

**Conclusion**

The authors of the article considered the possibility of signal using with rectangular envelope of spectrum and minimum peak-factor. It is shown that the number of local minima while growing the number of harmonics increases by power dependence. Using the set of initial phases as a secret code and using known encryption techniques we can increase of secrecy of information transfer and resistance to disclosure. The fact that such signals are like a noise can conceal the fact of information transferring.

**References**

1. Adamenko M.V. Foundations of classical cryptology: Secrets codes and codes. M.: DMK-Press, 2012. 256 p.
2. Liubchuk V.R., Yakymchuk O.D. Methods of adaptive determination of the phase of the signal with minimal peak factor. Herald of Khmelnytsky National University. 2013. № 2. P. 291–293.

**Література**

1. Адаменко М.В. Основы классической криптологии: секреты шифров и кодов. / М.В. Адаменко. – М.: ДМК-Пресс, 2012. – 256с.
2. Любчик В.Р. Методи адаптивного визначення фазового спектру сигналу з мінімальним пікфактором / В.Р. Любчик, О.Д. Якимчук // Вісник Хмельницького національного університету. – 2013. – № 2. – С. 291–293.

Рецензія/Peer review : 21.3.2014 р.

Надрукована/Printed :9.4.2014 р.

Рецензент: Шинкарук О.М., д.т.н., проф.

УДК 004.032

В.Г. КРАСИЛЕНКО, Д.В. НІКІТОВИЧ

Вінницький соціально-економічний інститут Університету «Україна»

## МОДЕЛЮВАННЯ СУМІЩЕНОГО З САМОНАВЧАННЯМ МЕТОДУ КЛАСТЕРИЗАЦІЇ ФРАГМЕНТІВ ЗОБРАЖЕНЬ ЗА ЇХ СТРУКТУРНО- ТОПОЛОГІЧНИМИ ОЗНАКАМИ

*Запропонований суміщений з самонавчанням метод кластеризації фрагментів зображень. Для поділу фрагментів використовуються їх структурно-топологічні ознаки та просторово-еквівалентнісі нелінійні функції. Наведені результати моделювання запропонованого методу. Показано, що метод має хорошу збіжність, є швидкодіючим і легко відображається на матрично-матричній процедурі та засоби.*

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

V.G. KRASILENKO, D.V. Nikitovych

Vinnitsa socio-economic institute of University "Ukraine", Vinnitsa, Ukraine

## MODELING COMBINED WITH SELF-LEARNING CLUSTERING METHOD OF IMAGE FRAGMENTS IN ACCORDANCE WITH THEIR STRUCTURAL AND TOPOLOGICAL FEATURES

*Abstract - Purpose - to propose and explore a parallel clustering method of image fragments. For cluster grouping of fragments used their structural and topological features and spatially equivalence nonlinear functions. Shown simulation results of the proposed method. It is shown that the method has good convergence is fast and easy displayed on the matrix-matrix procedures and tool.*

*Keywords: clustering image fragments, adaptive self-learning, spatially equivalence nonlinear function, spatially invariant model, matrix-matrix procedure*

**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 зі супутників, кореляційно-екстремальна координатна прив'язка в системах навігації, комп'ютерна діагностика в медицині, розпізнавання та класифікація образів в системах спостереження, тощо. Під текстурою розуміють просторову організацію елементів в межах деякого геометричного фрагмента зображення об'єкта, яка обумовлена визначеним статистичним розподілом інтенсивності елементів-пікселів [1]. В [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 їх 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 лиш 3 -4 ітерації. Метод дає хорошу збіжність та є швидкодіючим. На рис. 1б показана математична модель з використанням ММП з нелінійними функціями F<sub>non</sub> активації при 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 перемножується на матрицю W<sub>opt</sub> оптимальних КТ.

Інтерпретація методу на просторово-інваріантний випадок потребує обчислення просторових

функцій-згорток 
$$\mathbf{E}^m = \mathbf{W}^m \overset{t}{\otimes} \mathbf{A}, \quad \text{де}$$

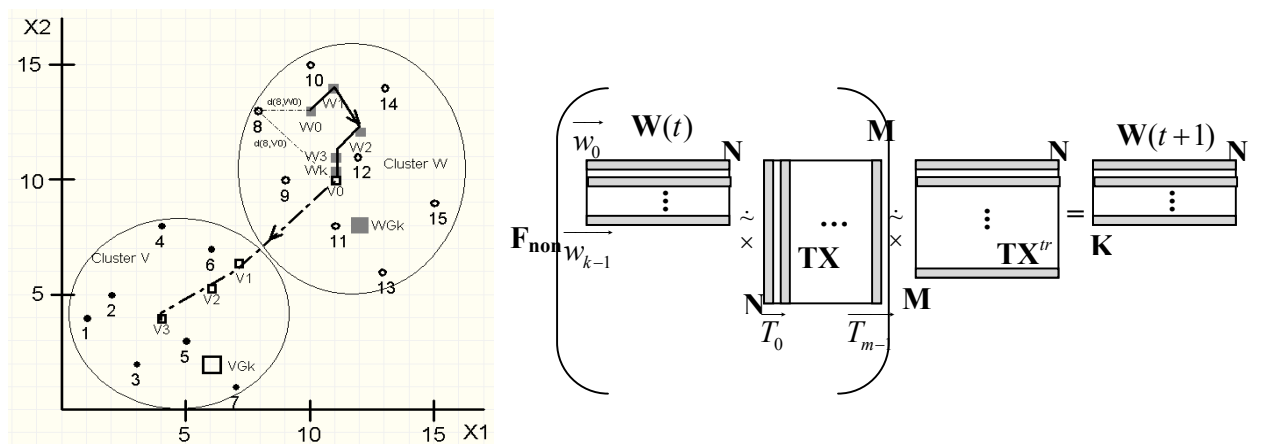
$$E_{k,l}^m = 1 - \text{mean} \left( \left[ \text{submatrix}(\mathbf{A}, k, k+r_0-1, l, l+r_0-1) - \mathbf{W}^m \right] \right),$$
 нелінійної їх обробки за виразом

$$EN_{k,l}^m = G(E_{k,l}^m) = 0,5 \left[ 1 + (2E_{k,l}^m - 1)^a \right]$$
 та порівняння між собою для визначення, індексування

переможців за виразами: 
$$MAX_{k,l} = \max_{\text{індекс } m} (EN_{k,l}^{m=0}, EN_{k,l}^{m=1} \dots EN_{k,l}^{m=M-1})$$
 і 
$$EV_{k,l}^m = f_{\text{нел}}^{akm}(EN_{k,l}^m, MAX_{k,l}).$$
 На

першому алгоритмічному кроці визначаються всі M матриць 
$$\mathbf{E} \mathbf{V}^m = \mathbf{F} \left( \mathbf{F}_{\text{нел}} \left( \mathbf{W}^m \overset{t}{\otimes} \mathbf{A} \right) \right),$$
 а з

урахуванням другого кроку (згортка останніх з матрицею A) модель запропонованого методу матиме вигляд: 
$$\mathbf{W}^m(t+1) = \mathbf{F} \left( \mathbf{F} \left( \mathbf{F} \left( \mathbf{F} \left( \mathbf{W}_{(t)}^m \overset{t}{\otimes} \mathbf{A} \right) \right) \overset{t}{\otimes} \mathbf{A} \right) \right).$$



**Рис. 1:** а) Пояснення принципу навчання нейронерезевої 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<sub>non</sub> для індексації КВ.

На рис.2 показані 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 KB, 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 KB відображають перепади яскравості з різною кутвою орієнтацією та фрагменти з 3 чи 4 точковими крапками з комплементарною яскравістю.

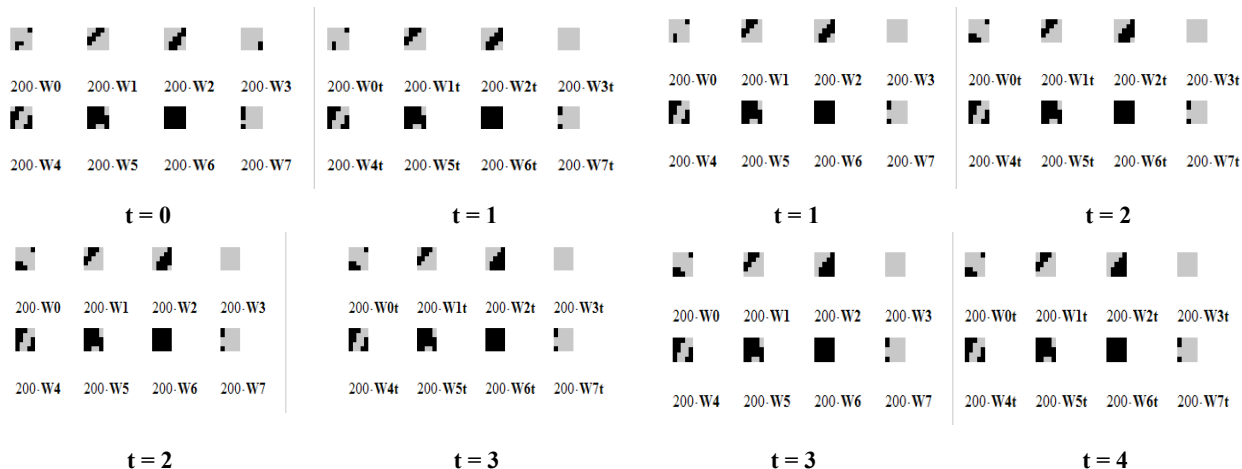


Рис.2. Результати моделювання процесу формування вагових коефіцієнтів

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 8 виділених кластерів (просторових зон з однаковими фрагментами), позначених різними 8 кольорами, та в) – другий виділений кластер C1, а г) -- третій виділений кластер C2. З урахуванням обмежень інші кластери у вигляді окремих зображень тут не показані.

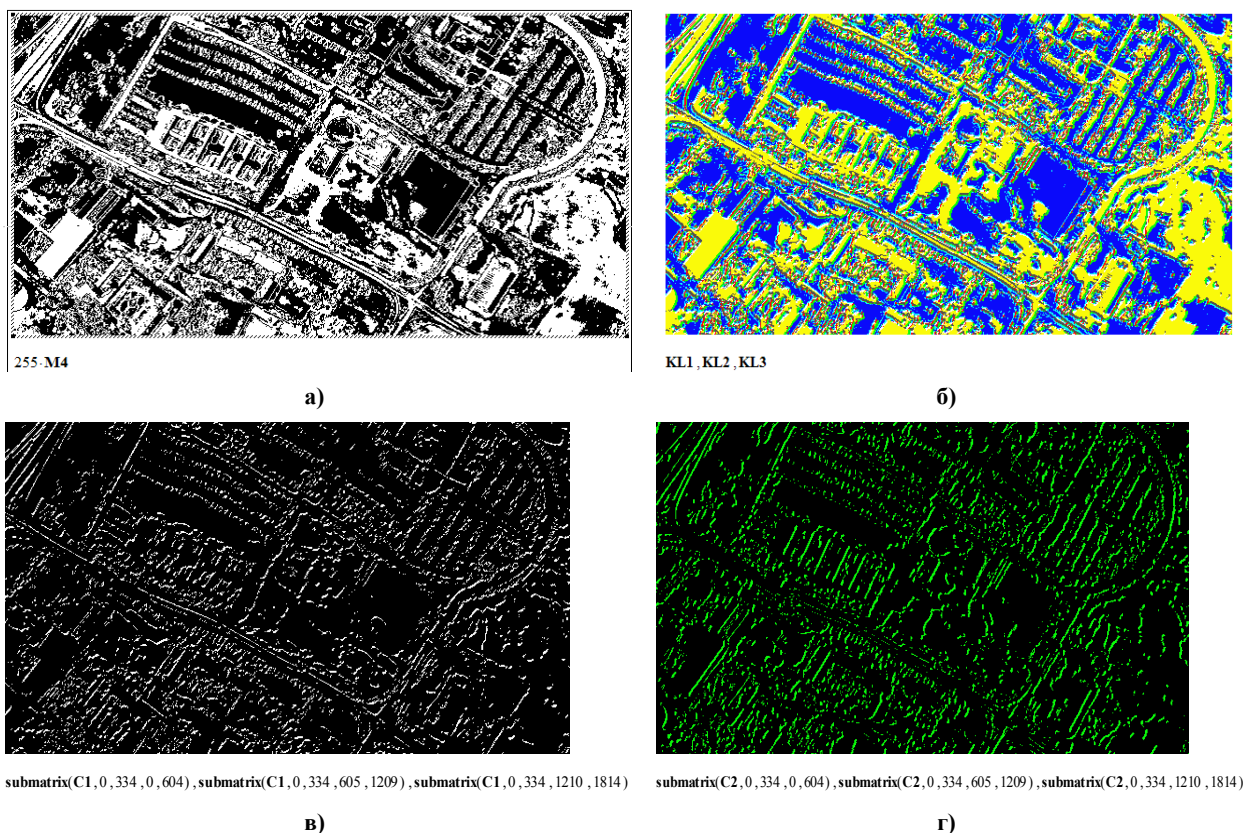


Рис.3. Результати розбиття зображення на 8 кластерів за схожістю всіх його фрагментів (5\*5), що утворюються при просторових зміщеннях.

На рис. 4 показані результати поділу фрагментів того ж зображення M4 на 8 кластерів, але для розмірності фрагментів рівній 7\*7 ел. та для сформованих KB, 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 ітерації ) матриць W0 - W7 KB, 8 сформованих (після всі 8 початкових (до ітерації ) матриць W0 - W7 KB, 8 сформованих (після чергової ітерації ) матриць W0t - W7t та 8 різницевих матриць W0R - W7R. Останні показують зміни KB при навчанні. Оскільки після сьомої ітерації різницеві матриці є нульовими, то стає очевидно, що всього за 7 ітерацій закінчується процес самонавчання та формування необхідних KB. Це є підтвердженням швидкодії та доброї збіжності методу. На рис. 4 вгорі показані, виділені різними кольорами просторові області зображення M4, що мають такі його відповідні фрагменти, які найбільш схожі на відповідний, один з восьми, KB. Кольори для кластерів та сформовані для них KB - фрагменти в тій же палітрі показані в середньому ряду. А внизу ліворуч показана при збільшенні одна і та ж частина M4, але при групуванні фрагментів з 7\*7 і 5\*5 (праворуч) елементів.

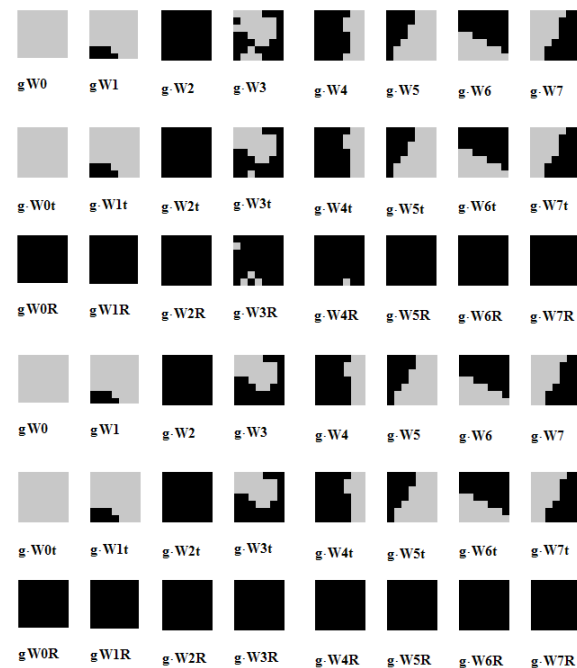
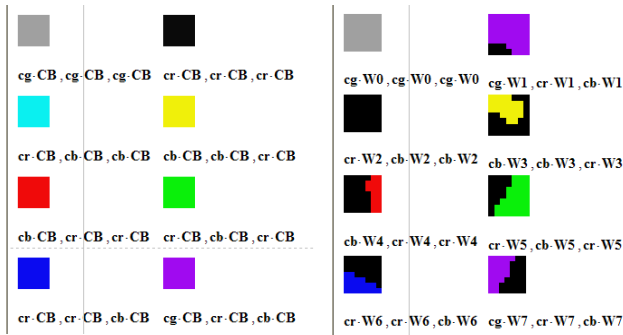
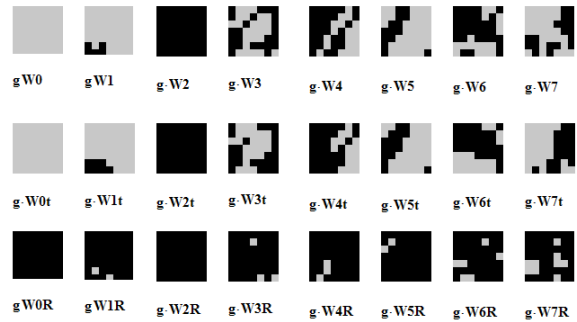
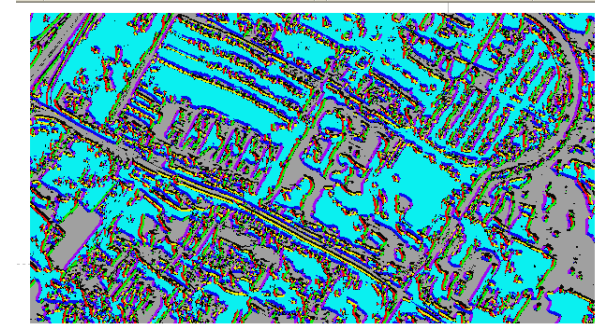


Рис.4. Результати кластерного поділу зображення на схожі фрагменти (7\*7).

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

Результати кластерного розбиття за схожістю фрагментів напівтонового (8 біт на піксел) зображення показані на рис. 6 для трьох випадків, що відповідають різним розмірам фрагментів, а саме 3\*3, 5\*5 та 15\*15 пікселів. Вони підтверджують можливість кластеризації запропонованим методом фрагментів за їх структурно-топологічними ознаками не лише бінарних, але й багатоградацийних та кольорових зображень. Якщо розмір фрагменту вибрати рівним 1\*1, то за допомогою запропонованого методу можна здійснювати багаторівневу дискримінацію-селекцію елементів зображень у відповідності до їх гістограмних розподілів інтенсивності.

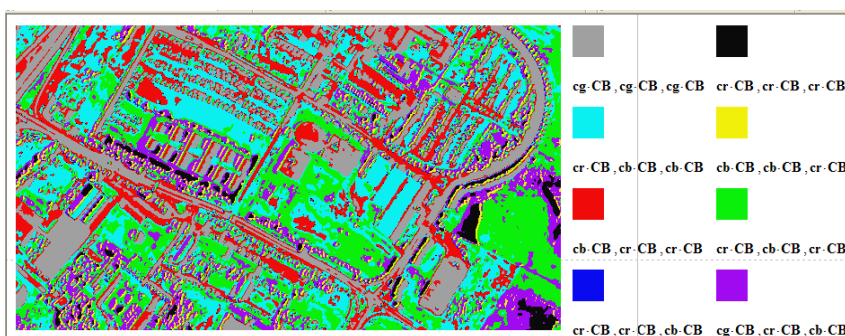
В той же час можна відмітити, що для напівтонових зображень, навіть для фрагментів малого розміру, є значною кількістю різних градацій інтенсивності кожного елемента, а тому і кількість можливих структурно-топологічних конфігурацій фрагментів чи потужність множини можливих матриць-ознак є досить значною. Тому для таких випадків необхідно збільшувати кількість KB. Крім того, слід очікувати і збільшення кількості ітерацій самонавчання для остаточного формування KB. Відмітимо і той факт, що для різних зображень з їх різними статистичними характеристиками та гістограмними розподілами вибір базових KB, їх виду, розмірів, кількості суттєво залежить від задач, що будуть вирішуватись за допомогою запропонованого методу. Чи це задачі адаптивної багаторівневої селекції, чи це виділення перепадів інтенсивності з різною просторовою, кутовою орієнтацією, чи це задачі розпізнавання. Клас задач, для

вирішення яких можна застосувати наш метод, є досить значним та свідчить про його універсальність. Це потребує додаткових досліджень для кожного специфічного застосування методу, а тому, з урахуванням обмежень, тут ми їх не розглядаємо, а плануємо висвітлити їх у подальших роботах.

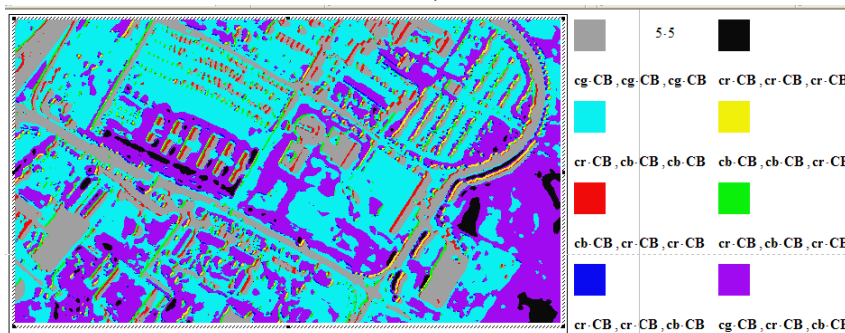


1-M4

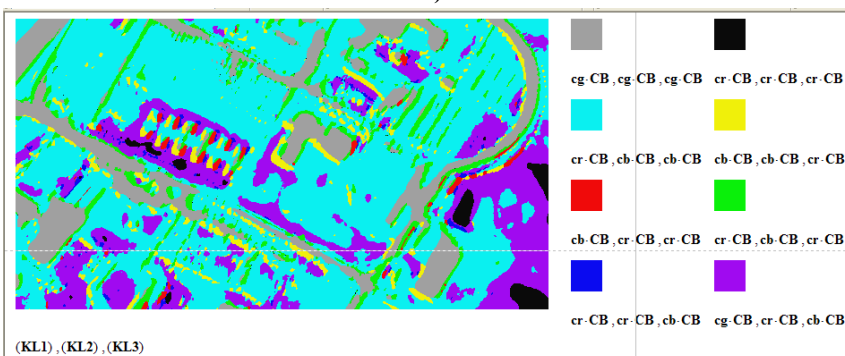
а)



б)



в)



г)

Рис.6. Результати кластеризації фрагментів напівтонового зображення: а) напівтонове зображення, фрагменти якого підлягали кластерному поділу, б), в), г) – результати кластеризації, виділені та позначені різними кольорами всі 8 просторових зон з однаковими фрагментами, відповідно – б) для розмірності фрагментів 3\*3, --в) для розмірності фрагментів 5\*5 та –г) для розмірності фрагментів 15\*15.

### Висновки

Запропонований метод кластеризації фрагментів за їх структурно-топологічними ознаками не лише бінарних, але й багаторіаційних та кольорових зображень з суміщенням самонавчанням та формуванням кластерних векторів (центроїд). Побудована його математична модель та розроблений на її основі алгоритм реалізації. Основою моделі є використання паралельних багатокрокових процедур обчислення просторових нелінійних еквівалентних функцій для всіх кластерних векторів. Проведена низка експериментів з

використання програмного середовища Mathcad, наведені 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.

### Література

1. Анализ и синтез случайных пространственных текстур / [Г.А. Андреев, О.В. Базарский, А.С. Глауберман та ін.] // 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.
3. Krasilenko, V.G., Lazarev, A., Grabovlyak, S., "Using a multi-port architecture of neural-net associative memory based on the equivalency paradigm for parallel cluster image analysis and self-learning," Proc. of SPIE, Vol. 8662, (SPIE, Bellingham, WA 2013), 86620S.
4. Krasilenko, V.G., Kolesnitsky, O.K., & Boguhvalsky, A.K. "Application of non-linear correlation functions and equivalence models in advanced neuronets," Proc. of SPIE, Vol. 3317-32, (SPIE, Bellingham, WA 1997), pp. 211–223.

### References

1. Andreev G.A., Bazarskyj O.V., Glauberman A.S., Kolesnikov A.I., Korzhyk Yu.V., Xlyavich Ya.L. Analiz i syntezy sluchajnyx prostranstvennyx tekstur // Zarubezhna radioelektronika. – 1984. - №2. – С. 3-33.
2. Xaralik R.M. Statischeckij i strukturnyj podxody k opisaniyu tekstur // ТИИЭР. – 1979. – Т.67. - №5.
3. Krasilenko, V.G., Lazarev, A., Grabovlyak, S., "Using a multi-port architecture of neural-net associative memory based on the equivalency paradigm for parallel cluster image analysis and self-learning," Proc. of SPIE, Vol. 8662, (SPIE, Bellingham, WA 2013), 86620S.
4. Krasilenko, V.G., Kolesnitsky, O.K., & Boguhvalsky, A.K. "Application of non-linear correlation functions and equivalence models in advanced neuronets," Proc. of SPIE, Vol. 3317-32, (SPIE, Bellingham, WA 1997), pp. 211-223.

Рецензія/Peer review : 7.2.2014 р. Надрукована/Printed :9.4.2014 р.

Рецензент: Філінюк М.А., доктор технічних наук, професор, завідувач кафедри "Проектування комп'ютерної і телекомунікаційної апаратури" Вінницького національного технічного університету

УДК 621.396

І.С. ПЯТИН, Р.В. СОРОКАТИЙ, Ю.В. ЛАВРЕНЮК

Хмельницький національний університет

## ДОСЛІДЖЕННЯ ШИРОКОСМУГОВИХ СИГНАЛІВ З ДВОПОЗИЦІЙНОЮ ФАЗОВОЮ МАНІПУЛЯЦІЄЮ

*Розглядається принцип побудови радіотехнічних систем на основі сигналів з розширеним спектром методом прямої послідовності. Розраховується аналітичний вираз і математична модель таких сигналів з двопозиційною фазовою маніпуляцією (BPSK). Наведені спектри таких сигналів, а також структурні схеми побудови модулаторів і демодуляторів на сучасній елементній базі.*

*Ключові слова: широкосмугові сигнали, двопозиційна фазова маніпуляція, псевдовипадкова послідовність*

I.S. PYATIN, R.V. SOROKATIY, Y.V. LAVRENIUK

Khmelnitskiy national university

### RESEARCH BROADBAND SIGNALS WITH BINARY PHASE-SHIFT KEYING

*Abstract - We consider the principle of operation and construction of radio systems based on spread spectrum signals by direct sequence. These advantages and application. Calculated analytical expression and mathematical model of such signals with binary phase-shift keying (BPSK). The spectrum and autocorrelation function of these signals extending pseudorandom sequence based on signals Barker in the environment Matlab. These structural scheme of the modulators and demodulators for modern base.*

*Keywords : broadband signals, binary phase-shift keying, pseudo-random sequence*

### Постановка задачі

Широкопasmові сигнали використовуються в системах рухомого зв'язку та бездротового доступу, у фіксованому і супутниковому зв'язку, навігації, радіолокації тощо. До переваг таких сигналів відносять скритність випромінення, безпомилкову передачу інформації в умовах багатопроменевого розповсюдження радіохвиль і можливість отримання ансамблю широкопasmових сигналів, що займають спільну смугу частот [1]. Якщо взаємкореляційні функції таких сигналів мають незначний рівень, то вони можуть бути одночасно передані в одній смузі частот без значних взаємних завад. Серед методів розширення спектру знайшли найбільше використання метод прямої послідовності (direct sequence – DS) і метод стрибкоподібної перебудови частоти (frequency hopping – FH).

Для підвищення достовірності прийому сигналу, тобто для збільшення ймовірності безпомилкового розпізнавання сигналу на приймальній стороні в умовах шуму, можна використовувати широкопasmові сигнали. При цьому кожний інформаційний біт, який передається, замінюється деяким кодом –