



СИНЕГЛАЗОВ

Віктор Михайлович – доктор технічних наук, завідувач лабораторії методів та технологій штучного інтелекту Інституту кібернетики імені В.М. Глушкова НАН України

ПРИКЛАДНІ СИСТЕМИ ШТУЧНОГО ІНТЕЛЕКТУ: КОМП'ЮТЕРНИЙ ЗІР

Стенограма доповіді на засіданні Президії НАН України 20 березня 2024 року

У доповіді розглянуто результати проведених в Інституті кібернетики імені В.М. Глушкова НАН України теоретичних та прикладних досліджень, пов'язаних з розробленням підходів до розв'язання задач комп'ютерного зору з використанням штучного інтелекту.

Шановні члени Президії!

Шановні колеги!

На сьогодні штучний інтелект є потужною ключовою технологією, яка порівняно з іншими інноваційними розробками, мабуть, найбільш стрімко розвивається і впроваджується в повсякденне життя. Вже в найближчому майбутньому саме рівень озброєності інтелектуальними технологіями та інтенсивність їх застосування в економіці стануть критеріями ступеня розвиненості тієї чи іншої країни.

Спочатку зупинимося на дефініціях. Загалом поняття «штучний інтелект» (artificial intelligence) визначається як здатність цифрового комп'ютера (або робота з комп'ютерним керуванням) виконувати завдання, пов'язані зазвичай з розумними істотами. Цей термін запропонував один з батьків-засновників галузі штучного інтелекту Джон Маккарті в 1955 р.

У розвитку штучного інтелекту можна виокремити чотири хвили:

- перша хвиля (з 1950-х до 1970-х років) — використання штучного інтелекту у програмному коді;
- друга хвиля (з 1970-х до 1980-х років) — в експертних системах;
- третя хвиля (з 1980-х до 1990-х років) — в архітектурі;
- четверта хвиля (з 2000-х років і дотепер) — використання штучного інтелекту, заснованого на навчанні.

Інтелектуальні системи характеризуються здатністю системи адаптуватися (змінювати поведінку, реагувати у зворотньо-

му зв'язку) та дізнаватися про ситуацію, в якій вона використовується. Розроблення системи штучного інтелекту передбачає розв'язання задачі структурно-параметричного синтезу, яка зводиться до визначення її структури і параметрів шляхом навчання на прикладах (machine learning). Потім система може удосконалюватися через самонавчання під час її використання.

Традиційний підхід (який використовували в трьох перших хвилях) полягає у створенні можливостей навчання (інтелекту) в кодї, базї правил чи архітектурї. Нинїшня хвиля штучного інтелекту ґрунтується на ефективному використанні алгоритмів навчання. З нею пов'язані такі концепції, як нейронні мережі, карти, що самоорганізуються, глибоке навчання.

Нейронна мережа будує модель, що нагадує обробку структур людського мозку. Вона використовує правила, засновані на «що, якщо», і навчається (навчання з учителем) на прикладах. Мережа вивчає нелінійні залежності між змінними. Поліпшеною версією нейронної мережі є карта, що самоорганізується, заснована на навчанні без вчителя. Багаторозмірний набір вхідних (навчальних) даних організовано в багаторівневі відносини, які представлено у вигляді малорозмірної карти. Це можна використовувати як абстракцію реального простору даних.

Теорія глибокого навчання (deep learning) ґрунтується на незалежному навчанні масивами даних; алгоритми навчання — на використанні нелінійних критеріїв.

Нейронні мережі, які використовують у штучному інтелекті, ґрунтуються на моделях нейронів, розроблених у 1950-х роках. Вони являють собою нелінійні моделі, що описуються системою нелінійних алгебричних рівнянь, які з використанням машинного навчання дозволяють вирішити поставлені задачі (проблеми).

Як методи машинного навчання використовують такі методи: навчання з учителем; навчання без вчителя; напівкероване навчання (невелика кількість маркованих даних і велика кількість немаркованих даних); навчання з підкріпленням; трансферне навчання (дозволяє перенести знання, набуті при розв'язанні

задачі вихідної предметної області, на задачу цільового домену).

Навчальна вибірка — це набір даних, які використовують для машинного навчання. Навчальна вибірка може бути маркованою чи немаркованою. Маркована вибірка складається з еталонних вхідних даних і відповідних їм еталонних вихідних даних; немаркована вибірка — тільки з вхідних даних.

Під час розв'язання прикладних задач через необхідність підвищення точності та зниження рівня складності часто постають завдання пошуку оптимальної топології мережі і, відповідно, розв'язання задачі структурно-параметричного синтезу (частина «структурно» в цьому терміні пов'язана з визначенням кількості прихованих шарів та нейронів у них, міжнейронних зв'язків між окремими шарами нейронної мережі, а «параметричний» — з налаштуванням вагових коефіцієнтів).

Комп'ютерний зір (computer vision) — це один із напрямів штучного інтелекту; технологія, яка дозволяє отримувати та обробляти в режимі реального часу складну інформацію з цифрових зображень або відео, досягаючи високого рівня розуміння того, що на них зображено.

Для розв'язання найрізноманітніших задач комп'ютерного зору найчастіше застосовують штучні нейронні мережі глибокого навчання. Спектр цих задач є дуже широким, інтелектуальні системи комп'ютерного зору на основі глибоких нейронних мереж на сьогодні застосовують практично в усіх сферах людської діяльності. Зокрема, їх використовують для потреб науки (системи підтримки прийняття рішень для дослідницьких об'єктів, оброблення зображень, отриманих за допомогою високоточних приладів, аналіз сигналів); у військових цілях (оброблення зображень, отриманих з безпілотних літальних апаратів у поганих погодних умовах, в умовах впливу завад, для вирішення навігаційних завдань); у медицині (для виявлення патологій на основі аналізу знімків магнітно-резонансної томографії, комп'ютерної томографії, зображень ультразвукової діагностики, еластографії та ін.); у методах дистанцій-

ного зондування Землі (землекористування, моніторинг довкілля тощо); для створення віртуальної та доповненої реальності.

Технології комп'ютерного зору передбачають вирішення таких завдань:

- детектування об'єктів;
- трекінг об'єктів;
- розпізнавання образів (класифікація);
- сегментація;
- виділення ознак.

Однак застосування глибокого навчання у задачах комп'ютерного зору стикається з низкою проблем, таких як:

- складність збирання необхідної інформації через обмеженість вибірки маркованих даних;
- недостатня якість зображень через погані погодні умови, розмиття, шуми, наявність на них хибних артефактів тощо;
- низька роздільна здатність зображень;
- незбалансованість навчальної вибірки;
- необхідність вирівнювання кадрів;
- перетин класів навчальної вибірки при розв'язанні задач класифікації;
- великі обчислювальні ресурси.

Для подолання зазначених проблем пропонується використовувати такі підходи:

- напівкероване навчання (semi-supervised learning);
- трансферне (передавальне) навчання (transfer learning);
- балансування навчальної вибірки з використанням генеративно-змагальних нейронних мереж (generative adversarial networks — GAN);
- попереднє оброблення зображень;
- розроблення нових гібридних топологій нейронних мереж та методів навчання.

Використовуючи ці підходи, в Інституті кібернетики імені В.М. Глушкова НАН України в останні два роки розроблено низку нових методів, зокрема методів машинного навчання, нових топологій згорткових нейронних мереж, які є теоретичним підґрунтям для створення нових технологій комп'ютерного зору. Створено низку інтелектуальних систем, які дозволяють розв'язувати задачі комп'ютерного зору у військовій справі, медицині та інших галузях.

Так, розроблено інтелектуальну систему аналізу зображень та 3D-моделей для виявлення й відстеження об'єктів на воді. Обробка відео в реальному часі дозволяє здійснювати супроводження виявлених плавзасобів. До переваг цієї системи можна віднести такі її характеристики:

1) ефективність виявлення — інтелектуальна система забезпечує високий рівень точності при виявленні об'єктів, що дозволяє підвищити безпеку та зменшити ризики;

2) автоматизація — система використовує штучний інтелект, що дозволяє автоматизувати процес виявлення та супроводження цілей, мінімізуючи необхідність постійного втручання оператора;

3) інтеграція з іншими системами — можливість інтеграції з іншими системами безпеки, такими як системи нагляду, контролю доступу, контролери БПЛА тощо, сприяє підвищенню загальної ефективності інфраструктури безпеки.

За вимогами Міжнародної організації цивільної авіації (ICAO) кожен літальний апарат повинен мати дві навігаційні системи: інерційну та супутникову. На жаль, інерційна навігаційна система використовує МЕМС-датчики і має не надто високу точність, яка погіршується в процесі польоту, а супутникова навігаційна система дуже чутлива до завад. Тому постає необхідність створення навігаційних систем, що працюють за іншими принципами, зокрема на основі візуальної навігації.

Головна ідея полягає у використанні алгоритмів детектування та опису локальних наземних орієнтирів (особливих точок зображення) і зіставлення їх між двома сусідніми кадрами. Визначення та опис особливих точок на зображенні здійснюють за допомогою таких алгоритмів, як SIFT, SURF, ORB, AKAZE. Щоб зіставити особливі точки між двома кадрами та отримати їх піксельне зміщення, використовують алгоритми RANSAC, FLANN, Brute-Force Matching. Далі на основі зміщення розраховують навігаційні параметри.

У сучасній теорії захисту на полі бою є концепція Survivability Onion (живучість цибули-

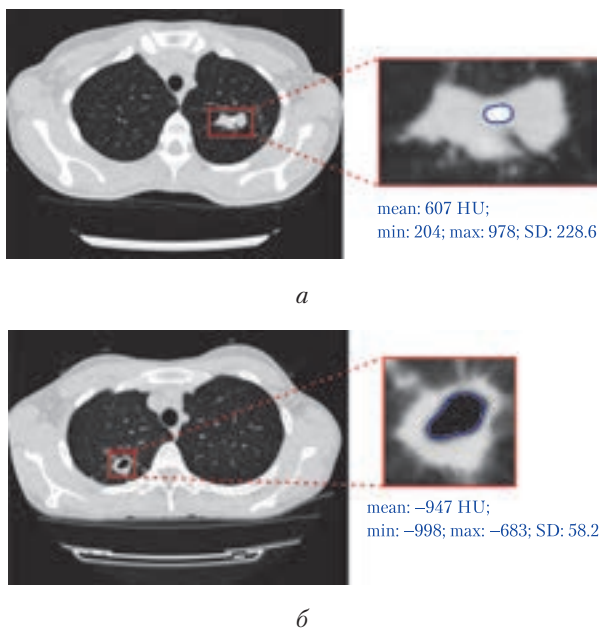


Рис. 1. Приклади визначення туберкулом із зазначенням щільності: *a* — туберкулома, що містить кальцінат; *б* — туберкулома, що містить каверну

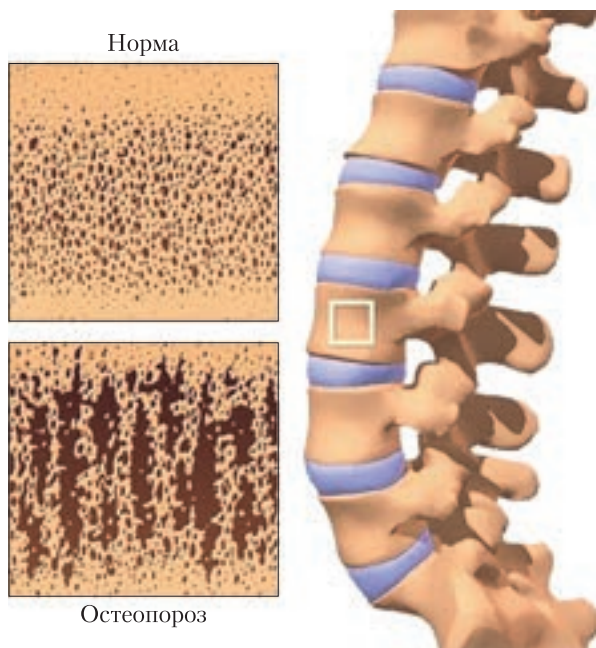


Рис. 2. Структури нормальної і остеопорозної трабекулярної тканини

ни), яка передбачає, що найбільш важливими компонентами захисту є непомітність і складність наведення на ціль. Тому актуальним завданням є створення інтелектуальної системи генерації рисунків камуфляжу на основі технологій штучного інтелекту. Пасивний камуфляж є важливою складовою захисту, однак поширеність тепловізійних пристроїв, дронів, оптичних засобів значно полегшує виявлення цілей.

Розроблена нами інтелектуальна система дозволяє генерувати для кожної конкретної місцевості абсолютно нові рисунки камуфляжу, ітеративно поліпшуючи їх. Користуючись механізмом обмежень, можна зафіксувати бажані параметри рисунку (кольорова гама, шаблон, кількість кольорів) для того чи іншого навколишнього середовища. Дискримінатор дозволяє оцінити ефективність наявного камуфляжу на різній місцевості і підібрати оптимальний рисунок для досягнення максимального ефекту. Оцінюючи рисунок камуфляжу, система враховує велику кількість додаткових параметрів, таких як ракурс із землі чи з повітря, час доби, погодні умови тощо. Система передбачає також можливість генерації мікропатернів на рисунках для підвищення маскувальних властивостей на близьких дистанціях.

Тепер розглянемо кілька прикладів систем штучного інтелекту для потреб медицини.

1. Інтелектуальна система визначення ступеня активності туберкульозу. У сучасному світі туберкульоз залишається однією з основних причин смерті від інфекційних захворювань. Несвочасне виявлення хвороби призводить до формування застарілого процесу і стає головною причиною невдач лікування та збільшення частоти летальних випадків.

Однією з форм туберкульозу є утворення в легеневій тканині туберкуломи — локалізованого, відмежованого від здорової тканини вогнища туберкульозної інфекції, просоченого солями кальцію. Туберкулома складається з казеозного ядра, оточеного двошаровою капсулою: внутрішній шар утворено туберкульозними грануляціями, а зовнішній — фіброзними волокнами (рис. 1). Ця форма специфічного процесу спостерігається приблизно в 10 % ви-

падків захворювання на туберкульоз і погано піддається інволюції під впливом хіміотерапії.

У співпраці з фахівцями Національного інституту фтизіатрії і пульмонології імені Ф.Г. Яновського НАМН України ми розробили інтелектуальну медичну систему діагностики активності туберкульозного запалення з використанням штучного інтелекту. На основі відповідних медичних даних (анамнез, результати огляду, скарги хворого, результати аналізів) та результатів оброблення КТ-знімків ця система дає змогу ефективно виявляти туберкуломи. При цьому поетапно було вирішено такі завдання:

- переведення в одиниці Хаунсфілда (HU);
- сегментація та відбір сканів з туберкуломами;
- очищення відібраних КТ-зображень від шумів;
- використання ансамблю сегментаторів;
- очищення та вибір масок;
- визначення активності хвороби.

2. Інтелектуальна медична діагностична система прогнозування переломів хребців при остеопорозі з можливістю превентивного лікування. Остеопороз — це тяжке захворювання, внаслідок якого зменшується щільність кісток, що призводить до підвищення їхньої крихкості. Щороку у світі у 8,9 млн осіб трапляються переломи як клінічний результат остеопорозу, що створює значне медичне, соціальне та економічне навантаження.

Діагностика та лікування остеопорозу потребують точного визначення мінеральної щільності кісткової тканини та оцінки ризику переломів. У клінічній практиці зазвичай використовують метод двоенергетичної рентгенівської абсорбціометрії (DXA), який забезпечує точну оцінку кісткової маси через оцінку мінеральної щільності кісткової тканини (BMD). Проте кісткова маса — не єдиний фактор, що впливає на міцність кісток, а тому BMD не завжди є точним предиктором ризику переломів. Слід також враховувати архітектоніку трабекулярної кісткової тканини (рис. 2).

Разом із науковцями Ризького університету імені Страдіня (Латвія) ми розробили нову

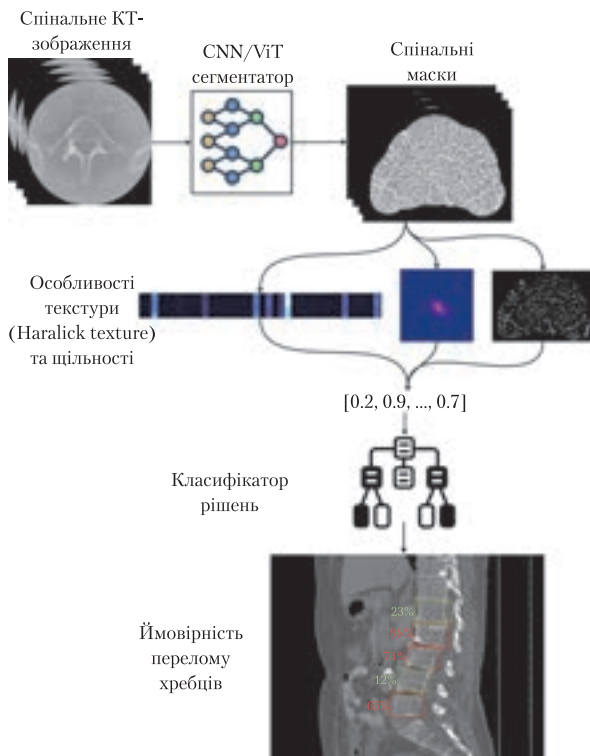


Рис. 3. Схема методології прогнозування переломів хребців при остеопорозі

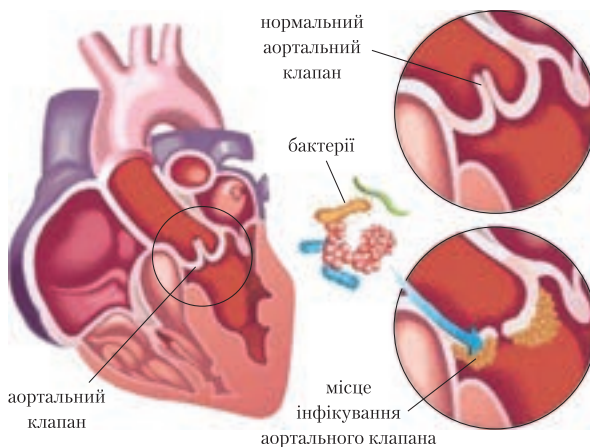


Рис. 4. Схема утворення вегетації при інфекційному ендокардиті

методологію прогнозування переломів хребців на основі трабекулярного кісткового індексу (TBS) з визначенням текстури кісткової тканини за DXA- і КТ-зображеннями в градаціях сірого (рис. 3).

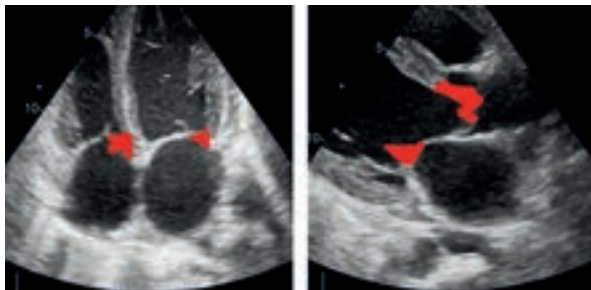


Рис. 5. Визначення розмірів вегетації за двома проєкціями під час обробки зображень ехокардіографії серця

3. Інтелектуальна система діагностики інфекційного ендокардиту на основі обробки зображень ехокардіографії серця. Ендокардит — захворювання серцево-судинної системи, яке проявляється в запаленні ендокардіальної поверхні серця, що пов'язане зазвичай з ускладненнями після інфекційного захворювання або з наявністю штучного клапана чи стента.

У разі потрапляння в кровообіг бактерій або грибків вони згодом осідають на клапанах серця або інших частинах ендокарда, де й утворюється запалення (рис. 4).

У співпраці з фахівцями Інституту серця МОЗ України ми розробили інтелектуальну систему діагностики інфекційного ендокардиту. При цьому однією з базових вимог до цього програмного продукту було забезпечення розрахунку розмірів вегетацій — конгломератів мікроорганізмів, тромбоцитів, фібрину, прозапальних клітин. Адже вважається, що коли вегетація досягає об'єму в 10 мм^3 , потрібне термінове хірургічне втручання, оскільки за таких розмірів значно зростає ризик її відриву.

У розробленій нами системі визначення об'єму вегетації здійснюється на основі розрахунку її площ у двох проєкціях на ехокардіографічних зображеннях (рис. 5).

Отже, в Інституті кібернетики імені В.М. Глушкова НАН України активно ведуться роботи зі створення прикладних систем штучного інтелекту й розроблення нових підходів до розв'язання задач комп'ютерного зору.

Дякую за увагу!

За матеріалами засідання підготувала О.О. Мележик

Victor M. Sineglazov

V.M. Glushkov Institute of Cybernetics of the National Academy of Sciences of Ukraine, Kyiv, Ukraine

ORCID: <https://orcid.org/0000-0002-3297-9060>

APPLIED ARTIFICIAL INTELLIGENCE SYSTEMS: COMPUTER VISION

Transcript of scientific report at the meeting of the Presidium of the NAS of Ukraine, March 20, 2024

The report discusses the results of theoretical and applied research conducted at the V.M. Glushkov Institute of Cybernetics of the National Academy of Sciences of Ukraine and related to the development of approaches to solving computer vision problems using artificial intelligence.

Cite this article: Sineglazov V.M. Applied artificial intelligence systems: computer vision. *Visn. Nac. Akad. Nauk Ukr.* 2024. (6): 43–48. <https://doi.org/10.15407/visn2024.06.043>