

УДК 616.12+616.15-004.8

DOI: <http://doi.org/10.31928/2664-3790-2025.1.2334>

**В.М. Синєглазов^{1,5}, Н.В. Понич^{2,3}, К.Д. Рязановський⁴, А.В. Шеруда⁴,
В.Б. Демянчук²**

¹ Інститут кібернетики НАН України, Київ

² ДНП «Інститут серця МОЗ України», Київ

³ Національний університет охорони здоров'я України імені П.Л. Шупика, Київ

⁴ Національний технічний університет України «Київський політехнічний інститут імені Ігоря Сікорського», Київ

⁵ Національний авіаційний університет, Київ

Інтелектуальна комп'ютерна система аналізу вегетацій та оцінки ризику виникнення емболії в пацієнтів з інфекційним ендокардитом

ОРИГІНАЛЬНІ
ДОСЛІДЖЕННЯ

Мета роботи – підвищити ефективність виявлення інфекційного ендокардиту (ІЕ) завдяки інтелектуальній комп'ютерній системі діагностики.

Матеріали і методи. Дослідження базувалося на інтелектуальній комп'ютерній обробці ехокардіографічних знімків, отриманих у 20 пацієнтів з ІЕ (15 в навчальній групі і 5 у референтній). Набір даних, використаний для дослідження, містив 668 зображень, отриманих під час 2D трансторакальної і трансстравохідної ехокардіографії в пацієнтів із наявною патологією (вегетацією та абсцесом), і 632 «чисті» кадри без патологічних змін; загалом 1300 фото в парастернальній проекції за довгою віссю, апікальній 4-камерній проекції та проекції за довгою віссю лівого шлуночка. Зображення були вилучені з ехокардіограм у форматі DICOM. Вихідний формат зображення становив 708×1016 пікселів з трьома каналами RGB відповідно, і згодом був перетворений в одноканальне зображення розміром 512×512 пікселів з фіксованою цільовою ділянкою. Зображення були попередньо оброблені з використанням методів обрізання, нормалізації та контрастного посилення. Щоб забезпечити якість сумарної моделі, навчальний, перевірковий та тестовий набори містили зображення різних пацієнтів.

Результати. Результатом роботи була розроблена на основі штучного інтелекту (ШІ) автоматизована система діагностики ІЕ. Запропонована система дає змогу практично миттєво виділити наявні на структурах серця вегетації та визначити їх об'єм, при цьому нівелюючи фактор людської помилки. Таким чином підвищуються точність, надійність і швидкість визначення оцінки ризику виникнення емболії, що надає можливість вдосконалити протокол діагностики ІЕ. Розроблена система була протестована на знімках референтної групи з 5 пацієнтів у кількох різних проекціях та з різними станами прогресування ІЕ. Система правильно спрогнозувала наявність вегетації на тих знімках, де вона була, та статистично значущо обчислила її об'єм.

Висновки. Використання запропонованої системи на основі ШІ дає змогу підійти до процесу діагностики ІЕ більш індивідуально і неупереджено, поліпшити його якість і тривалість (практично миттєво), що сприяє вдосконаленню сучасного протоколу обстеження і діагностування ІЕ.

Ключові слова: інфекційний ендокардит, вегетації, емболія, ехокардіографія, штучний інтелект.

Демянчук Віталій Богданович, лікар-кардіохірург,
доктор медицини і філософії
ORCID ID: 0000-0001-6076-8685
E-mail: v_tall_e@hotmail.com

Стаття надійшла до редакції 19 листопада 2024 року

Demyanchuk Vitaly B., cardiac surgeon MD, PhD, Heart Institute
of the Ministry of Health of Ukraine, Kyiv, Ukraine
ORCID ID: 0000-0001-6076-8685
E-mail: v_tall_e@hotmail.com

Received on 19.11.2024

Інфекційний ендокардит (ІЕ) – це захворювання, що розвивається внаслідок бактеріальної, рідше грибкової інфекції, яка вражає ендокардіальну поверхню серця. При цьому в патологічний процес можуть залучатися один або більше серцевих клапанів, нативних або протезованих, міжшлуночкова перегородка, внутрішньосерцеві пристрої, а також ендотелій великих кровоносних судин і судинних анастомозів. Дослідження EURO-ENDO, яке охоплювало понад 3000 пацієнтів, госпіталізованих з ІЕ, продемонструвало, що статистично найчастіше реєструється ураження природного клапана (56,6 %), менше ендокардит протезованого клапана (30,1 %) і найменше ендокардит, пов'язаний з пристроями, розташованими в камерах серця (9,9 %) [1].

Щодо епідеміології, то загальна захворюваність на ІЕ варіюється і становить від 2 до 12 випадків на 100 000 населення [1–3]. Середній вік хворих становить 58 років, співвідношення статей – 2:1 на користь чоловіків [2–4]. 17,4 % пацієнтів з ІЕ мають важкий стан, зумовлений ознаками септичного шоку [4]. Попри досягнення в діагностиці і лікуванні, ІЕ є суттєвою причиною захворюваності та характеризується надзвичайно високою загальною смертністю, яка сягає 20–25 % [1, 2, 4]. Цей показник тісно пов'язаний з кількома факторами ризику, такими як похилий вік, високий індекс коморбідності за Чарлсоном, наявність штучних протезів клапанів, стафілококова інфекція, інсульт і невиконання хірургічного втручання, коли це показано [4]. Для розвитку ІЕ необхідна сукупність декількох патогенних подій. Із класичних досліджень, проведених на тваринних моделях, добре відомо, що індукувати захворювання за відсутності попереднього ушкодження ендотелію вкрай складно. Важливими передумовами є попереднє ураження клапанів – ревматичним, запальним, або дегенеративним процесом. Ці структурні зміни спричиняють виникнення турбулентного потоку крові, який своєю чергою викликає механічний стрес, що зрештою призводить до травматизації ендотелію. Після початкового ушкодження або запалення ендотелію, другою ключовою подією є відкладення стерильних фібрин-тромбоцитарних агрегатів на цих пошкоджених ділянках. Такі ураження призводять до розвитку так званого «не бактеріального тромботичного ендокардиту», який також є ідеальним середовищем і підґрунтям для подальшого закріплення бактерій, які потрапляють сюди з кровоплину. Останнім

важливим процесом у патогенезі ІЕ є дозрівання і зростання фібрин-тромбоцитарних агрегатів, які разом із бактеріями (більше ніж 10^9 колонієутворювальних одиниць на 1 грам речовини) утворюють скупчення або так звані вегетації. Вегетація є найважливішою ознакою ІЕ і визначає його основні клінічні прояви, а саме: постійну бактеріємію з наявністю віддалених септичних метастазів, гемодинамічні розлади і серцеву недостатність внаслідок інвазії і руйнування структур, до яких прикріплена вегетація, і нарешті вегетація може відриватися, утворюючи таким чином емболі, які, наприклад, викликають гострі порушення мозкового кровообігу, що значно погіршує функціональний стан та прогноз для пацієнта.

Загалом вегетації є аморфними, рухливими утвореннями і можуть мати різні розміри: від кількох міліметрів до сантиметрів. У гострій фазі ІЕ вони зазвичай бувають м'якими і крихкими, тоді як у підгострих або хронічних стадіях вегетації можуть частково або повністю кальцифікуватися і фіксуватися на внутрішньосерцевих структурах. Вегетації прикріплюються до стулок клапана з боку низького тиску, але можуть розташовуватися на компонентах підклапанного апарата, а також на ендокарді камер серця. Великі за розміром (понад 10 мм) та рухливі вегетації підвищують ризик ускладнень і особливо емболії, які реєструється у 20–50 % пацієнтів [4–6]. Найвищу частоту інсультів можна спостерігати на наступний день після початку антибіотикотерапії [2, 6, 7].

Тому саме прогнозування ризиків руйнування вегетацій з подальшою емболізацією є важливою складовою частиною успішного лікування ІЕ. Ехокардіографія є золотим стандартом в діагностиці ІЕ. Чутливість методу становить 80 % для трансторакальної методики і 95 % для трансстраховідних досліджень [2, 7]. Детальні ехокардіографічні обстеження надають важливу інформацію щодо кількості, розміру, форми, розташування, ехогенності й рухливості вегетацій. Добре відомий факт, що розмір вегетацій є потужним ехокардіографічним предиктором емболії [8]. Так, пацієнти з вегетаціями об'ємом понад 10 мм^3 наражаються на високий ризик емболії, а об'ємом більше ніж 15 мм^3 – на вкрай високий ризик [8, 9, 10]. Рухливість вегетації, локалізація її на передній стулці мітрального клапана також асоціюються з високим ризиком відриву. Ретельний збір цих даних під час визначення

діагнозу і спостереження рекомендується як частина стратифікації ризику.

Таким чином, ехокардіографія відіграє ключову роль у виявленні потенційно ембологенних структур у камерах серця. Однак її можливості в прецизійному виявленні вегетацій і елементів їхньої анатомії залишаються обмеженими. Тому виникає необхідність інтелектуальної комп'ютерної обробки зображень, отриманих при проведенні ехокардіографії. Штучний інтелект (ШІ) вже давно проявив себе як надійний інструмент у діагностиці для певного класу задач, де можна чітко виділити ціль діагностики і на основі цього визначити процес навчання моделі [11].

Мета роботи – підвищення ефективності виявлення інфекційного ендокардиту за допомогою інтелектуальної комп'ютерної системи діагностики.

Матеріали і методи

Дослідження базувалося на інтелектуальній комп'ютерній обробці ехокардіографічних знімків, отриманих у 20 пацієнтів з ІЕ. Протокол дослідження отримав позитивний висновок комісії з біоетики ДУ «Інститут серця МОЗ України» від 24.10.2024 року. Дослідження виконане згідно з міжнародними стандартами щодо погодженої участі обстежених, всі пацієнти були поінформовані та дали згоду на участь у дослідженні. Набір даних, використаний для дослідження, містив 668 зображень, отриманих під час 2D трансторакальної і черезстравохідної ехокардіографії (апарат VIVIDS70-100096, GE Healthcare, США) у пацієнтів з наявною патологією (вегетацією та абсцесом), і 632 «чистих» кадри, які не містили будь-яких патологічних змін; загалом 1300 фото в парастернальній проекції за довгою віссю, апікальній 4-камерній проекції та проекції за довгою віссю лівого шлуночка. Зображення були вилучені з ехокардіограм у форматі DICOM. Вихідний формат зображення був 708×1016 пікселів з трьома каналами RGB відповідно, і згодом був перетворений в одноканальне зображення розміром 512×512 пікселів із фіксованою цільовою ділянкою. Зображення були попередньо оброблені з використанням методів обрізання, нормалізації та контрастного посилення. Щоб забезпечити якість сумарної моделі, навчальний, перевірковий та тестовий набори містили зображення різних пацієнтів. Усього в навчальну вибірку було залучено 15 пацієнтів, у референтну – 5 пацієнтів.

Дизайн дослідження. Передбачав проведення аналізу результатів роботи інтелектуальної комп'ютерної системи щодо вивчення характеристик вегетацій (зокрема ембологенних), отриманих за допомогою стандартних діагностичних протоколів ехокардіографічної діагностики.

Структура інтелектуальної системи. Система реалізована у двох версіях – ПК додаток та у вигляді cloud service. Технічні засоби для роботи ПК-версії системи: комп'ютер з адаптером для зовнішнього накопичувача (USB-порт або дисковод), пристрій зберігання (flashdrive або диск), середовище операційної системи Microsoft Windows версія 9.0 та вище. Система на основі cloud-рішення, окрім попередніх пунктів, потребує доступу до швидкісного інтернету. ПК-версія має значну перевагу в автономності, оскільки всі обчислення відбуваються локально, проте її швидкодія напряму залежить від потужності робочого пристрою, на якому вона встановлена. Cloud-версія такого недоліку не має і її швидкодія напряму залежить від орендованих ресурсів на cloud-платформі. Програмне забезпечення було розроблено колективом авторів – В.М. Синєглазовим, К.Д. Рязановським, А.В. Шерудою. Фінальна його версія, розглянута в цьому дослідженні, має назву DINOSTIC.

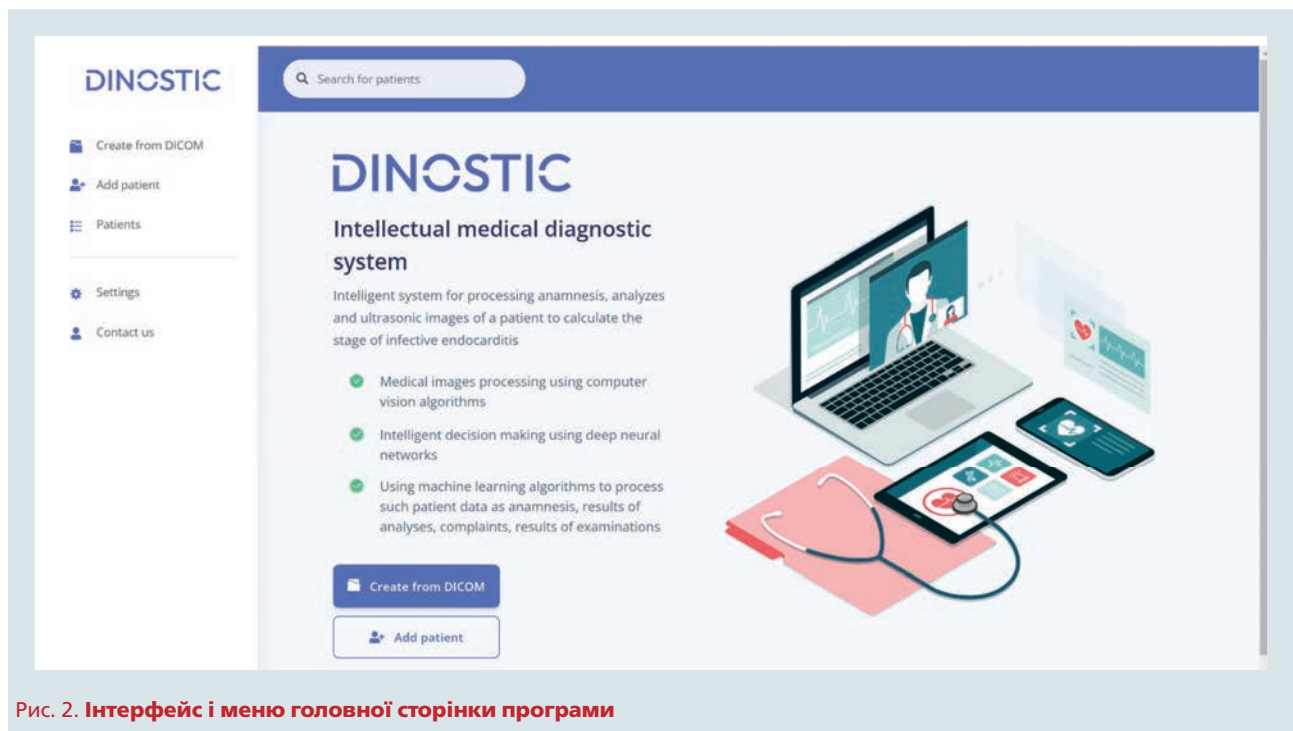
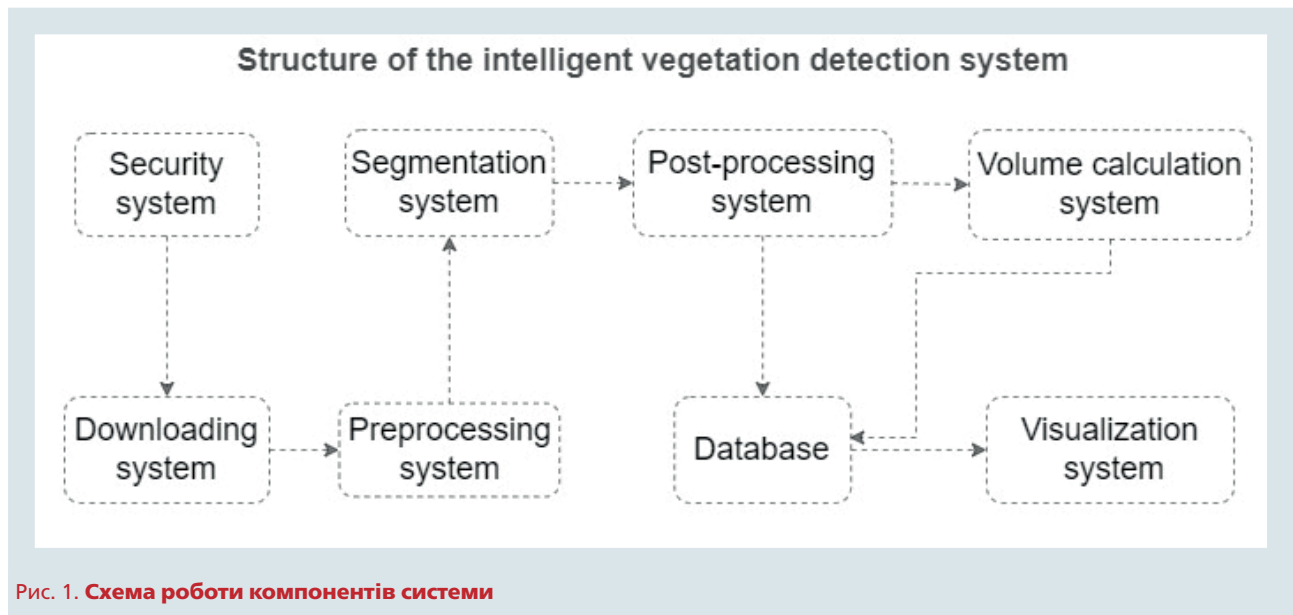
Складники системи. Програмне забезпечення складалося з кількох підсистем (рис. 1):

1. Система безпеки (авторизації та автентифікації). Потрібна для налаштування доступів користувачів системи.

2. Система завантаження файлів. Ця підсистема служить для завантаження файлів до програми локально або з накопичувача. Її спрацювання спрямовує користувача до програмного інтерфейсу провідника, де він має змогу вибрати один або два DICOM-файли зі знімками пацієнта.

3. Система зберігання даних. Для табличних даних ПК-версії – це база даних SQLite, де дані зберігаються локально у виділеній директорії програми, файли ж зберігаються також локально в структурованій системі директорій. Для cloud-версії – це система AWS RDS для табличних даних та AWS S3 для файлових даних зображень.

4. Система обробки зображень. Функціональний програмний блок – виконує перетворення форматів DICOM у зображення формату jpeg, автоматично калібрує їх розширення, розмір, проводить операції кропінгу, нормалізації та посилення контрасту. В



ПК-версії реалізований як окремий програмний модуль, в cloud-версії продубльований таким же чином та внесений в event-driven сервіс AWS Lambda.

5. Система сегментації зображень. Була реалізована послідовно в одному pipeline (програмна послідовність перетворення даних) із системою обробки зображень. Модель сегментації вбудована в архів програми в ПК-версії

та зберігається в AWS S3 бакеті в cloud-версії. Оброблене зображення передавалося в систему сегментації, яка на виході повертала його двобітну маску.

6. Система постобробки зображень. Слідує за попереднім системним блоком. Готова маска автоматично проходила перевірку і валідацію результатів. Відсікалися статистично незначущі ділянки та ділянки з малозна-

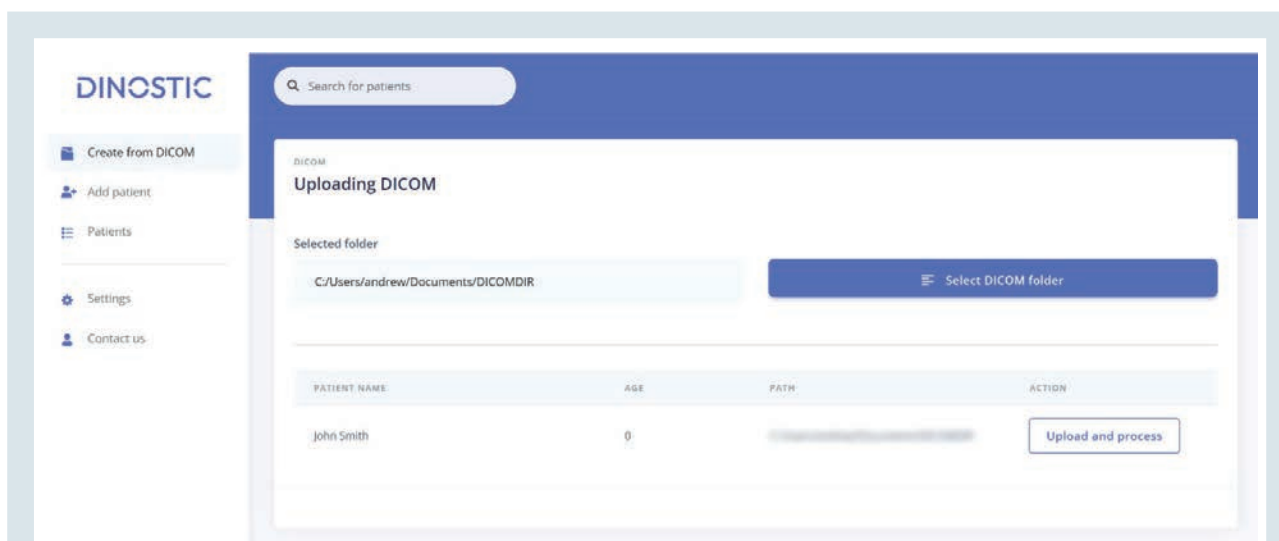


Рис. 3. Приклад результату вибору файлу

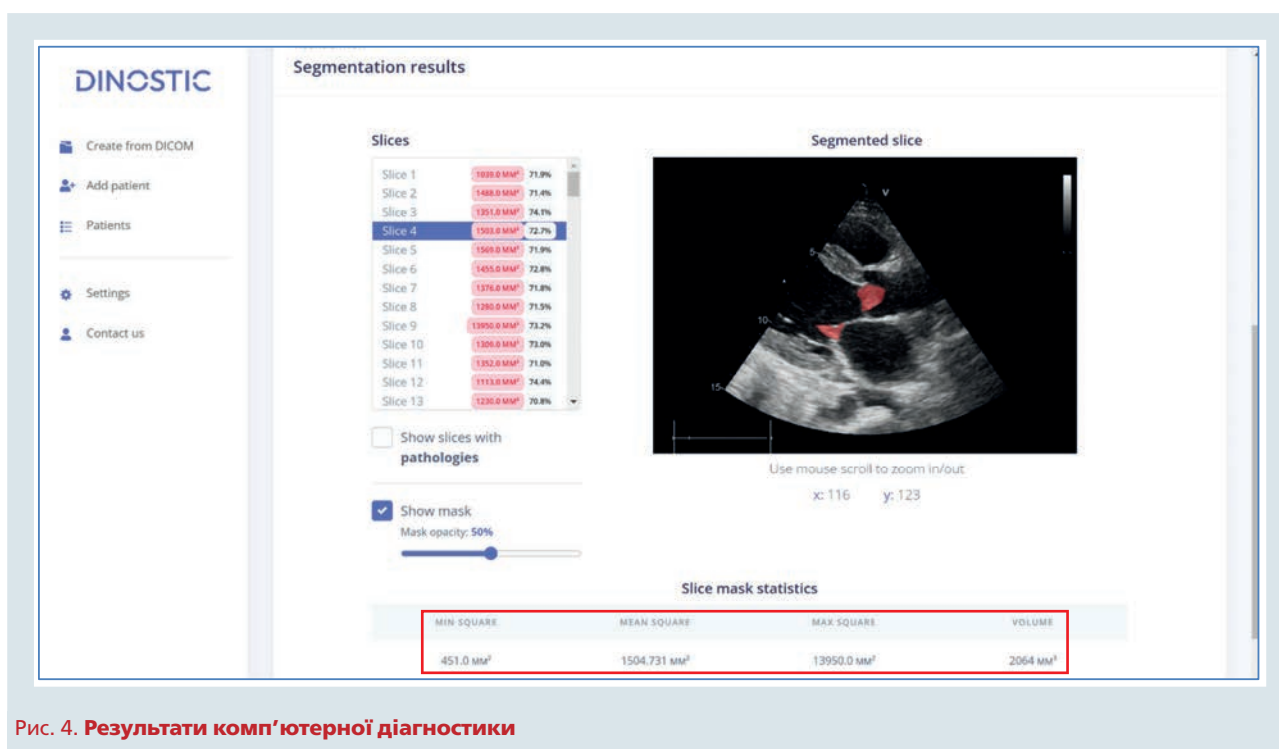


Рис. 4. Результати комп'ютерної діагностики

чущими результатами, одиничні пікселі на масці. Обчислювалася площа маски, результати переводилися у формат площі в mm^2 .

7. Система розрахунку об'єму. Отримавши маски кожного з кадрів зображень DICOM-файлу та після їх збереження локально або до AWS S3 бакету – ця підсистема витягує їх та обчислює за допомогою спеціального алгоритму об'єм аномальних ділянок. Відповідно роз-

рахунки для ПК-версії відбуваються локально, для cloud-версії – в сервісі AWS Lambda. Ця підсистема запускається лише тоді, коли виконана ключова умова розрахунку об'єму, тобто коли від користувача на вхід у рамках одного запиту подано два DICOM-файли з кадрами роботи серця в перпендикулярних проекціях.

8. Система візуалізації. Після отримання розрахунків та збереження їх локально або ж

на AWS S3 (для файлових даних) та AWS RDS (для табличних даних) – система завантажувала результати до інтерфейсу користувача та будувала візуалізації, карту кадрів з позначеними на ній аномальними зонами, площею та об'ємом.

Функціональні можливості системи.

Інтерфейс системи дозволяв вести карту пацієнтів, заповнювати їх клінічні дані та зберігати їх. Основною функцією системи є інтелектуальний аналіз знімків ехокардіографії. Система масштабувала кожен кадр, визначала вегетації на кожному кадрі, сегментувала їх, розраховувала площу, а також при завантаженні двох знімків ехокардіографії у взаємоперпендикулярних проекціях розраховувала об'єм вегетації.

Інтерфейс системи. Після запуску програми та авторизації користувач потрапляє на головну сторінку програми (рис. 2).

При переході «Create from DICOM» користувач потрапляє до меню завантаження DICOM-файлу, в якому він може вибрати директорію зі збереженими DICOM-файлами.

Після вибору файлу з'являється ПІБ пацієнта, вказані в DICOM-файлі, та опція «Upload and process» (рис. 3). Оскільки програмне забезпечення призначене лише для опрацювання даних лікарем, анонімізація пацієнтів на цьому етапі буде залежати від домовленості між лікарем та пацієнтом.

Після вибору опції програма проводить сегментацію та всі необхідні обчислення й ілюструє результати (рис. 4).

Для кожного кадру була обчислена площа уражень та впевненість системи (у відсотках) у правильному визначенні меж ураження. На нижній панелі відображаються результати обчислення площі та об'єму зображень. Також усі дані пацієнтів можна видаляти, редагувати або ж заново проглядати. Отже, розроблена система має не лише потужну функцію інтелектуального аналізу, а й здібності CRM-системи (Customer Relationship Management) для зручного ведення анкет пацієнтів.

Результати та обговорення

На сьогодні штучний інтелект (ШІ) є потужною провідною технологією, яка порівняно з іншими інноваційними розробками, мабуть, найбільш стрімко розвивається і впроваджується в повсякденне життя [12]. Уже в найближчому майбутньому саме рівень оснащення інтелектуальними техно-

логіями та інтенсивність їх застосування стануть критеріями ступеня розвиненості тієї чи іншої країни. Загалом поняття «штучний інтелект» (artificial intelligence) визначається як здатність комп'ютера виконувати завдання, пов'язані зазвичай з розумними істотами.

Інтелектуальні системи характеризуються здатністю системи адаптуватися (змінювати поведінку, реагувати у зворотному зв'язку) та дізнаватися про ситуацію, в якій вона використовується. Розроблення системи ШІ передбачає розв'язання задачі структурно-параметричного синтезу, яка зводиться до визначення її структури і параметрів шляхом навчання на прикладах (machine learning) [12, 13]. Потім система може удосконалюватися через самонавчання під час її використання в кодї, базі правил чи програмній архітектурі. Нинішня хвиля розвитку ШІ ґрунтується на ефективному використанні саме алгоритмів навчання. З нею пов'язані такі концепції, як глибоке навчання, нейронні мережі, карти, що самоорганізуються [14].

Нейронна мережа будує модель, що нагадує обробку структур людського мозку. Вона використовує правила, засновані на концепції «що, якщо», і навчається (з учителем) на прикладах. Мережа вивчає нелінійні залежності між змінними. Нейронні мережі, які використовують у ШІ, ґрунтуються на моделях нейронів, розроблених у 1950-х. Вони являють собою нелінійні моделі, що описуються системою нелінійних алгебраїчних рівнянь, які з використанням машинного навчання дають змогу розв'язати поставлені задачі. Поліпшеною версією нейронної мережі є карта, що самоорганізується, заснована на навчанні без учителя. Багаторозмірний набір вхідних (навчальних) даних організовано в багаторівневі зв'язки, які зазвичай мають вигляд малорозмірної карти. Це можна використовувати як абстракцію реального простору даних [15]. Теорія глибокого навчання (deep learning) ґрунтується з використанням масивів даних; алгоритми навчання – на використанні нелінійних критеріїв.

Для розв'язання найрізноманітніших задач комп'ютерного зору найчастіше застосовують штучні нейронні мережі глибокого навчання [16].

У цьому дослідженні були використані моделі глибоких нейронних мереж для розв'язання задачі сегментації зображень,

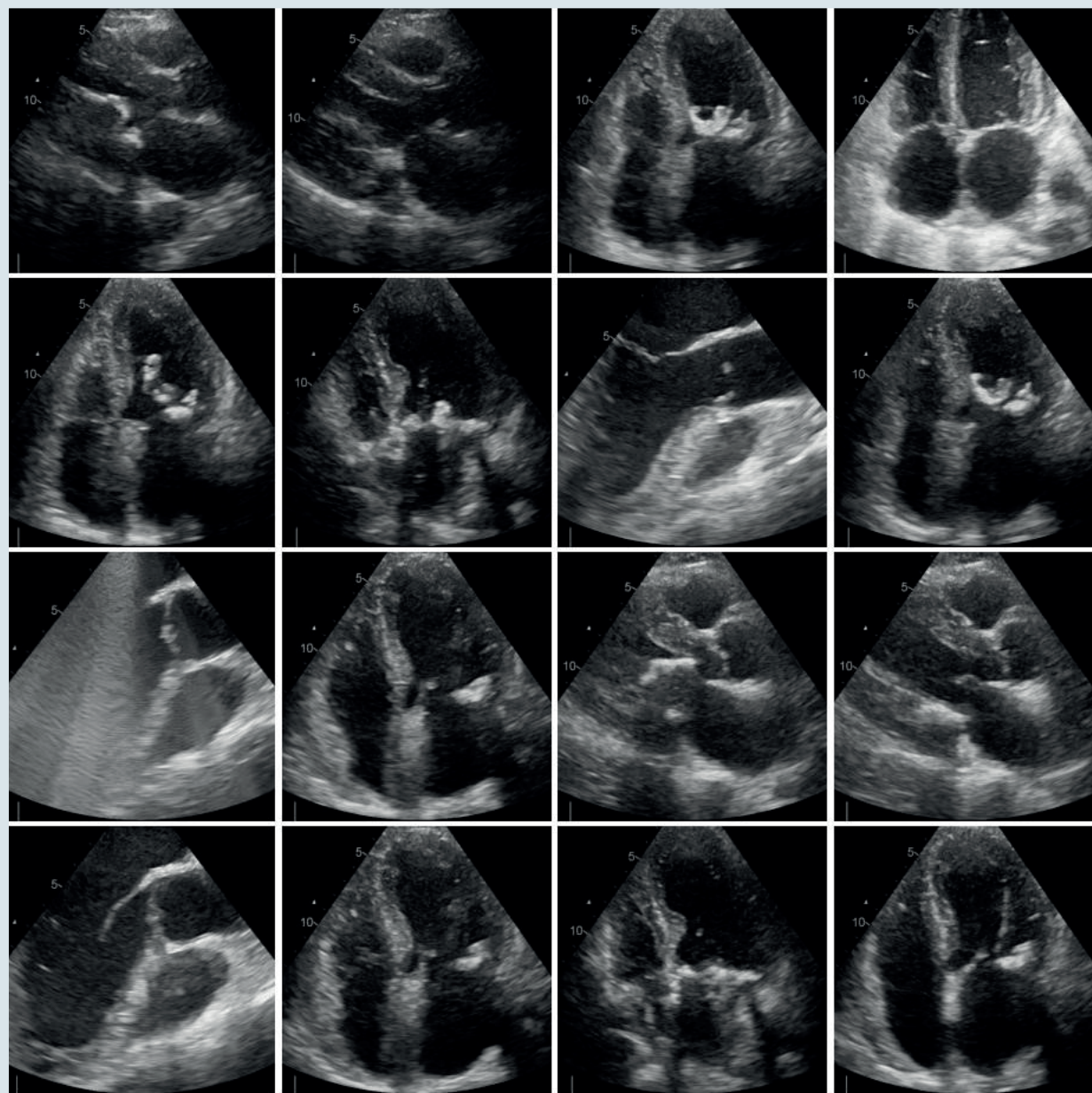


Рис. 5. Набір зображень, отриманих при ехокардіографічному обстеженні пацієнтів з інфекційним ендокардитом

оскільки моделі deep learning найбільш ефективні в рамках складних задач обробки зображень. Моделі навчалися на основі алгоритмів навчання з учителем, оскільки у вхідних даних немає очевидної топологічної структури, яка б дозволила навчати моделі без учителя, в таких випадках необхідні розмічені дані.

Приклад зображень із набору даних показано на рис. 5.

На рис. 6 зображені зазначені навчальні зображення із сегментованими вегетаціями. Вегетації зазвичай прикріплені до серцевих клапанів і виглядають як нерегулярні маси. Їх розмір становить від декількох міліметрів до сантиметра в довжину. Деякі вегетації більш округлі або овальні, інші мають витягнуту, аморфну або часточкову форми. Неправильна форма та різний зовнішній вигляд типові через природу вегетацій, що містять скупчен-

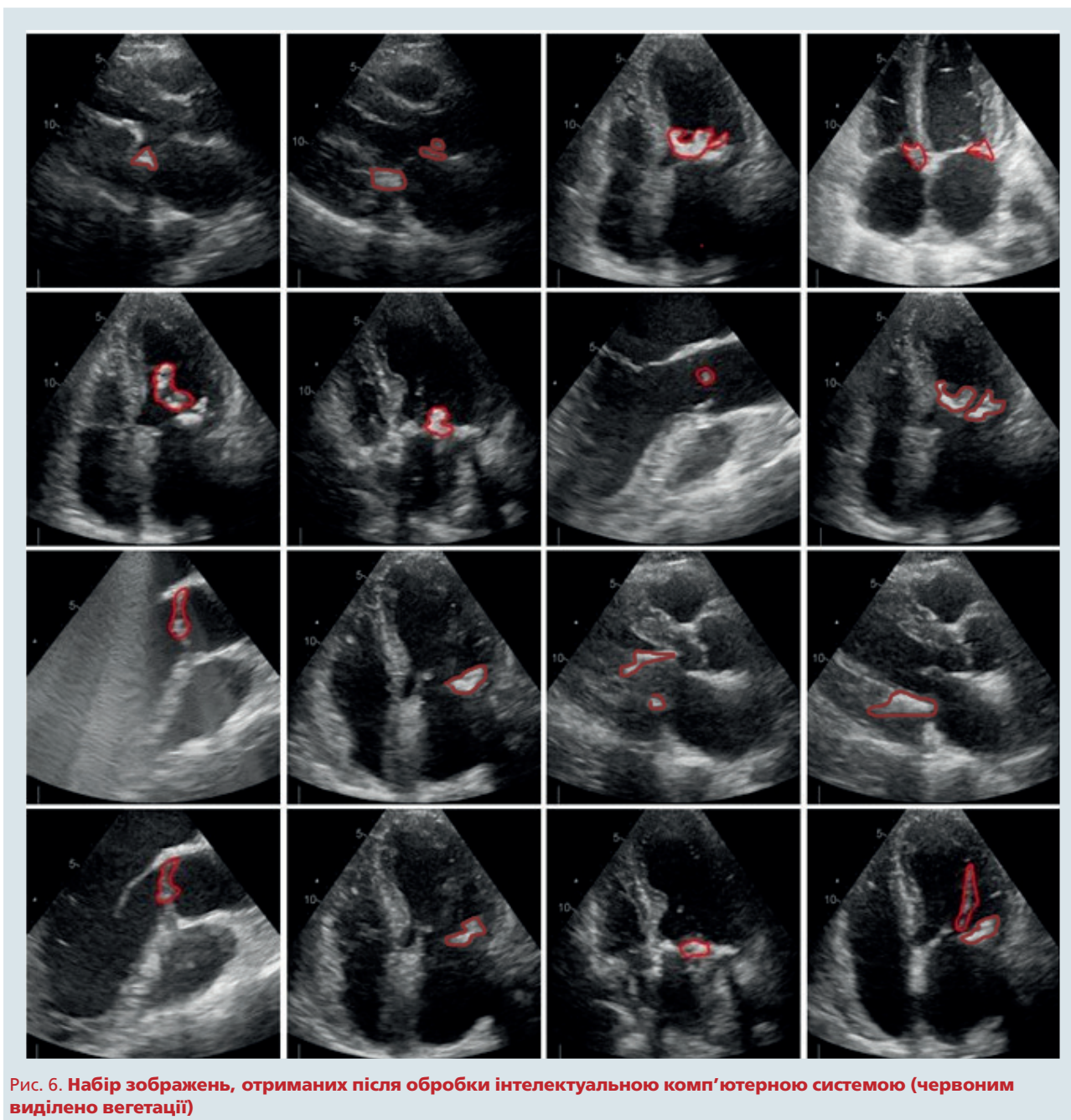


Рис. 6. Набір зображень, отриманих після обробки інтелектуальною комп'ютерною системою (червоним виділено вегетації)

ня інфекційного матеріалу та реакції тканин пацієнта.

Основне завдання інтелектуальної діагностики ІЕ полягало у пошуку вегетацій на ехокардіографічних знімках серця пацієнтів і надалі семантичним сегментуванням зображення на два класи: вегетації і фон (внутрішньосерцеві структури) (рис. 6).

Щоб виділити певну ділянку на зображенні, в машинному навчанні використовув-

ють моделі семантичної сегментації. В рамках цієї роботи було навчено 6 архітектур моделей семантичної сегментації (таблиця, стовпець «Тип нейронної мережі»). Для коректної роботи системи потрібно було вибрати лише одну модель із загальної множини. Для цього було оцінено результати кожної з моделей на референтній групі з 5 пацієнтів (див. таблицю). Оцінювали за допомогою спеціальних вимірювань якості сегментації

Таблиця

Результати роботи різних моделей сегментації

Тип нейронної мережі	Критерій				
	Перетин даних (IoU)	Точність (Precision)	Повнота (Recall)	Шкала F1	Шкала F2
UNet++	0,5973	0,8512	0,6589	0,7428	0,8043
DeepLabV3+	0,7091	0,8539	0,7976	0,8248	0,842
SegTransformer	0,5612	0,7934	0,6578	0,7193	0,762
UNETR	0,6002	0,8291	0,6815	0,7481	0,7947
MANETR	0,5872	0,8171	0,6767	0,7403	0,7845
PAN	0,6783	0,8576	0,7698	0,8113	0,8385

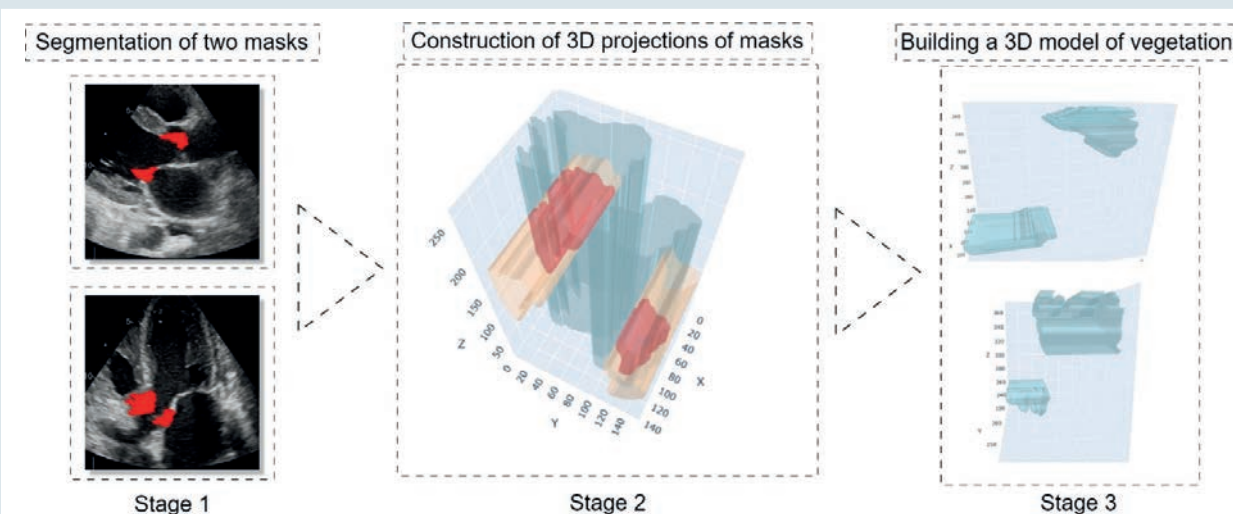


Рис. 7. Етапи розрахунку об'єму

(IoU, Precision, Recall, F1, F2). Дані метрики використовують для порівняння виділених ділянок, отриманих за допомогою ШІ, та від фахівця.

У межах цієї системи з підвищенням якості сегментації зростає якість діагностування наявності і анатомії вегетаций. Найкращою виявилась модель DeepLabV3+, оскільки метрики на ній мають найбільше значення, на її основі в сумарну діагностичну систему була інтегрована підсистема сегментації. В нашій групі пацієнтів загальний час, витрачений на тренування системи (тренування відбувається лише один раз), становив близько 5 годин, на отримання остаточних діагностичних даних для кожного пацієнта – близько 20 секунд.

Перетин (Intersection over Union (IoU)) – визначається як відношення площі перетину між спрогнозованими та справжніми сегментами до їхньої сумарної площі. Це дає змогу оцінити, наскільки добре модель передбачає форму та положення сегментованих ділянок; **Точність (Precision)** – частка правильних позитивних передбачень серед усіх передбачених позитивних випадків. У задачі сегментації точність оцінює, наскільки модель уникнула передбачення хибнопозитивних сегментів; **Повнота (Recall)** – частка правильних позитивних передбачень серед усіх істинних позитивних випадків. У контексті сегментації повнота оцінює, наскільки добре модель захоплює всі істинні сегменти; **Шкала F1** – гармонійне середнє значення точності та повно-

ти (Precision і Recall). Для задачі сегментації F1 – оцінка визначає, наскільки добре модель може розрізняти різні сегменти, враховуючи як точність передбачення, так і здатність захоплювати всі істинні сегменти; **Шкала F2** – показник продуктивності, який надає більшу вагу повноті (мінімізація хибнонегативних результатів діагностики), ніж точності вимірювання.

Розрахунок об'єму в рамках роботи системи здійснювався в три етапи (рис. 7):

- Етап 1 – це сегментація вегетацій на знімках в обох проєкціях.
- Етап 2 – побудова 3D моделі кожної проєкції.
- Етап 3 – виокремлення цільової ділянки з об'ємною фігурою вегетації.

Ризик емболії оцінювали як відношення обчисленого об'єму вегетації на знімку до референтного значення в 10 мм³. Згідно із законом нормального розподілу ймовірність виникнення ризику емболії збільшується зі

збільшенням відношення розрахованого об'єму до його референтного значення. Таким чином, ймовірність виникнення емболії для всіх знімків пацієнта обчислюється як максимальний об'єм вегетації за всіма знімками, поділений на 10 мм³. Якщо розраховане відношення більше ніж одиниця, можна вважати, що ймовірність виникнення емболії надзвичайно висока.

Висновки

У рамках цієї роботи ми створили і випробували інтелектуальну систему для діагностики інфекційного ендокардиту. За допомогою запропонованої системи на основі штучного інтелекту можна зробити процес діагностики інфекційного ендокардиту значно більш індивідуальним і неупередженим, покращити його якість і тривалість (практично миттєво), а отже, удосконалити протокол обстеження і діагностування інфекційного ендокардиту.

Доступність даних:	Data availability:
<i>Дані можуть бути надані за обґрунтованим запитом.</i>	<i>Data can be provided upon reasonable request.</i>
Джерела фінансування:	Sources of funding:
<i>Автори заявляють про відсутність фінансової підтримки від жодної організації для поданої роботи.</i>	<i>The authors declare no financial support from any organization for the submitted work.</i>
Конфлікт інтересів:	Conflict of interest:
<i>Конфлікту інтересів немає.</i>	<i>There is no conflict of interests.</i>
Участь авторів:	Authors' participation:
<i>Ідея і дизайн дослідження – В.С.; розробка програмного продукту, обробка бази даних і написання технічної частини – К.Р., А.Ш.; збір клінічного матеріалу – Н.П.; написання медичної частини статті, підготовка до друку – В.Д.</i>	<i>The idea and design of the study – V.S.; development of the software product, database processing and writing of the technical part – K.R., A.Sh.; collection of clinical material – N.P.; writing of the medical part of the article, preparation for publication – V.D.</i>
Етичне схвалення:	Ethical approval:
<i>Протокол дослідження отримав позитивний висновок комісії з біоетики ДУ «Інститут серця МОЗ України» від 24.10.2024 року.</i>	<i>The research protocol received a positive conclusion from the Bioethics Commission of the Heart Institute of the Ministry of Health of Ukraine dated October 24, 2024.</i>
Інформована згода:	Informed consent:
<i>Дослідження виконане згідно з міжнародними стандартами щодо погодженої участі обстежених, всі пацієнти були поінформовані та дали згоду на участь у дослідженні.</i>	<i>The study was conducted in accordance with international standards for informed consent, and all patients were informed and gave their consent to participate in the study.</i>
Подяка:	Gratitude:
<i>Автори висловлюють щире подяку пацієнтам за їхню активну участь у дослідженні і згоду на використання інформації.</i>	<i>The authors express their sincere gratitude to the patients involved for their active participation in the study and their consent to the use of information.</i>

Література

1. Hammond-Haleya M, Hartley A, Al-Khayatt BM, et al. Trends in the incidence and mortality of infective endocarditis in high-income countries between 1990 and 2019. *Intern J Cardiol.* 2023;371:441-51. <https://doi.org/10.1016/j.ijcard.2022.09.061>
2. Delgado V, Marsan NA, de Waha S, et al from ESC Scientific Document Group 2023 ESC Guidelines for the management of endocarditis: Developed by the task force on the management of endocarditis of the European Society of Cardiology (ESC) Endorsed by the European Association for Cardio-Thoracic Surgery (EACTS) and the European Association of Nuclear Medicine (EANM). *Eur Heart J.* 2023;44:3948-4042. <https://doi.org/10.1093/eurheartj/ehad193>
3. Fernandez-Felix BM, Barca LV, Garcia-Esquinas E, et al. Prognostic models for mortality after cardiac surgery in patients with infective endocarditis: a systematic review and aggregation of prediction models. *Clin Microbiol and Infection.* 2021;27:1422-30. <https://doi.org/10.1016/j.cmi.2021.05.051>
4. Cuervo G, Escrihuela-Vidal F, Gudiol C, et al. Current Challenges in the Management of Infective Endocarditis. *Front. Med.* 2021;8:641243. <https://doi.org/10.3389/fmed.2021.641243>
5. Nappi F, Moon MR, Martuscelli G, et al. Infective Endocarditis in High-Income Countries. *Metabolites.* 2022;12:682-717. <https://doi.org/10.3390/metabo12080682>
6. Seung Jun Song, Jung Ho Kim, Nam Su Ku, et al. Vegetation Size, Multiplicity, and Position in Patients With Infective Endocarditis. *Ann Thorac Surg.* 2022;114:2253-61. <https://doi.org/10.1016/j.athoracsur.2021.10.071>
7. Mihos CG, Nappi F. A narrative review of echocardiography in infective endocarditis of the right heart. *Ann Transl Med.* 2020;8:1622-33. <http://dx.doi.org/10.21037/atm-20-5198>
8. Tischler MD, Vaitkus PT. The ability of vegetation size on echocardiography to predict clinical complications: A meta-analysis. *J Am Society Echocardiography.* 1997;10(5):562-8. [https://doi.org/10.1016/S0894-7317\(97\)70011-7](https://doi.org/10.1016/S0894-7317(97)70011-7)
9. Paras ML, Jassar AS. Vegetation Size in Patients with Infective Endocarditis: Does Size Matter? 2022;35(6):576-8. <https://doi.org/10.1016/j.echo.2022.02.007>
10. Luaces M, Vilacosta I, Fernández C, et al. Vegetation size at diagnosis in infective endocarditis: Influencing factors and prognostic implications. *Intern J Cardiol.* 2009;137(1):76-8. <https://doi.org/10.1016/j.ijcard.2008.05.011>
11. Ghaffar Nia N, Kaplanoglu E, Nasab A. Evaluation of artificial intelligence techniques in disease diagnosis and prediction. *Discov Artif Intell.* 2023;3(1):5. <https://doi.org/10.1007/s44163-023-00049-5>
12. Sineglazov V, Kot A. Design of hybrid neural networks of the ensemble structure. *Eastern-European J Enterprise Technologies.* 2021 Feb;1:31-45. <https://doi.org/10.15587/1729-4061.2021.225301>
13. Zgurovsky M, Sineglazov V, Chumachenko E. Classification and Analysis of Multicriteria Optimization Methods. In: *Artificial Intelligence Systems Based on Hybrid Neural Networks.* Vol. 904. Studies in Computational Intelligence. Springer, 2021. ISBN: 978-3-030-48452-1. https://doi.org/10.1007/978-3-030-48453-8_2
14. Sineglazov V, Ryazanovskiy K, Chumachenko O. Multicriteria conditional optimization based on genetic algorithms. In: *System research and information technologies.* Dec. 2020, pp. 89-104. <https://doi.org/10.20535/SRIT.2308-8893.2020.3.07>
15. Muller D, Soto-Rey I, Kramer F. An Analysis on Ensemble Learning Optimized Medical Image Classification With Deep Convolutional Neural Networks. In: *IEEE Access.* 10 (2022), pp. 66467-80. <https://doi.org/10.48550/arXiv.2201.11440>
16. Thambawita V, Hicks SA, Halvorsen P. Divergent Nets: Medical Image Segmentation by Network Ensemble. In: *EndoCV@ISBI.* 2021. <https://doi.org/10.48550/arXiv.2107.00283>

V.M. Sineglazov^{1,5}, N.V. Ponych^{2,3}, K.D. Ryazanovskiy⁴, A.V. Sheruda⁴, V.B. Demyanchuk²

¹ Institute of Cybernetics of the National Academy of Sciences of Ukraine, Kyiv, Ukraine

² Heart Institute of Healthcare Ministry of Ukraine, Kyiv, Ukraine,

³ Shupyk National Healthcare University of Ukraine, Kyiv, Ukraine

⁴ National Technical University of Ukraine «Igor Sikorsky Kyiv Polytechnic Institute», Kyiv, Ukraine

⁵ National Aviation University, Kyiv, Ukraine

AI-based system for the analysis of vegetations and risk assessment of embolism in patients with infective endocarditis

The aim – to enhance the efficiency of infective endocarditis (IE) diagnosis and assess embolism risks by employing an intelligent computer-based diagnostic system.

Materials and methods. The study utilized intelligent computer processing of echocardiographic images from 20 patients (15 in the training group and 5 in the reference group) diagnosed with IE. The dataset comprised 668 images with pathologies (vegetations and abscesses) and 632 «clean» frames without pathological changes, in total 1,300 images in parasternal and apical views. The images were extracted from echocardiograms in DICOM format. Preprocessing steps included cropping, normalization, and contrast enhancement. To ensure the model's quality, training, validation, and test sets contained images from different patients.

Results. The developed AI-based automated diagnostic system effectively identified vegetations on heart structures and determined their volume almost instantly, eliminating the potential for human error. This approach improves the accuracy, reliability, and speed of embolism risk assessment, enabling the optimization of the IE diagnostic protocol. The developed system was tested on images of a reference group of 5 patients with various IE progression states and in different projections. The system correctly predicted the presence of vegetation in each of the images where it was present, and reliably calculated its volume.

Conclusions. The proposed AI-based system significantly enhances the individualization and impartiality of the IE diagnostic process, improving its quality and reducing its duration. This provides the potential to enhance the protocol for IE examination and diagnosis.

Key words: infective endocarditis, vegetations, embolism, echocardiography, artificial intelligence.