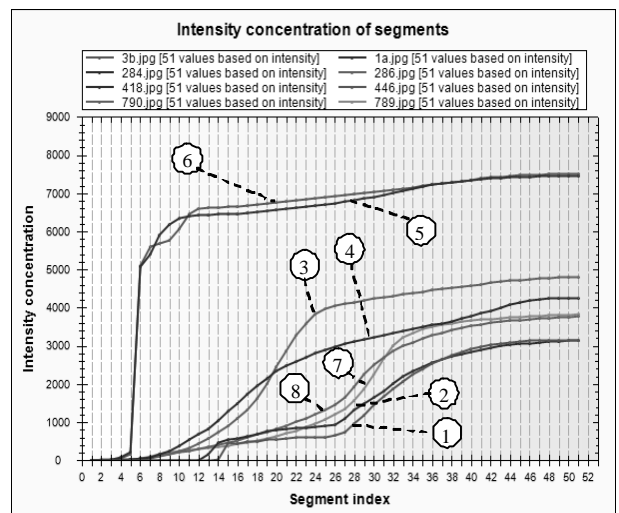
б



в



г



д

Рис. 6. Приклади тестових зображень (а) з [14], графіки об'ємів інтенсивності для фрагментів (б), стандартного відхилення (в), густини пікселів (г) та концентрації інтенсивності (д)

Порівняння ознак за фрагментами та сегментами для тестового зображення наведено на рис.7. Тут перший графік (рис.7б, 7в, 7г) показує залежність для фрагментів, а другий – для сегментів.

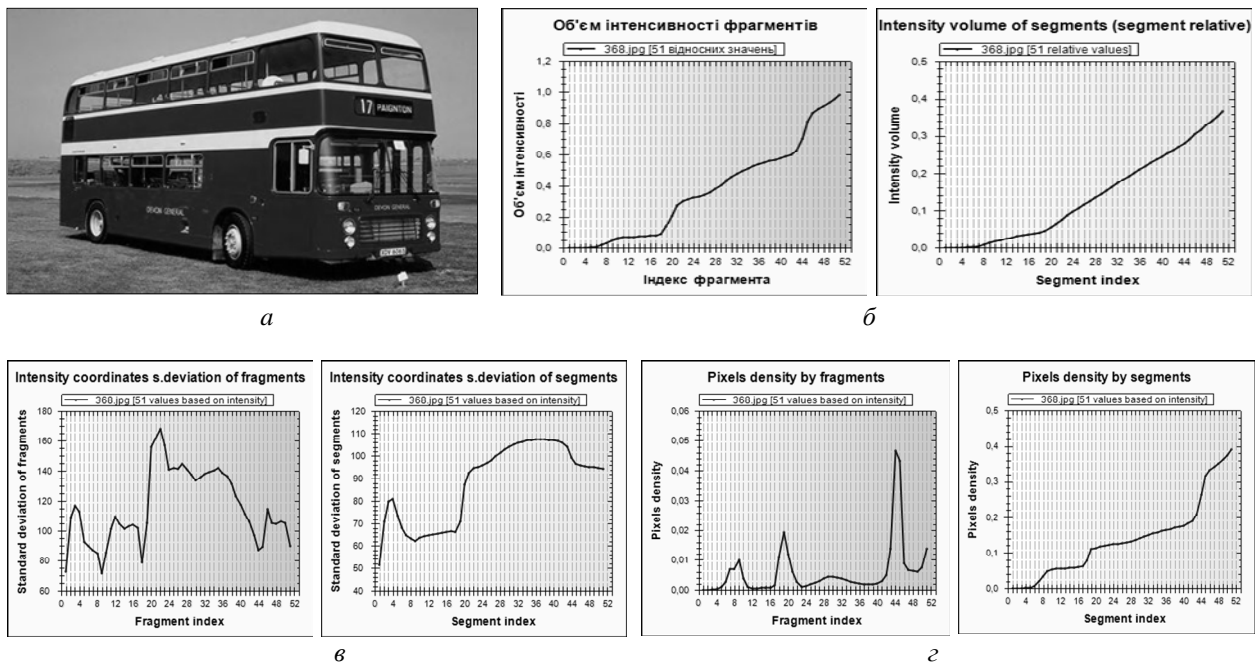


Рис. 7. Тестове зображення (а), графіки за фрагментами та сегментами об'ємів інтенсивності (б), стандартного відхилення координат пікселів (в) та густини пікселів (г)

## Висновки

Розроблено метод отримання розподілених ознак зображення на основі фрагментації його інтенсивності. За допомогою методу обчислюються ознаки інтенсивності, координат пікселів зображення та змішані ознаки. Обчислені таким чином ознаки можуть використовуватися в системах пошуку зображень за вмістом.

1. A. Vailaya, A.K. Jain, H.J. Zhang. *On image classification: city vs. landscape* // *Pattern Recognition*, vol. 31, p. 1921-1935, 1998. 2. M.J. Swain, D.H. Ballard. *Color indexing* // *International journal of Computer Vision*, vol. 7, n. 1, p. 11-32, 1991. 3. H. Nezamabadi-pour, E. Kabir. *Image retrieval using histograms of unicolor and bicolor blocas and direccional changes in intensity gradient* // *Pattern Recognition Letters*, vol. 25, n. 14, p. 1547-1557, 2004. 4. F. Mokhtarian, S. Abbasi. *Shape simality retrieval under affine transforms* // *Pattern Recognition*, vol. 35, p. 31-41, 2002. 5. A.K. Jain, A. Vailaya. *Image retrieval using color and shape* // *pattern Recognition*, vol. 29, n. 8, p. 1233-1244, 1996. 6. B.S. Manjunath, W.Y. Ma. *Texture feature for browsing and retrieval of image data* // *IEEE PAMI*, vol. 8, n. 18, p. 837-842, 1996. 7. J.R. Smith, C.S. Li. *Image classification and quering using composite region templates* // *Academic Press, Computer Vision and Understanding*, vol. 75, p. 165-174, 1999. 8. J.Z. Wang, J. Li, G. Wiederhold. *SIMPLIcity: semantic sensitive integrated matching for picture libraries* // *IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 23, n. 9, p. 947-963, 2001. 9. H.W. Yoo, S.H. Jung, D.H. Jang, Y.K. Na. *Extraction of major object features using VQ clustering for content-based image retrieval* // *Pattern Recognition*, vol. 35, p. 1115-1126, 2002. [10]. M. Szummer, R.W. Picard. *Indoor-outdoor image classification* // *IEEE International Workshop on Content-Based Access of Image and Video Database (ICCV'98)*, p. 42-51, 1998. 11. T.P. Minka, R.W. Picard. *Interactive learning using a society of models* // *Pattern Recognition*, vol. 30, n. 3, p. 565, 1997. 12. M.C. Burl, M. Weber, P. Perona. *A probabilistic approach to object recognition using local photometry and global geometry* // *Proc. European Conf. Computer Vision*, p. 628-641, 1998. 13. J.Z. Wang, M.A. Fishler. *Visual similarity, judgmental certainty and stereo correspondence* // *Proc. DARPA Image Understanding Workshop*, 1998. 14. База 1000 тестових зображень (Wang) <http://wang.ist.psu.edu/~jwang/test1.tar> (2009).