

ДОСЛІДЖЕННЯ ЕФЕКТИВНОСТІ НЕЙРОМЕРЕЖЕВИХ АРХІТЕКТУР ДЛЯ КЛАСИФІКАЦІЇ ЗАЛИШКІВ ЗРУЙНОВАНИХ БУДІВЕЛЬ**Кадинська В.Д., Молчанова М.О.**

(veronika.kadynska@gmail.com, m.o.molchanova@gmail.com)

Хмельницький національний університет (Україна)

Досліджено ефективність нейромережових методів класифікації залишків зруйнованих будівель, що дозволяють автоматизувати аналіз структурних фрагментів об'єктів за їхніми візуальними характеристиками. Експериментальна частина базується на порівнянні продуктивності двох альтернативних архітектур згорткової MobileNetV3-Large та трансформерної Vision Transformer, навчених на збалансованому наборі зображень фрагментів будівельних матеріалів. Результати показали, що обидві архітектури демонструють доволі високу точність класифікації, проте ViT перевищує MobileNetV3 за метрикою точності (Accuracy = 0.967) і забезпечує кращу стійкість до неоднорідних текстур та освітлювальних умов. Досліджуваний підхід дає змогу ефективно розпізнавати типи матеріалів у складних сценах руйнування, що підтверджує доцільність використання трансформерних архітектур у системах комп'ютерного зору для моніторингу стану інфраструктури та підтримки процесів відновлення.

Проблематика автоматизованого розпізнавання залишків зруйнованих будівель є надзвичайно актуальною в умовах постійного зростання кількості руйнувань інфраструктурних об'єктів та необхідності ефективного аналізу наслідків катастроф природного й техногенного характеру [1]. Виявлення структурних особливостей уламків, класифікація матеріалів і розмежування зон руйнування за типом поверхні створюють підґрунтя для побудови інтелектуальних систем оцінювання стану територій, що постраждали, а також для автоматизації процесів розбору будівельних залишків [2]. Використання методів комп'ютерного зору на базі глибинних нейромережових архітектур відкриває можливість значного підвищення точності таких систем за рахунок поєднання контекстного аналізу з локальним розпізнаванням ознак [3].

Метою проведеного дослідження є обґрунтування вибору оптимальної нейромережової архітектури для задачі класифікації залишків зруйнованих будівель за зображеннями фрагментів матеріалів та експериментальне порівняння ефективності двох підходів, які репрезентують різні концепції глибинного навчання згорткових та трансформерних моделей. Реалізація експериментів здійснювалася на основі власного набору даних, сформованого з високоякісних зображень фрагментів матеріалів, отриманих у реальних умовах спостереження. Кожен клас містив візуальні приклади уламків, бетону, цегли, арматури, скла та інших структурних компонентів, що формують характерну текстуру зруйнованої поверхні. Для забезпечення достовірності результатів зображення були попередньо очищені, масштабовані до уніфікованого розміру та збалансовані за кількістю прикладів кожного класу.

У якості першої досліджуваної архітектури використано модель MobileNetV3-Large, побудовану на принципах глибоких згорткових шарів із розширеними інвертованими блоками, які забезпечують ефективне стиснення ознак та мінімальне енергоспоживання. Ця модель оптимізована для роботи у мобільних і вбудованих системах, де важливими є компактність, швидкість і відносно невелика кількість параметрів. Вона використовує активаційну функцію hard-swish та механізми squeeze-and-excitation для адаптивного зважування каналів, що дозволяє більш точно виявляти важливі текстурні елементи.

Другою архітектурою стала Vision Transformer представник нового покоління моделей комп'ютерного зору, який ґрунтується на механізмах самоуваги, запозичених з текстових трансформерів. Модель розбиває вхідне зображення на патчі фіксованого розміру, перетворює їх у вектори ознак і застосовує багатоголову самоувагу для виявлення глобальних залежностей між різними частинами зображення. Такий підхід забезпечує здатність моделі вловлювати просторові закономірності, які важко ідентифікувати класичним згортковим операціям.

Навчання обох моделей здійснювалося в середовищі Google Colab із використанням бібліотек PyTorch і Accelerate, що дозволяють паралелізувати обчислення на графічному процесорі. У процесі навчання застосовувався оптимізатор AdamW з коефіцієнтом навчання $5e-5$, функцією втрат кросентропії та ваговими коефіцієнтами, обчисленими з урахуванням дисбалансу класів.

Розмір пакета становив 64 зображення, а кількість епох дорівнювала шести. Для оцінки узагальнювальної здатності моделей використовувався поділ на тренувальну та тестову вибірки у співвідношенні 80 до 20 із стратифікованим розподілом класів.

У ході експериментів зафіксовано стабільну динаміку зменшення функції втрат для обох моделей. У випадку MobileNetV3-Large середнє значення втрат зменшилося від 0.9 на початковому етапі до 0.05 після шостої епохи, що свідчить про ефективне навчання та відсутність перенавчання. Для Vision Transformer цей показник знизився ще суттєвіше з 0.34 до 0.0047, що відображає надзвичайно високу швидкість збіжності та здатність моделі до глибокого узагальнення структури зображень. За підсумками тестування модель MobileNetV3-Large досягла точності класифікації 95.2 %, тоді як Vision Transformer забезпечив точність 96.7 %. Незважаючи на незначну різницю у значеннях, трансформерна архітектура показала більш стабільну поведінку на складних зображеннях, що містять неоднорідні текстури, відблиски та фонові елементи.

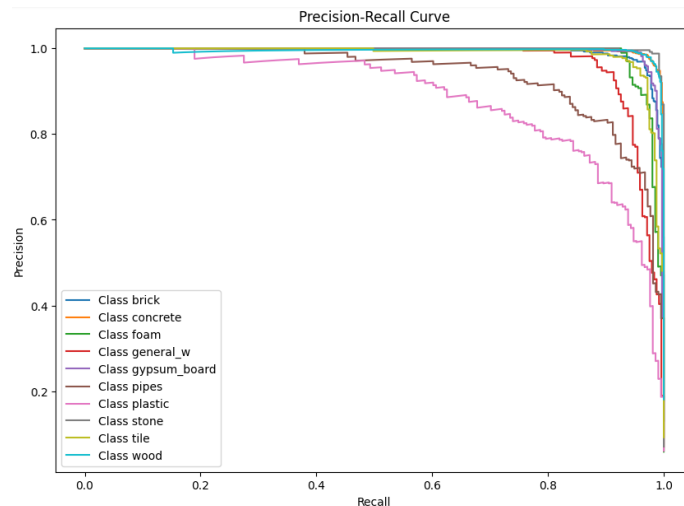


Рисунок 1 – Precision-Recall крива MobileNetV3-Large

Порівняльний аналіз продемонстрував, що традиційні згорткові моделі залишаються ефективними для задач із чітко вираженими локальними ознаками, однак при збільшенні складності сцени та появи фрагментів з різною орієнтацією й масштабом трансформерна модель виявляє вищу стійкість. Вона краще розрізняє фрагменти, що містять перекриття або часткове накладання матеріалів, і забезпечує більш однорідний розподіл прогнозів між класами. Отже, можна зробити висновок, що Vision Transformer здатний ефективніше моделювати глобальні просторові залежності, які визначають характер руйнування.

Окрім точності, у процесі дослідження оцінювалися такі аспекти, як швидкість навчання, обсяг використаної пам'яті та час на інференс одного зображення. MobileNetV3-Large виявилася більш економною за обчислювальними ресурсами і може бути інтегрована в системи оперативного моніторингу, де обмежені можливості обчислення, наприклад у безпілотних літальних апаратах або мобільних додатках для оцінки стану будівель. Vision Transformer, хоча і потребує більших обчислювальних потужностей, забезпечує кращу узагальнювальну здатність і більш точну класифікацію у випадках складних візуальних сцен.

Отримані результати мають практичне значення для побудови інтелектуальних систем автоматизованого аналізу зображень руйнувань, які можуть використовуватись у процесах оцінки пошкоджень після надзвичайних ситуацій, в урбаністичному плануванні та в контексті цифрового моделювання відновлювальних робіт. Використання трансформерних архітектур відкриває перспективи створення універсальних моделей, здатних одночасно виконувати класифікацію та сегментацію фрагментів зруйнованих структур із високим рівнем достовірності.

У подальшому планується розширення обсягу експериментів за рахунок збільшення кількості класів і зображень, а також застосування комбінованих підходів, що поєднують згорткові шари для локальної обробки з трансформерними блоками для глобального контексту. Окрему увагу буде приділено впровадженню методів інтерпретації нейронних мереж, зокрема Grad-CAM і Transformers Interpret, для візуального пояснення процесу прийняття рішень моделлю.

Отже, проведені дослідження наводять, що навіть при відносно невеликій кількості епох можливо досягнути високих показників точності за рахунок належної підготовки даних, використання попередньо навчених моделей і застосування збалансованої функції втрат. Отримані результати підтверджують доцільність інтеграції глибоких нейромережових архітектур у системи аналізу наслідків руйнувань, що може стати основою для створення технологічних рішень у сфері цифрового відновлення та управління ризиками.

Список використаних джерел

[1] D. S. A. Rayhan and I. U. Bhuiyan, “Review of Construction and Demolition Waste Management Tools and Frameworks with the Classification, Causes, and Impacts of the Waste,” *Waste Disposal & Sustainable Energy*, vol. 6, no. 1, pp. 95–121, 2024. [Online]. Available: <https://link.springer.com/article/10.1007/s42768-023-00166> [Accessed: Oct. 22, 2025].

[2] M. Molchanova, V. Didur, O. Mazurets, O. Sobko, and O. Zakharkevich, “Method for Construction and Demolition Waste Classification Using Two-Factor Neural Network Image Analysis” in *CEUR Workshop Proceedings*, vol. 3970, pp. 168–182, 2025. [Online]. Available: <https://ceur-ws.org/Vol-3970/PAPER14.pdf> [Accessed: Oct. 22, 2025].

[3] B. Denysenko, P. Shevchuk, M. Molchanova, and O. Mazurets, “Software Architecture of Information System for Exchanging LLM Thematic Prompts,” in *Proceedings of the III International Scientific and Practical Conference “Research in Science, Technology and Economics”*, Luxembourg, Luxembourg, May 28–30, 2025, pp. 237–243.

УДК 004.214

НЕЙРОМЕРЕЖІ ЯК ЦИФРОВІ АСИСТЕНТИ: ТРАНСФОРМАЦІЯ ПОВСЯКДЕННИХ ЗВИЧОК

Калашникова К.О., Чорна В.В.

(kkate11777@gmail.com, chvaleria1999@gmail.com)

ННІ Придніпровська державна академія будівництва та архітектури Українського державного університету науки і технологій (Україна)

***Вступ.** Стрімкий розвиток штучного інтелекту (ШІ) та машинного навчання став одним із найвизначніших чинників цифрової трансформації сучасного суспільства. Нейромережі, як основна технологічна складова систем ШІ, поступово інтегруються у повсякденне життя, змінюючи звичні моделі поведінки, праці та творчості. Вони вже не є лише інструментами науковців чи програмістів — сьогодні нейромережі використовуються мільйонами користувачів у вигляді цифрових асистентів, чатботів, систем рекомендацій та генераторів контенту.*

Актуальність проблеми. Актуальність теми полягає у тому, що штучний інтелект дедалі частіше виконує функції, які раніше вимагали участі людини: від підготовки текстів і створення графічного дизайну до розроблення музики та автоматизації робочих процесів. Це не лише підвищує ефективність діяльності, а й формує нову культуру взаємодії з технологіями. Застосування нейромереж як цифрових асистентів відкриває можливості для персоналізації навчання, підтримки творчості, розвитку комунікації та самовираження. Водночас виникає потреба у вивченні їхнього впливу на формування повсякденних звичок користувачів, рівень критичного мислення та професійні навички.

Мета і завдання дослідження. Метою роботи є дослідження практичного застосування сучасних нейромереж як цифрових асистентів у різних сферах діяльності людини та аналіз їхнього впливу на трансформацію повсякденних звичок.

Основними завданнями є:

1. Визначити можливості сучасних нейромереж у контексті автоматизації повсякденних дій.