

ВИКОРИСТАННЯ НЕЙРОННИХ МЕРЕЖ У МЕДИЦИНІ

Кір'яков В.Д.

Харківський національний автомобільно-дорожній університет

На сучасному етапі інформаційної ери відбувається швидкий прогрес технологій та поширення програмних рішень, які спрямовані на покращення різних аспектів життя людини. Інформаційні технології швидко розвиваються в усіх сферах діяльності з кожним наступним роком. Активність людства стимулює необхідність пошуку та розробки нових методів використання нейронних мереж та їх можливостей для використання.

Нейромережі є нелінійними системами, які дозволяють краще проводити класифікацію даних, ніж традиційно застосовувати лінійні методи. Додаткові методи діагностики в медицині надають значно розширені можливості для проведення діагностики багатьох видів захворювань. Покращити специфічність методу, не покладаючи негативного впливу на його чутливість.

Гарною реалізацією багатьох ідей може стати саме машинне навчання (Machine Learning), глибоке навчання (Deep Learning) та комп'ютерний зір (Computer Vision). Ці методи можуть бути використані для вирішення задач різних форм складності в діагностиці. У сфері медицини можливо зосереджувати увагу саме на роботі з медичними приладами, які сильно пов'язані з процесом збору, обробки та аналізу даних щодо пацієнта. Тому різноманітні медичні зображення, такі як рентгенівські, комп'ютерні томографії (КТ) та цифрові гістологічні дослідження і т.д. сильно потребують високої точності у результативному висновку.

Одними із багатьох прикладів є:

1. Щодо ракових пухлин, у звітах Американського онкологічного товариства за 2012 рік було зафіксовано понад 1,6 мільйона випадків вперше діагностованого раку [1].

Отже, була поставлена задача розробити діагноз швидкого і адекватного клінічного ведення. Необхідні дані для діагностики було зібрано шляхом використання передових аналітичних методів, таких як мас-спектрометрія, і успішно використано в клінічній практиці для діагностики раку грудей і яєчників [2]. Штучні нейронні мережі також використовуються для діагностики різних типів пухлин головного мозку та раку легенів.

Алгоритм LYNA від Google AI може визначити наявність метастазів раку молочної залози з точністю практично 99% [2]. Такі ж самі алгоритми можуть виявляти переломи, крововиливи, ретинопатію, ураження шкіри, пневмонію, гіпертрофію серця, колапс легенів та аневризму. Для вирішення проблеми конфіденційності даних пацієнтів, дослідники компанії NVIDIA спільно з клінікою Майо та Центром дослідження клінічних даних розробили нейромережу, яка призначена для створення зображень головного мозку за допомогою

методу магнітно-резонансної томографії (МРТ). Ці зображення можуть бути використані для навчання алгоритмів діагностики.

Зокрема, при раку молочної залози вузлові метастази впливають на рішення про лікування щодо променевої терапії, хіміотерапії та можливого хірургічного видалення додаткових лімфатичних вузлів. Таким чином, точність і своєчасність виявлення вузлових метастазів має значний вплив на клінічну допомогу. Однак, дослідження показали, що приблизно 1 з 4 класифікацій стадії метастатичних лімфатичних вузлів буде змінено після другого патологічного огляду, а чутливість виявлення невеликих метастазів на окремому предметному склі може становити лише 38% при перегляді за часовими обмеженнями [2].

LYNA змогла точно визначити розташування ракових пухлин та інших підозрілих ділянок на кожному слайді, деякі з яких були занадто малі для виявлення їх патологоанатомами. В цілому, можна зробити висновок, що однією з потенційних переваг LYNA може бути виявлення цих проблемних областей для патологоанатомів, щоб вони могли розглянути й поставити остаточний діагноз.

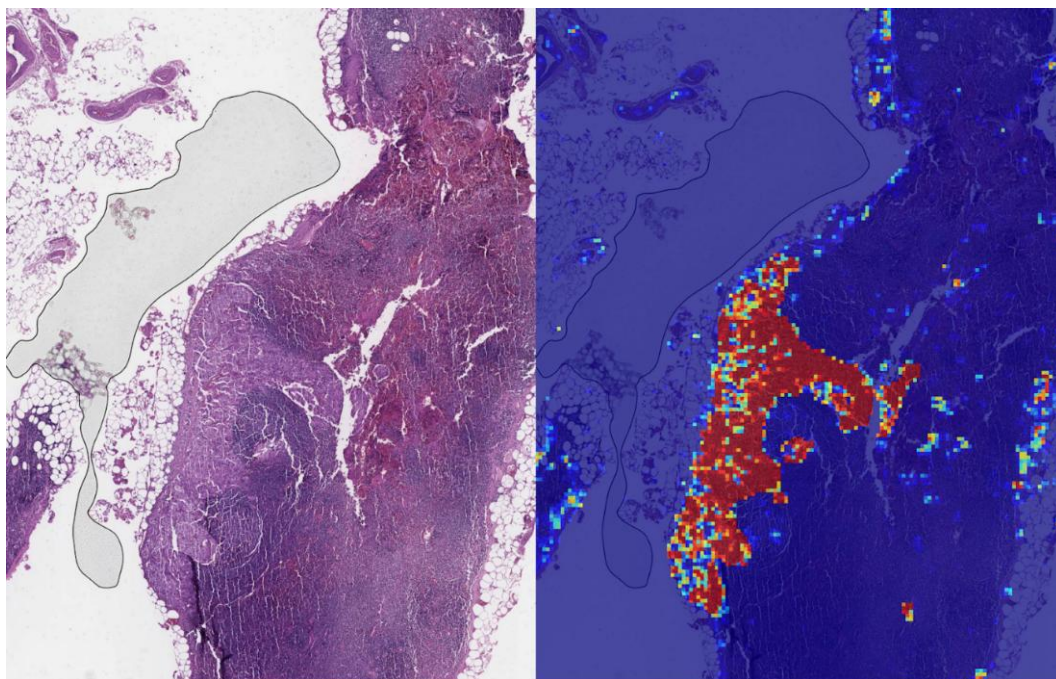


Рисунок 1 – Ліворуч: зразкове зображення, що містить лімфатичні вузли, з кількома артефактами: темна зона ліворуч – повітряний міхур, білі смуги – ріжучі артефакти, червоний відтінок у деяких областях – геморагічний (містить кров), тканина некротична (розкладається), а якість обробки була поганою.

Праворуч: LYNA визначає область пухлини в центрі

Ці дослідження мають суттєві обмеження, такі як обмежені розміри набору даних і змодельований діагностичний процес, який досліджував лише один слайд лімфатичних вузлів для кожного пацієнта замість кількох слайдів, які є звичайними для повного клінічного випадку. Для оцінки впливу LYNA на

реальні клінічні робочі процеси та результати пацієнтів необхідна подальша робота.

2. Новий інструмент аналізу ДНК, розроблений Університетом штату Мічиган, має здатність точно передбачати зріст людей і, що ще важливіше, потенційно оцінювати ризик розвитку серйозних захворювань, таких як хвороби серця і рак [3]. Цей інструмент або алгоритм створює прогнози для людських характеристик на основі генома, таких як зріст з точністю до 3 сантиметрів, щільність кісток. В основі цієї роботи можливо створити ще діагностику для таких хвороб як діабет, склероз та рак молочної залози.

У спадковому розумінні, спадковість відноситься до сукупності всіх генетичних впливів, включаючи нелінійні ефекти, такі як домінування або міжгенні взаємодії. Аддитивна спадковість відноситься до лінійних ефектів, які можна додавати: тобто передбачається, що кожен генетичний варіант має незалежний вплив на ознаку (який, звичайно, може бути рівним нулю), і всі вони додаються разом. Дані, які були проаналізовані, обмежені звичайними SNP (тобто одноступінчастими варіантами, які зазвичай зустрічаються на рівні відсотків або більше в загальній популяції). Отже, були створені предиктори, які в найкращому випадку можуть виявити всю додаткову спадковість, обумовлену загальними SNP, для даної ознаки [3].

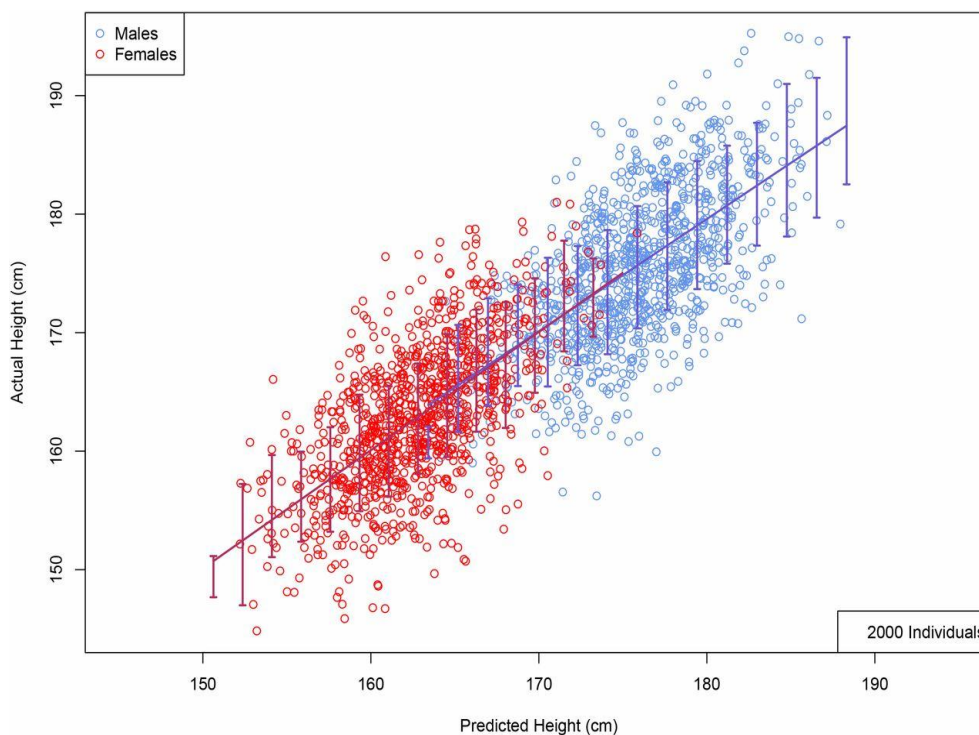


Рис 2. – Фактичний зріст у порівнянні з прогнозованим зростом з використанням 2000 випадково відібраних осіб, які не проходили навчання на предикторі.

3. Серцево-судинні захворювання є групою захворювань, які впливають на серце, його м'язи, судини, та вени. У своєму звіті Національний центр статистики Америки заявляє, що основним фактором смертності в США є серцево-

судинні захворювання [4]. Дані, отримані в минулому у результаті дали вплив для створення моделей нейронної мережі з використанням алгоритму зворотнього поширення помилок. За допомогою цієї моделі було досягнуто 80% точності в діагностиці цих захворювань на основі отриманих даних [5]. Та вони були використані для встановлення діагнозу конкретних типових серцевих захворювань

4. Діагностика діабету. Діабет утворив серйозну проблему для здоров'я. Кількість випадків діабету у світі оцінюється на рівні 366 мільйонів [6]. Діабет другого типу є типовим для цієї патології, що виникає внаслідок порушення клітинної реакції на інсулін, що приводить до гіперглікемії. Дані про вік, стать, вагу та рівень глюкози були зібрані та використані як вхідні параметри для розроблення штучної нейронної мережі, яка може представляти результати з точністю 90% [7]. Штучні нейронні мережі застосовуються для проведення оцінки рівня глюкози, а також для встановлення діагнозу діабету відповідно до біостатистичних аналізів клінічних досліджень.

Використання нейромереж у всіх процесах, пов'язаних з діагностикою в лікарні, дозволить досягти більшої точності та швидкості, що сприятиме зменшенню навантаження на лікарню та медичних працівників. Алгоритми з доступом до великих обсягів даних здатні прогнозувати виникнення або виявляти розвиток хвороби на ранній стадії, що дозволяє вчасно діагностувати та зупинити розвиток захворювання. Ці нові технології мають потенціал покращити якість та швидкість надання медичних послуг, роблячи їх більш зручними для як лікарів, так і пацієнтів. Проте, для досягнення цього необхідно вдосконалити роботу алгоритмів з метою мінімізації ймовірності помилки та вирішення проблеми безпеки конфіденційна інформація про пацієнтів. Вже сьогодні алгоритми можуть виконувати частину завдань з попереднього діагнозу на основі рентгенограм та знімків магнітно-резонансної томографії (МРТ).

Використовуючи схожі алгоритми у майбутньому, можливо створити комплексну систему, яка спостерігала б за людиною протягом усього її життя, мала доступ до її життєвих показників, отриманих за допомогою різних датчиків та сенсорів.

Список використаних джерел

1. Cancer Facts & Figures. American Cancer Society. National Home Office: American Cancer Society Inc. 2012, pp.9-24, [Internet]: <https://www.cancer.org/research/cancer-facts-statistics/all-cancer-facts-figures/cancer-facts-figures-2012.html#:~:text=About%201%2C638%2C910%20new%20cancer%20cases>

2. Martin Stumpe, Technical Lead and Craig Mermel, Product Manager, Healthcare, Google AI Applying Deep Learning to Metastatic Breast Cancer Detection. 2018. [Online]: <https://blog.research.google/2018/10/applying-deep-learning-to-metastatic.html>

3. Lello L, Avery SG, Tellier L, Vazquez AI, de Los Campos G, Hsu SDH. Accurate Genomic Prediction of Human Height. Genetics. 2018 Oct 1;210(2):477–97. [Online]: <https://pubmed.ncbi.nlm.nih.gov/30150289/>

4. CDC. Heart disease facts. Centers for Disease Control and Prevention. 2023. . [Online]: <https://www.cdc.gov/heartdisease/facts.htm>

5. Kim JO (Ryan), Jeong YS, Kim JH, Lee JW. Machine Learning-Based Cardiovascular Disease Prediction Model: A Cohort Study on the Korean National Health Insurance Service Health Screening Database. *Diagnostics*. 2021 May 25;11(6):943. <https://doi.org/10.3390/diagnostics14020144>

6. Whiting DR, Guariguata L, Weil C, Shaw J. IDF Diabetes Atlas: Global estimates of the prevalence of diabetes for 2011 and 2030. *Diabetes Research and Clinical Practice*. 2011 Dec;94(3):311–21. doi: 10.1016/j.diabres.2011.10.029.

7. Ledisi G. Kabari: Diagnosing Diabetes Using Artificial Neural Networks. February 2020 *European Journal of Engineering and Technology Research* 5(2):221-224. DOI:10.24018/ejers.2020.5.2.1774

ГЛИБОКІ МОВНІ МОДЕЛІ: ВІД ТЕХНОЛОГІЧНОГО ПРОРИВУ ДО ПРАКТИЧНИХ ЗАСТОСУВАНЬ

Літвін Олександр

Харківський національний автомобільно-дорожній університет, Харків

Глибокі мовні моделі - це сукупність алгоритмів машинного навчання, які призначені для розуміння та генерації природної мови. Вони базуються на глибокому навчанні (deep learning) і використовуються для розв'язання різноманітних завдань у сфері обробки природної мови (NLP), таких як машинний переклад, синтез мови, розпізнавання мовлення тощо.

Огляд поняття глибоких мовних моделей

Глибокі мовні моделі відрізняються від традиційних методів обробки мови своєю здатністю адаптуватися та вчитися на великих обсягах даних. Вони використовують глибокі нейронні мережі з численними шарами (відси назва "глибокі") для автоматичного вивчення складних залежностей у тексті.

Історія розвитку в цьому напрямку

Історія розвитку глибоких мовних моделей пов'язана з виникненням та постійним вдосконаленням штучних нейронних мереж. Одним з ключових проривів стало введення архітектури Transformer, яка стала основою багатьох сучасних моделей. Починаючи з моделі BERT від Google до GPT (Generative Pre-trained Transformer) від OpenAI, глибокі мовні моделі стали домінуючими в галузі обробки природної мови.

Важливість глибоких мовних моделей у сучасному світі

Глибокі мовні моделі відіграють ключову роль у сучасному світі завдяки своїм можливостям в розумінні та генерації мови. Вони використовуються у багатьох галузях, від інтелектуальних асистентів до платформ штучного інтелекту. Їх важливість полягає в здатності автоматизувати та поліпшувати обробку природної мови, що відкриває нові можливості для розвитку технологій та покращення користувацького досвіду.