

ІНФОРМАТИКА, ОБЧИСЛЮВАЛЬНА ТЕХНІКА ТА АВТОМАТИЗАЦІЯ

УДК 681.3.082.5

DOI <https://doi.org/10.32838/2663-5941/2021.3/12>

Арпендій С.П.

Український науково-дослідний інститут спеціальної техніки та судових експертиз
Служби безпеки України

ЗАСТОСУВАННЯ ВЕКТОРНОЇ МАШИНИ ПІД ЧАС РОБОТИ З МАСИВАМИ ГРАФІЧНИХ ДАНИХ

Проведено аналіз ефективності застосування сучасних методів розпізнавання візуальних об'єктів у масивах графічних даних. Представлено і класифіковано програмні і нейромережеві алгоритми, що застосовуються у галузі роботи з матрицями зображень, зокрема методику подання квадратної інтегрованої функції за ортонормованою серією, породженою вейвлетом (вейвлет-перетворення), і підходи до зменшення розмірності даних за мінімальних інформаційних утрат, що базуються на методі головних компонент. Для формалізації оцінки ефективності роботи алгоритму під час виділення візуальних образів у процесі обробки масиву графічних даних необхідно ввести цільові функції ефективності. На основі визначення екстремумів цільових функцій ефективності, що репрезентують рівень точності виділення візуального об'єкта, рівень навантаження на обчислювальні ресурси та час обробки запиту відповідно обсягу вхідних даних, можна побудувати систему оцінки загальної ефективності алгоритму і сформулювати методичні рекомендації щодо його оптимізації відповідно до поставленого завдання. В основі моделювання процедури вейвлет-аналізу масивів графічних даних лежить формалізація на математичному рівні функції відповідності роздільної здатності підграфа точності виділення візуальних образів та навантаженню на обчислювальний ресурс апаратно-програмного комплексу. Побудовано методологію оцінки ефективності алгоритмів автоматичного аналізу графічних даних із застосуванням нейромережевих алгоритмів, що базується на показнику рівня точності виділення візуального об'єкта, показнику рівня навантаження на обчислювальні ресурси системи та показнику часу обробки запиту відповідно до розміру масиву вхідних даних, які підлягають обробці. Розроблено методику автоматичного розпізнавання візуальних образів, що базується на комбінованому застосуванні машини опорних векторів, вейвлет-перетворення та методу головних компонент для лінійної, поліноміальної ядерної функції і радіальної базисної функції. Проведено аналіз відкритих статистичних результатів досліджень та визначено оптимальну архітектуру організації алгоритмів на основі сімлета для лінійної ядерної функції. Узагальнено методологію оптимізації та оцінки ефективності відповідної програмно-нейромережевих алгоритмів розпізнавання.

Ключові слова: графічні дані, розпізнавання візуальних об'єктів, векторна машина, метод головних компонент, вейвлет-перетворення, нейромережевий алгоритм, ядерна функція.

Постановка проблеми. Зростання актуальності завдання обробки великих масивів графічних даних, що спостерігається протягом останніх двох десятиріч, можна пов'язати з набором факторів, що формують відповідний мегатренд. Систематизуємо відповідні фактори у рамках таких груп:

– збільшення загального обсягу та якості графічних даних (роздільної здатності, динамічного діапазону і кольорової схеми), що пов'язано з упровадженням новітніх систем фото- і відеореєстрації;

– масштабування інфраструктури передачі, обробки і збереження даних (експоненційне збільшення показників перепускності інформаційних каналів, потужності обчислювального ресурсу та ємності цифрових носіїв інформації);

– упровадження концепцій автоматизації під час роботи з великими обсягами даних, що зумовило перехід від взаємодії на рівні «людина – людина» (Person-to-Person, P2P) та «людина – машина» (Person-to-Machine, P2M) до повністю автоматизованого способу обробки «машина – машина» (Machine-to-Machine, P2M);

– адаптація та розвиток програмних алгоритмів обробки графічних даних (алгоритми розрахунку власних векторів та власних значень вхідних даних, алгоритми на основі методу головних компонент, алгоритми, що базуються на визначенні опорних векторів і, відповідно, побудові машини опорних векторів, алгоритми, у яких застосовується прихована марківська модель та вейвлет-перетворення);

– поява, впровадження та розвиток нейромережових алгоритмів обробки графічних даних.

Для формалізації оцінки ефективності роботи алгоритму під час виділення візуальних образів у процесі обробки масиву графічних даних необхідно ввести цільові функції ефективності. На основі визначення екстремумів цільових функцій ефективності, що репрезентують рівень точності виділення візуального об'єкта, рівень навантаження на обчислювальні ресурси та час обробки запиту відповідно обсягу вхідних даних, можна побудувати систему оцінки загальної ефективності алгоритму і сформулювати методичні рекомендації щодо його оптимізації відповідно до поставленого завдання.

Аналіз останніх досліджень і публікацій. Аналіз фахових видань, присвячених тематиці машинної обробки масивів графічних даних із метою виділення візуальних образів, указав на пріоритет методів, що базуються на математичному моделюванні, в основу якого покладено вей-

влет-перетворення [1–8]. Особливість зазначеного підходу полягає у застосуванні процедури циклічного збільшення роздільної здатності масиву даних шляхом обробки високочастотної сфери спектру нестационарного сигналу, що репрезентує матрицю вхідного зображення. Таким чином, було розглянуто методики з оптимізації рівня навантаження на обчислювальний ресурс апаратно-програмної платформи під час застосування вейвлет-аналізу графічних даних [3–5] та алгоритми стаціонарного вейвлет-перетворення [4–8]. Крім того, проведений аналіз включав у себе алгоритми, що базуються на впровадженні методів факторного аналізу в статистиці (зокрема, методу головних компонент) за попередньої обробки та аналізу графічних даних [9; 10], застосування комбінованих програмно-нейромережових алгоритмів за ідентифікації обличчя і розпізнавання міміки [11–13]. Зазначені підходи порівнювалися відповідно до вказаних вище показників ефективності з алгоритмами на основі машини опорних векторів [14; 15] та марківських моделей [16; 17].

Постановка завдання. Проведений аналіз показав на перевагу алгоритмів, що базуються на вейвлет-аналізі, методі головних компонент та нейромережових алгоритмах. Також було вказано на необхідність побудови комплексної методики машинного аналізу великих масивів графічних даних із метою виділення візуальних образів за умов мінімального навантаження на обчислювальний



Рис. 1. Оцінка методів обробки графічних даних відповідно до розширення запитів та розвитку функціональних можливостей апаратно-програмного комплексу

ресурс апаратно-програмного комплексу та мінімальної затримки під час обробки вхідного запиту, що було поставлено за мету дослідження.

Виклад основного матеріалу дослідження.

1. Математичне моделювання вейвлет-аналізу графічних даних

В основі моделювання процедури вейвлет-аналізу масивів графічних даних лежить формалізація на математичному рівні функції відповідності роздільної здатності підграфа точності виділення візуальних образів та навантаженню на обчислювальний ресурс апаратно-програмного комплексу [4; 5]. Відповідно до зазначеної моделі, вхідні графічні дані подаються у вигляді нестационарного сигналу, що поділяється на низькочастотну і високочастотну сфери. Низькочастотна сфера спектру сигналу репрезентує форму зображення, а високочастотна – репрезентує окремі деталі.

Алгоритм проведення вейвлет-аналізу вхідних даних включає у себе послідовне виконання двох процедур:

1. циклічна процедура – розклад часового ряду, що складається з $i \in [1; I - 1]$ ітерацій;
2. процедура відновлення вхідного сигналу.

Розрахунок на основі масиву вхідних даних вейвлет-коефіцієнтів відповідно до I вейвлет-метрик може бути проведено за формулою, згідно з якою показники $a(i)$ (де $i = I - 1$) та $b(i)$ (де $i \in [1; I - 1]$) обчислюються ітераційним шляхом через низькочастотний та високочастотний коефіцієнти ($\kappa_L(i)$ та $\kappa_H(i)$, відповідно):

$$[a(I-1), b(I-1), b(I-2), \dots, b(1)] : \begin{cases} a(i) = \kappa_L(i-1) \cdot a(i-1) \\ b(i) = \kappa_H(i-1) \cdot b(i-1) \end{cases} \quad (1)$$

для $i \in [2; I - 1]$, де низькочастотний та високочастотний коефіцієнти також визначаються ітераційним шляхом через показник кількості нулів у кодівейвлет-фільтри (показник κ_0):

$$\{\kappa_L(i), \kappa_H(i)\} : \begin{cases} \kappa_L(i) = \kappa_0 \cdot \kappa_L(i-1) \\ \kappa_H(i) = \kappa_0 \cdot \kappa_H(i-1) \end{cases}, \text{де } i \in [2; I - 1]. \quad (2)$$

Також математична модель вейвлет-аналізу включає у себе два оператори субдискретизації:

- непарний оператор субдискретизації O_a ;
- парний оператор субдискретизації O_b .

На їх основі можна розрахувати ортогональне перетворення для компонент $a(i)$ та $b(i)$:

$$\begin{cases} a(i) : (O_a \cdot \kappa_L(i-1), O_b \cdot \kappa_H(i-1)) \\ b(i) : (O_b \cdot \kappa_L(i-1), O_a \cdot \kappa_H(i-1)) \end{cases} \quad (3)$$

Аналогічно на основі непарного і парного операторів оберненого перетворення (T_a та T_b відповідно) можна визначити рефракторизоване вейвлет-перетворення як функцію $a(i-1) = f(a(i), a(i), T_a(i-1)T_b(i-1))$. Зазначений

підхід дає змогу побудувати математичну модель процесу розпізнавання графічних зображень на основі симетричної вейвлет-функції (сімлету) й оптимізувати ефективність відтворення вхідного сигналу шляхом зменшення спотворення фази.

2. Побудова комбінованого алгоритму розпізнавання на основі методу головних компонент

Включення в алгоритм аналізу графічних даних та відповідну математичну модель методу лінійного відображення (зокрема, методу головних компонент) дає змогу розташувати точки вибірки в мультимодальному просторі. При цьому як дискримінантний вектор, що застосовується під час виділення ознак зображення, вибирається напрям, що характеризується найбільшою дисперсією [9; 10].

Адаптація методу головних компонент для аналізу графічних даних із метою виділення ознак візуальних об'єктів полягає у переведенні матриці зображення у набір частотних компонент. На рівні побудови математичного апарату підграф низькочастотної області спектру сигналу може бути представлено як набір векторів графічного зображення $\mathbf{X}_j : \{x_j\}$, де $j \in [1; J]$ — кількість навчальних вибірок. Відповідно, коваріаційна матриця зразків навчальної вибірки визначається як:

$$\mathbf{M} = \sum_{j=1}^J (\Delta \mathbf{X}_j \cdot (\Delta \mathbf{X}_j)^T) \text{де } \Delta \mathbf{X}_j = \mathbf{X}_j - \frac{\sum_{j=1}^J (x_j)}{J}. \quad (4)$$

Якщо записати матрицю \mathbf{M} як добуток $\mathbf{M}_0 \times (\mathbf{M}_0)^T$, то система координат будуватиметься на основі набору векторів ознак, що відповідають ненульовим значенням матриці \mathbf{M}_0 . Оптимізація навантажень на обчислювальний ресурс апаратно-програмної платформи здійснюється через розрахунок власних значень і власних векторів матриці \mathbf{M}_0 за сингулярним розкладом. У процесі виділення візуального образу у матриці зображення здійснюється проєціювання у простір характерних ознак, що надалі використовуються як вхідні дані класифікатора сингулярного розкладу. На основі статистичних даних, представлених у дослідженні застосування алгоритмів візуальних об'єктів [13], було розраховано параметр ефективності розпізнавання (рис. 2–4).

Усі алгоритми, статистичний аналіз результатів виконання яких представлено на графіках, що наведені вище, базуються на машині опорних векторів. Окрім того, алгоритми включають у себе застосування методу вейвлет-перетворення (ВП), методу головних компонент (ГК) або комбінованого методу (КМ). Кожен підхід аналізувався відповідно до набору положень об'єкта аналізу

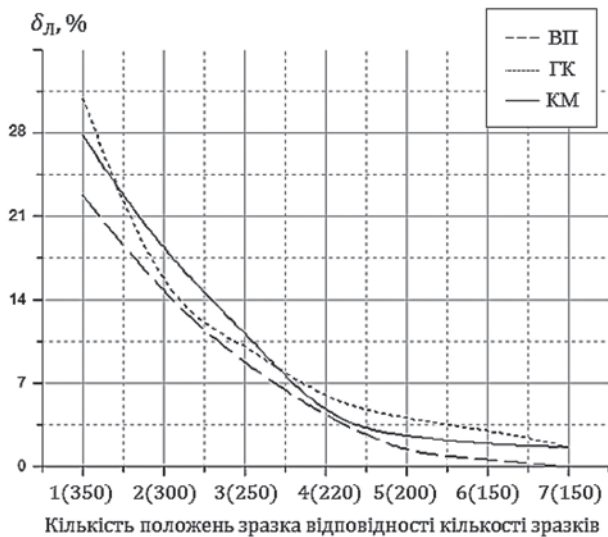


Рис. 2. Залежність показника δ_L відносно загальної кількості і кількості положень зразків навчальної вибірки

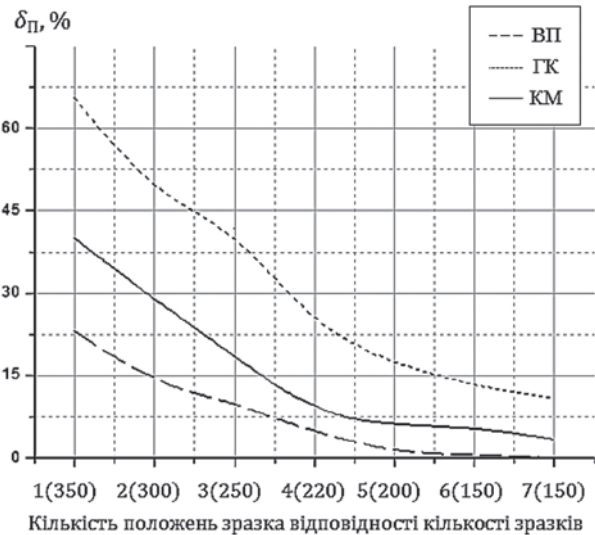


Рис. 3. Залежність показника δ_P відносно загальної кількості і кількості положень зразків навчальної вибірки

(у рамках даного дослідження аналізувалося положення обличчя) та кількості зразків, що відповідає даному положенню (загальна кількість зразків при цьому послідовно зростала). Дослідження було проведено для моделей на основі лінійної ядерної функції, поліноміальної ядерної функції і радіальної базисної функції, що адаптувалася як ядерна функція. У результаті дослідження для кожної моделі було отримано залежності показників помилкового виділення візуального об'єкта δ_L (моделі на основі лінійної ядерної функції), δ_{LP} (моделі на основі поліноміальної ядерної функції) і δ_P (моделі на основі радіальної базисної функції). Найбільша ефективність була показана для алгоритмів, що базуються на машині опорних векторів із застосуванням вейвлет-перетворення, тоді як комбінований метод не показав зростання показників ефективності точності виділення візуальних об'єктів.

Висновки. У результаті проведеного дослідження ефективності застосування сучасних методів розпізнавання ознак візуальних об'єктів у великих масивах графічних даних було представлено і класифіковано алгоритми, що застосовуються у відповідній галузі. Побудовано методологію оцінки ефективності алгоритмів автоматичного аналізу графічних даних, що базується на показнику рівня точності виділення візуального об'єкта, показнику рівня навантаження на обчислювальні ресурси системи та показнику часу обробки запиту відповідно до розміру масиву вхідних даних, що

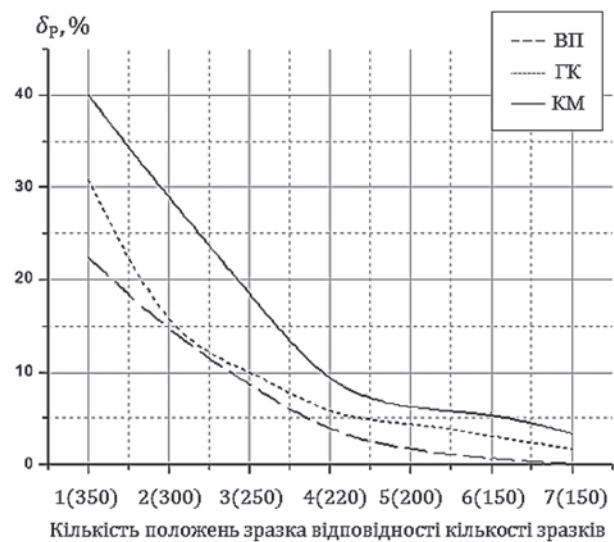


Рис. 4. Залежність показника δ_P відносно загальної кількості і кількості положень зразків навчальної вибірки

підлягають обробці. Розроблено методуку автоматичного розпізнавання візуальних образів, що базується на комбінованому застосуванні машини опорних векторів та вейвлет-перетворення і методу головних компонент для лінійної і поліноміальної ядерної функції і радіальної базисної функції. Проведено аналіз відкритих статистичних результатів досліджень та визначено оптимальну архітектуру організації алгоритмів машинного розпізнавання візуальних даних.

Список літератури:

1. Chen X., Wu W., Fan J. Overview of face recognition technology. *China Academic Association of Instrumentation Youth Conference*, 2010.
2. Hu H. Variable lighting face recognition using discrete wavelet transform. *Pattern Recognition Letters*. 2011. Vol. 32(13). P. 1526–1534. DOI:10.1016/j.patrec.2011.06.009.
3. Hazra T.K., Mazumder A., & Maity D. A new perspective of wavelet based image denoising using different wavelet thresholding. *International Journal of Science and Research (IJSR)*. 2016. Vol. 5(8). P. 1504–1509. DOI:10.21275/art20161212.
4. Ur-Rehman O., & Zivic N. Discrete Wavelet Transform based Watermarking for Image Content Authentication. *Proceedings of the 6th International Conference on Pattern Recognition Applications and Methods*. 2017. DOI: 10.5220/0006232306200625.
5. Nigam V., Bhatnagar S., & Luthra S. Image denoising using wavelet transform and wavelet transform with enhanced diversity. *Advanced Materials Research*. 2011. Vol. 403. P. 866–870.
6. Gasparese G. Data compression of power quality disturbances using wavelet transform and spline interpolation method. *2010 9th International Conference on Environment and Electrical Engineering*. 2010. DOI: 10.1109/eeeic.2010.5489992.
7. Ahanonu E., Marcellin M., & Bilgin A. Lossless image compression using Reversible INTEGER wavelet transforms and convolutional neural networks. *2018 Data Compression Conference*. 2018. DOI:10.1109/dcc.2018.00048.
8. Alorf A.A. Performance evaluation of the PCA versus improved PCA (ipca) in image compression, and in face detection and recognition. *2016 Future Technologies Conference (FTC)*. 2016. DOI:10.1109/ftc.2016.7821659.
9. Mavroeidis D., Vazirgiannis M. Stability based sparse LSI/PCA: incorporating feature selection in LSI and PCA. *ECML 2007. LNCS (LNAI)*. 2007. Vol. 4701. P. 226–237. Springer, Heidelberg.
10. Arasy R., & Basari. Detection of hypertensive retinopathy using principal component analysis (PCA) and backpropagation neural network methods. *MCPRLNCS*. 2019. Vol. 9495. DOI:10.1063/1.5096735.
11. Sharma, S., & Sharma, M.J. Distorted face image segmentation in PCA with neural network. *2015 International Conference on Computer, Communication and Control (IC4)*. 2015. DOI: 10.1109/ic4.2015.7375506.
12. Biswas, S., Sil, J., Maity, S.P.: PCA based face recognition on curvelet compressive measurements. *CICBA 2017. CCIS*. Springer, Singapore. 2017. Vol. 775. P. 217–229. DOI: 10.1007/978-981-10-6427-2_18.
13. Gumus E., Kilic N., Sertbas A., Ucan O.N. Evaluation of face recognition techniques using PCA, wavelets and SVM. *Evaluation of Face recognition techniques using PCA, wavelets and SVM. Expert Syst.* 2010. Appl. 37. P. 6404.

Arpentii S.P. APPLICATION OF VECTOR MACHINE FOR GRAPHIC DATA ARRAYS ANALYSIS

The analysis of modern method efficiency of graphic data visual objects recognition is carried out. The software and ANNs-algorithms used in the field of working with image matrices are presented and classified, in particular the method of presenting a quadratic integrated function on an orthonormal series generated by a wavelet (wavelet transformation) and approaches to reduce data dimensionality with minimal information losses based on the principal components method. A methodology for evaluating the effectiveness of automatic graphical data analysis algorithms using ANNs-algorithms is based on the level of accuracy of visual object selection, the level of load on the system computing resources and the query processing time according to the size of the input data to be processed. A method of automatic recognition of visual objects based on the combined application of the support-vector machines, wavelet transform and the principal components method for linear, polynomial nuclear function and radial basis function has been developed. To formalize the evaluation of the efficiency of the algorithm in selecting visual images during the processing of the amount of graphic data, it is necessary to involve targeted effectiveness functions. Having determined the extremes of targeted effectiveness functions that represent the level of accuracy of selecting a visual object, the level of loading on computing resources and time processing, in accordance with the volume of input data, there can be constructed a system for assessing the overall efficiency of the algorithm and methodological recommendations can be worked out for its optimization in relation to the task set. The basis of the procedure of wavelet analysis of graphic data lies in mathematical formalization of the correspondence of subcraft's resolution function to the accuracy of selecting visual images and load on the computing resource of the hardware and software complex. The analysis of open statistical results of researches is carried out and the optimum architecture of the organization of algorithms on the basis of a simlet for a linear nuclear function is defined. The methodology of optimization and evaluation of the efficiency of the corresponding software neural network recognition algorithms is generalized.

Key words: graphic data, recognition of visual objects, vector machine, principal components method, wavelet transform, neural network algorithm, kernel function.