

Наталья ТИТОВА, д-р техн. наук, проф.,

Крістіна КОВАЛЕНКО, студентка

Національний університет «Одеська політехніка», м. Одеса, Україна, e-mail: lcobajlehlco@gmail.com

## ВИКОРИСТАННЯ СИСТЕМИ ШТУЧНОГО ІНТЕЛЕКТУ ДЛЯ ДІАГНОСТИКИ СЕРЦЕВИХ ЗАХВОРЮВАНЬ

**Анотація.** Розглядаються поточне та потенційне майбутнє використання систем штучного інтелекту для діагностики серцевих захворювань. Штучний інтелект дозволяє автоматично ідентифікувати патологічні зразки, виявляти мамографічні ураження та патологію сітківки з навичками, які перевершують навички підготовлених офтальмологів. Роль машинного навчання в серцево-судинній медицині зростає, і він стає джерелом нових інструментів, які можуть допомогти в діагностиці та лікуванні серцевих захворювань.

**Ключові слова:** штучний інтелект, машинне навчання, серцево-судинна медицина, кардіологія, дослідження.

Штучний інтелект (ШІ) широко поширений. Він автоматично завершує речення, коли ми вводимо текст, заповнює пошукові запити Google, перш ніж ми закінчимо свої думки, дозволяє автомобілям самостійно керувати, дозволяє нам розмовляти телефоном та підтримує переклад мови. У галузі медицини його використовували для ідентифікації патологічних зразків, автоматичного виявлення мамографічних уражень та ідентифікації патології сітківки з навичками, які перевершують навички підготовлених офтальмологів. Його зневажали як інструмент, який може призвести до масового безробіття та економічних розладів і як фундаментальна загроза існуванню людей, і водночас його вихваляють як потенційного рятівника, який звільнить людство від виснажливих завдань, щоб дати людям можливість залучатися, взаємодіяти та існувати на вищому плані [1].

Штучний інтелект – це нетехнічний популярний термін, який належить до машинного навчання (англ. *machine learning*, ML) різних типів, але найчастіше до глибоких нейронних мереж. Хоча існує багато типів нейронних мереж, загалом глибокі нейронні мережі дозволяють складно розпізнавати тонкі шаблони нелінійним способом за допомогою моделей, які містять багато рівнів абстракції та синтезу даних, що призводить до неймовірної здатності «читати» мамографії та електрокардіограми (ЕКГ). або розпізнавати обличчя. Хоча глибокі нейронні мережі дійсно забезпечують глибокий інтелект, наразі це вузький інтелект з дуже цілеспрямованими навичками та обмеженою здатністю до спонтанної адаптації або загальним інтелектом [2].

Роль ML у серцево-судинній медицині стрімко зростає, і все більше доказів свідчать про те, що воно стане джерелом нових інструментів, які рухають сферу. Серед інших цілей штучний інтелект використовується для інтерпретації ехокардіограм, автоматичної ідентифікації серцевих ритмів на ЕКГ, унікальної ідентифікації людини за допомогою ЕКГ як біометричного сигналу та виявлення наявності захворювань серця, таких як дисфункція лівого шлуночка. Однак малоімовірно, що штучний інтелект замінить спеціалістів із серцево-судинних захворювань. Натомість штучний інтелект має потенціал стати інструментом, який кваліфіковані практики використовуватимуть для розширення своїх клінічних можливостей, встановлення точніших і оперативніших діагнозів і покращення надання медичної допомоги в цілому [3].

**Використання ШІ для розширеної діагностики.** У одноцентровому дослідженні алгоритм ML, який включає лише змінні візуалізації (дефіцит перфузії, ішемічні зміни та зміни фракції викиду (англ. *ejection fraction*, EF) між стресом і спокоєм, однофотонна емісійна комп'ютерна томографія (англ. *single-photon emission computed tomography*, SPECT) візуалізація перфузії міокарда (англ. *myocardial perfusion imaging*, MPI) за кількісним програмним забезпеченням), перевершив окремі кількісні параметри візуалізації в загальній точності діагностики для кожного пацієнта. (86 % проти 81 %;  $p < 0,01$ ). Загальна площа під

кривою (англ. *area under the curve*, AUC) для виявлення обструктивної обструктивної хвороби серця (англ. *coronary artery disease*, CAD) також була значно вищою для алгоритму МН (0,92 0,01) порівняно з такою для обох візуальних зчитувачів (0,87 0,01 і 0,88 0,01;  $p < 0,05$ ) [4].

Використовуючи інший набір даних, та сама група створила алгоритм штучного інтелекту, який об'єднує як клінічні, так і візуалізаційні змінні (загальний дефіцит перфузії (англ. *total perfusion deficit*, TPD), створений автоматизованим програмним забезпеченням). Дослідники задокументували вищу точність ML (87,3 % 2,1 %), ніж 1 із 2 експертних зчитувачів (82,1 % 2,2 %) або автоматизований TPD (82,8 % 2,2 %;  $p < 0,01$ ) і вищу AUC (0,94 0,01), ніж TPD (0,88 0,01) або 2 візуальних зчитувача (0,89 0,01 і 0,85 0,01;  $p < 0,0001$ ) для виявлення обструктивної CAD. Багатоцентрове дослідження за участю 1638 пацієнтів без відомої ішемічної хвороби серця з використанням твердотільного SPECT-сканера також виявило, що глибоке навчання (англ. *deep learning*, DL) з використанням необроблених і кількісних полярних карт MPI має вищу AUC для обох пацієнтів (0,80 проти 0,78;  $p < 0,01$ ) і на основі кожної судини (0,76 проти 0,73;  $P < 0,01$ ). З порогом DL, встановленим на таку саму специфічність, як і TPD, чутливість на кожного пацієнта покращилася з 79,8 % (TPD) до 82,3 % (DL) ( $p < 0,05$ ), а чутливість кожної судини покращилася з 64,4 % (TPD) до 69,8 % (DL) ( $p < 0,01$ ). Згідно з цими дослідженнями, покращення прогнозування обструктивної ішемічної хвороби серця за допомогою алгоритмів штучного інтелекту в порівнянні з поточними клінічними методами становить приблизно 2,5 % і приблизно 5 % на основі кожного пацієнта та кожної судини відповідно для SPECT MPI. Інші дослідження виявили аналогічну сприятливу ефективність тренованих нейронних мереж порівняно з візуальним аналізом лікаря-експерта у визначенні того, які коронарні артерії, ймовірно, мають стенотичні ураження для специфічного гіперперфузійного розподілу [5].

ШІ може допомогти у вирішенні питань, пов'язаних з діагностикою та прогнозуванням в окремого пацієнта. За допомогою алгоритмів машинного навчання та глибокого навчання можуть бути розроблені моделі, які можуть прогнозувати результати тестів та діагностувати хвороби, які можуть бути пропущені людським оком (рис. 1).

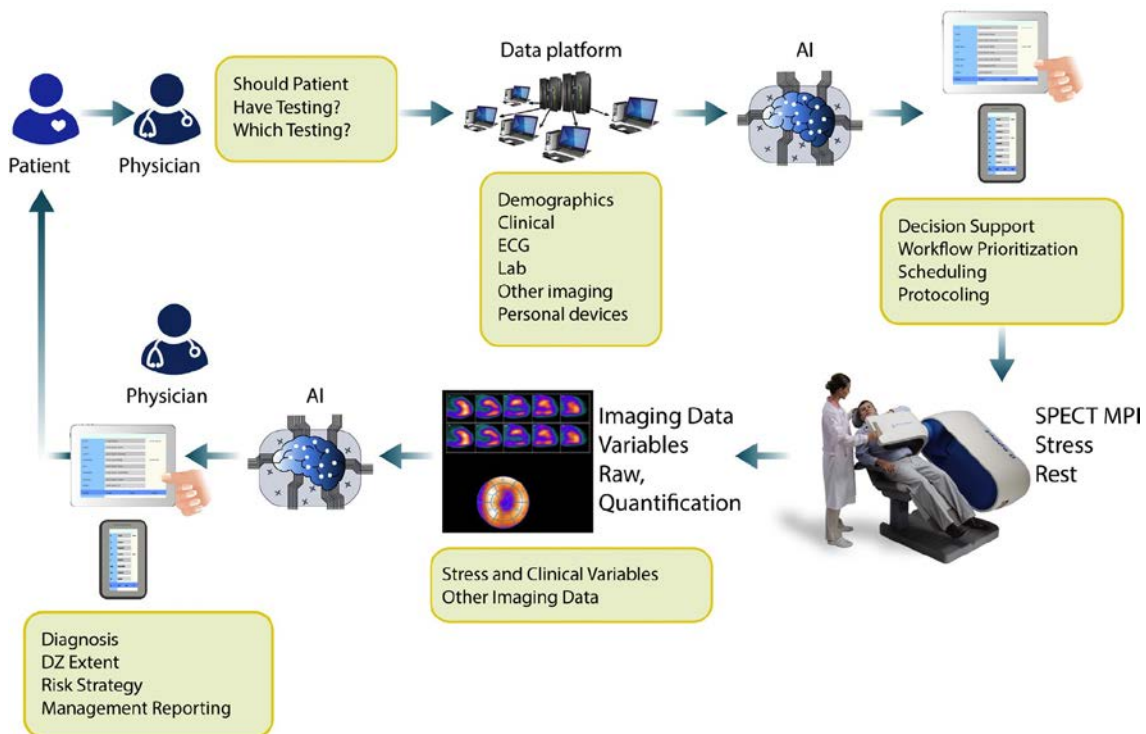


Рис. 1. Потенційне включення алгоритмів ШІ у численні підпрограми в ядерній кардіології

Потенційне включення алгоритмів ШІ у численні підпрограми в ядерній кардіології від сприяння прийняттю клінічних рішень щодо доцільності тесту, вибору тесту, планування, пріоритезації робочого процесу та протоколювання до покращення діагностики та стратифікації ризику для пацієнтської спеціалізації, управління та оптимізація звітності [5]. Одна з основних переваг штучного інтелекту в діагностиці та прогнозуванні полягає у тому, що він може обробляти великі обсяги даних і швидко робити висновки. Це може бути особливо корисно в областях, де діагностика та прогнозування вимагає багато додаткової інформації та складних аналізів.

**Передбачення лікування та прогнози.** Підхід штучного інтелекту також досліджувався для прогнозування ранньої реваскуляризації у пацієнтів з підозрою на САД у 713 дослідженнях SPECT MPI з корелюючою інвазивною ангіографією протягом 90 днів після початкового сканування MPI [6].

Кілька автоматично отриманих змінних візуалізації разом із клінічними параметрами, включаючи стать, історію гіпертензії та цукрового діабету, депресію сегмента ST на базовій ЕКГ, ЕКГ та клінічну реакцію під час стресу та ймовірність після ЕКГ (загалом 33 змінні) були інтегровані за допомогою Алгоритм ML для прогнозування подій реваскуляризації. AUC для прогнозу реваскуляризації за допомогою ML (0,81 0,02) був подібним до показника одного зчитувача (0,81 0,02) і кращим, ніж у іншого зчитувача (0,72 0,02;  $p < 0,01$ ).

Таким чином, у цьому дослідженні виявилось, що ML порівнянний або кращий, ніж досвідчений читач, у прогнозуванні ранньої реваскуляризації після MPI. Що стосується прогнозу, Betancur et al та інші досліджували 2619 пацієнтів з SPECT MPI та інтегрували 28 клінічних, 17 стрес-тестів і 25 змінних візуалізації (включаючи TPD) в алгоритм ШІ для прогнозування серйозних серцевих подій (*англ. major cardiac events*, MACE). Протягом 3,2 0,6 років спостереження вони порівнювали AUC для прогнозування результатів серед (1) ML з усіма доступними даними (ML-об'єднані), (2) ML лише з даними візуалізації (ML-візуалізація), (3) 5-точкова масштабна візуальна діагностика (діагноз лікаря) та (4) автоматизований кількісний аналіз зображень (стресовий TPD та ішемічний TPD). Вони виявили, що прогноз MACE був значно вищим для комбінованої ML, ніж для ML-візуалізації (AUC, 0,81 проти 0,78;  $P < 0,01$ ) [7].

Комбінована модель ML також мала вищу прогностичну точність порівняно з діагностикою лікаря, автоматизованою TPD стресу та автоматизованою TPD ішемії (AUC, 0,81 проти 0,65, 0,73 та 0,71 відповідно;  $p < 0,01$  для всіх). Рекласифікація ризику для комбінованого ML порівняно з візуальним діагнозом лікаря становила 26 % ( $p < 0,001$ ). Грунтуючись на результатах свого дослідження, автори припустили, що штучний інтелект може дозволити інтегрувати клінічні та візуалізаційні дані для персоналізованого обчислення ризику MACE у пацієнтів, які проходять SPECT MPI.

### **Висновок**

Кардіологія знаходиться на передньому краї штучного інтелекту в медицині з великими досягненнями в обробці сигналів, сегментації зображень і аналізі структурованих даних. Останніми роками майже в усіх галузях кардіології було досягнуто значних досягнень, зокрема в аналізі ЕКГ, автоматичній інтерпретації зображень та прогнозуванні ризику. Однак штучний інтелект сприйнятливий до серйозних помилок в інтерпретації, валідності та узагальненості, зростаючих проблем безпеки та етики, які необхідно вирішити заздалегідь. Штучний інтелект потребує тісної співпраці між комп'ютерними науковцями, клінічними дослідниками, клініцистами та іншими користувачами, щоб визначити найбільш відповідні проблеми, які потрібно вирішити, а також найкращий підхід і джерела даних для цього.

### **Література**

1. Chang HY, Jung SK, Woo JI, et al. Artificial intelligence in pathology. *J Pathol Transl Med*. 2019;53(1):1–12.

2. Carter RE, Attia ZI, Geske JR, et al. Classification of background parenchymal uptake on molecular breast imaging using a convolutional neural network. *JCO Clin Cancer Inform.* 2019;3:1–11.
3. Attia ZI, Kapa S, Yao X, et al. Prospective validation of a deep learning electrocardiogram algorithm for the detection of left ventricular systolic dysfunction. *J Cardiovasc Electrophysiol.* 2019;30(5):668-674.
4. Arsanjani R, Xu Y, Dey D, et al. Improved accuracy of myocardial perfusion SPECT for the detection of coronary artery disease using a support vector machine algorithm. *J Nucl Med.* 2013;54(4):549-555.
5. Garcia EV, Klein JL, Taylor AT. Clinical decision support systems in myocardial perfusion imaging. *J Nucl Cardiol.* 2014; 21(3):427-439.
6. Arsanjani R, Dey D, Khachatryan T, et al. Prediction of revascularization after myocardial perfusion SPECT by machine learning in a large population. *J Nucl Cardiol.* 2015;22(5):877- 884.
7. Betancur J, Otaki Y, Motwani M, et al. Prognostic value of combined clinical and myocardial perfusion imaging data using machine learning. *JACC Cardiovasc Imaging.* 2018;11(7):1000- 1009.