

С.В. ДОВГИЧ, Ю.В. ДЄЄВА

МОЖЛИВОСТІ ПОКРАЩЕННЯ КЛІНІЧНОЇ ЕФЕКТИВНОСТІ МЕТОДУ РЕНТГЕНОГРАФІЇ НАВКОЛОНОСОВИХ СИНУСІВ В ДІАГНОСТИЦІ ГОСТРИХ РИНОСИНУСИТІВ ШЛЯХОМ ВИКОРИСТАННЯ ЗГОРТКОВИХ НЕЙРОМЕРЕЖ

Каф. отоларингології (зав. – проф. Ю.В. Дєєва)

Національного медичного університету імені О.О. Богомольця

(ректор – чл.-кор. НАМН України, проф. Ю.Л. Кучин)

Гострий риносинусит – це запальне захворювання слизової оболонки порожнини носа та навколоносових синусів, тривалість якого може досягати 12 тижнів. Головними етіологічними чинниками гострого риносинуситу можуть бути вірусна інфекція (вірусний риносинусит, застуда, гостра респіраторна вірусна інфекція), яка може мати пролонгований характер (поствірусний риносинусит), а в деяких випадках може розвиватись бактеріальна інфекція (бактеріальний риносинусит) [1]. Кожна людина щороку може хворіти гострим вірусним риносинуситом від 2 до 5 разів [2], при цьому частота поствірусного риносинуситу досягає значно меншої кількості – 3-4 випадки на 100 тис. населення щороку [3]. Бактеріальний риносинусит займає найменшу частку захворюваності серед інших гострих риносинуситів – 0,5-2% від вірусного. Згідно European Position Paper on Rhinosinusitis and Nasal Polyps (EPOS) 2020, в більшості випадків діагностика потребує лише збору анамнестичних даних та даних огляду, а лікування зводиться до препаратів симптоматичної терапії [1,4]. Однак, за даними іспанського дослідження “PROSINUS”, переважна більшість лікарів досі не аргументовано застосовує додаткові методи дослідження та лікування. В першу чергу це стосується поствірусного риносинуситу. В 20% випадків поствірусного риносинуситу призначається комп’ютерна томографія (КТ), а призначення рентгенографії за Вотерсом (пряма проекція з відкритим ротом) варіює від 40

до 60%. Подібна ситуація спостерігається і в призначенні антибактеріальних препаратів – близько 60% при гострому поствірусному риносинуситі [5]. Дані щодо призначень КТ при гострому рецидивуючому вірусному риносинуситі показують щорічне збільшення відсоткового відношення направлень на КТ, тобто в перший рік постановки діагнозу частота направлень з прийому коливається в межах 10%, а на 4-й рік захворювання – 40%. Тому на 4-й рік захворювання один пацієнт може бути направлений на КТ від 2 до 5 разів [6]. Варто зазначити, що променеве навантаження при цифровій рентгенографії може становити менше 0,05 мЗв, що залежить від площі ділянки опромінення, а променеве навантаження при КТ приблизно в 100 разів вище, проте навіть воно не перевищує затверджені допустимі санітарні норми (на рік). Окрім різниці в променевому навантаженні, КТ має кращу якість зображення, можливість розглядати ділянки в різних проекціях та можливість 3D реконструкції. При цьому КТ є більш дороговартісним методом обстеження та вимагає більш цінного обладнання порівняно з цифровою рентгенографією. Незважаючи на явні переваги КТ навколоносових синусів, рентгенографія за Вотерсом активно застосовується й досі, що обумовлено її простотою, доступністю методу та низькою вартістю обстеження.

Наразі існують дані щодо застосування відносно простих традиційних нейромереж в сфері рентгенології, проте вони мають низку

обмежень та недоліків: обчислювальна складність, яка вимагає високої потужності комп'ютерної системи; чутливість до артефактів, які можуть спотворити результат; висока схильність до перенавчання моделі; складність архітектури, яка вимагає більш тонкого налаштування параметрів ядра.

Узагальнюючи, традиційні нейромережі вимагають експертних знань в Datascience та тонкого налаштування параметрів мережі для її коректної роботи. Тому на заміну традиційних нейромереж прийшли потужні мережі поглибленого навчання. Одна із них, яка застосовується найчастіше для обробки зображень – згортова нейромережа (convolution neural network, CNN). З цієї причини CNN почали активно застосовувати для аналізу та класифікації медичних зображень – таких як рентгенограми, КТ, МРТ (магнітно-резонансна томографія) [7]. Алгоритми поглибленого навчання з допомогою мільйонів дата-частинок здатні знаходити неочевидні закономірності чи патерни, які не може знайти людина, тому результати роботи нейромережі можуть бути одночасно позитивними та неочікуваними. В цьому полягає недолік нейромережі поглибленого навчання – відсутність прозорості процесу навчання (ніхто не може стверджувати, на основі яких частин даних чи процесів було отримано результати). Тому коректність результату роботи нейромережі не є абсолютною. Застосування нейромереж поглибленого навчання в медичній сфері може бути обґрунтованим у якості “розумного асистента” лікаря, коли мережа може пропонувати звернути увагу на певні знайдені патерни зображення, а лікар при цьому приймає вибір щодо їх інтерпретації.

Зважаючи на високу захворюваність та значне навантаження на економіку країни, актуальність теми оптимізації діагностичних заходів гострого риносинуситу із застосуванням CNN не викликає жодного сумніву, особливо в нинішній час. Тому кафедрою оториноларингології НМУ імені О.О. Богомольця було ініційоване дане дослідження.

Мета: оцінка результатів діагностики гострого риносинуситу за даними рентгенографії навколоносових синусів з використанням створеної індивідуальної нейромережі.

Методи

Підготування дата сету

Збір знімків цифрової рентгенографії

Дослідження було проведено на базі кафедри оториноларингології НМУ імені О.О. Богомольця при КНП “Олександрівська клінічна лікарня” в м. Києві. В ретроспективному дослідженні було проаналізовано 900 знімків рентгенографії навколоносових синусів в прямій проекції (за Вотерсом) за період з вересня 2019 р. по жовтень 2021 р. Рентгенологічні дослідження виконувались на апараті цифрової рентгенографії Opera G5000R за направленням лікарів-оториноларингологів з пункту надання невідкладної отоларингологічної допомоги, відділення отоларингології для дорослих та дітей та бази кафедри оториноларингології НМУ імені О.О. Богомольця при КНП “Олександрівська клінічна лікарня” в місті Києві. Отримані цифрові зображення оброблялись лікарями-рентгенологами в ліцензійному програмному забезпеченні VXvue Software та в ньому ж зберігались в базі даних. Знімки було анонімізовано та вивчено. Відбирались знімки тільки з наявністю гострих риносинуситів та нормою.

Гострий риносинусит на рентгенограмах визначався за такими критеріями (M. Mendelsohn) [8]:

- 1) тотальне затемнення синуса;
- 2) “рівень рідини”;
- 3) потовщення слизової оболонки більше 3 мм.

Після вивчення суб'єктів дослідження 100 із них було виключено із дослідження через наявність артефактів внаслідок проведення синусової хірургії – 16 знімків, наявність інших утворень (кіст, поліпів, сторонніх тіл, тощо) – 67 знімків, наявності артефактів внаслідок неправильної укладки пацієнтів (накладання пірамід скроневих кісток на верхньощелепні синуси тощо) – 8 знімків, наявності переломів кісток лицевого скелету – 3 знімки та 6 знімків (4 гострих риносинусити та 2 норми) було виключено з дослідження для полегшення створення рівномірної вибірки. Загальна вибірка після вивчення представлених рентгенографій становила 800 знімків.

Для підготовки датасету знімки були рівномірно розподілені за папками на сети

“Навчання” – 480 знімків (60% датасету), “Валідація” – 160 знімків (20% датасету) та “Тест” – 160 знімків (20% датасету). Такий розподіл гарантує, що модель має достатній обсяг даних для вивчення та фіксації базових закономірностей, дозволяє оцінити продуктивність моделі за різних конфігурацій гіперпараметрів та забезпечує неупереджену оцінку продуктивності моделі на невидимих даних. Це в цілому зазначається в більшості рекомендаціях по створенню нейромереж – стандартний розподіл набору даних може бути в таких межах: набір навчання – 60-70%, набір валідації – 15-20%

та набір тестування – 15-20%. Також такий розподіл гарантує “ідеальну вибірку”.

Наявність риносинуситу було визначено в 440 знімках всього датасету, тому в кожній папці кількість знімків з патологією становила 55%, для першого сету навчання – 288, для другого (валідації) – 96 та для тестового сету – 96 знімків (рис. 1). Варто зауважити, що якість знімків (можлива пікселізація), за винятком вищезгаданих параметрів виключення, на підбір датасету не впливала. За рахунок такого підходу було зменшено вірогідність “перенавчання” нейромережі.

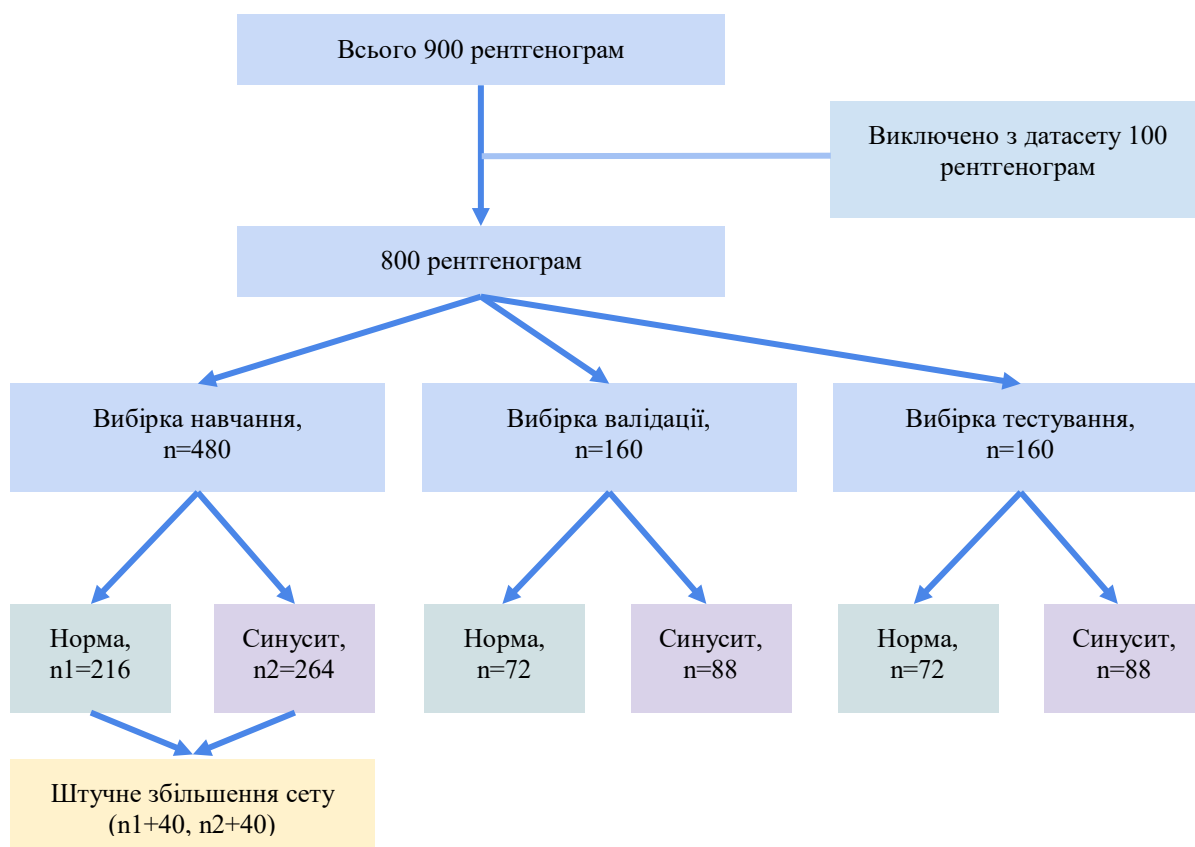


Рис. 1. Розподіл датасету рентгенограм навколоносових синусів для нейромережі.

Обробка рентгенографій

Всі рентгенограми було завантажено в форматі *DCM, тому для зручності обробки датасету та зменшення технічного навантаження їх було конвертовано до формату *JPG та уніфіковано за розширенням до 224x224 зі збереженням пропорцій та ну-

льового значення. Для штучного збільшення сету навчання додатково було використано дзеркальні зображення норми та патології, їх ротацію вправо та вліво на 10°, 15° та 30° і застосовано алгоритми погіршення якості (рис. 2). При цьому кожний опрацьований знімок не використовувався більше 2

разів. Після процесу обробки рентгенографій загальна кількість вибірки навчання

становила 560 знімків: норма – 256 рентгенограм, синусит – 344 рентгенограми.

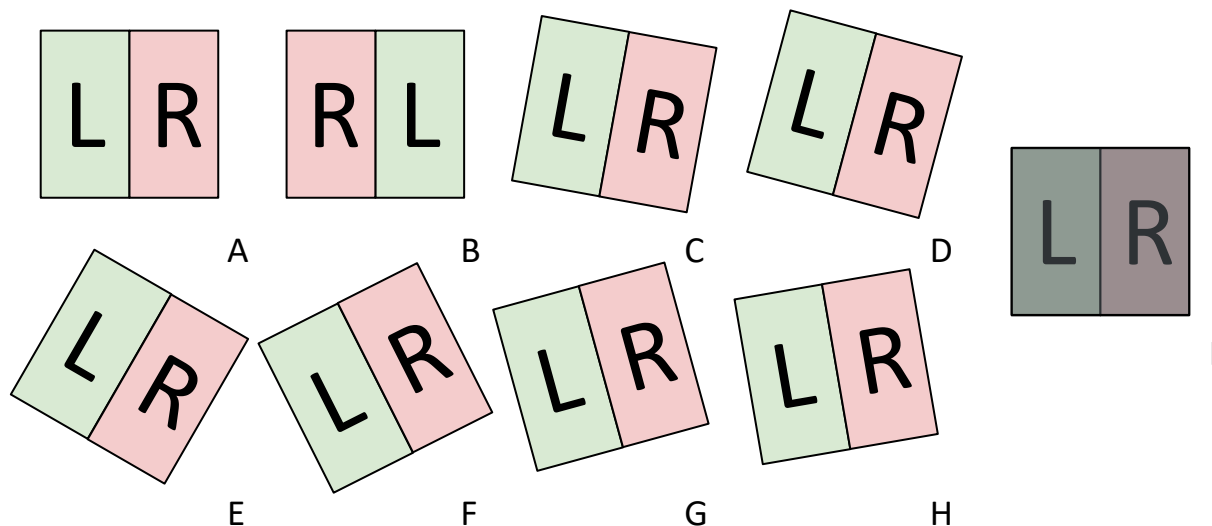


Рис. 2. Схеми штучного збільшення сету навчання. А – нормальне вихідне зображення; В – дзеркальне відображення; С – ротація вправо на 10°; D – ротація вправо на 15°; Е – ротація вправо на 30°; F – ротація вліво на 10°; G – ротація вліво на 15°; H – ротація вліво на 30°; I – погіршення якості.

Процес створення ярликів зображенням (Лейбелінг)

Всі знімки оцінювали незалежно два спеціалісти – рентгенолог та отоларинголог, які позначали назву зображення як “норма” чи “синусит”. Далі результати лейбелінга порівнювались між собою. Для вирішення суперечливих рентгенограм додатково був залучений експерт-

отоларинголог. Після узгодження всіх суб’єктів дослідження, всі знімки експортувались до CVAT (Computer Vision Annotation Tool), в якому шляхом візуального лейбелінга виділено “зони інтересу” на всіх рентгенограмах датасету (рис. 3). Також оцінено розподіл локалізації гострого процесу в верхньощелепному синусі, дані розподілу наведено в табл. 1.

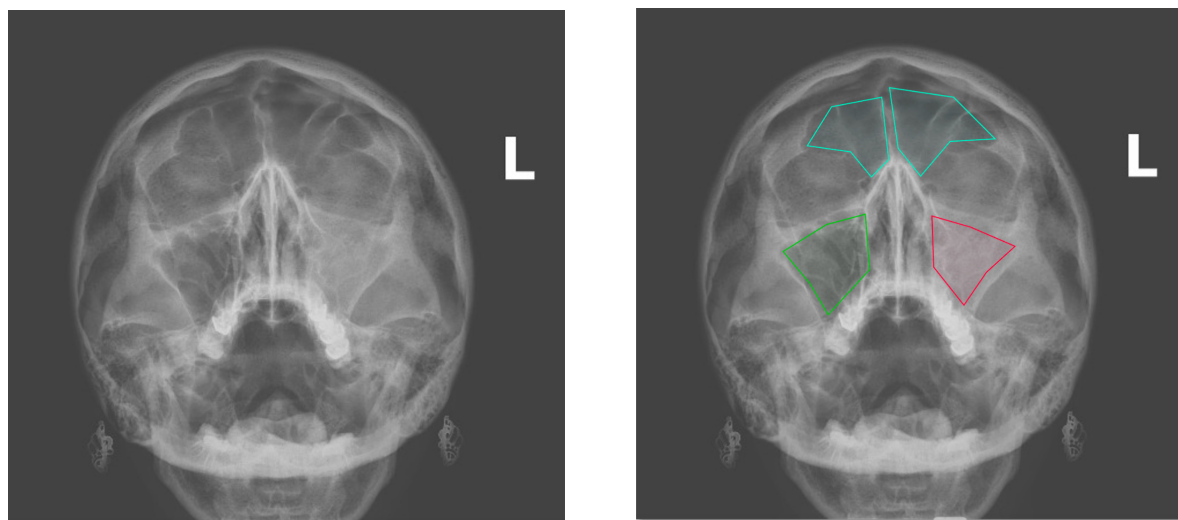


Рис. 3. Приклад процесу візуального лейбелінга рентгенограм: використовувалось виділення зони інтересу полігонами із 5-7 точками (в залежності від форми синусів) різних кольорів, де зелені відтінки відповідають нормі, а червоний та темно-синій – патології.

Таблиця 1

Розподіл ураження верхньощелепного синуса за топографією

Сет	Топографія ураження верхньощелепного синуса		
	лівобічний	правобічний	двобічний
“Тестування”	203	189	168
“Валідація”	67	59	34
“Навчання”	70	51	39

Вибір та створення нейромережі

Згорткову нейромережу було створено на мові програмування Python в програмному забезпеченні PyCharm CE. У якості API (Application Programming Interface) був використаний Keras на базі відкритої бібліотеки для навчання нейромереж Tensorflow. Структуру створеної мережі схематично зображено на рис. 4. Зважаючи на бінарну класифікацію даних (“синусит” або “норма”) у якості функції активації був обраний “relu”, а для функції оптимізації – “adam”. Також для зменшення можливості перенавчання моделі використані методи регуляції – відсіювання даних (dropout), що полягає в рандомізованій заміні нульовими значення-

ми вхідних даних під час навчання моделі, таким чином було зменшено запам'ятовування сету навчання. Додатково в моделі було прописано автозупинку тренування при досягненні високої точності на тесті валідації, що значно зменшує час навчання та кількість епох, тому що далі може спостерігатись високий рівень перенавчання. Для цього було використано функцію: “*es = EarlyStopping (monitor='val_accuracy', patience=4, min_delta=0.01, verbose=1, mode='auto')*”. Підготовку датасету, його обробку, створення нейромережі, її валідацію та всі статистичні розрахунки було проведено на базі процесора Apple Silicone M1.

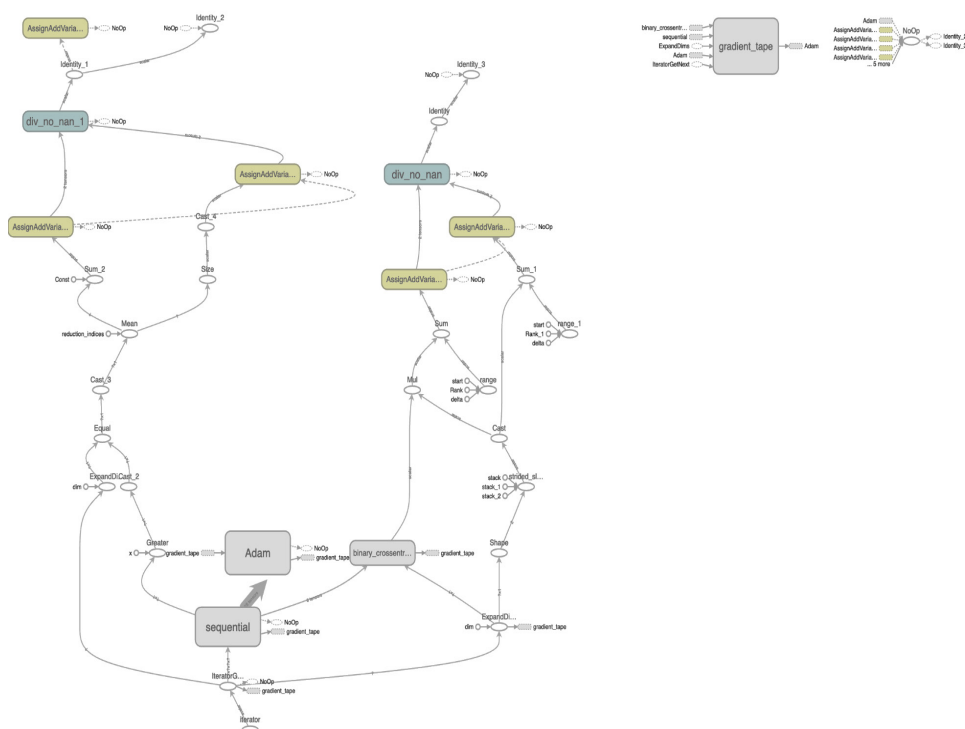


Рис. 4. Схематичне зображення власно створеної нейронної мережі (зображення створено з допомогою модулю Tensorboard).

Таблиця 2

Оцінка продуктивності наборів даних для навчання, валідації та тестування нейромережі

Набір	Параметри			
	точність	функція втрат	специфічність	чутливість
Тестування	99,34%	0,0213	-	-
Валідація	97,61%	0,0513	-	-
Тестування	92,12%	-	92,04%	89,97%

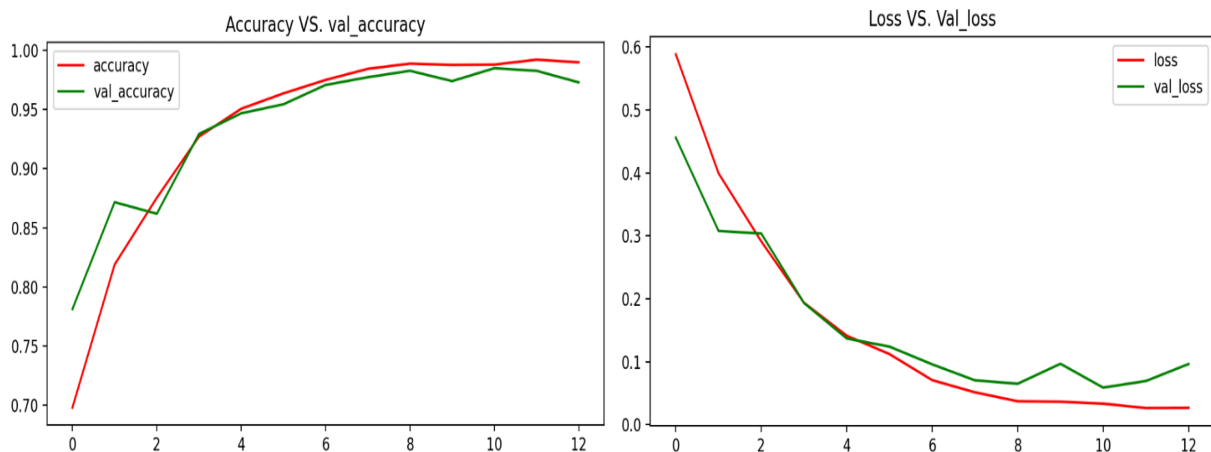


Рис. 5. Показники точності (ассигасу) та втрати (loss) на наборах даних рентгенограм для навчання та валідації. Червоні криві відповідають набору навчання, зелені криві – валідації. Вісь абсцис відповідає за кількість епох, вісь ординат визначає відповідно показник точності та втрати. Графіки побудовані з допомогою бібліотеки matplotlib.

Оцінка ефективності нейромережі

Ефективність мережі оцінювалась за допомогою визначення кількісної точності, чутливості та специфічності. Також експертами (отоларингологом та рентгенологом) було оцінено точність роботи нейромережі по класифікації рентгенограм сету тестування.

Результати

Згідно отриманих результатів можна зазначити, що показник відтворюваності, який базується на основі лейбелінга рентгенологічних зображень навколоносових синусів отоларинголога та рентгенолога, дуже високий – каппа > 0,85.

В табл. 2 наведено оцінку продуктивності наборів даних для навчання, валідації

та тестування для створеної моделі CNN. Точність CNN в наборах даних була оцінена безпосередньо після закінчення роботи нейромережі за допомогою функцій бібліотеки “matplotlib”. Для набору даних навчання точність становила 99,34%, для набору даних валідації – 97,61% та для набору тестування мережі – 92,12%.

Значення втрат (Loss), яке показує поведінку моделі після кожної оптимізації ітерації (*batch_size* = 64) для сету навчання становить 0.0213, для набору валідації – 0.0513. Функція втрат використовується для оптимізації алгоритму машинного навчання. Втрата обчислюється під час навчання та валідації (саме тому показник для тестового набору даних не визначався), а її інтерпретація базується на тому, наскільки добре

модель працює в цих двох наборах. Це сума помилок, зроблених для кожного прикладу в наборах для навчання та валідації. Тому отримані нами показники демонструють низький рівень перенавчання моделі, та досить високий рівень точності. Чутливість для моделі становила 89,97%, специфічність методу у визначенні синуситів – 92,04%.

Для кращої візуалізації вищезгадані параметри наведено на рис. 5, де червона крива відповідає за сет даних для навчання, а зелена крива – за набір для валідації. Також на рисунках можна помітити, що вісь абсцис, яка відповідає за кількість епох навчання моделі, обривається на епосі №12. Саме в цей момент спрацював механізм автозупинки, коли нейромережа почала працювати без покращення точності в більш ніж 0,01 впродовж 4 епох, тобто почала перенавчатись.

Обговорення

В нинішній час використання нейромереж в вітчизняній медичній сфері один з нових та прогресивних напрямків, який може забезпечити зниження навантаження на медичних працівників та знизити прямі економічні витрати на діагностичні заходи риносинуситу. Незважаючи на швидкість проведення, мінімальне променеве навантаження та низьку вартість обстеження, рентгенографія навколоносових синусів за Вотерсом почала втрачати свою діагностичну цінність. Модифікація оксипітофронтальної позиції рентгенографії навколоносових синусів була описана Чарльзом Вотерсом ще в 1915 р., тобто методиці вже більше 100 років [9]. При цьому в 1971 р. був створений перший апарат КТ, який пройшов клінічні випробування на скануванні голови. Саме за розробку цього винаходу Годфрі Гаунсфілд і Аллан Кормак отримали в 1979 р. Нобелівську премію [10]. З початком ери 3-Д сканування традиційна рентгенографія почала втрачати свою діагностичну цінність у всіх фахівців. Однак пандемія коронавірусу [11] та як її наслідок – величезна кількість проведених рентгенографій органів грудної клітки, посприяли розвитку напрямку datascience та створенню нейромереж в медицині. Так фахівці розробили алгоритми, за яких мож-

ливо було визначити коронавірсну, бактеріальну та грипозну пневмонії з високою точністю всього лише за даними такого “старого” методу як рентгенографія [12-14]. Проте в різних дослідженнях точність все ж таки була варіабельною, що залежало від різних параметрів [12-14].

Для забезпечення високої точності роботи нейромережі з найменшою кількістю помилок необхідно правильно та якісно готувати набір даних. Такий набір має бути достатньо великим. Слід зазначити, що існують можливості штучного збільшення набору даних, одну з таких можливостей ми використали в своєму дослідженні, збільшивши сет навчання шляхом ротації рентгенограм та програмного погіршення їх якості. При цьому ротація була не більше ніж $\pm 30^\circ$, а для погіршення якості використовувався параметр розмиття фону з градієнтом не більше $\pm 30^\circ$, що імітувало порушення правил укладання пацієнтів при проведенні рентгенографії. Стандартом в підготовці набору даних є їхній коректний розподіл, який вже згадувався попередньо, та процес ярликування рентгенограм, який має забезпечуватись кваліфікованими спеціалістами – лікарями рентгенологами чи отоларингологами. В проведеному дослідженні за підготовку ярликування відповідали 2 визначені фахівці та 1 експерт, який додатково опрацьовував суперечливі рентгенограми. Таким чином знімки були максимально уніфіковані. Саме оцінка даних рентгенографії може вносити значний вплив на постановку діагнозу та подальше лікування пацієнта. Тому зосередженість роботи в підготовці бази даних є одним із головних чинників коректної роботи та налаштування нейромережі.

Яскравим прикладом правильної роботи стала створена нами нейромережа, яка показала високі показники успішності бінарної класифікації знімків рентгенографії навколоносових синусів за категоріями “синусит” та “норма”. Її точність роботи у визначенні синуситів та норми на тестовому наборі даних досягла 92,12%, що не поступається відомим створеним моделям нейромереж – VGG-16, VGG-19, ResNet-101 [15, 16], які вже довели свою ефективність.

Однак для більш точної діагностики, на підставі проведених нами досліджень до загальноновживаних критеріїв оцінки рентгенограм навколоносових синусів необхідно розробити та додати нові, що дозволить створити нейромережі з точністю діагностики більш ніж 95%. Запропонована нами нейромережа може бути використана як додатковий інструмент

для покращення точності діагностики гострого риносинуситу на основі рентгенологічних зображень навколоносових синусів та може допомогти уніфікувати думки кожного окремого лікаря щодо визначення риносинуситу на рентгенограмах та потребу в призначенні додаткових необов'язкових обстежень чи антибактеріальних засобів.

Література

1. Fokkens W, Lund V, Hopkins C, Hellings P, Kern R, Reitsma S, et al. EPOS 2020: European Position Paper on Rhinosinusitis and Nasal Polyps 2020. *Rhinology*. 2020 Feb 20;58(Suppl S29):1-464. doi: 10.4193/Rhin20.600.
2. Turner RB. Epidemiology, pathogenesis and treatment of the common cold. *Ann Allergy Asthma Immunol*. 1997 Jun;78(6):531-9; quiz 539-40. doi: 10.1016/S1081-1206(10)63213-9.
3. Oskarsson JP, Halldorsson S. [An evaluation of diagnosis and treatment of acute sinusitis at three healthcare centers]. *Laeknabladid*. 2010 Sep;96(9):531-5. doi: 10.17992/lbl.2010.09.313. [Article in Icelandic].
4. Abdulqader MAM, Zadorozhna A, Dieieva J, Tereshchenko Z, Konovalov S. Clinical Presentations of Patients with Chronic Rhinosinusitis. *Journal of Pharmaceutical Research International*. 2021;33(46A):257-263. doi: 10.9734/jpri/2021/v33i46A32864.
5. Jaume F, Quintó L, Alobid I, Mullol J. Overuse of diagnostic tools and medications in acute rhinosinusitis in Spain: a population-based study (the PROSINUS study). *BMJ Open* 2018;8:e018788. doi: 10.1136/bmjopen-2017-018788.
6. Bhattacharyya N, Grebner J, Martinson NG. Recurrent Acute Rhinosinusitis. *Otolaryngol Head Neck Surg*. 2012 Feb;146(2):307-12. doi: 10.1177/0194599811426089.
7. State Sanitary Rules and Norms "Hygienic requirements for the design and operation of X-ray rooms and radiological procedures". Order of the Ministry of Health of Ukraine of 04.06.2007 No. 294. https://zakononline.com.ua/documents/show/278053_505228. [In Ukrainian].
8. Kim HG, Lee KM, Kim EJ, Lee JS. Improvement diagnostic accuracy of sinusitis recognition in paranasal sinus X-ray using multiple deep learning models. *Quant Imaging Med Surg* 2019;9(6):942-951. doi: 10.21037/qims.2019.05.15.
9. Waters CA, Waldron CW. Roentgenology of the accessory nasal sinuses describing a modification of the occipito-frontal position. *AJR Am J Roentgenol*. 1915 Feb;2:633-39.
10. Seeram E. Computed tomography, 5th edition. Physical principles, patient care, clinical applications, and quality control. Elsevier (HS-US); 2023. 536 p. ISBN: 9780443107016.
11. WHO Director-General's opening remarks at the media briefing on COVID-19. 11 March 2020. World Health Organization. <https://www.who.int/director-general/speeches/detail/who-director-general-s-opening-remarks-at-the-media-briefing-on-covid-19---11-march-2020>.
12. Jaiswal AK, Tiwari P, Kumar S, Gupta D, Khanna A, Rodrigues JJPC. Identifying pneumonia in chest X-rays: a deep learning approach Measurement. 2019;145:511-18. doi: 10.1016/j.measurement.2019.05.076.
13. Chouhan V, Singh SK, Khamparia A. et al. A novel transfer learning based approach for pneumonia detection in chest X-ray images, *Appl. Sci*. 2020, 10(2), 559. <https://doi.org/10.3390/app10020559>.
14. Wang L, Wong A. COVID-Net: A tailored deep convolutional neural network design for detection of covid-19 cases from chest radiography images. *Sci Rep*. 2020 Nov 11;10(1):19549. doi: 10.1038/s41598-020-76550-z.
15. Simonyan K, Zisserman A. Very deep convolutional networks for large-scale image recognition. arXiv:1409.1556 [cs.CV]. <https://doi.org/10.48550/arXiv.1409.1556>.
16. He K, Zhang X, Ren S, Sun J. Deep residual learning for image recognition. arXiv:1512.03385 [cs.CV]. <https://doi.org/10.48550/arXiv.1512.03385>.

Надійшла до редакції 14.06.2023

© С.В. Довгич, Ю.В. Дєєва, 2023

МОЖЛИВОСТІ ПОКРАЩЕННЯ КЛІНІЧНОЇ ЕФЕКТИВНОСТІ МЕТОДУ РЕНТГЕНОГРАФІЇ НАВКОЛО- НОВИХ СИНУСІВ В ДІАГНОСТИЦІ ГОСТРИХ РИНОСИНУСІТІВ ШЛЯХОМ ВИКОРИСТАННЯ ЗГОРТКОВИХ НЕЙРОМЕРЕЖ

Довгич СВ, Дєєва ЮВ

Каф. отоларингології Національного медичного університету імені О.О. Богомольця

Email: deevanmu@gmail.com

А н о т а ц і я

Актуальність: Гострий риносинусит – це запальне захворювання слизової оболонки порожнини носа та навіколоносових синусів, тривалість якого може досягати 12 тижнів. Щороку одна людина може хворіти на гострий вірусний риносинусит від 2 до 5 разів, при цьому частота поствірусного риносинуситу сягає значно меншої кількості – 3-4 випадки на 100 тис. населення. При цьому гострий риносинусит залишається станом, на який припадає найбільша кількість нераціональних обстежень та лікування. Незважаючи на те, що рутинне застосування рентгенологічних методів діагностики гострого риносинуситу не є рекомендованим, рентгенографія навіколоносових синусів залишається одним із часто вживаних методів обстеження, хоча і не завжди має діагностичну цінність. Тому покращення діагностичної ефективності даного методу є важливим та актуальним в нинішній час.

Мета дослідження: Оцінка результатів діагностики гострого риносинуситу за даними рентгенографії навіколоносових синусів з використанням створеної індивідуальної нейромережі.

Результати: Для дослідження та формування бази даних було використано 900 рентгенограм навіколоносових синусів, які були розподілені на вибірки навчання, валідації та тестування, поставлена задача для нейромережі – бінарна класифікація вибірки. Було проведено оцінку точності класифікації за вищезгаданими вибірками. Так, для набору «навчання» точність оцінки рентгенограм становила 99,34%, для набору даних валідації – 97,61% та для набору тестування мережі – 92,12%, що є досить високими результатами.

Отже, застосування нейромереж в розпізнаванні нормативних та патологічних станів порожнини носа та навіколоносових синусів може бути обґрунтованим.

Висновки: На підставі проведених нами досліджень до загальнозживаних критеріїв оцінки рентгенограм навіколоносових синусів необхідно розробити та додати нові, що дозволить створити нейромережі з точністю діагностики більше 95%. Запропонована нами нейромережа може бути використана як додатковий інструмент для покращення точності діагностики гострого риносинуситу на основі рентгенологічних зображень навіколоносових синусів та може допомогти уніфікувати думки кожного окремого лікаря щодо визначення риносинуситу на рентгенограмах та потребу в призначенні додаткових необов'язкових обстежень чи антибактеріальних засобів.

Ключові слова: гострий риносинусит, риносинусит, рентгенографія навіколоносових синусів, нейромережа, CNN, convolution neural network.

THE POSSIBILITY OF ENHANCING THE CLINICAL EFFICIENCY OF PARANASAL SINUSES X-RAY FOR THE ACUTE RHINOSINUSITIS DIAGNOSIS USING CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORKS

Dovgich S, Dieieva JuV

Department of Otorhinolaryngology of the Bogomolets National Medical University (Kyiv, Ukraine)

Email: deevanmu@gmail.com

A b s t r a c t

Topicality: Acute rhinosinusitis is an inflammatory disease affecting the nasal cavity and paranasal sinuses, with a duration of up to 12 weeks. While the frequency of post-viral rhinosinusitis is relatively low, acute viral rhinosinusitis can affect an individual 2 to 5 times a year. Unfortunately, acute rhinosinusitis often leads to unnecessary examinations and treatments. Although the routine use of x-ray methods for diagnosis is not recommended, sinus radiography is still commonly employed despite its limited diagnostic value. Therefore, enhancing the diagnostic efficiency of this method is crucial.

Objective: to evaluate the diagnosis of acute rhinosinusitis based on x-ray data using a customized neural network.

Results: A total of 900 x-rays of the sinuses were used to create a database, which was then divided into training, validation, and testing samples. The neural network was trained to perform binary classification on the samples. The accuracy of radiograph evaluation was as follows: 99.34% for the training set, 97.61% for the validation set, and 92.12% for the testing set, demonstrating high accuracy.

Hence, employing neural networks for recognizing normal and pathological conditions of the nasal cavity and paranasal sinuses is justified.

Conclusions: Based on our research, it is essential to develop and incorporate new criteria for evaluating sinus x-rays to enable the creation of neural networks with diagnostic accuracy exceeding 95%. The neural network proposed in this study can serve as an additional tool to enhance the accuracy of diagnosing acute rhinosinusitis using x-ray images, thereby promoting consensus among doctors regarding the identification of rhinosinusitis on radiographs and the need for further optional examinations or antibacterial agents.

Keywords: acute rhinosinusitis, rhinosinusitis, paranasal sinus x-ray, neural network, CNN, convolutional neural network.