

DOI 10.26886/2311-4517.2(94)2024.5

УДК 621.391:519.728

КЛАСИФІКАЦІЙНІ МЕТОДИ СТИСКУ БІОМЕДИЧНИХ ЗОБРАЖЕНЬ

кандидат технічних наук, доцент, Ломоносов Юрій

<https://orcid.org/0000-0002-6115-6194>

e-mail: lomonosov@ukr.net

Національний аерокосмічний університет ім. М.Є. Жуковського
"Харківський авіаційний інститут", Україна, Харків

Розглядаються можливі варіанти застосування методів автоматичної і нечіткої класифікації фрагментів біомедичних зображень при вирішенні задач компресії. Надається аналітичне забезпечення використання автоматичної та нечіткої класифікації сегментів біомедичних зображень. Приведені результати експериментальних досліджень алгоритмів стиску, які використовують автоматичну і нечітку класифікації, надаються порівняльні кількісні показники результатів стиску зображень в залежності від середньоквадратичної помилки і розміру фрагмента зображення при класифікації. Надається оцінка впливу на результат компресії при застосуванні попередньої обробки площини зображення методом просіювання. Аналізується і експериментально підтверджується корисна властивість лінійних перетворень по декореляції елементів площини зображення при переході в площину спектральних коефіцієнтів.

Ключові слова: Автоматична і нечітка класифікація, біомедичні зображення, компресія зображень.

Yurii Lomonosov, PhD, Associate Professor, Classification methods of compression of biomedical images/ National Aerospace University «Kharkiv Aviation Institute». Ukraine, Kharkiv

Possible options for applying methods of automatic and fuzzy classification of fragments of biomedical images in solving compression problems are considered. Analytical support for the use of automatic and fuzzy classification of segments of biomedical images is provided. The results of experimental studies of compression algorithms that use automatic and fuzzy classification are presented, comparative quantitative indicators of the results of image compression depending on the root mean square error and the size of the image fragment during classification are given. An assessment of the impact on the result of image compression using preprocessing of the image plane by the sieving method is provided. The useful property of linear transformations on the decorrelation of elements of the image plane when moving to the plane of spectral coefficients is analyzed and experimentally confirmed.

Key words: *Automatic and fuzzy classification, biomedical images, image compression.*

Вступ. Стиск зображень з використанням методів класифікації та розпізнавання образів є досить перспективним напрямком в теорії та практиці кодування біомедичних зображень [1, с. 27-36; 2, с. 27-39; 3, с.789-812].

Наукові результати в напрямку досліджень з використанням вейвлет перетворень і автоматичній сегментації дозволили створити на практиці найбільш ефективного графічного формату DjVu.

Постановка задачі. Розглядається метод стиску біомедичних зображень на основі автоматичної та нечіткої класифікації фрагментів різної розмірності, який дозволяє суттєво знизити обсяг даних для насичених зображень.

Данні дослідження. Автоматична класифікація фрагментів. Даний метод компресії зображень на основі автоматичної

класифікації базується на алгоритмі k -середніх, який вирішує наступне завдання [1, с. 27-36; 2, с. 27-39; 4, с. 234-245].

Якщо задана сукупність p -мірних векторів X . Потрібно розбити цю сукупність на задане число класів k , таким чином щоб сума внутрікласових дисперсій була мінімальною.

Таким чином, потрібно знайти розділення $S = (S_1, \dots, S_k)$ сукупності X і набір векторів e_1, \dots, e_k , які є центрами класів, так щоб досягався мінімум функціоналу

$$F(S) = \sum_{l=1}^k \sum_{x \in S_l} \|x - e_l\|^2, \quad (1)$$

де для кожного вектору v з X

$$\|v\|^2 = v_1^2 + v_2^2 + \dots + v_p^2$$

– евклідова довжина вектору $v = v_1, v_2, \dots, v_p$.

Алгоритм, який вирішує це завдання складається наступному.

Параметром класифікації є число класів k . Довільним чином, з множини X обирається k елементів e_1, \dots, e_k - центрів класів у першому наближенні. Усі елементи зображення розбиваються на k класів S_1, S_2, \dots, S_k за правилом: для кожного елемента x знаходиться найближчий центр класу (вектор e_j), який мінімізує значення $\|x - e_j\|$, після чого в один об'єднуються усі елементи, які мають той же самий найближчий центр класу.

Далі знаходяться нові центри класу у другому наближенні шляхом усереднення елементів у кожному класі:

$$e_s = \frac{1}{N_s} \sum_{x \in S_s} x, \quad (2)$$

де N_s – число елементів у класі S , і $S = 1, 2, \dots, k$.

Дана процедура повторюється, виходячи вже з нових центрів класу. Такі ітерації закінчуються коли центри класів перестають змінюватися.

Зазначений алгоритм був доповнений попереднім «просіюванням» елементів [4, с. 453-461]. Ця процедура полягає в наступному, якщо задати параметр $\Delta > 0$ і довільним елементом x_1 з сукупності векторів X , то в один клас X_1 об'єднуються усі елементи множини, які знаходяться на відстані від x_1 менш ніж Δ , тобто відповідає нерівності

$$\|x - x_1\| < \Delta. \quad (3)$$

Далі довільно обирається наступний елемент x_2 , який не належить класу X_1 , і аналогічним чином будується наступний клас X_2 . Процес завершується тоді, коли кожен елемент з множини X попадає в який-небудь клас.

Після цього, в якості центрів першого наближення для алгоритму автоматичної класифікації використовуються вектори, які є середніми в результаті алгоритму «просіювання»

$$e_j = \frac{1}{M_j} \sum_{x \in X_j} x, \quad (4)$$

де M_j – число елементів у класі X_j , $j = 1, 2, \dots, m$, і $m = m(\Delta)$ – число отриманих класів.

Попереднє визначення центрів класів (в нульовому наближенні) за допомогою метода «просіювання» збільшує ймовірність того, що алгоритм k -середніх дає абсолютний, а не локальний мінімум

функціонала $F(S)$. Окрім того, попереднє застосування метода «просіювання» значно покращує збіжність алгоритму k -середніх, що в свою чергу зменшує час обчислення. Це пояснюється тим, що вже на першому кроці центри нульового наближення апроксимують члени свого класу з точністю, яка не менш значення параметра Δ . Ще однією перевагою попередньої обробки є те, що метод «просіювання» дозволяє автоматично визначити необхідну кількість класів, яка дає достатнє значення внутрікласових дисперсій. Кількість класів регулюється значенням параметра Δ , який можна зменшувати, або збільшувати в залежності від середній внутрікласовій дисперсії.

Експериментальне дослідження алгоритму стиску. Для стиску зображень алгоритм k -середніх використовується наступним чином. Зображення розбивається на однакові квадратні елементи з розміром сторони m пікселів. Яскравості пікселів кожного елемента складають m^2 -мірний вектор. До сукупності всіх елементів застосовується алгоритм k -середніх, що приводить до розбиття площини зображення на k незв'язних областей S_1, \dots, S_k , кожна з яких складається з майже однакових елементів. Для кодування зображення потрібно скласти карту розміщення областей і для кожної області S_j вказати її представника, в якості якого використовується її центр e_j .

В якості приклада на рис. 1 представлені відновлене зображення мазку крові у форматі (*.bmp) при $m=4$ і $k=80$, а також розподіл кількості елементів по класам. Залежність коефіцієнта стиску від середньо квадратичної помилки (СКП) при тих же параметрах приведена на рис. 2. На тому ж рисунку приведена аналогічна залежність для стиску стандартним методом JPEG.

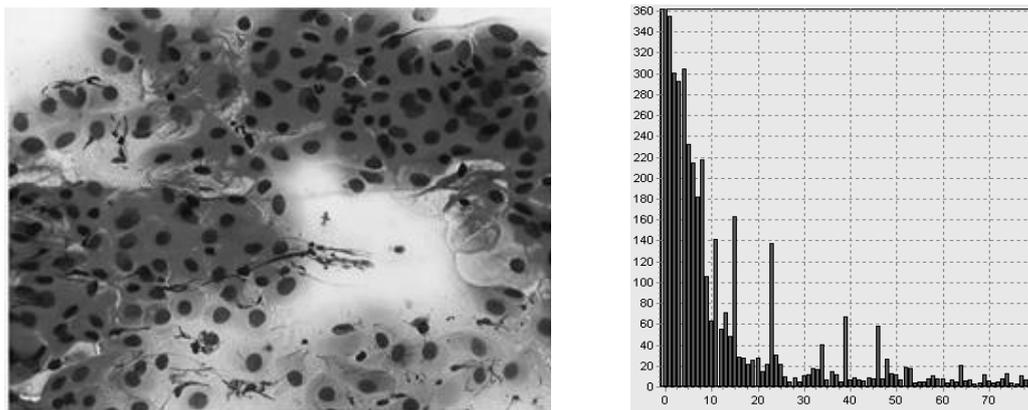


Рис. 1. Автоматична класифікація. Відновлене зображення мазку крові при $m=4$ і $k=80$, а також відповідний розподіл кількості елементів по класах.

Не дуже висока ступінь стиску за допомогою автоматичної класифікації в області малих СКП пояснюється тим, що для отримання високої якості відновленого зображення потрібна більша кількість класів.

Залежності коефіцієнта стиску від СКП для фрагментів розподілу різних розмірів приведені на рис. 3.

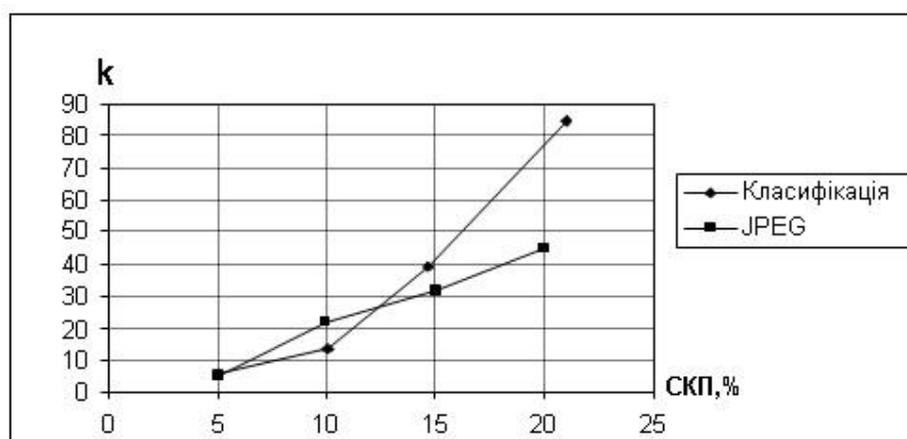


Рис. 2. Залежність коефіцієнта стиску k від СКП при кодуванні зображення мазку крові (*.bmp) методом автоматичної класифікації при $m=4$ і $k=80$ і стандартним методом JPEG.

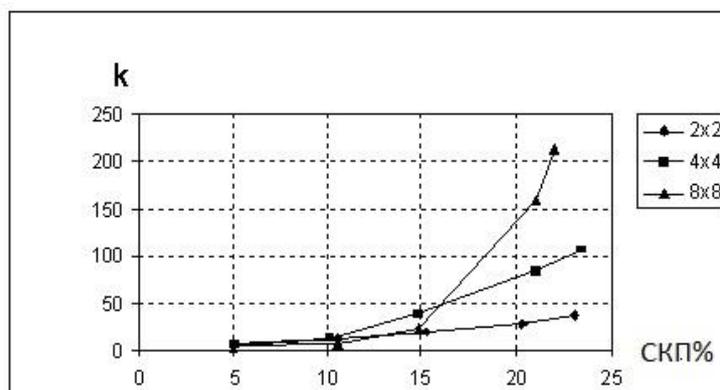


Рис. 3. Залежності коефіцієнта стиску k методом автоматичної класифікації від СКП % для фрагментів розміром 2x2, 4x4 і 8x8.

З наведених графіків видно, що для кодування з високою якістю (область малих СКП) необхідно використовувати фрагменти розміром 2x2 та 4x4. Це можна пояснити, якщо розглядати розподіл кількості інформації на дві частини, перша частина – це результат кодування розміщення елементів кожного класу на площині зображення, а друга частина – це результат кодування сукупності представників усіх класів.

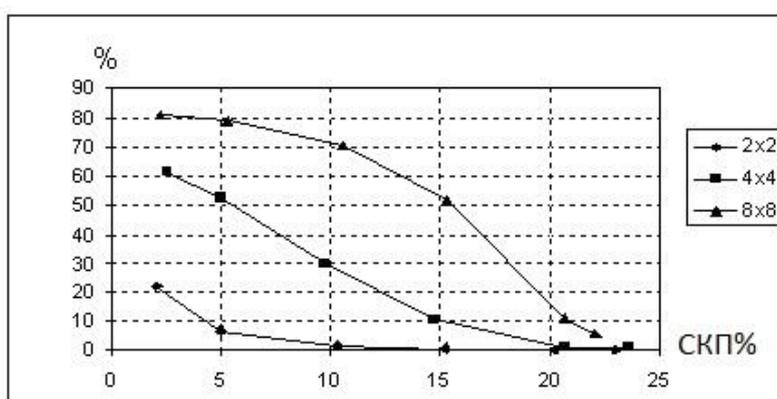


Рис. 4. Доля в % обсягу інформації, яка містить представників усіх класів в зображенні мазка крові (*.bmp) при виборі розміру сегмента 2x2, 4x4 і 8x8 в залежності від СКП.

Перша частина (K) не сильно залежить від кількості класів і відповідно від СКП, так як визначається повним числом фрагментів на площині

зображення. Друга частина (П), приблизно пропорційна числу класів і зменшується з ростом СКП. На рис.4 представлена доля другої частини П в % у всьому обсязі інформації що кодується в залежності від СКП при використанні сегментів різного розміру.

Незалежно від розміру сегменту (рис. 4) доля обсягу інформації, яка містить інформацію про представників класів зменшується з ростом СКП, що і забезпечує збільшення ступеню стиску. При цьому максимальне теоретичний стиск методом автоматичної класифікації визначається тільки обсягом інформації, яка містить розміщення сегментів на площині зображення. Таким чином сегменти розміром 2x2 оптимальні для кодування зображень з високою якістю. Сегменти розміром 4x4 можна використовувати в широкому діапазоні вимог до якості кодування – практично від дуже гарного (СКП 2%) до задовільного (СКП 15%), і сегменти розміром 8x8 оптимальні у випадках, коли потребується дуже висока компресія при низькій якості відновленого зображення.

Характеристики стиску зображень на основі автоматичної класифікації значно покращуються, якщо перед класифікацією застосувати декорелююче перетворення – дискретно косинусне перетворення Фурьє, або перетворення Хаара. Це дозволяє достатньо великі сегменти зображення описувати порівняно невеликою кількістю коефіцієнтів перетворення. Але і в такому випадку зменшення СКП, яке досягається збільшенням числа коефіцієнтів Фурьє або Хаара пов'язано з різким зростанням кількості класів. На рис. 5 і 6 представлені залежності кількості класів для зображення мазку крові, які отримані при застосуванні алгоритму просіювання з різними значеннями параметра Δ , від кількості коефіцієнтів Фурьє (рис. 5) і Хаара (рис. 6).

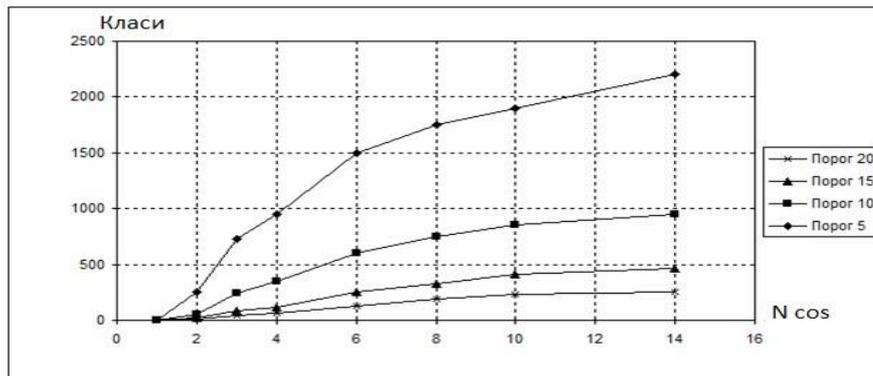


Рис. 5. Залежність кількості класів від кількості від кількості коефіцієнтів косинусного перетворення Фур'є призначеннях порога $\Delta = 5;10;15;20$.

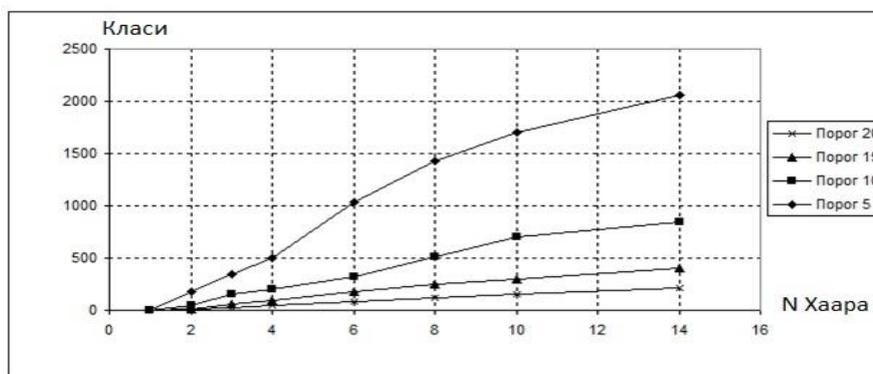


Рис. 6. Залежність кількості класів від кількості від кількості коефіцієнтів косинусного перетворення Хаара призначеннях порога $\Delta = 5;10;15;20$.

На цих рисунках показано, як з ростом номера гармоніки зменшується її інформативність. Це видно з того, що збільшення числа гармонік додає меншу кількість класів і після 10-ти практично не змінюється. Отримані залежності демонструють зв'язок між оцінкою ефективності будь якого перетворення на основі дисперсійного критерію і ефективністю автоматичної класифікації при використанні цих перетворень і ще раз підкреслюють необхідність єдиних підходів до стиску і розпізнаванню образів.

Головною перевагою алгоритму стиску на основі автоматичної класифікації є його висока швидкість, але по ступені стиску він декілька поступається алгоритму основаному на вирощуванні

областей. Це пояснюється тим що мінімум функціоналу $F(S)$ дає оптимальну СКП для даної кількості класів, при умові, що розподіл кількості елементів по класах є рівномірним. Таким чином, алгоритм стиску на основі автоматичної класифікації можна рекомендувати, як один з найкращих для кодування фонових текстур.

Компресія зображень на основі нечіткої класифікації фрагментів. Нечіткою класифікацією множини X p -мірних векторів по k класах $S = (S_1, \dots, S_k)$ розуміється співвідношення кожному елементу x з X набору k невід'ємних чисел $(\alpha_1(x), \alpha_2(x), \dots, \alpha_k(x))$, які в сумі складають одиницю. Ці числа називають коефіцієнтами приналежності тому чи іншому класу [5, с.45-57]. Наприклад, якщо усі числа $(\alpha_1(x), \dots, \alpha_k(x))$ дорівнюють нулю окрім одного, який по необхідності дорівнює одиниці, то це – звичайний розподіл на класи. В загальному випадку класи носять віртуальний характер у тому сенсі, що неможливо перерахувати вектори, які складають даний клас.

Завдання нечіткої класифікації складається в знаходженні мінімальної суми зважених дисперсій нечітких множин S , тобто функціонала

$$Q(S) = \sum_{l=1}^k \sum_{x \in X} \alpha_l^2(x) \|x - e_l\|^2, \quad (5)$$

де (e_1, \dots, e_k) – набір центрів нечітких множин, символ $\|v\|$ означає довжину вектора v з X .

Алгоритм С-середніх, який вирішує цю задачу, виглядає наступним чином.

Параметром класифікації є число класів k . З множини X довільним чином обирається k векторів e_1, \dots, e_k , які

розглядаються як центри класів у першому наближенні. Після чого будується нечіткий розподіл множини X на класи, які породжуються даними центрами. Таким чином, для кожного вектора x розраховуються коефіцієнти приналежності:

$$\alpha_j(x) = \left[\sum_{i=1}^k \left(\frac{\|x - e_j\|^2}{\|x - e_i\|^2} \right) \right]^{-1}, \quad j = 1, 2, \dots, k. \quad (6)$$

Треба зауважити, що коефіцієнт $\alpha_j(x)$ приналежності вектора x до класу S_j тим більше, чим ближче центр e_j цього класу до даного вектору. Після цього, для кожного побудованого класу знаходяться центри другого наближення як зважені середні значення:

$$e_j = \sum_{x \in X} \frac{\alpha_j^2(x)}{\sum_{x \in X} \alpha_j^2(x)} x. \quad (7)$$

Далі процедура повністю повторюється, але вже з новими центрами класів. Описані ітерації закінчуються тоді, коли центри класів перестають змінюватися.

Для стиску зображень цей алгоритм застосовується так же, як і алгоритм k -середніх, включаючи використання метода просіювання для поліпшення збіжності, а також методу попередньої декореляції. Параметр Δ , який входить до алгоритму просіювання, дозволяє автоматично регулювати кількість класів в залежності від ступені різномірності фрагментів зображення. Перехід від нечіткої класифікації до звичайного розподілу на класи здійснюється наступним чином: кожний елемент додається до класу, коефіцієнт приналежності до якого є найбільшим.

Експериментальні дослідження алгоритму стиску з нечіткою класифікацією. В якості прикладу на рис. 8 представлено відновлене

зображення мазку крові у форматі (*.bmp) при $m=4$ і $k=80$, а також розподіл кількості елементів по класах.

Порівняльна кількісна характеристика методів автоматичної та нечіткої класифікації при стиску зображення мазку крові приведена на рис. 9.

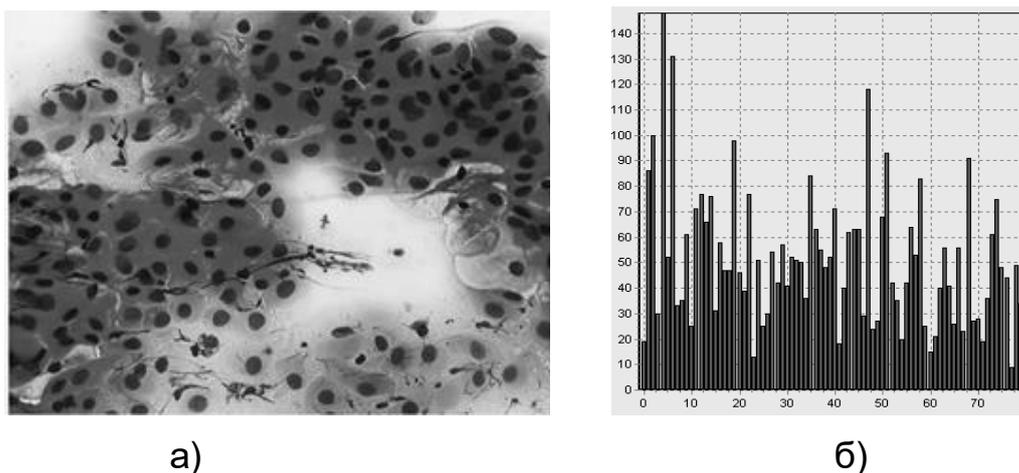


Рис. 8. Нечітка класифікація. а) Відновлене зображення мазку крові при $m=4$ і $k=80$, б) відповідний розподіл кількості елементів по класах.

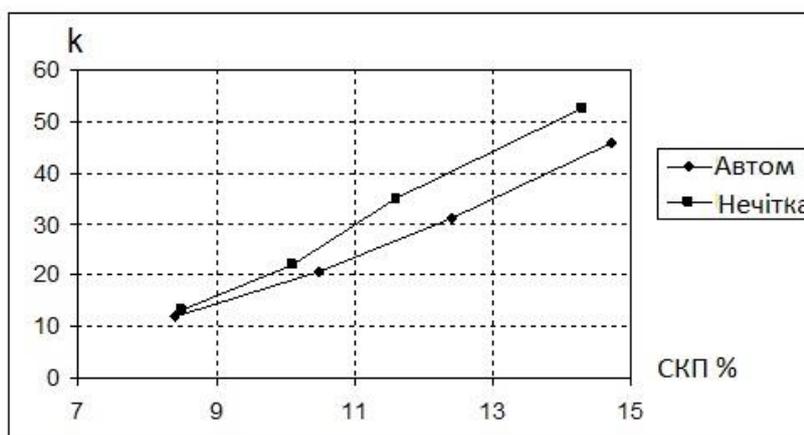


Рис. 9. Залежність коефіцієнта стиску від СКП при кодуванні зображення мазку крові (*.bmp) методами автоматичної і нечіткої класифікації.

Залежності коефіцієнта стиску від СКП для зображення мазку крові в області малих СКП практично співпадають, але в області високих СКП перевагу має метод нечіткої класифікації.

Це пояснюється тим, що даній області відповідає мале число класів на яких проводиться класифікація. Якщо порівняти рис. 1 і рис. 8, то можна побачити, що розподіл елементів по класах при нечіткій класифікації є більш рівномірним. Це означає, що мінімум функціонала $Q(S)$ (5), на відміну від функціоналу $F(S)$ (1), дає значення СКП ближче до оптимального для даної кількості класів. Інакше кажучи, у випадку автоматичної класифікації, при однаковій кількості класів, реально використовується їх менша кількість, так як вагома частина класів має малу кількість елементів, що представляє дуже невелику частину площини зображення.

Потрібно показати один недолік метода стиску на основі нечіткої класифікації. Цей алгоритм є більш повільним ніж алгоритм k середніх і ця різниця швидко зростає при збільшенні числа класів. Кількість елементарних алгебраїчних операцій напряму залежить від кількості класів де проводиться класифікація.

Можна відмітити, що під час роботи алгоритм стиску зображень на основі автоматичної класифікації практично не залежить від попередньої декореляції фрагментів.

Додатково потрібно зупинитися, ще на одній важливій перевазі методу стиску півтонових зображень оснований на нечіткій класифікації, яка полягає в тому, що в області високих значень СКП суб'єктивне сприйняття відновленого зображення є більш якісним. Це є слідством квазі рівномірного розподілу кількості фрагментів по класах, що є характерною особливістю нечіткої класифікації.

Висновки. З матеріалів порівняльного дослідження методів стиску біомедичних зображень оснований на автоматичній і нечіткій

класифікації сегментів зображень можна зробити висновок, що метод компресії півтонових зображень оснований на нечіткій класифікації є ефективним при малій кількості класів. Даний метод можна рекомендувати для обробки м'яких півтонових зображень з високим коефіцієнтом стиску при задовільній візуальній якості сприйняття.

Література:

1. Ivanov, V.G., Lyubarskiy, M.G., Lomonosov, J.V. (2007). Cutting of content redundancy of images on the basis of classification of objects and background. *Journal of Automation and Information Sciences. Begel House Inc.*, 39 (5), 27-36.
2. Ivanov, V.G., Lyubarskiy, M.G., Lomonosov, J.V. (2009). Compression of Images on the Basis of Automatic and Indistinct Classification of Fragments. *Journal of Automation and Information Sciences. Begel House Inc.*, 41 (1), 27-39.
3. Гонсалес, Р., Вудс, Р. (2012). *Цифровая обработка изображений*. Техносфера, 1104.
4. Grady, L., Funka-Lea, G. (2004). Multi-label image segmentation for medical applications based on graph-theoretic electrical potentials. *In ECCV Workshops CVAMIA and MMBIA*, 230-245.
5. Ivanov, V.G., Lyubarskiy, M.G., Lomonosov, J.V. (2010). Compression of Text Image Based on Characters and Their Classification. *Journal of Automation and Information Sciences. Begel House Inc.*, 42 (11), 45-57.

References:

1. Ivanov, V.G., Lyubarskiy, M.G., Lomonosov, J.V. (2007). Cutting of content redundancy of images on the basis of classification of objects and background. *Journal of Automation and Information Sciences. Begel House Inc.*, 39 (5), 27-36. [in English].

2. Ivanov, V.G., Lyubarskiy, M.G., Lomonosov, J.V. (2009). Compression of Images on the Basis of Automatic and Indistinct Classification of Fragments. *Journal of Automation and Information Sciences. Begel House Inc.*, 41 (1), 27-39. [in English].
3. Gonsales, R., Vuds, R. (2012). *Cifrovaja obrabotka izobrazhenij. Tehnosfera*, 1104. [in Russian].
4. Grady, L., Funka-Lea, G. (2004). Multi-label image segmentation for medical applications based on graph-theoretic electrical potentials. *In ECCV Workshops CVAMIA and MMBIA*, 230-245. [in English].
5. Ivanov, V.G., Lyubarskiy, M.G., Lomonosov, J.V. (2010). Compression of Text Image Based on Characters and Their Classification. *Journal of Automation and Information Sciences. Begel House Inc.*, 42 (11), 45-57. [in English].