



International Science Group

ISG-KONF.COM

XI

**INTERNATIONAL SCIENTIFIC
AND PRACTICAL CONFERENCE
"MODERN GENERATION: CURRENT PROBLEMS,
EXPERIENCE, DEVELOPMENT PROSPECTS"**

Seville, Spain

November 12 - 15, 2024

ISBN 979-8-89504-799-6

DOI 10.46299/ISG.2024.2.11

MODERN GENERATION: CURRENT PROBLEMS, EXPERIENCE, DEVELOPMENT PROSPECTS

Proceedings of the XI International Scientific and Practical Conference

Seville, Spain
November 12 – 15, 2024

UDC 01.1

The 11th International scientific and practical conference “Modern generation: current problems, experience, development prospects” (November 12 – 15, 2024) Seville, Spain. International Science Group. 2024. 415 p.

ISBN – 979-8-89504-799-6

DOI – 10.46299/ISG.2024.2.11

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, Audit and Taxation, State Biotechnological University, Kharkiv, 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.	Zhixin Yang STRUCTDYNNET: A DYNAMIC GRAPH NEURAL NETWORK FOR STRUCTURAL HEALTH MONITORING IN CIVIL INFRASTRUCTURE	365
76.	Євтушенко Д., Творошенко І.С. ОСОБЛИВОСТІ ЗАСТОСУВАННЯ МЕТОДІВ ОПТИМІЗАЦІЇ БІЗНЕС-ПРОЦЕСІВ, РЕАЛІЗОВАНИХ ЗАСОБАМИ МАШИННОГО НАВЧАННЯ ТА НЕЙРОННИХ МЕРЕЖ	369
77.	Клімов О.П., Ісаков О.В., Мартиненко М.М., Лапченков Є.В., Лучкань А.П. ЗАХИСТ БОЙОВИХ БРОНЬОВАНИХ МАШИН ВІД FPV-ДРОНІВ. СУЧАСНІ РІШЕННЯ.	372
78.	Корчак М.М. ПЛАНУВАННЯ ОСНОВНОГО ЕКСПЕРИМЕНТУ ДЛЯ ПРОВЕДЕННЯ ДОСЛІДЖЕНЬ КОМБІНОВАНОЇ МАШИНИ	377
79.	Корякіна С., Творошенко І.С. ОСОБЛИВОСТІ МЕТОДУ SIAMESE NETWORKS ЩОДО ЙОГО ЗАСТОСУВАННЯ ДО ЗАДАЧІ КЛАСИФІКАЦІЇ ОБ'ЄКТІВ НА ЗОБРАЖЕННЯХ	386
80.	Кісєль А.Г., Кравченко О.О. ЕНЕРГОЗБЕРІГАЮЧІ ТЕХНОЛОГІЇ В ПНЕВМОАВТОМАТИЦІ	391
81.	Лимонов Л.Г. ЗАСТОСУВАННЯ АСИНХРОННОГО ЕЛЕКТРОДВИГУНА ДЛЯ ПРИВОДУ МОТАЛКИ	394
82.	Тігарєв А.М., Тігарєва Т.Г., Корчагін П.П. МОДЕЛЬ СИСТЕМИ СТАБІЛІЗАЦІЇ ДИСПЕРСНОГО СКЛАДУ СИРОВИНИ ПРИ ДРОБЛЕННІ КОНУСНИМИ ДРОБАРКАМИ	402
TRANSPORT		
83.	Доля К.В. ОСНОВИ ТРАНСПОРТУ	406
84.	Доля О.Є. ВПЛИВ ТРАНСПОРТУ НА ЕКОНОМІЧНИЙ РОЗВИТОК	409

ОСОБЛИВОСТІ МЕТОДУ SIAMESE NETWORKS ЩОДО ЙОГО ЗАСТОСУВАННЯ ДО ЗАДАЧІ КЛАСИФІКАЦІЇ ОБ'ЄКТІВ НА ЗОБРАЖЕННЯХ

Корякіна Софія,
студентка групи ІНФм-23-2
Харківський національний університет радіоелектроніки

Творошенко Ірина Сергіївна,
к.т.н., доцент, доцент кафедри інформатики
Харківський національний університет радіоелектроніки

Метод Siamese Networks є ефективним підходом для розв'язання задачі навчання моделей у випадках, коли є мала кількість зразків для кожного класу, що типово для задач навчання із малою кількістю еталонних прикладів. Основна ідея алгоритму полягає у тому, щоб навчити модель порівнювати дві вхідні одиниці даних (зображення, текст тощо) і визначати належать вони до однієї категорії чи до різних [1-8]. Siamese Networks використовуються для обчислення подібності між двома об'єктами, замість класичної класифікації об'єктів в одну з декількох категорій.

На відміну від звичайних нейронних мереж, які навчаються класифікувати об'єкти в заздалегідь визначені категорії, Siamese Networks мають архітектуру з двома паралельними підмережами, що працюють з двома різними вхідними даними одночасно. Обидві підмережі мають однакову архітектуру та спільні ваги, що дозволяє їм генерувати однакові векторні подання для об'єктів з однієї категорії [9-12]. Завдяки цьому мережа навчається порівнювати дві вхідні одиниці даних і оцінювати їх схожість, що дозволяє їй виконувати задачі порівняння навіть при наявності малої кількості тренувальних прикладів.

Основною функцією Siamese Networks є здатність вивчати функцію подібності між двома об'єктами. Це означає, що замість того, щоб прямо класифікувати об'єкти, мережа обчислює відстань між двома векторами ознак, отриманих з двох вхідних даних, і використовує цю відстань для визначення подібності між ними. Якщо відстань між векторами ознак двох зображень невелика, об'єкти вважаються подібними (належать до однієї категорії), і навпаки [13-16].

Блок-схема методу Siamese Networks продемонстрована на рисунку 1.

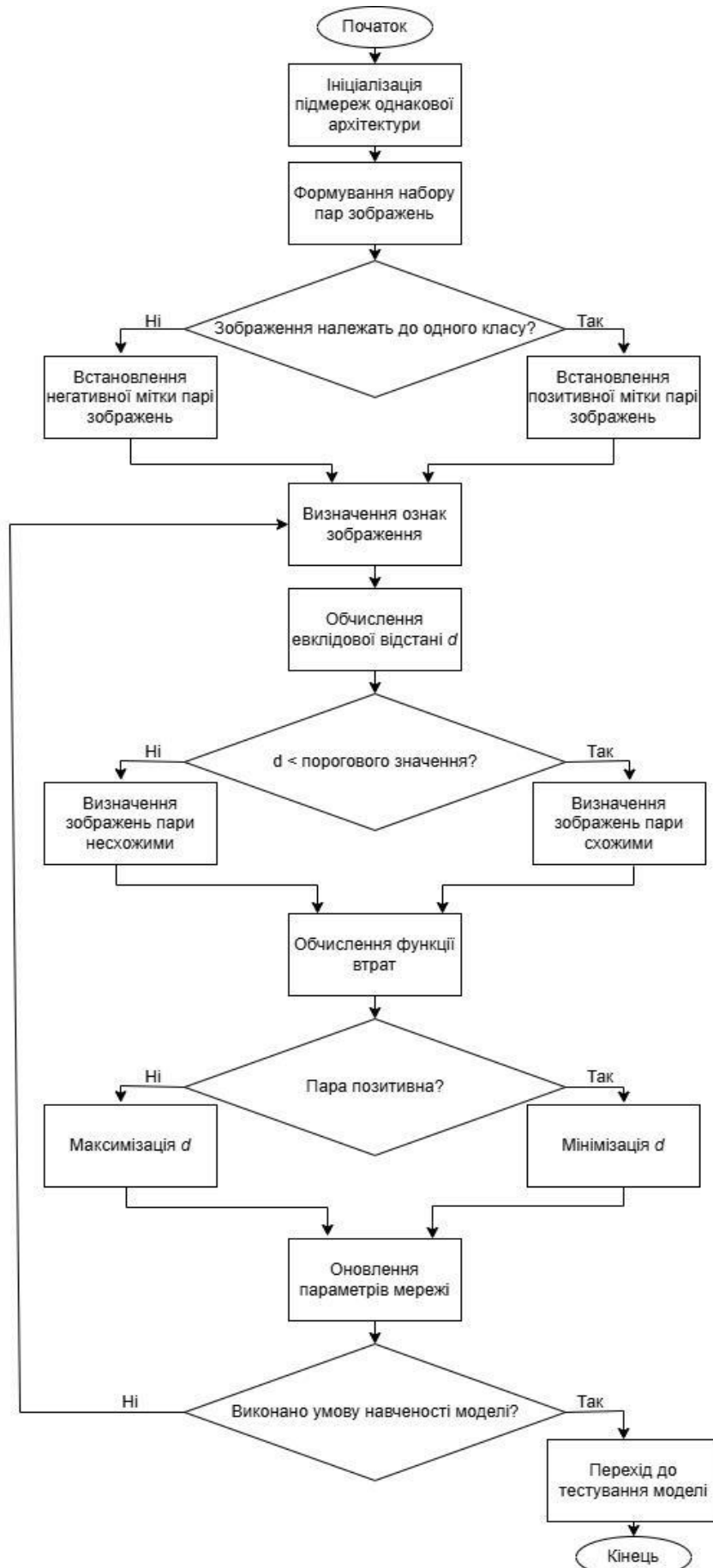


Рисунок 1 – Блок-схема методу Siamese Networks

Наведемо детальний покроковий опис методу Siamese Networks для навчання з малою кількістю зразків.

Крок 1. Ініціалізація. Мережа складається з двох ідентичних підмереж, які мають спільні ваги. Кожна з підмереж обробляє одне з двох зображень, поданих на вхід, і витягує з них ознаки. Це означає, що підмережі мають однакову архітектуру та спільні параметри. Нехай $f(x)$ – це функція, що представляє виведення ознак для зображення x .

Крок 2. Підготовка пари зображень. Для навчання моделі формується набір пар зображень. Кожна пара складається або з двох зображень однієї категорії (позитивна пара), або зображень різних категорій (негативна пара). Позначимо перше зображення як x_1 , а друге як x_2 . Відповідно, пара (x_1, x_2) може бути або позитивною, або негативною.

Крок 3. Витягнення ознак. Кожне зображення подається до підмережі. Підмережі виконують екстракцію ознак для кожного зображення. Виведення ознак для зображення x_1 позначається, як $f(x_1)$, а для зображення x_2 , як $f(x_2)$

$$f(x_1) = CNN(x_1), \quad (1)$$

$$f(x_2) = CNN(x_2). \quad (2)$$

Крок 4. Обчислення евклідової відстані. Для порівняння зображень використовується відстань між векторами ознак $f(x_1)$ та $f(x_2)$. Найчастіше застосовується евклідова відстань для обчислення різниці між двома векторами. Евклідова відстань визначається як

$$d(f(x_1), f(x_2)) = \sqrt{\sum_{i=1}^n (f_i(x_1) - f_i(x_2))^2}, \quad (3)$$

де $f_i(x_1)$ і $f_i(x_2)$ – це компоненти векторів ознак для зображень x_1 і x_2 ;
 n – розмірність векторів ознак.

Крок 5. Функція втрат. Мета полягає у тому, щоб навчити мережу правильно визначати чи належать два зображення до однієї категорії на основі відстані між ними. Для цього використовується спеціальна функція втрат – контрастивна функція втрат. Вона спрямована на те, щоб мінімізувати відстань між векторами ознак позитивних пар і максимізувати відстань для негативних пар. Контрастивна функція втрат виглядає наступним чином

$$L(Y, d) = Y \cdot \frac{1}{2} d^2 + (1 - Y) \cdot \frac{1}{2} \max(0, m - d)^2, \quad (4)$$

де Y – це мітка, що позначає чи є пара позитивною ($Y=1$) або негативною ($Y=0$);

d – евклідова відстань між векторами ознак;

m – це маржа (порогове значення), що визначає мінімальну відстань для негативних пар.

Контрастивна функція втрат намагається зменшити відстань для позитивних пар і гарантувати, що відстань для негативних пар не менша за значення маржі m .

Крок 6. Оновлення параметрів мережі. Після обчислення втрат модель оновлює свої параметри (ваги підмереж) за допомогою алгоритму градієнтного спуску або одного з його варіантів, таких як Adam чи RMSprop. Обчислюються похідні функції втрат за кожним із параметрів моделі і ваги оновлюються відповідно

$$w_{new} = w_{old} - \alpha \cdot \frac{\partial L}{\partial w}, \quad (5)$$

де w – ваги моделі;

α – це швидкість навчання;

L – функція втрат.

Крок 7. Оцінка подібності та класифікація. На етапі класифікації мережа отримує нову пару зображень і використовує навчені параметри для обчислення відстані між ними. Якщо відстань d менша за деякий поріг, зображення вважаються такими, що належать до однієї категорії. У іншому випадку вони належать до різних категорій.

Крок 8. Навчання на малій кількості еталонних прикладів. Коли у розпорядженні є дуже мала кількість прикладів для навчання (наприклад, лише один або кілька прикладів для нової категорії), модель використовує вже навчену на попередніх парах функцію для порівняння з новими прикладами. Модель оцінює подібність нових зображень до вже наявних категорій шляхом обчислення відстані між векторами ознак.

Таким чином, метод Siamese Networks є одним із ключових способів для розв'язання задач, де мало тренувальних даних, і особливо добре підходить для класифікації нових категорій об'єктів.

Список літератури:

1. 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.

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

3. Pomazan, V., Tvoroshenko, I., and Gorokhovatskyi, V. (2023). Development of an application for recognizing emotions using convolutional neural networks, *International Journal of Academic Information Systems Research*, 7(7), pp. 25-36.

4. 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.

5. Daradkeh Y.I., Gorokhovatskyi V., Tvoroshenko I., and Zeghid M. (2022). Tools for fast metric data search in structural methods for image classification, *IEEE Access*, 10, pp. 124738-124746.

6. Yakovleva O., Matúšová S., Tvoroshenko I., and Isaiev Y. (2024) Visitor counting based on video stream analysis from surveillance cameras to solve various business problems, *Verejná správa a regionálny rozvoj ekonómia, manažment a marketing*, XX(1), pp. 67-87.

7. 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.

8. Tvoroshenko I., Pomazan V., Gorokhovatskyi V., and Kobylin O. (2023) Application of video data classification models using convolutional neural networks, *International Journal of Academic and Applied Research*, 7(11), pp. 134-145.

9. 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.

10. 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.

11. Gorokhovatskyi, V., Tvoroshenko, I., Kobylin, O., & Vlasenko, N. (2023). Search for visual objects by request in the form of a cluster representation for the structural image description, *Advances in Electrical and Electronic Engineering*, 21(1), pp. 19-27.

12. Гороховатський В., Передрій О., Творошенко І., Марков Т. (2023) Матриця відстаней для множини компонентів структурного опису як інструмент для створення класифікатора зображень, *Сучасні інформаційні системи*, 7(1), С. 5-13.

13. 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.

14. 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.

15. Daradkeh Y.I., Gorokhovatskyi V., Tvoroshenko I., and Zeghid M. (2024) Improving the effectiveness of image classification structural methods by compressing the description according to the information content criterion, *Computers, Materials & Continua*, vol. 80, no. 2, pp. 3085-3106.

16. Gorokhovatskyi V., Tvoroshenko I., Yakovleva O., Hudáková M., and Gorokhovatskyi O. (2024) Application a committee of Kohonen neural networks to training of image classifier based on description of descriptors set, *IEEE Access*, vol. 12, pp. 73376-73385.