УДК 004.032

В.Г. Красиленко, Д.В. Нікітович
Вінницький соціально-економічний інститут Університету «Україна»

СУМІЩЕНИЙ ІЗ САМОНАВЧАННЯМ МЕТОД КЛАСТЕРИЗАЦІЇ ФРАГМЕНТІВ ЗОБРАЖЕНЬ ЗА ЇХ СТРУКТУРНО-ТОПОЛОГІЧНИМИ ОЗНАКАМИ ТА ЙОГО МОДЕЛЮВАННЯ

Запропоновано суміщений із самонавчанням метод кластеризації фрагментів зображень. Для поділу фрагментів використовуються їх структурно-топологічні ознаки та просторово-еквівалентнісні нелінійні функції. Наведено результати моделювання запропонованого методу. Показано, що метод має хорошу збіжність, є швидкодіючим і легко відображається на матрично-матричні процедури та засоби.

Предлагается совмещенный с самообучением метод кластеризации фрагментов изображений. Для кластерного группирования фрагментов используются их структурно-топологические признаки и пространственно-еквивалентностные нелинейные функции. Наводятся результаты моделирования предложенного метода. Показано, что метод имеет хорошую сходимость, является быстродействующим и легко отображается на матрично-матричные процедуры и средства.

Proposed a method of image fragments cluster grouping. For cluster grouping of fragments used their structural and topological features and spatially ekviv-?lentnostnye nonlinear functions. Shown simulation results of the proposed method. It is shown that the method has good convergence is fast and easy displ-?yed on the matrix-matrix procedures and tool.

Ключові слова: кластеризація фрагментів зображень, адаптивне самонавчання, просторово-еквівалентнісна нелінійна функція, просторово-інваріантна модель, матрично-матрична процедура.

Вступ, аналіз публікацій та постановка завдань. Важливою складовою при обробці та розпізнаванні цифрових зображень є вибір та виділення текстурно-топологічних ознак. Такі задачі актуальні і характерні для багатьох галузей та сфер, серед яких аналіз зображень різних природних явищ при спостереженні за ними із супутників, кореляційно-екстремальна координатна прив'язка в системах навігації, комп'ютерна діагностика в медицині, розпізнавання та класифікація образів у системах спостереження тощо. Під текстурою розуміють просторову організацію елементів у

© В.Г. Красиленко, Д.В. Нікітович, 2014

межах деякого геометричного фрагмента зображення об'єкта, яка обумовлена визначеним статистичним розподілом інтенсивності елементів – пікселів [1]. У [2] текстуру визначають як матрицю просторових властивостей фрагментів цифрових зображень з однорідними статистичними характеристиками. Топологічні форми зображень теж є просторовим розподілом інтенсивності та характеризуються їх структурно-топологічними ознаками. Виділення структурно-топологічних ознак, наприклад контурів, ліній з різним кутом нахилу, різної товщини, просторово дискретних мікрозображень, подібних до різних геометричних фігур тощо, та їх кластеризація, особливо для процесів автоматичного (без учителя) навчання для подальшого їх застосування при розпізнаванні, є актуальними завданнями. Існують методи кластеризації цілих зображень [3], але не їхніх фрагментів, тим більше з урахуванням їх просторових зміщень.

Тому метою роботи є запропонувати та дослідити паралельний метод кластеризації структурно-топологічних ознак зображень зі суміщеною процедурою адаптивного навчання-формування масиву центроїдних ознак.

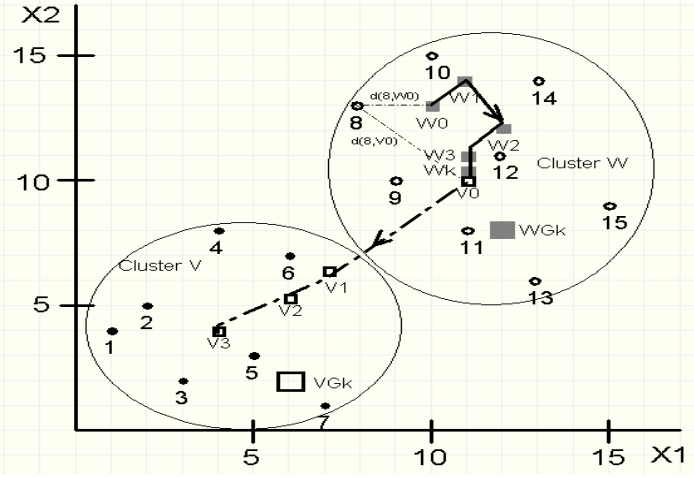
Основний зміст та результати. Розглянемо метод паралельного навчання для суміщеної з ним кластеризації, що базується на багатопортовій асоціативній пам'яті (АП), за допомогою якої одночасно розраховуються відповідні відстані між всіма кластерними нейронами та всіма навчальними векторами. Нехай є 15 точок, що задані векторами на площині та показані на рис.1а набором точок 1 – 15, та два кластерних вектора, відображених точками W0, V0. Для кожної точки навчального масиву визначається така кластерна точка (КТ), яка має до неї найменшу відстань. В якості міри близькості ми використовуємо узагальнені нормовані функції еквівалентності (нееквівалентності) [4]. Для визначення нового стану КТ всі навчальні вектори, що стали переможцями для цієї КТ, використовуються для розрахунку їх середнього, що і буде оновленою КТ. Наприклад, точка 8 ближче до КТ W0 ніж до V0. Точка W1 є знайдене середнє з тих точок, що були переможцями для КТ W0. На рис.1 показана траєкторія зміни координат КТ W0 - Wk, що відповідають кластеру W, та відповідно точок V0- V3, відповідних кластеру V. Якщо представляти координати векторів кодами Грея, то, як видно з рис.1, координати КТ займуть місця, що показані точками WGk, VGk. Процедура навчання легко реалізується матрично-матричними процедурами (ММП) з операціями еквівалентності та всього за декілька ітераційних кроків. Для нашого прикладу на рис.1 процес зміни КТ, тобто навчання, потребує лише 3 – 4 ітерації. Метод дає хорошу збіжність та є швидкодіючим. На рис. 1б показано математичну модель, на основі ММП з нелінійними функціями $\mathbf{F_{non}}$ активації, при по-

елементній обробці матриць. Вона демонструє процес навчання, що полягає в обчисленні набору оптимальних КТ при використанні навчальної матриці **TX** (набір з M N-вимірних векторів). Для виставлення міток при кластеризації векторів матриці **TX,** матриця **TX** перемножається на матрицю $\mathbf{W}_{\mathbf{opt}}$ оптимальних КТ.

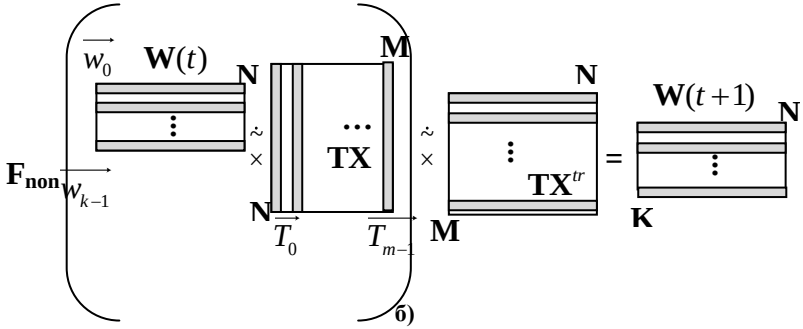
Інтерпретація методу на просторово-інваріантний випадок потребує обчислення просторових функцій-згорток виду $\mathbf{E}^m = \mathbf{W}^m \overset{t}{\tilde{\otimes}} \mathbf{A}$, де $E^m_{k,l} = 1 - mean\left(\left|submatrix\overrightarrow{(\mathbf{A}, k, k+r_0-1, l, l+r_0-1) - \mathbf{W}^m}\right|\right)$, нелінійної їх обробки за виразом $EN^m_{k,l} = G\left(E^m_{k,l}\right) = 0,5\left[1+\left(2E^m_{k,l}-1\right)^a\right]$ та порівняння між собою для визначення, індексування переможців за виразами: $MAX_{k,l} = \underset{\text{індекс } m}{max}\left(EN^{m=0}_{k,l}, EN^{m=1}_{k,l} ... EN^{M-1}_{k,l}\right)$ і $EV^m_{k,l} = f^{акт}_{нел}\left(EN^m_{k,l}, MAX_{k,l}\right)$. На першому алгоритмічному кроці визначаються всі M матриць $\mathbf{EV}^m = \mathbf{F}\left(\mathbf{F}_{нел}\left(\mathbf{W}^m \overset{t}{\tilde{\otimes}} \mathbf{A}\right)\right)$, а з урахуванням другого кроку (згортка останніх з матрицею **A**) модель запропонованого методу матиме вигляд $\mathbf{W}^m(t+1) = \mathbf{F}\left(\mathbf{F}\left(\mathbf{F}\left(\mathbf{F}\left(\mathbf{W}^m_{(t)} \overset{t}{\tilde{\otimes}} \mathbf{A}\right)\right) \overset{t}{\tilde{\otimes}} \mathbf{A}\right)\right)$.

На рис. 2 показано результати моделювання процесу формування вагових коефіцієнтів для 8 КВ за перших 4 ітерації (t відповідає номеру ітерації): ліворуч – до і праворуч – після ітерації. Розмір фрагментів був 5*5 пікселів. Аналіз вигляду всіх 8 початкових (до ітерації) матриць W0 - W7 КВ, всіх 8 сформованих (після чергової ітерації) матриць W0t - W7t дозволяє зробити висновок, що всього за 4 ітерації закінчується навчання і формування кластерних векторів, які є центроїдами. Один з кластерних векторів відповідає фрагменту, в якому всі точки є темними («0»), а інший – фрагменту, в якому всі точки є світлими («1»). Інші КВ відображають перепади яскравості з різною кутовою орієнтацією та фрагменти з 3 чи 4 точковими вкрапленнями з комплементарною яскравістю. На рис.3 показані результати кластерного поділу фрагментів зображення M4 на 8 кластерів для розмірності фрагментів рівній (5*5 ел.), на якому: а) – матриця M4-зображення (340*610 ел.), просторово зміщені вікна тобто фрагменти (5*5 ел.) якого кластеризувались, б) – всі виділені кластери в різних кольорах та в) – другий виділений кластер C1. З урахуванням обмежень інші

кластери у вигляді окремих зображень тут не показано. На рис. 4 показано результати поділу фрагментів того ж зображення М4 на 8 кластерів, але для розмірності фрагментів рівній 7*7 ел. та для сформованих КВ, процес самонавчання яких показаний на рис. 5. На ньому у вигляді трьох рядів для кожної з трьох ітерацій (першої, п'ятої та сьомої – внизу) показані відповідно у першому, другому та третьому рядах всі 8 початкових (до



а)



б)

Рис. 1: а) Пояснення принципу навчання нейромережевої моделі для пошуку центроїдів кластерних елементів, що базується на багатопортовій АП; б) математична модель ітераційного обчислення вагових коефіцієнтів кластерних векторів (КВ), що використовує ММП з нелінійною обробкою F_{non} для індексації векторів-переможців

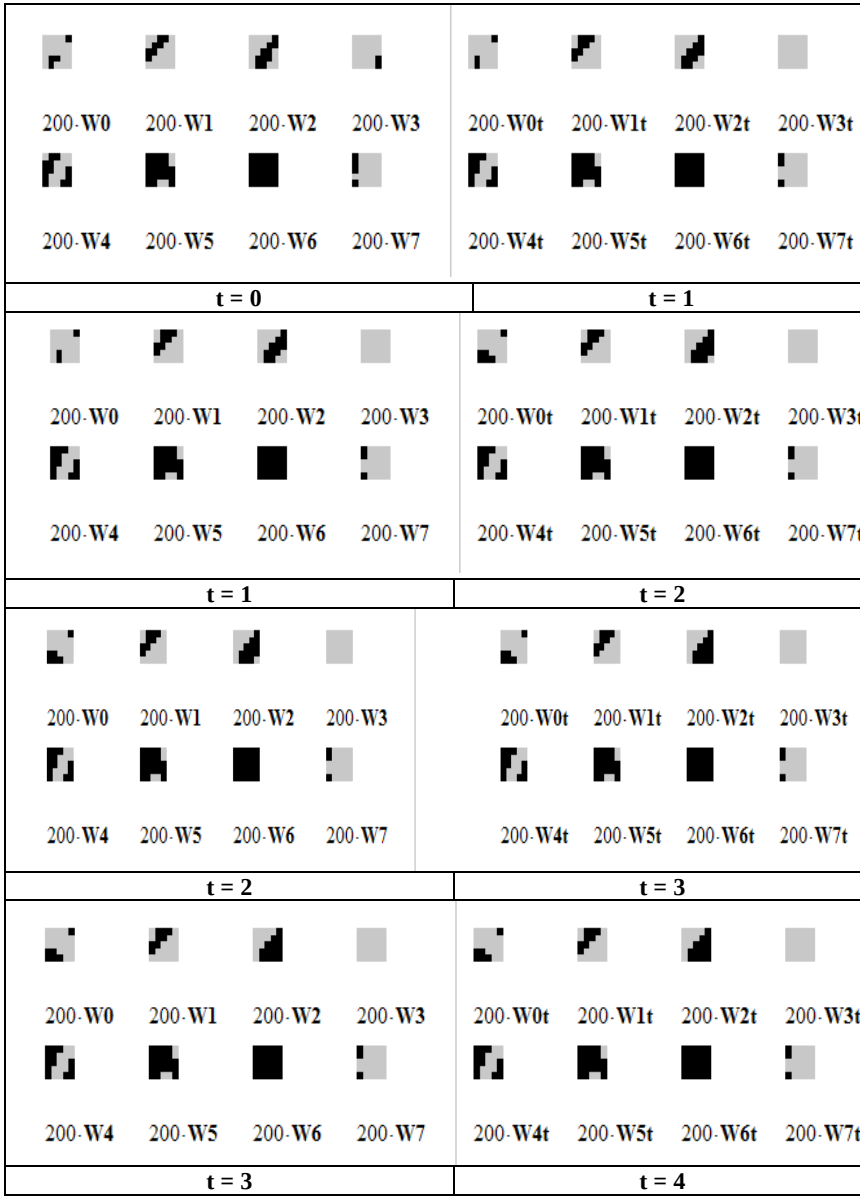
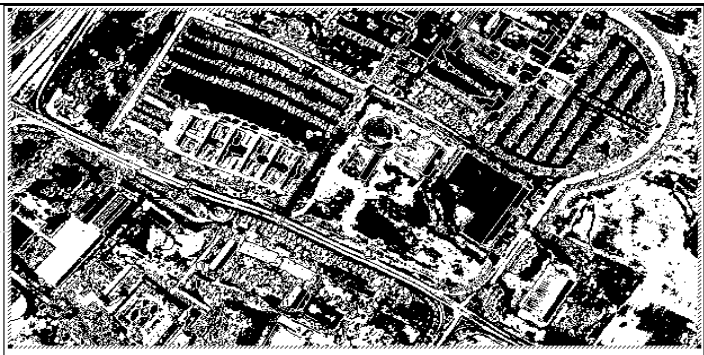
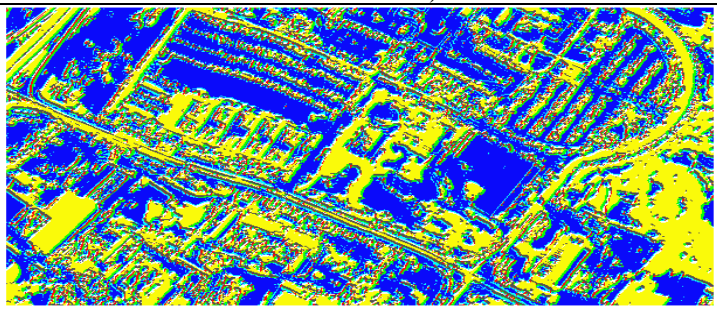


Рис. 2. Результати моделювання процесу формування вагових коефіцієнтів



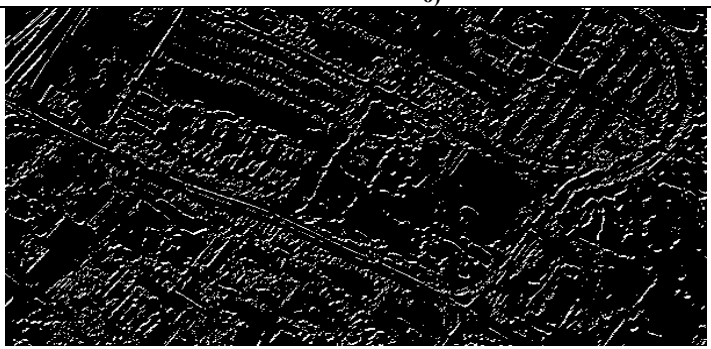
255·M4

а)



KL1 , KL2 , KL3

б)



submatrix(C1 , 0 , 334 , 0 , 604) , submatrix(C1 , 0 , 334 , 605 , 1209) , submatrix(C1 , 0 , 334 , 1210 , 1814)

в)

Рис. 3. Результати розбиття зображення на 8 кластерів за схожістю всіх його фрагментів (5*5), що утворюються при просторових зміщеннях

ітерації) матриць W0 - W7 КВ, 8 сформованих (після чергової ітерації) матриць W0t - W7t та 8 різницевих матриць W0R - W7R. Останні показують зміни КВ при навчанні. На рис. 4 вгорі показані, виділені різними кольорами просторові області зображення М4, що мають такі його відповідні

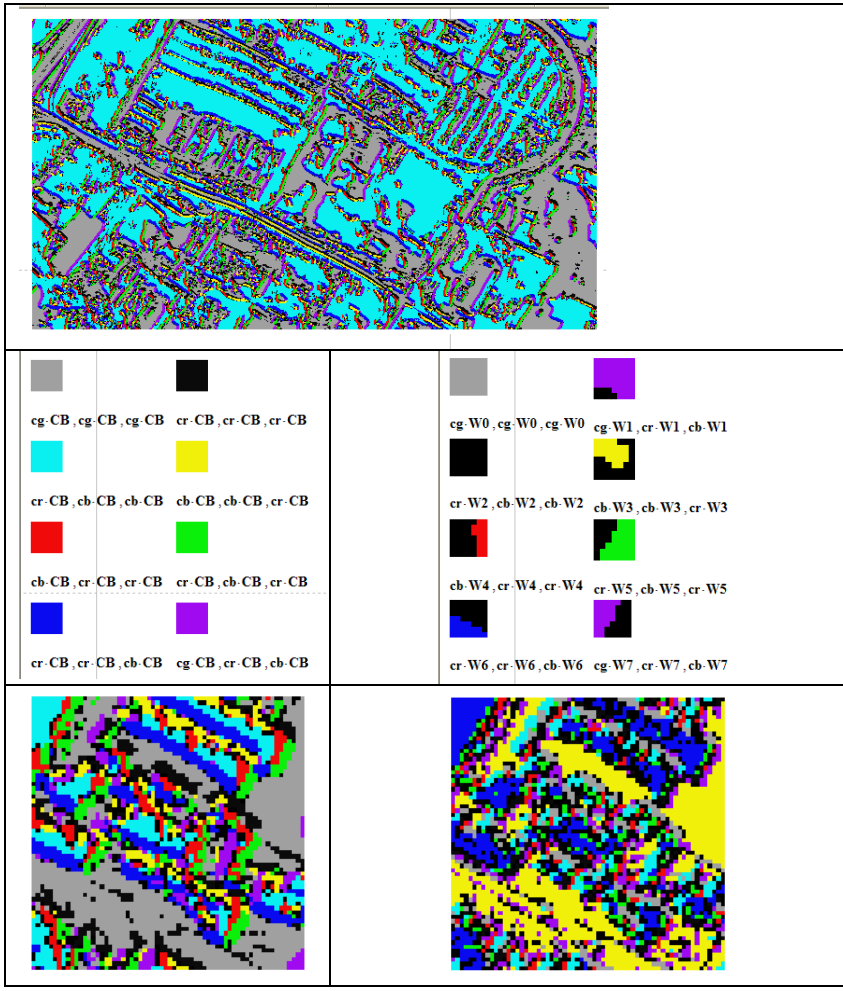


Рис. 4. Результати кластерного поділу зображення на схожі фрагменти (7*7)

фрагменти, які найбільш схожі на відповідний, один з восьми, КВ. Кольори для кластерів та сформовані для них КВ - фрагменти в тій же палітрі показані в середньому ряду. А внизу ліворуч показана при збільшенні одна і та ж частина М4, але при групуванні фрагментів з 7*7 і 5*5 (праворуч) елементів.

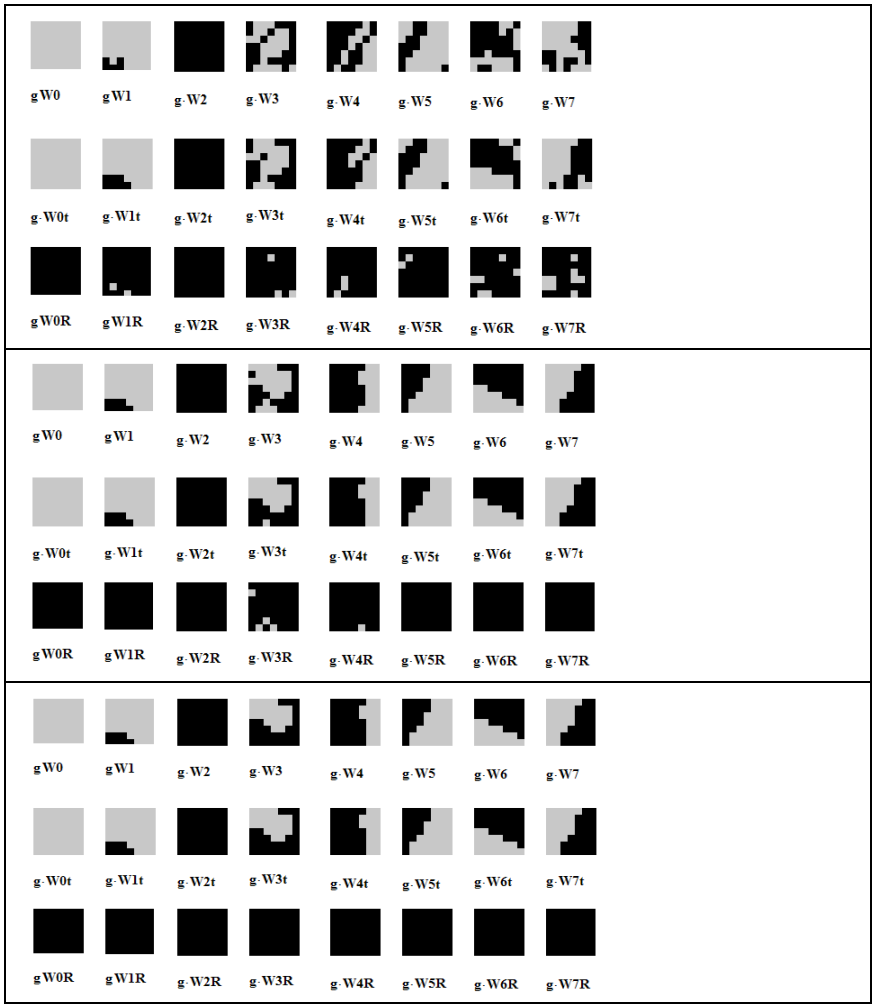


Рис. 5. Моделювання процесу формування КВ (центрів) для розмірності 7*7 ел.

Результати кластерного розбиття за схожістю фрагментів напівтонового (8 біт на піксель) зображення показані на рис. 6 для двох випадків, що відповідають різним розмірам фрагментів, а саме 3*3 та 5*5 пікселів. Вони підтверджують можливість кластеризації запропонованим методом фрагментів за їх структурно-топологічними ознаками не лише бінарних, але й багатоградаційних та кольорових зображень.

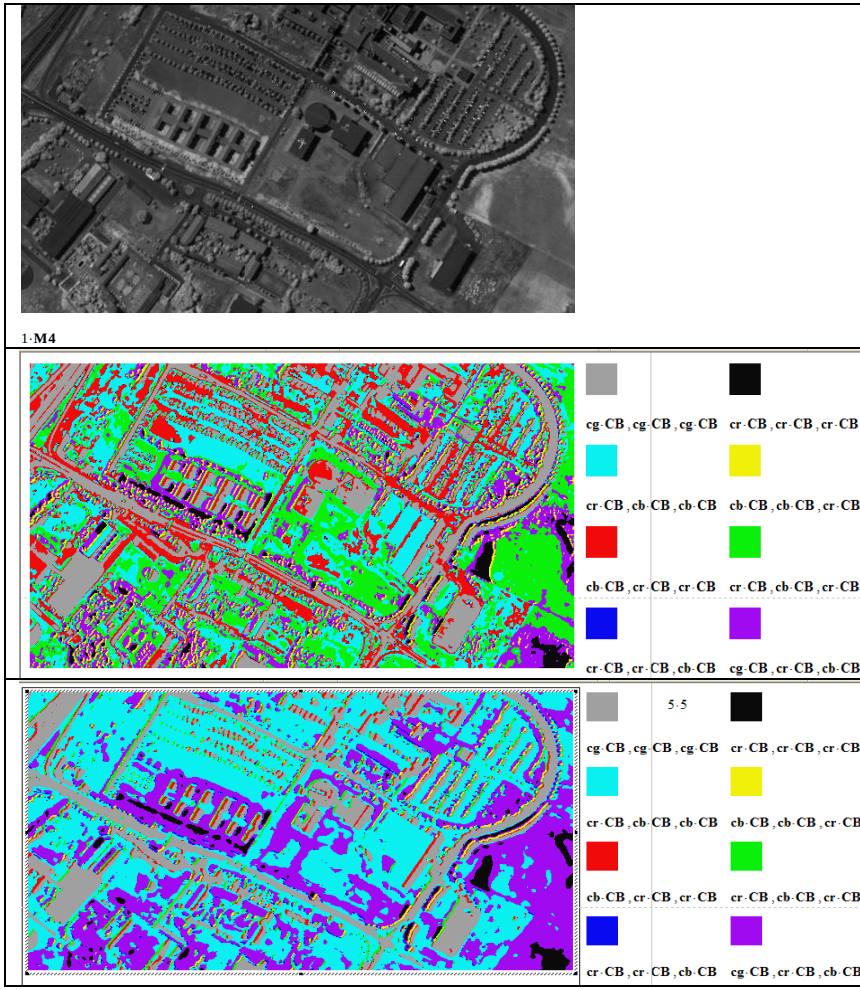


Рис. 6. Результати кластеризації фрагментів напівтонового зображення (вгорі) відповідно для розмірності фрагментів 3*3 (посередині) та 5*5 (внизу)

Висновки. Запропоновано метод кластеризації фрагментів за їх структурно-топологічними ознаками не лише бінарних, але й багатоградаційних та кольорових зображень із суміщеним самонавчанням та формуванням кластерних векторів (центроїд). Побудовано його математична модель та розроблено на її основі алгоритм реалізації. Основою моделі є використання паралельних багатокрокових процедур обчислення просторових нелінійних еквівалентністних функцій для всіх кластерних векторів. Проведено низку експериментів із використанням програмного середовища Mathcad, наведено результати цих моделювань. Вони показали, що запропонований метод є універсальним, має значну збіжність, малу кількість ітерацій, легко відображається на матрично-матричні структури та підтвердили його перспективність.

Бібліографічні посилання

1. Анализ и синтез случайных пространственных текстур / Г.А. Андреев, О.В. Базарский, А.С. Глауберман и др. // Зарубежная радиоэлектроника. – 1984. – №2. – С. 3–33.
2. **Харалик Р.М.** Статистический и структурный подходы к описанию текстур / Р.М. Харалик // ТИИЭР. – 1979. – Т.67. – №5. С. 98–118.
3. **Krasilenko V.G.** Using a multi-port architecture of neural-net associative memory based on the equivalency paradigm for parallel cluster image analysis and self-learning / V.G. Krasilenko, A. Lazarev, S. Grabovlyak // Proc. of SPIE, Vol. 8662, (SPIE, Bellingham, WA 2013), 86620S.
4. **Krasilenko V.G.** Application of non-linear correlation functions and equivalence models in advanced neuronets / V.G. Krasilenko, O.K. Kolesnitsky, A.K. Boguhvalsky // Proc. of SPIE, Vol. 3317-32, (SPIE, Bellingham, WA 1997), pp. 211-223.

Надійшла до редколегії 20.12.2013