

АНАЛІЗ ОСОБЛИВОСТЕЙ СУЧАСНИХ НЕЙРОМЕРЕЖ

Євтушенко Д.А.

Науковий керівник – к.т.н., доц. Творошенко І.С.

Харківський національний університет радіоелектроніки, каф. ІНФ,

м. Харків, Україна

e-mail: dmytro.ievtushenko@nure.ua

This work investigates existing neural networks based on their architectures and functionalities. Various types of neural network architectures, including feedforward, convolutional, recurrent, and attention-based models, are analyzed and categorized. The performance and suitability of each type of neural network for specific tasks are assessed. Additionally, emerging architectures and hybrid models that combine different neural network types are explored. The findings contribute to understanding the strengths and limitations of different neural network architectures, aiding in the selection and optimization of models for various applications.

Нейромережі відіграють ключову роль у сучасних дослідженнях та застосуваннях штучного інтелекту [1–5]. У даній роботі розглянуто існуючі типи нейромереж та задачі, які такі нейромережі виконують.

Перш ніж перейти до окремих типів нейромереж, необхідно з'ясувати, які завдання вони можуть вирішувати.

Виділяють чотири основні групи задач, які виконують нейромережі:

– класифікація: використовується для розпізнавання об'єктів або категоризації даних;

– прогнозування: застосовується для прогнозування часових рядів або генерації послідовностей;

– створення: використовується для створення нового контенту, такого як зображення або текст;

– виявлення: призначена для виявлення складних патернів або аномалій у вхідних даних.

Визначивши основні задачі, перейдемо до розгляду архітектур, які нейромережі можуть мати:

– нейронна мережа прямого поширення: це найпростіші та найбільш поширені нейромережі, в яких дані проходять через шари в одному напрямку від входу до виходу. Вони ефективно використовуються для класифікації та регресії, де кожен вхідний вузол з'єднаний з кожним вихідним;

– згорткові нейромережі: ці моделі зазвичай використовуються для обробки зображень, оскільки вони здатні ефективно розпізнавати локальні патерни на зображеннях. Згорткові шари аналізують малі частини зображення та виокремлюють їхні характеристики;

– рекурентні нейромережі: ці моделі мають зв'язки, які створюють зворотний зв'язок між вузлами, що дозволяє їм працювати з послідовнос-

тями даних. Вони ефективно використовуються для обробки послідовних даних, таких як текст або часові ряди;

– гібридні моделі: ці моделі поєднують різні типи нейромереж для досягнення кращої продуктивності та універсальності. Наприклад, комбінування згорткових та рекурентних шарів може бути ефективним для аналізу послідовностей зображень.

Однією з ключових цілей цього дослідження є оцінка продуктивності та придатності кожного типу нейромережі для конкретних завдань.

Класифікація.

Нейромережі: найчастіше для класифікації використовуються згорткові нейромережі, такі як ResNet, Inception або VGG, оскільки вони ефективно працюють із зображеннями та виявленням патернів.

Точність: згорткові нейромережі зазвичай демонструють високу точність, часто досягаючи показників понад 90 % на популярних наборах даних, таких як ImageNet.

Час навчання: час навчання згорткових нейромереж може бути тривалим через їх складну архітектуру та велику кількість параметрів.

Ресурсозатратність: згорткові нейромережі потребують значних обчислювальних ресурсів та потужного обладнання через велику кількість параметрів та обчислювально важкі операції.

Прогнозування.

Нейромережі: для прогнозування часових рядів часто застосовують рекурентні нейромережі, такі як LSTM або GRU, які здатні враховувати контекст попередніх вхідних значень.

Точність: рекурентні нейромережі зазвичай демонструють хорошу точність у прогнозуванні часових рядів, особливо при належному налаштуванні гіперпараметрів.

Час навчання: час навчання рекурентних нейромереж може бути помірним порівняно з іншими архітектурами, але вони можуть бути вимогливими до додаткових ресурсів при роботі з великими обсягами даних.

Ресурсозатратність: рекурентні нейромережі можуть бути менш ресурсозатратними порівняно зі згортковими, але можуть потребувати значних обчислювальних ресурсів, особливо для навчання на великих даних.

Створення.

Нейромережі: для генерації контенту широко використовуються автокодувальні нейромережі, такі як Variational Autoencoders (VAE) або Generative Adversarial Networks (GANs).

Точність: оцінка точності генерації контенту може бути складною, але при використанні великого обсягу репрезентативних даних модель може генерувати високоякісний контент.

Час навчання: час навчання автокодувальних нейромереж може бути тривалим, особливо для складних моделей, таких як GANs.

Ресурсозатратність: використання ресурсів для навчання автокодувальних нейромереж може бути значним, особливо для складних моделей, які вимагають більше обчислювальної потужності.

Виявлення.

Нейромережі: для цього типу завдань часто використовуються гібридні моделі, які поєднують різні типи нейромереж.

Точність та час навчання: для гібридних моделей можуть варіюватися у залежності від конкретного завдання та даних.

Ресурсозатратність: для гібридних моделей може також варіюватися, залежно від їх складності та обсягу даних.

Дослідивши сучасні нейромережі, розділивши їх за категоріями, виділивши типи завдань, які вони можуть реалізовувати з високою ефективністю, встановлено, яку саме нейромережу варто використовувати під час розроблення інформаційних систем різного призначення.

Список використаних джерел:

1. Gorokhovatskyi V., Tvoroshenko I., and 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), pp. 113–125.

2. 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.

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. 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.

5. 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.