

Порівняння ефективності розпізнавання моделей нейромереж для МРТ

Вінницький національний технічний університет

Анотація

У даному дослідженні проведено порівняльний аналіз ефективності різних моделей нейромереж для завдання сегментації мозкових уражень на зображеннях з магнітно-резонансної томографії (МРТ). Використовуючи моделі зглиблених нейронних мереж (DNN), U-Net (модифікована CNN для сегментації), рекурентні нейронні мережі (RNN), було проведено дослідження з точності, швидкодії, витрат ресурсів та стійкості до змін у даних. Результати дослідження вказують на найбільш ефективну модель для даної задачі.

Ключові слова: сегментація мозкових уражень, МРТ, нейромережі, DNN, U-Net, RNN, порівняльний аналіз, ефективність моделей, точність, швидкодія, витрати ресурсів, стійкість.

Abstract

In this study, a comparative analysis of the effectiveness of different neural network models for the task of segmenting brain lesions on magnetic resonance imaging (MRI) images was performed. Using Deep Neural Networks (DNN), U-Net (a modified CNN for segmentation), Recurrent Neural Networks (RNN), research was conducted on accuracy, speed, resource consumption, and robustness to data changes. The research results indicate the most effective model for this task.

Keywords: segmentation of brain lesions, MRI, neural networks, DNN, U-Net, RNN, comparative analysis, efficiency of models, accuracy, speed, resource consumption, sustainability.

Вступ

У сучасному світі нейромережі стали необхідним інструментом у різних галузях, від комп'ютерного зору та автономних транспортних засобів до аналізу медичних зображень та мовних моделей. За допомогою нейромереж можна вирішувати завдання, які раніше були неможливими або вкрай складними для традиційних підходів.

Проте з поширенням різноманітних архітектур нейромереж і методів їхньої тренування, вибір найбільш ефективної моделі для конкретного завдання стає складним завданням для дослідників та практиків. Різні моделі мають свої переваги та обмеження, які варто враховувати при аналізі їхньої ефективності.

Огляд різних моделей нейромереж

Глибинні нейронні мережі (Deep Neural Networks, DNN):

Характеристики: DNN складається з багатьох шарів нейронів, що дозволяє їм вивчати складні залежності в даних.

Використання: Ці моделі часто використовуються для задач класифікації, регресії та генерації даних.

Згорткові нейронні мережі (Convolutional Neural Networks, CNN):

Характеристики: CNN спеціалізуються на обробці зображень завдяки застосуванню згорткових шарів для виявлення візуальних ознак.

Використання: Вони широко використовуються у сферах комп'ютерного зору, відеоаналітики та обробки зображень.

Рекурентні нейронні мережі (Recurrent Neural Networks, RNN):

Характеристики: RNN призначені для аналізу послідовних даних та враховують контекст інформації.

Використання: Вони ефективно використовуються у машинному перекладі, аналізі текстів, генерації послідовностей.

Критерії порівняння ефективності

Точність (Accuracy):

Визначення: Точність відображає відсоток правильних передбачень моделі на тестовому наборі даних.

Оцінка: Для порівняння моделей важливо використовувати метрики точності, які відповідають конкретній задачі (наприклад, точність, чутливість, специфічність для задач класифікації).

Швидкодія (Speed):

Визначення: Швидкодія вимірює час, який потрібний для навчання та виконання моделі на нових даних.

Оцінка: Моделі з меншою кількістю параметрів або оптимізовані для конкретних обчислювальних пристроїв можуть бути швидшими у роботі.

Потреба у ресурсах (Resource Requirement):

Визначення: Вимірює обсяг пам'яті та обчислювальних ресурсів, необхідних для навчання та виконання моделі.

Оцінка: Моделі з великою кількістю параметрів можуть вимагати більшої обчислювальної потужності та пам'яті.

Стійкість (Robustness):

Визначення: Стійкість відображає, наскільки добре модель працює на нових даних або в умовах, відмінних від навчального набору.

Оцінка: Моделі, які добре узагальнюють знання та мають механізми регуляризації, можуть мати кращу стійкість до шуму та змін у даних.

Ці критерії допомагають оцінити не лише точність моделі, а й її поведінку у реальних умовах роботи. Розуміння цих аспектів допомагає зробити обґрунтований вибір моделі для конкретного завдання.

Порівняння ефективності моделей

Точність (Accuracy):

Що це означає: Точність відображає відсоток правильних передбачень моделі на тестовому наборі даних.

Як це оцінюється: Використовуються метрики точності, такі як Accuracy, F1-мера, Precision та Recall для оцінки якості класифікації моделей.

Швидкодія (Speed):

Що це означає: Швидкодія вимірює час, який потрібний для навчання та виконання моделі на нових даних.

Як це оцінюється: Вимірюються час навчання моделі та час, потрібний для класифікації або прогнозування на нових даних.

Потреба у ресурсах (Resource Requirement):

Що це означає: Вимірює обсяг пам'яті та обчислювальних ресурсів, необхідних для навчання та виконання моделі.

Як це оцінюється: Аналізується кількість параметрів моделі, обсяг використовуваної пам'яті під час навчання та виконання.

Стійкість (Robustness):

Що це означає: Стійкість відображає, наскільки добре модель працює на нових даних або в умовах, відмінних від навчального набору.

Як це оцінюється: Використовуються тестові набори даних з відмінностями від навчального, а також проводяться аналізи впливу шуму на результати моделі.

Дослідження

Візьмемо для дослідження задачу та виконаємо порівняння.

Задача: Сегментація мозкових уражень на зображеннях МРТ.

Модель	DNN	U-Net (для CNN сегментації)	RNN
Характеристики	Можуть бути використані для сегментації, але потребують великої кількості даних та обчислювальних ресурсів.	Спеціалізована архітектура для сегментації, здатна до виявлення деталей уражень.	Зазвичай використовуються для послідовних даних, менш ефективні для зображень.
Використання	Може бути ефективною для сегментації уражень на зображеннях	Ідеально підходить для сегментації медичних	Може бути корисним для аналізу динаміки

	МРТ, якщо є достатньо великий навчальний набір.	зображень, зокрема уражень на зображеннях МРТ.	змін у рамках часових серій даних, але не для сегментації зображень.
--	---	--	--

Таблиця 1. Технічні порівняння застосування моделей для сегментації мозкових уражень на зображеннях МРТ

Критерії / Моделі	DNN	U-Net	RNN
Точність	Висока	Дуже висока	Висока
Швидкодія	Середня	Середня	Середня
Потреба у ресурсах	Висока	Середня	Низька
Стійкість	Залежить від даних	Висока	Середня

Таблиця 2. Порівняння рівня ефективності кожної моделі для сегментації мозкових уражень на зображеннях МРТ

Висновок дослідження

Зроблене порівняння ефективності розпізнавання моделей нейромереж дає нам глибше розуміння їхнього функціонування та впливу на результати в різних сценаріях застосування. На основі проведеного аналізу можна зробити кілька ключових висновків.

По-перше, кожна модель має свої сильні та слабкі сторони, які варто враховувати при виборі для конкретного завдання. Наприклад, зглиблені нейронні мережі (DNN) можуть бути ефективними для широкого спектру завдань, але вимагають значних обчислювальних ресурсів. Зглиблені згорткові нейронні мережі (CNN) добре підходять для обробки зображень, але можуть бути менш ефективними для інших типів даних.

По-друге, критерії порівняння, такі як точність, швидкодія, потреба у ресурсах та стійкість, відіграють важливу роль у визначенні ефективності моделей. Часто вибір моделі залежить від балансу між цими критеріями та конкретними вимогами проекту.

У підсумку, вибір найбільш ефективної моделі нейромережі великою мірою залежить від конкретного контексту завдання, наявних ресурсів та вимог до результатів. Постійний аналіз нових розробок у цій області допомагає залишатися на передовій технологій та досягати бажаних результатів у проєктах машинного навчання та штучного інтелекту.

У даному випадку U-Net виявився найбільш ефективним для сегментації мозкових уражень на зображеннях МРТ, з високою точністю та доброю стійкістю до змін у даних. Водночас, слід враховувати, що ця модель може вимагати середніх ресурсів для навчання та виконання. Рішення про вибір моделі також залежить від доступних обчислювальних ресурсів та вимог до точності та швидкодії моделі.

СПИСОК ВИКОРИСТАНОЇ ЛІТЕРАТУРИ

1. Attention is All You Need. In Advances in Neural Information Processing Systems. *Cornell University*. URL: <https://arxiv.org/abs/1706.03762>. LeCun, Y., Bengio, Y., & Hinton, G. (2015). Deep learning. *Nature*, 521(7553), 436-444. <https://www.scirp.org/reference/referencespapers?referenceid=1911084>
2. Comparative Study of Deep Learning Models for Medical Image Segmentation. *ResearchGate*. URL: https://www.researchgate.net/publication/321479251_A_comparative_study_of_deep_learning_models_for_medical_image_classification.
3. A Comparative Analysis of Deep Learning Architectures for Medical Image Segmentation <https://iopscience.iop.org/article/10.1088/1757-899X/263/4/042097>
4. LeCun, Y., Bengio, Y. and Hinton, G. (2015) Deep Learning. *Nature*, 521, 436-444. - References - Scientific Research Publishing. *SCIRP Open Access*. URL: <https://www.scirp.org/reference/referencespapers?referenceid=1911084> (date of access: 19.04.2024).
5. LeCun, Y., Bengio, Y. and Hinton, G. (2015) Deep Learning. *Nature*, 521, 436-444. - References - Scientific Research Publishing. *SCIRP Open Access*. URL: <https://www.scirp.org/reference/referencespapers?referenceid=1911084> (date of access: 19.04.2024).
6. Olaf Ronneberger, Philipp Fischer, Thomas Brox (2015) U-Net: Convolutional Networks for Biomedical Image Segmentation. *arXiv.org*. URL: <https://arxiv.org/abs/1505.04597>.

Дербалиук Єва Роланівна — студентка групи ІІСТ-206, факультет інтелектуальних інформаційних технологій та автоматизації, Вінницький національний технічний університет, м. Вінниця, e-mail: ederbaliuk@gmail.com.

Кулик Ярослав Анатолійович — к.т.н., доцент, доцент кафедри автоматизації та інтелектуальних інформаційних технологій, Вінницький національний технічний університет, Вінниця, e-mail: kulyk.y.a@vntu.edu.ua.

Derbaliuk Yeva Rolanivna — student of IIST-20b group, Faculty of Intelligent Information Technologies and Automation, Vinnytsia National Technical University, Vinnytsia, e-mail: ederbaliuk@gmail.com.

Kulyk Yaroslav Anatoliyovych — Ph. D., Assistant Professor, Assistant Professor of the Department of Automation and Intelligent Information Technologies, Vinnytsia National Technical University, Vinnytsia, e-mail: kulyk.y.a@vntu.edu.ua.