

УДК 004.043

А. Я. Бомба, О. В. Шпортько, Б. Я. Яйлимов

### ПІДВИЩЕННЯ ЕФЕКТИВНОСТІ ЕНТРОПІЙНОГО ВИДІЛЕННЯ НЕЧІТКИХ ФРАГМЕНТІВ ОБ'ЄКТІВ ЗОБРАЖЕНЬ ЗА ДОПОМОГОЮ ПРЕДИКТОРІВ

In this article the features of selection of unclear fragments in objects on images by means of local entropy are analyzed, possibility is grounded and the algorithm of optimization of choice of maximum value of entropy is described for this process. Results over of experimental researches of predictor's application are brought to the entropy selection of unclear fragments of objects on images.

**Keywords:** *compression without losses, methods of fragmentation of images, entropy.*

Проаналізовано особливості виділення нечітких фрагментів об'єктів на зображеннях за допомогою локальної ентропії, обґрунтовано можливість та описано алгоритм оптимізації вибору граничного значення ентропії для цього процесу. Наведено результати експериментальних досліджень застосування предиктора до ентропійного виділення нечітких фрагментів об'єктів на зображеннях.

**Ключові слова:** *стиснення без втрат, методи фрагментування зображень, ентропія.*

Протягом останніх десяти років, відгукуючись на потреби комп'ютерної графіки, швидко розвиваються теорія і методи стиснення зображень. Растрові зображення (як і відео) у більшості випадків займають набагато більше місця в пам'яті комп'ютера, ніж текст [6]. Наприклад, приблизно однаковий розмір пам'яті займають вміст художньої книги, яка налічує 600 сторінок тексту, та її ілюстрація на обкладинці з розширенням 640×480 пікселів [3]. Тому проблема підвищення ефективності стиснення зображень не втрачає своєї актуальності останні півстоліття і, ймовірно, не втратить у найближчому майбутньому.

**Аналіз останніх досліджень і публікацій.** Алгоритми стиснення зображень поділяють на два основні класи – з втратами та без втрат. Існують ефективні алгоритми кодування зображень з втратами, в яких декодоване зображення не збігається з оригіналом, однак користувачі цього здебільшого не помічають, оскільки ці алгоритми враховують особливості людського зору. Алгоритми компресії без втрат виконують стиснення значно слабше, проте відтворюють образи, ідентичні оригінальним, що є визначальним чинником для збереження дискретно-тонових зображень та при стисненні в галузях діяльності людини, де спотворення неприпустимі (наприклад, у медицині чи у космічних дослідженнях). Саме незмінність сфери використання визначає актуальність вдосконалення існуючих та розробки нових методів і алгоритмів компресії зображень без втрат.

Одним з основних етапів стиснення даних без втрат є контекстно-незалежне кодування, яке ставить у відповідність елементам (тобто значенням яскравостей окремих компонентів кольорів пікселів) з більшою частотою коди меншої (найчастіше – меншої) довжини, ніж для елементів з меншою частотою [1]. Нагадаємо, що згідно з основними положеннями теорії інформації, середня довжина коду будь-якого контекстно-незалежного алгоритму не може бути меншою від ентропії джерела [2], яку обчислюють за формулою Шенона

$$H = -\sum_i p(s_i) \times \log_2 p(s_i), \quad (1)$$

© А. Я. Бомба, О. В. Шпортько, Б. Я. Яйлимов, 2013

де  $p(s_i)$  – ймовірність появи елемента  $s_i$ . Ентропія джерела, як і середня довжина найефективнішого на сьогодні серед контекстно-незалежних алгоритмів арифметичного коду, зменшується зі збільшенням нерівномірності розподілу ймовірностей між елементами [1]. Тому, використовуючи контекстно-незалежне кодування при стисненні без втрат, важливим є збільшення нерівномірності розподілу частот окремих елементів.

Як відомо, зменшити ентропію джерела при обробці зображень найчастіше намагаються за допомогою предикторів (функцій, які, використовуючи значення відомих суміжних елементів, прогнозують (моделюють) значення чергового елемента [1]). При використанні цієї технології обчислюють і надалі кодують відхилення  $\Delta_{ij}$  чергового елемента  $F_{ij}$  від прогнозованого предиктором значення  $predict_{ij}$ , тобто

$$\Delta_{ij} = F_{ij} - predict_{ij} . \quad (2)$$

Ми пропонуємо додатково підвищувати нерівномірність розподілу завдяки відокремленню нечітких фрагментів об'єктів зображень. Тут під нечіткими (відносно нечіткими, розмитими) розуміємо передусім неоднотонні однорідні фрагменти зображень, де відсутні стрибкоподібні зміни яскравостей (відносно заданого порогового значення) окремих компонентів суміжних пікселів. У нечітких фрагментах об'єктів зображень трапляється менше різних значень яскравостей окремих компонентів, і тому вони мають меншу ентропію (1), ніж чіткі. Більше того, довжина блоку ентропійного коду поєднання двох фрагментів не перевищує суму довжин блоків ентропійних кодів цих фрагментів (не враховуючи довжин заголовків блоків, де зберігається інформація про ймовірності окремих елементів) лише тоді, коли ймовірності появи окремих елементів у цих блоках однакові [7]. У нечітких та чітких фрагментах зображень ці ймовірності суттєво відрізняються, тому виділення та окреме стиснення нечітких фрагментів має прогнозовано підвищити ефективність контекстно-незалежного кодування.

На сьогодні в науковому напрямку обробки зображень вже розроблені методи виділення об'єктів, які переважно базуються на аналізі контурів [3, 6] та обчислювальні алгоритми для класифікації блоків на основі адаптивного граничного значення дисперсії [9], але вони не орієнтовані на алгоритми стиснення даних без втрат. Саме цим зумовлюється необхідність виділення чітких та нечітких фрагментів зображень насамперед для відокремленого контекстно-незалежного кодування. Тому основною метою цієї роботи є не лише опис та обґрунтування відповідного алгоритму виділення нечітких фрагментів об'єктів зображень, а й підвищення ефективності його виконання завдяки обґрунтованому вибору значень параметрів та використанню предикторів.

**Алгоритм виділення нечітких фрагментів об'єктів зображень за допомогою локальної ентропії.** Для виділення таких фрагментів виявимо групи пікселів з низькою ентропією. З цією метою визначимо локальну ентропію  $H_l$  у всіх внутрішніх прямокутниках пікселів з шириною  $a$  та висотою  $b$ , замінюючи ймовірності відносними частотами. Наприклад, для найпоширеніших трикомпонентних кольорових RGB-зображень з глибиною квантування 8 бітів по кожній компонентів локальну ентропію, враховуючи (1), обчислимо за формулою

$$H_l = - \sum_{i=0}^{255} \frac{N_i}{N} \times \log_2 \left( \frac{N_i}{N} \right),$$

де  $N = 3 \times a \times b$  – кількість значень яскравостей компонентів пікселів у прямокутнику (перший множник зумовлений кількістю компонентів);  $N_i$  – частота яскравості  $i$  серед компонентів пікселів у прямокутнику.

Після знаходження ентропії у кожному з внутрішніх прямокутників наближено обчислимо ентропію у кожному пікселі як середнє арифметичне значень локальних ентропій прямокутників, яким цей піксел належить, та виділимо на зображенні ті піксели, у яких знайдене середнє арифметичне є меншим від граничного значення.

Розглянемо тепер питання вибору оптимальних значень розмірів внутрішніх прямокутників та граничного значення ентропії, а також дослідимо доцільності використання предикторів у процесі виконання цього алгоритму.

**Вибір оптимального граничного значення ентропії.** Однією із важливих задач при використанні ентропії для виділення нечітких частин об'єктів на зображенні є вибір граничного значення ентропії, яке використовують для відокремлення чітких фрагментів об'єктів зображень від нечітких. Розраховуватимемо його за формулою

$$H_g = H_g(\tau) = H_{\min} + (H_{\max} - H_{\min}) \times \tau, \quad (3)$$

де  $H_{\min}$  – мінімальне значення серед локальних ентропій блоків пікселів;  $H_{\max}$  – максимальне значення цих же ентропій,  $\tau \in [0; 1]$  – відповідний коефіцієнт. Розмір блоку пікселів для визначення локальних ентропій приймемо рівним  $8 \times 8$  пікселів (як і у форматі JPEG). Зазначимо, що  $H_g(0) = H_{\min}$ ,  $H_g(1) = H_{\max}$  і залишається відкритою проблема вибору значення  $\tau$ , при якому  $H_g$  в певному сенсі прийматиме оптимальне значення (за деяких умов).

Зауважимо, що параметр  $\tau$  може визначатися характером завдань замовника (чим вираженіші нечіткості йому потрібні, тим меншим має бути  $\tau$ ). Наприклад, беремо серію тестових космічних знімків, виділяємо нечіткі фрагменти об'єктів зображень при різних значеннях  $\tau$  і пропонуємо замовникові вибрати варіанти, які його влаштовують. Відповідне середнє значенням  $\tau$  надалі будемо використовувати для виділення нечітких фрагментів об'єктів зображень цього замовника.

Ми ж пропонуємо визначити значення  $\tau$  за допомогою зображень популярних тестових наборів. Не зменшуючи загальності, розглянемо, наприклад, можливі граничні значення ентропії для зображень тестового набору Archive Comparison Test (ACT), наведені у табл. 1.

**Таблиця 1. Граничні значення ентропії для зображень набору ACT при а)  $\tau = 0,5$ ; б)  $\tau = 0,6$ ; в)  $\tau = 0,7$ ; г)  $\tau = 0,8$ ; д)  $\tau = 0,9$ ; е)  $\tau = 1$ ; ж)  $\tau = 0,67$  без використання предикторів, *brb***

№	Назва зображення	Розмір, Кб	Розміри зображення, пікселів	Різних кольорів серед всіх пікселів, %
1	Clegg.bmp	2101	814×880	17,83
2	Frymire.bmp	3622	1118×1105	0,29
3	Lena.bmp	769	512×512	56,56
4	Monarch.bmp	1153	768×512	19,99
5	Peppers.bmp	769	512×512	42,47
6	Sail.bmp	1153	768×512	19,26
7	Serrano.bmp	1464	629×794	0,26
8	Tulips.bmp	1153	768×512	30,07

Продовження таблиці 1

№	Назва зображення	τ			
		а) 0,5 б) 0,6	в) 0,7 г) 0,8	д) 0,9 е) 1	ж) 0,67
1	Clegg.bmp	а) 3,0352 б) 3,6185	в) 4,2018 г) 4,7852	д) 5,3695 е) 5,9518	ж) 4,0268
2	Frymire.bmp	а) 2,6559 б) 3,1871	в) 3,7183 г) 4,2495	д) 4,7807 е) 5,3119	ж) 3,5589
3	Lena.bmp	а) 3,7398 б) 4,3843	в) 5,0288 г) 5,6733	д) 6,3178 е) 6,9632	ж) 4,8355
4	Monarch.bmp	а) 3,7499 б) 4,3965	в) 5,0430 г) 5,6896	д) 6,3361 е) 6,9826	ж) 4,8491
5	Peppers.bmp	а) 3,6724 б) 4,3369	в) 5,0004 г) 5,6644	д) 6,3284 е) 6,9924	ж) 4,8012
6	Sail.bmp	а) 3,6965 б) 4,3323	в) 4,9682 г) 5,6040	д) 6,2399 е) 6,8757	ж) 4,7774
7	Serrano.bmp	а) 2,7621 б) 3,3145	в) 3,8669 г) 4,4194	д) 4,9718 е) 5,5242	ж) 3,7012
8	Tulips.bmp	а) 3,7342 б) 4,3776	в) 5,0210 г) 5,6644	д) 6,2950 е) 6,9516	ж) 4,8279
Середнє значення		а) 3,3808 б) 3,9935	в) 4,6061 г) 5,2187	д) 5,8315 е) 6,4442	ж) 4,4223

Зокрема, як свідчать проведені нами візуальні експерименти для послідовності характерних значень  $\tau$ , статистичне значення цього параметра, при якому найефективніше виділяються нечіткі фрагменти об'єктів на зображеннях, знаходиться на інтервалі  $[0,6; 0,7]$ , а саме воно є близьким до значення золотого перерізу  $[6]$  відрізка  $[0; 1]$ , яке одержують у результаті розв'язання рівняння  $(1 - \tau)/\tau = \tau/1$  ( $\tau \approx (\sqrt{5} - 1)/2 \approx 2/3 \approx 0,67$ ). Наведемо фрагмент коду програми мовою C для обчислення граничного значення ентропії згідно з (3) при  $\tau \approx 0,67$ :

```

N = 3*a*b; // кількість яскравостей в блоці a×b пікселів
for (int Y=0; Y<255; Y++) // цикл по яскравостях
if (Ni[Y]!=0) // якщо частота яскравості не дорівнює нулю, то вона впливає
H- = ((Ni[Y])/N)*((log(Ni[Y])/N)/log(2)); // на локальну ентропію
блоку
if (H<min) min=H;
if (H>max) max=H;
...
Hg = min+(max-min)*0.67; // визначення граничного значення ентропії.

```

**Застосування предикторів до ентропійної обробки зображень.** Співставимо середні граничні значення ентропії для зображень тестового набору АСТ до (див. табл. 1) та після (табл. 2) застосування *Left* предиктора, який генерує горизонтальні прирости значень яскравостей окремих компонентів [1]. Бачимо, що, наприклад, при  $\tau = 0,67$  внаслідок застосування предиктора це значення зменшилося від 4,4223 brb до 4,1599 brb, тобто на 5,93%.

З'ясуємо причини зменшення ентропії після застосування предикторів (2) для фотореалістичних зображень. Річ у тому, що суміжні піксели зображення найчастіше мають близькі кольори, а, отже, і близькі значення відповідних елементів. Тому часто значення прогнозу збігатиметься зі значенням чергового еле-

мента, найчастіше – буде близьким до цього значення і рідко – значно відрізняться від нього. Тобто більшість значень  $\Delta_{ij}$  є близькими до 0 [3].

**Таблиця 2. Граничні значення ентропії для зображень набору АСТ при а)  $\tau = 0,5$ ; б)  $\tau = 0,6$ ; в)  $\tau = 0,7$ ; г)  $\tau = 0,8$ ; д)  $\tau = 0,9$ ; е)  $\tau = 1$ ; ж)  $\tau = 0,67$  після використання *Left*-предиктора, *brb***

№	Назва зображення	$\tau$			
		а) 0,5 б) 0,6	в) 0,7 г) 0,8	д) 0,9 е) 1	ж) 0,67
1	Clegg.bmp	а) 2,2355 б) 2,6826	в) 3,1297 г) 3,5768	д) 4,0239 е) 4,4709	ж) 2,9956
2	Frymire.bmp	а) 2,5694 б) 3,0833	в) 3,5972 г) 4,1111	д) 4,6249 е) 5,1389	ж) 3,4430
3	Lena.bmp	а) 3,5746 б) 4,2426	в) 4,9106 г) 5,5786	д) 6,2466 е) 6,9145	ж) 4,7102
4	Monarch.bmp	а) 3,5314 б) 4,1928	в) 4,8543 г) 5,5157	д) 6,1771 е) 6,8385	ж) 4,6559
5	Peppers.bmp	а) 3,2458 б) 3,8950	в) 4,5442 г) 5,1933	д) 5,8425 е) 6,4917	ж) 4,3494
6	Sail.bmp	а) 3,5206 б) 4,1784	в) 4,8363 г) 5,4941	д) 6,1519 е) 6,8097	ж) 4,6389
7	Serrano.bmp	а) 2,9942 б) 3,5930	в) 4,1919 г) 4,7907	д) 5,3895 е) 5,9884	ж) 4,0122
8	Tulips.bmp	а) 3,3387 б) 4,0064	в) 4,6742 г) 5,3419	д) 6,0097 е) 6,6774	ж) 4,4739
Середнє значення		а) 3,1238 б) 3,7343	в) 4,3448 г) 4,9553	д) 5,5658 е) 6,1763	ж) 4,1599

Такий перерозподіл частот значень (а, отже, і ймовірностей) значно підвищує нерівномірність розподілу (рис. 1) і тому зменшує ентропію джерела (згідно з (1)) а, отже, і довжину закодованої послідовності [1].

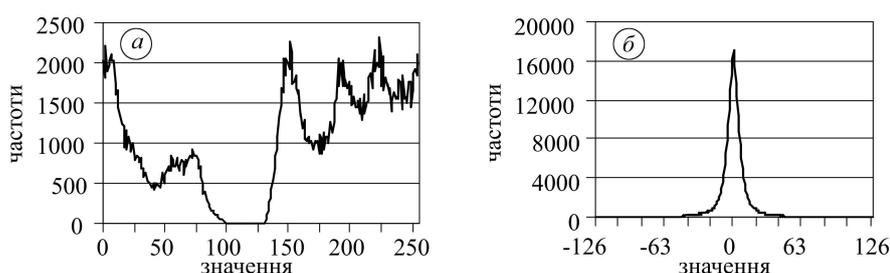


Рис. 1. Розподіл частот значень зеленої компоненти зображення *Lena.bmp*: а – до застосування предиктора; б – після застосування *Left*-предиктора.

У нечітких же фрагментах кольори суміжних пікселів зображення в основному незначно відрізняються між собою, отже, значення  $\Delta_{ij}$  здебільшого близькі до нуля і, як наслідок, такі фрагменти мають низьку ентропію. Саме тому відокремлення нечітких фрагментів за допомогою локальної ентропії після використання предикторів забезпечує кращі результати.

Як *приклад* розглянемо результати виділення нечітких фрагментів об'єктів на зображенні *Lena.bmp* (рис. 2а) без використання предиктора (рис. 2б) та з їх

застосуванням (рис. 2в). Тут інтенсивніший колір чорного свідчить про вищий рівень нечіткості фрагментів. Бачимо, що застосування предикторів дійсно підвищує ефективність виділення нечітких фрагментів об'єктів зображень (зокрема, “лева частка” фону та верхня частина капелюха, як і очікувалося, віднесені до нечітких областей).

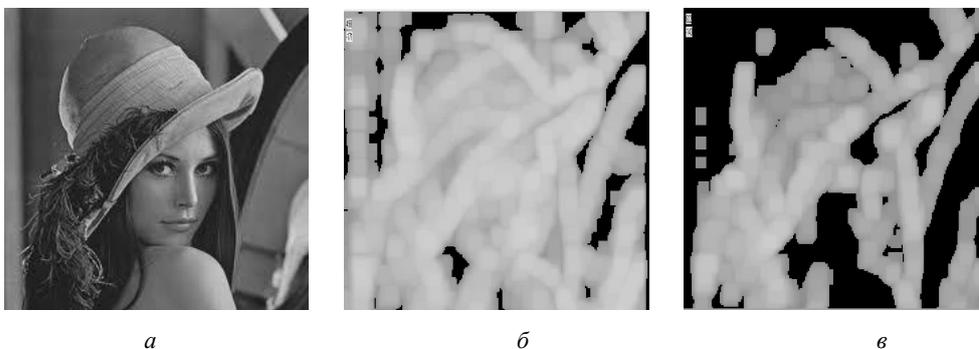


Рис. 2. Виділення нечітких фрагментів об'єктів зображення Lena.bmp (а) без використання предикторів (б) та із застосуванням Left-предиктора (в).

## ВИСНОВКИ

Результати проведених досліджень підтверджують доцільність використання значення “золотого перерізу” відрізка  $[0; 1]$  у процесі обчислення оптимального граничного значення ентропії (3). Також, для покращення виділення нечітких фрагментів об'єктів зображень, суттєвим є застосування предикторів, які істотно зменшують їх ентропію. Перспективою дослідження є відокремлення областей з регулярною зміною яскравостей пікселів, де ентропія близька до нуля, та окреме застосування контекстно-незалежного кодування до чітких та нечітких фрагментів об'єктів зображень з використанням ідей побудови класифікаторів [4, 8].

1. Бомба А. Я., Шпортько О. В. Энтропийні способи вибору предиктора для рядка пікселів у форматі PNG // Управляющие системы и машины. – 2010. – № 3. – С. 8–25.
2. Методы сжатия данных. Устройство архиваторов, сжатие изображений и видео / Д. Ватолін, А. Ратушняк, М. Смирнов, В. Юкин. – М.: ДИАЛОГ-МИФИ, 2003. – 384 с.
3. Гонсалес Р., Вудс Р. Цифровая обработка изображений. – М.: Техносфера, 2005. – 1072 с.
4. Журавлев Ю. И., Лаптин Ю. П., Виноградов А. П. Минимизация эмпирического риска и задачи построения линейных классификаторов // Кибернетика и системный анализ. – 2011. – № 4. – С. 155–164.
5. Золотий перетин [Електронний ресурс]. – Режим доступу : [http://uk.wikipedia.org/wiki/Золотий\\_перетин](http://uk.wikipedia.org/wiki/Золотий_перетин). – Назва з екрану.
6. Претт У. Цифровая обработка изображений [пер. с англ.]. – М.: Мир, 1982. – Кн. 1. – 312 с.; Кн. 2. – 480 с.
7. Шпортько О. В. Підвищення ефективності стиснення кольорових зображень у форматі PNG. Дис. ... канд. техн. наук. – Рівненський державний гуманітарний університет. – Рівне, 2010. – 195 с.
8. Laptin Yu., Likhovid A., Vinogradov A. Approaches to Construction of Linear Classifiers in the Case of Many Classes // Pattern Recognition and Image Analysis. – 2010. – 20, № 2. – P. 137–145.
9. Singh S., Kumar V., Verma H. Adaptive threshold-based block classification in medical image compression for teleradiology // Computers in Biology and Medicine. – 2007. – 37, № 6. – P. 811–819.