



International Science Group

ISG-KONF.COM

VII

**INTERNATIONAL SCIENTIFIC
AND PRACTICAL CONFERENCE
"PROFESSIONAL DEVELOPMENT: THEORETICAL BASIS
AND INNOVATIVE TECHNOLOGIES"**

Paris, France

February 20 - 23, 2024

ISBN 979-8-89292-748-2

DOI 10.46299/ISG.2024.1.7

PROFESSIONAL DEVELOPMENT: THEORETICAL BASIS AND INNOVATIVE TECHNOLOGIES

Proceedings of the VII International Scientific and Practical Conference

Paris, France
February 20 - 23, 2024

UDC 01.1

The 7th International scientific and practical conference “Professional development: theoretical basis and innovative technologies” (February 20 - 23, 2024) Paris, France. International Science Group. 2024. 427 p.

ISBN – 979-8-89292-748-2

DOI – 10.46299/ISG.2024.1.7

EDITORIAL BOARD

<u>Pluzhnik Elena</u>	Professor of the Department of Criminal Law and Criminology Odessa State University of Internal Affairs Candidate of Law, Associate Professor
<u>Liudmyla Polyvana</u>	Department of Accounting and Auditing Kharkiv National Technical University of Agriculture named after Petr Vasilenko, Ukraine
<u>Mushenyk Iryna</u>	Candidate of Economic Sciences, Associate Professor of Mathematical Disciplines, Informatics and Modeling. Podolsk State Agrarian Technical University
<u>Prudka Liudmyla</u>	Odessa State University of Internal Affairs, Associate Professor of Criminology and Psychology Department
<u>Marchenko Dmytro</u>	PhD, Associate Professor, Lecturer, Deputy Dean on Academic Affairs Faculty of Engineering and Energy
<u>Harchenko Roman</u>	Candidate of Technical Sciences, specialty 05.22.20 - operation and repair of vehicles.
<u>Belei Svitlana</u>	Ph.D., Associate Professor, Department of Economics and Security of Enterprise
<u>Lidiya Parashchuk</u>	PhD in specialty 05.17.11 "Technology of refractory non-metallic materials"
<u>Levon Mariia</u>	Candidate of Medical Sciences, Associate Professor, Scientific direction - morphology of the human digestive system
<u>Hubal Halyna Mykolaiivna</u>	Ph.D. in Physical and Mathematical Sciences, Associate Professor

75.	Lazuta R., Zinchenko M., Yakovchuk O., Kovalchuk B., Komarov V. EXPLORING STRATEGIES TO IMPROVE THE RELIABILITY OF SENSOR NETWORK FUNCTIONING AND MITIGATE POTENTIAL THREATS TO ITS INFORMATION SECURITY	356
76.	Stennik O. THE EFFECT OF SIDE HOLES FOR FILLING A CYLINDRICAL CONDUCTIVITY CELL ON ITS ELECTRICAL RESISTANCE	366
77.	Yiqi Peng DECIPHERING AI PRESCRIPTIONS: TOWARDS TRANSPARENT AND TRUSTWORTHY AI SYSTEMS IN PERSONALIZED MEDICINE	370
78.	Бакицький Т.Д., Гельдт С.В., Павленко С.М., Онищенко Ю.М. ВИКОРИСТАННІСТЬ ТА ЗАКОННІСТЬ КРИПТОВАЛЮТИ, ВПЛИВ КРИПТОАКТИВІВ НА СУЧАСНУ ЕКОНОМІКУ УКРАЇНИ	374
79.	Горбатенко М.Ю., Бердник О.В. ОНЛАЙН РОЗКЛАД ЯК СКЛАДОВА ЦИФРОВОЇ ТРАНСФОРМАЦІЯ УНІВЕРСИТЕТУ	378
80.	Дзикович Т.А., Белова В.Р., Моргун О.Ю. ДИЗАЙН-ПРОЄКТУВАННЯ ГЕОМЕТРИЧНИХ ОРНАМЕНТІВ НА ТРИКОТАЖНИХ ПОЛОТНАХ	380
81.	Доля К.В., Доля О.Є. МОДЕЛЮВАННЯ ФІНАНСОВИХ ПОТОКІВ В МЕРЕЖІ МАРШРУТІВ НА ПРИКЛАДІ ЗАЛІЗНИЧНОГО ТРАНСПОРТУ	383
82.	Карпушин Д. АНСАМБЛІ СТАТИСТИЧНИХ РОЗПОДІЛІВ ДЛЯ МНОЖИНИ КОМПОНЕНТІВ СТРУКТУРНОГО ОПИСУ ЗОБРАЖЕННЯ	389
83.	Корчак М.М. РЕЗУЛЬТАТИ РОЗПОДІЛУ РОЗМІРНИХ ХАРАКТЕРИСТИК КОРЕНЕВИЩ ТА НАЗЕМНИХ ЧАСТИН ПОЛЬОВИХ ДОСЛІДЖЕНЬ ЗАСМІЧЕНОСТІ ПОЛЯ ЗАЛИШКАМИ КУКУРУДЗИ	394

АНСАМБЛІ СТАТИСТИЧНИХ РОЗПОДІЛІВ ДЛЯ МНОЖИНИ КОМПОНЕНТІВ СТРУКТУРНОГО ОПИСУ ЗОБРАЖЕННЯ

Карпушин Дмитро,
аспірант кафедри інформатики
Харківський національний університет радіоелектроніки

Статистичні розподіли даних відіграють ключову роль в інтелектуальному аналізі даних для систем розпізнавання образів. Коли опис розпізнаваного візуального об'єкта представлений множиною векторів, статистичний апарат стає основоположним методом прийняття рішення про клас об'єкта [1-5]. Розподіли даних описів в рамках системи блоків для дескрипторів КТ продемонстрували високу ефективність з точки зору якості класифікації та швидкодії оброблення [6-11]. Виникає потреба в узагальненому застосуванні апарату розподілів для множин багатовимірних дескрипторів опису зображення за встановленими класами даних, які визначаються заданою базою еталонів [12-14].

Синергетичний підхід до аналізу складних систем включає дослідження групи їхніх складових, які у процесі самоорганізації формують просторові, часові або функціональні структури. Класифікатор на основі отриманого набору характеристик створює або організовує нову просторову структуру векторів, що представляють опис аналізованого об'єкту. Така структура має певну подібність до структури або складу елементів конкретного еталону, і класифікація здійснюється шляхом здійснення оптимізації цієї подібності [15-17].

Навчання класифікатора реалізує спосіб передачі інформації від нижніх рівнів ієрархії даних (описи еталонів у вигляді наборів дескрипторів ключових точок) до верхніх рівнів (класифікація), що можуть узагальнювати знання нижніх рівнів у формі дескрипторів. Ймовірна модель породження даних є одним із ключових практичних підходів до формалізації задачі навчання і загалом для класифікації. Це полягає у встановленні статистичних розподілів об'єктів або їх складових з подальшою процедурою агрегації та оптимізації на множині класів [3, 18-22].

Концепція побудови класифікатора полягає в тому, щоб для кожного опису об'єкту або еталону встановити його ступінь відповідності до певного класу у вигляді статистичного розподілу. На цій підставі будується інтегрована ансамлева міра релевантності, щоб оцінити, наскільки добре даний опис адаптовано до опису аналізованого об'єкту. Цю міру використовують в класифікаторі, оптимізуючи її у контексті системи класів. За допомогою наявної бази описів еталонів класифікатор навчається створювати новий простір образів компонентних даних класифікації, які відображають ймовірнісну міру належності до множини класів. Використання цього підходу разом з ансамблем нейронних мереж забезпечує значну ефективність класифікації [22-26].

Формалізація запропонованого підходу полягає у наступному [3, 5, 14, 21].

Розглянемо багатовимірний простір B^n усяких бінарних векторів розмірністю n , де фактично будемо конструювати описи об'єкту і еталонів. Зафіксуємо окрему мультимножину векторів $E_i \subseteq B^n$ як опис візуального об'єкту (зображення) у просторі множин дескрипторів ключових точок $E_i = \{e_v(i)\}_{v=1}^s$, де $s = \text{card } E_i$ – число дескрипторів у множині. Ознаки – це вектори, скінченна множина яких створює опис об'єкту.

Задамо $\forall (e_k, e_\tau), e_k \in B^n, e_\tau \in B^n$ відстань $\rho: B^n \times B^n \rightarrow [0, \infty]$ у векторному просторі B^n . Відстань є фундаментальним критерієм еквівалентності на множині, так як віддзеркалює візуальну схожість піксельних околів ключових точок для функції яскравості зображення, яку відображає дескриптор.

Класифікація передбачає наявність деякої бази описів еталонних зображень. Кожен еталонний опис представляє для класифікатора окремий клас та має вид скінченної множини дескрипторів КТ – векторів із B^n . Трансформуємо опис фіксованого еталону $E_i = \{e_v(i)\}_{v=1}^s$ у n -мірному векторному просторі у деякий «центр опису» – агрегований вектор [12, 19]. Компоненти цього центру обчислюються на основі множини дескрипторів опису. Центр опису α можна визначити, наприклад, шляхом обчислення середнього значення чи медіани для фіксованої множини векторів. Обчислимо такі статистичні характеристики у вигляді вектору $\alpha(i)$ с для кожного з еталонів, що і буде основою класифікації.

Задамо спектр аналізованих даних у шляхом віднесення складового елемента опису (дескриптора) до класів еталонів, визначивши деяку функцію належності зі значеннями у діапазоні від 0 до 1.

$$\mu: B^n \rightarrow [0,1], \mu(e_v(i)) \in [0,1]. \quad (1)$$

Функцію належності μ визначимо на підставі ключового параметру – співвідношення значень мір, що виражають число сприятливих випадків та загального числа N випадків, що задається кількістю класів [2, 22]:

$$\mu(e_v(i)) = \frac{\eta(e_v,i)}{\sum_{i=1}^N \eta(e_v,i)}. \quad (2)$$

Для кожного елемента $e_v(i)$ за виразом (2) обчислимо значення вектора d його статистичного розподілу за множиною N класів. Зі статистичної точки зору вектор d для довільного дескриптору еталону чи об'єкту виражає ступінь близькості до класу без аналізу його значущості.

Розглянемо матрицю $D = \{\{d_k(i)\}_{k=1}^s\}_{i=1}^N$, що аналогічно нечіткому поданню задає значення міри належності для всіх елементів аналізованого опису. Матриця D визначає розподіл даних за визначеними апріорі класами.

Значення матриці D дають можливість впровадити логічну обробку вхідних даних для виявлення можливих завод, таких як хибні дескриптори, шляхом аналізу значень відстаней або значень з використанням певного порогу.

На основі матриці D побудуємо класифікатор K для структурного опису довільного об'єкта, що реалізує відображення $K: D \rightarrow [1, 2, \dots, N]$ із множини розподілів компонентів даних у множину класів. Збудуємо розподіли за класами даних для множини еталонів бази, де для кожного представника із набору еталонів класифікатор повинен отримати номер відповідного еталону, опис якого поступає на вхід класифікатора.

За думкою дослідників [1, 24, 25], ансамбль класифікаторів у більшості випадків забезпечує кращу точність аналізу даних чи навчання, однак, викликає необхідність вирішування ряду проблем, таких як суттєве збільшення часових та обчислювальних витрат, складність інтерпретації результатів, неоднозначний вибір способів комбінування локальних рішень.

Зазначимо, що у ансамблевих моделях аналізу зображень з метою врахування тільки значимих локальних рішень часто застосовують систему параметрів порогів, яка забезпечує відділення завад і загалом підвищує надійність. Цей принцип є основою бустінгу [14, 25].

Бустінг в машинному навчанні використовується для перетворення слабких класифікаторів у сильні. Слабкий навчальний алгоритм або класифікатор - це такий, що працює краще, ніж випадкове вгадування, і працює добре в умовах перенавчання, оскільки за наявності великої кількості слабких класифікаторів будь-який з них буде працювати краще, ніж випадковий вибір. Зазвичай в якості слабого класифікатора використовується значення порогу для певної ознаки, наприклад, інформативності [15]. Якщо значення ознаки перевищує поріг, то воно відноситься до позитивного класу, в іншому випадку - до негативного. Зауважимо, що поріг можна встановити за результатами навчання із вчителем на множині дескрипторів для еталонів, тобто результативне значення порогу має бути не меншим від його значення для «свого» еталону.

Список літератури:

1. J. Leskovec, A. Rajaraman, and J. D. Ullman, *Mining of Massive Datasets*. New York, NY, USA: Cambridge Univ. Press, 2020.
2. Gadetska S., Gorokhovatskyi V., Stiahlyk N., Vlasenko N. (2022) Aggregate Parametric Representation of Image Structural Description in Statistical Classification Methods. In CEUR Workshop Proceedings: Computer Modeling and Intelligent Systems (CMIS-2022), 3137, pp. 68-77.
3. Гороховатський В.О., Гадецька С.В., Стяглик Н.І., Власенко Н.В. (2020) Класифікація зображень на підставі ансамблю статистичних розподілів за класами еталонів для компонентів структурного опису. *Радіоелектроніка, інформатика, управління*, № 4, с. 85–94.
4. Gorokhovatsky, V.O. and Gadetska, S.V. (2019) Determination of Relevance of Visual Object Images by Application of Statistical Analysis of Regarding Fragment Representation of their Descriptions, *Telecommunications and Radio Engineering*, 78 (3), pp. 211–220.

5. Gadetska, S.V., Gorokhovatsky, V.O. (2018) Statistical Measures for Computation of the Image Relevance of Visual Objects in the Structural Image Classification Methods. *Telecommunications and Radio Engineering*, 77 (12), pp. 1041–1053.

6. Gorokhovatsky V.A. Putyatin Y. P. (2009) Image Likelihood Measures of the Basis of the Set of Conformities. *Telecommunications and Radio Engineering*, 68 (9), pp. 763–778.

7. Gorokhovatskyi V.A. (2018) Image Classification Methods in the Space of Descriptions in the Form of a Set of the Key Point Descriptors. *Telecommunications and Radio Engineering*, 77 (9), pp. 787-797.

8. Гороховатський В.А., Путятин Е.П. Структурне розпізнавання зображень на основі моделей голосовання признаков характерних точок. Реєстрація, зберігання і обробка даних. 2008. Т. 10. № 4. С. 75.

9. Tvoroshenko I.S., and Gorokhovatsky V.O. (2019) Intelligent classification of biophysical system states using fuzzy interval logic, *Telecommunications and Radio Engineering*, 78(14), pp. 1303–1315.

10. Gorokhovatsky V.A. (2016) Efficient Estimation of Visual Object Relevance during Recognition through their Vector Descriptions. *Telecommunications and Radio Engineering*, 75 (14), pp. 1271–1283.

11. Tvoroshenko I., Gorokhovatskyi V., Kobylin O., and Tvoroshenko A. (2023) Application of deep learning methods for recognizing and classifying culinary dishes in images, *International Journal of Academic and Applied Research*, 7(9), pp. 57-70.

12. Gorokhovatskyi V., Tvoroshenko I. (2023) Identification of visual objects by the search request. *Int. scientific symp. «Intelligent Solutions-S». Computational intelligence. Decision making theory: proceedings of the international symposium*, September 28, 2023, Kyiv-Uzhorod, Ukraine, 25-27.

13. Pomazan V., Tvoroshenko I., and Gorokhovatskyi V. (2023) Handwritten character recognition models based on convolutional neural networks, *International Journal of Academic Engineering Research*, 7(9), pp. 64-72.

14. Gadetska, S.V., Gorokhovatskyi, V.O., Stiahlyk, N.I., Vlasenko, N.V. Statistical data analysis tools in image classification methods based on the description as a set of binary descriptors of key points. *Radio Electronics, Computer Science, Control*, 2021, № 4, pp. 58-68.

15. Gorokhovatskyi, V., Vlasenko, N. (2021). Редукція опису зображення у складі множини дескрипторів на основі метричного критерію інформативності. *Advanced Information Systems*, 5(4), pp. 10-16.

16. Гороховатський В., Творошенко І., Сидоренко Д. (2021) Класифікація зображень із використанням кластерного подання, Міжн. наук. симпозиум «Інтелектуальні рішення-С». *Обчислювальний інтелект. Теорія прийняття рішень* (Вересень 29, 2021). Київ – Ужгород, С. 44-45.

17. Гороховатский В.А. (2014) Структурный анализ и интеллектуальная обработка данных в компьютерном зрении: монография, Харьков, Компания СМІТ. 316 с.

18. Gorokhovatskyi, O., Peredrii, O., Gorokhovatskyi, V., Vlasenko, N. (2023) Explanation of CNN Image Classifiers with Hiding Parts. In: J. Benois-Pineau, R. Bourqui, D. Petkovic, G. Quenot (eds), *Explainable Deep Learning Artificial Intelligence*, pp. 125-146, Academic Press, 346 p.
19. Gorokhovatskyi V., Tvoroshenko I., Yakovleva O. (2024) Transforming image descriptions as a set of descriptors to construct classification features, *Indonesian Journal of Electrical Engineering and Computer Science*, 33 (1), 113-125.
20. Gorokhovatskyi, V., Gadetska, S., & Stiahlyk, N. (2023). Accelerating Image Classification based on a Model for Estimating Descriptor-to-Class Distance. *International Journal of Computing*, 22(4), 485-492.
21. Daradkeh Y.I., Gorokhovatskyi V., Tvoroshenko I., Gadetska S., and Al-Dhaifallah M. (2023) Statistical data analysis models for determining the relevance of structural image descriptions, *IEEE Access*, 11, 126938-126949.
22. Gorokhovatskyi V., Gadetska S., Stiahlyk N. (2020) Image structural classification technologies based on statistical analysis of descriptions in the form of bit descriptor set. In *CEUR Workshop Proceedings: Computer Modeling and Intelligent Systems (CMIS-2020)*, 2608, pp. 1027-1039.
23. Tvoroshenko, I., & Zarivchatskyi, R. (2020). Analysis of existing methods for searching object in the video stream, in *Proc. VI Int. Sci. Practic. Conf. «About the problems of science and practice, tasks and ways to solve them»*, Milan, pp. 500-505.
24. Tymchyshyn R., Volkov O., et al. *Modern Approaches to Computer Vision, Control systems and computers*, 2018, 6, 46-73.
25. Bauer, E. and Kohavi, R. An Empirical Comparison of Voting Classification Algorithms: Bagging, Boosting, and Variants. *Machine Learning*, 1998, pp. 1-38.
26. K. Grosse, P. Manoharan, N. Papernot, M. Backes, and P. McDaniel, "On the (statistical) detection of adversarial examples," *arXiv preprint arXiv:1702.06280*, 2017.