

УДК 004.85:616-071

DOI: 10.31673/2412-9070.2024.051397

М. М. ЛИСЕНКО, аспірант;

ORCID: 0009-0000-3734-8332

О. В. ПРОНЬКІН, аспірант,

ORCID: 0009-0004-8529-6919

Державний університет інформаційно-комунікаційних технологій, Київ

## ЗАСТОСУВАННЯ ТЕХНОЛОГІЙ МАШИННОГО НАВЧАННЯ ДЛЯ ВСТАНОВЛЕННЯ МЕДИЧНОГО ДІАГНОЗУ

*У даній статті проведено детальний аналіз і опис методик, які застосовуються для використання технологій машинного навчання у медичних діагнозах. Це важливий аспект, оскільки розвиток машинного навчання в медицині не лише змінює підходи до діагностики, але й сприяє створенню нових підходів до лікування, поліпшенню якості медичних послуг та оптимізації процесів прийняття рішень. Наведено парадигми машинного навчання, такі як контрольоване навчання, неконтрольоване навчання, навчання з підкріпленням та представлені приклади їх використання у сфері медицини. Проаналізовано основні типи даних, які використовуються для навчання моделей машинного навчання у медичній практиці, такі як клінічні дані, медичні зображення, інформація про геном пацієнта. Розглянуто наукові підходи до застосування технологій машинного навчання у медичній діагностиці, а саме логістична регресія, метод опорних векторів (SVM), дерева рішень та Random Forest, штучні нейронні мережі (ANN), глибокі нейронні мережі (Deep Learning), конволюційні нейронні мережі (CNN), лінійна та поліноміальна регресія та обробка природної мови (NLP). Доведено, що сучасна медицина значною мірою залежить від новітніх технологій для поліпшення якості діагностики та лікування пацієнтів. Розроблені рекомендації щодо застосування технологій машинного навчання, що дозволить автоматизувати процеси діагностики та підвищити точність результатів лікування. Використання машинного навчання у медичній сфері відкриває нові можливості обробки великих обсягів даних для визначення діагнозу, покращення ефективності прийняття клінічних рішень і в цілому спрощення роботи лікарів.*

**Ключові слова:** машинне навчання, інформаційні технології, штучний інтелект, нейронні мережі, інформаційна система, модель, метод опорних векторів.

### Вступ

Машинне навчання (МН) - це підгалузь штучного інтелекту, що дозволяє комп'ютерам вчитися на основі даних без явного програмування. Хоча технології МН відкривають нові можливості для покращення медичних послуг, їх впровадження супроводжується рядом викликів та обмежень, наприклад, вибір моделі і алгоритму реалізації та застосування методики МН у медичній діагностиці [1]. До основних типів МН відносяться: контрольоване навчання, неконтрольоване навчання, навчання з підкріпленням.

Контрольоване навчання - модель навчається на основі розмічених даних, тобто даних, які містять як вхідні параметри, так і відповідні вихідні значення (мітки). Прикладом може бути класифікація захворювань, де дані про пацієнтів (вхідні параметри) супроводжуються відомими діагнозами (вихідні мітки) [2]. Наприклад, навчання моделі для діагностики раку на основі гістологічних зображень, де кожне зображення має відповідну мітку (ракове/неракове). **Алгоритми реалізації:** логістична регресія, дерева рішень, випадковий ліс, підтримувані векторні машини (SVM), нейронні мережі.

Неконтрольоване навчання - модель працює з нерозміченими даними, намагаючись знайти в них структури або закономірності без відомих вихідних міток. Прикладом може бути класте-

ризація пацієнтів за схожістю симптомів або поведінкою, що може допомогти в ідентифікації нових підходів до лікування. Наприклад, групування пацієнтів з різними формами цукрового діабету на основі клінічних характеристик. **Алгоритми реалізації:** k-середніх, ієрархічна кластеризація, алгоритм Гауссових змішаних моделей.

**Навчання з підкріпленням** - модель навчається на основі взаємодії з середовищем, отримуючи винагороду або покарання за свої дії. Це дозволяє системі вчитися на основі досвіду, вдосконалюючи свою стратегію. Прикладом можуть бути моделі, які допомагають в управлінні лікуванням, де система може "вчитися" з оптимальних варіантів лікування на основі реакцій пацієнтів. Наприклад, система, яка адаптує дози лікарських засобів на основі побічних ефектів і ефективності. **Алгоритми реалізації:** Q-навчання, методи градієнтного спуску, глибоке навчання з підкріпленням.

Проаналізуємо основні типів даних, які використовуються для навчання моделей машинного навчання у медичній практиці.

- **Клінічні дані** - це інформація, яка збирається під час лікування пацієнтів, включаючи історії хвороб, результати аналізів, дані про медичні процедури, операції та використані лікарські засоби. Це можуть бути діагнози, історії лікування, лабораторні результати, дані про вік, зріст, стать, расу, тип тілобудови, супутні захворювання, шкідливі звички (алкоголь, паління, перебування на шкідливому виробництві), умови праці, харчові звички.

- **Зображення** - медичні зображення, отримані з різних методів візуалізації, які використовуються для діагностики і моніторингу стану пацієнтів. Це рентгенівські знімки, МРТ, МРСКТ, КТ, ультразвукові зображення, відеозображення (ендоскопія та лапароскопія), огляд з фотофіксацією шкіряних покривів, медичні атласи. Ці дані часто використовуються для навчання моделей комп'ютерного зору, таких як конволюційні нейронні мережі.

- **Генетичні дані** - інформація про геном пацієнта, яка може допомогти у діагностиці, прогнозуванні захворювань та виборі персоналізованого лікування. Це дані секвенування ДНК, інформація про варіації генів (наприклад, SNP), дані про експресію генів. Використання генетичних даних може допомогти в ідентифікації ризиків розвитку певних захворювань, у виборі оптимальних методів лікування, спрогнозувати відповідь генів на персоналізоване лікування та профілактику можливих ускладнень.

### Основна частина

Основні методики машинного навчання, які застосовуються для встановлення медичного діагнозу, базуються на різних алгоритмах та підходах, залежно від типу даних та поставлених завдань (класифікація, прогнозування, регресія). Нижче розглянемо детальніше основні методики застосування МН у медичній діагностиці та приклади їх застосування.

#### 1. Логістична регресія

Логістична регресія – це модель, яка використовується для прогнозування ймовірності бінарних подій (наприклад, наявність або відсутність хвороби). На відміну від лінійної регресії, яка використовує безперервні дані, логістична регресія застосовується для класифікації, тобто для прогнозування дискретних значень (0 або 1). Основна функція логістичної регресії – це **сигмоїдна функція**, яка приймає значення від  $-\infty$  до  $+\infty$  та перетворює їх на діапазон від 0 до 1, що дозволяє отримати ймовірність тієї або іншої події.

Логістична регресія широко використовується для аналізу медичних даних, оскільки її результати легко інтерпретувати, що є важливим для клініцистів. Нижче наведено кілька реальних прикладів застосування цього методу у медичній практиці.

**Фремінгемське серцево-судинне дослідження** стало важливим джерелом даних для створення моделей прогнозування серцево-судинних подій, таких як інфаркт міокарда та інсульт. На основі цих даних була розроблена модель, яка використовує логістичну регресію для оцінки ризику розвитку серцево-судинних захворювань у пацієнтів. Змінні, які використовуються у моделі, включають такі фактори як вік, стать, рівень холестерину низької щільності, гомоцистеїн С, артеріальний тиск, наявність цукрового діабету, нераціональне харчування та шкідливі звички (зокрема куріння та зловживання алкоголем).

Ця модель стала основою для створення **Фремінгемського ризикового індексу** (Framingham Risk Score), який широко використовується лікарями для оцінки ризику серцево-судинних подій у пацієнтів без наявних захворювань серця. Логістична регресія дозволила точно оцінити відносний вплив кожного фактора на ризик розвитку захворювання і допомагає в прийнятті профілактичних рішень [5].

**Набір даних про діабет у жінок індіанців племені Піма** (Pima Indians Diabetes Dataset) є класичним прикладом використання логістичної регресії для прогнозування діабету другого типу. У цьому дослідженні використовувалися дані про вік, індекс маси тіла, рівень глюкози у крові натще, артеріальний тиск та кілька інших показників для побудови моделі прогнозування ризику діабету.

Логістична регресія виявилася надзвичайно корисною для цієї задачі, оскільки вона дозволила визначити, як кожен фактор впливає на ймовірність розвитку діабету. Наприклад, високий рівень глюкози у крові був основним предиктором розвитку захворювання. Модель на основі логістичної регресії може використовуватися для раннього виявлення груп ризику серед пацієнтів, що дозволяє впроваджувати профілактичні заходи та слідкувати за станом пацієнтів.

Інший відомий приклад застосування логістичної регресії – це **Wisconsin Breast Cancer Dataset**, який використовується для класифікації пухлин молочної залози як злоякісних або доброякісних. У цьому дослідженні логістична регресія допомагає передбачити чи є пухлина раковою на основі таких ознак як розмір, форма, текстура і межі пухлини.

Ця модель дає змогу лікарям швидко отримати додаткову інформацію для ухвалення рішення про необхідність біопсії чи подальшого лікування. Завдяки логістичній регресії вдалося досягти високої точності при класифікації злоякісних утворень, що підвищує ефективність ранньої діагностики раку молочної залози.

## 2. Метод опорних векторів (SVM)

SVM використовує гіперплощину для розділення даних на два або більше класів. Цей метод добре працює з багатовимірними даними та застосовується у задачах діагностики, де є складні взаємозв'язки між показниками пацієнтів.

Метод опорних векторів базується на пошуку оптимальної гіперплощини, яка розділяє різні класи у високовимірному просторі. Основною метою є максимізація відстані між найближчими точками (опорними векторами) від різних класів. SVM може бути використано для лінійної та нелінійної класифікації, за допомогою використання ядрових функцій (kernel functions), що дозволяє трансформувати дані у більш високий вимір, де класи стають лінійно роздільними.

Як приклад, SVM був використаний для аналізу даних, отриманих від 200 пацієнтів, у яких підозрювався рак простати. Дослідники проаналізували клінічні параметри, такі як рівень простат-специфічного антигену (PSA), вік пацієнтів, результати біопсій та інші лабораторні показники.

Результати показали, що модель SVM досягла точності до 95% у класифікації пацієнтів з раком простати та без нього, що свідчить про високу ефективність цього методу у ранній діагностиці захворювання.

Інше дослідження зосереджувалося на використанні SVM для аналізу ультразвукових зображень нирок у пацієнтів із підозрою на рак нирок. У цьому випадку були проаналізовані різні характеристики зображень, такі як форма, контур та ехогенність. Завдяки застосуванню SVM, дослідники змогли досягти точності до 92%, що дозволило їм своєчасно виявити злоякісні утворення. Це підкреслює потенціал SVM у поліпшенні якості діагностики за допомогою неінвазивних методів.

## 3. Дерева рішень та Random Forest

Дерево рішень — це графічна модель, яка використовує структуру дерева для прийняття рішень на основі послідовності питань, що стосуються вхідних даних. Кожен вузол дерева представляє собою атрибут (фактор), а кожна гілка — результат перевірки цього атрибута. Процес

триває, поки не буде досягнуто кінцевих вузлів, що представляють класифікацію або регресійне значення.

Random Forest є ансамблевим методом, що складається з множини дерев рішень. Він створює різні дерева, використовуючи випадкову підмножину даних та випадкову підмножину ознак на кожному етапі. Результат моделі формується шляхом агрегації результатів усіх дерев, що знижує ризик перенавчання та покращує точність.

Прикладом може бути використання Random Forest для аналізу даних 300 пацієнтів з підозрою на рак простати. Вхідними даними були клінічні параметри, включаючи рівень PSA, вік, сімейний анамнез та результати біопсій. Результати показали, що модель Random Forest досягла точності 93% у класифікації пацієнтів, у яких був діагностований рак простати та тих, хто не мав цього захворювання. Це свідчить про ефективність методу для раннього виявлення захворювання.

Ще одне дослідження зосереджувалося на використанні дерев рішень для класифікації пацієнтів із захворюваннями сечовивідних шляхів. Дослідники проаналізували дані 150 пацієнтів, включаючи лабораторні результати, анамнез та клінічні обстеження.

Використання дерева рішень дало можливість ідентифікувати основні фактори ризику, такі як вік, стать, наявність супутніх захворювань. Модель продемонструвала точність до 88%, що підкреслює її потенціал у діагностиці та моніторингу пацієнтів [4].

#### **4. Штучні нейронні мережі (ANN)**

ANN імітують роботу людського мозку, обробляючи дані через кілька шарів нейронів. Вони добре підходять для аналізу складних, багатовимірних даних. ANN застосовуються для діагностики на основі медичних зображень, аналізу біомедичних сигналів (наприклад, ЕКГ) та інших типів даних.

Прикладом може бути використання ANN для аналізу даних біопсій і клінічних параметрів пацієнтів з підозрою на рак простати. Дослідники обробили дані 400 пацієнтів, включаючи рівень простат-специфічного антигену (PSA), вік, результати гістології та сімейний анамнез. Використання глибокої нейронної мережі дало змогу досягти точності до 94% у класифікації пацієнтів, що підтвердило наявність або відсутність раку. Це дослідження підкреслює потенціал ANN для поліпшення ранньої діагностики раку простати.

У ще одному дослідженні, проведеному у 2021 році, штучні нейронні мережі використовувалися для аналізу ультразвукових зображень, щоб виявити аномалії в сечовому міхурі та нирках. Вчені обробили дані понад 300 пацієнтів, використовуючи ANN для класифікації зображень на нормальні та аномальні.

Модель досягла точності до 92%, що підтвердило її здатність виявляти ранні стадії захворювань, такі як рак сечового міхура. Це може значно покращити результати лікування та знизити смертність від цих захворювань.

Цей підхід дозволяє лікарям своєчасно ідентифікувати пацієнтів, які потребують профілактичних заходів або подальшого обстеження.

#### **5. Глибокі нейронні мережі (Deep Learning)**

Глибокі нейронні мережі (DL) складаються з багатьох шарів, що дозволяє їм навчатися складним патернам у великих обсягах даних. DL ефективні при роботі з медичними зображеннями, аудіо та іншими складними даними, де потрібно автоматизувати виявлення патологій. Спільна праця експерта та моделі дозволяє різко знизити відсоток помилок в діагностиці, спростити та пришвидшити роботу спеціаліста.

Приклад - **діагностика раку легенів**. Глибокі нейронні мережі можуть бути навчені на великих наборах даних КТ-знімків для виявлення ранніх стадій раку легенів часто з точністю, що не поступається лікарям-радіологам.

#### **6. Конволюційні нейронні мережі (CNN)**

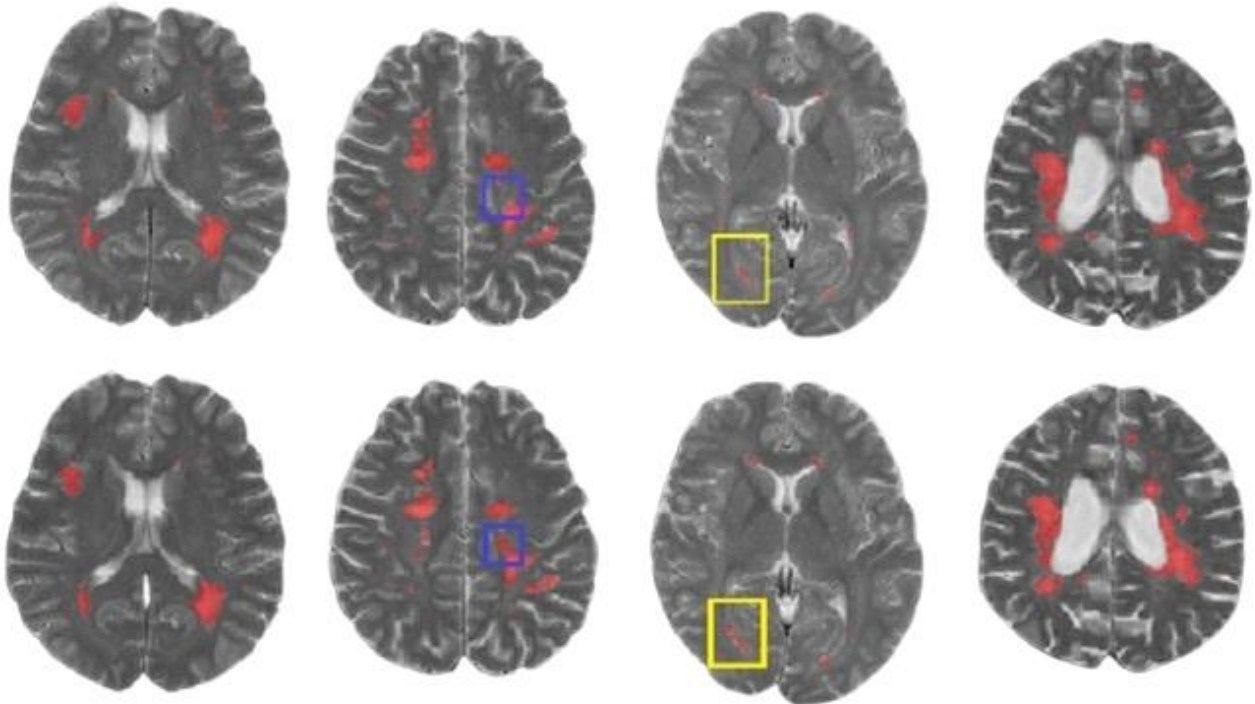
CNN — це вид глибоких нейронних мереж, спеціалізований на роботі з візуальними даними. Вони широко використовуються для аналізу медичних зображень, таких як МРТ, КТ, рентген і УЗД. CNN здатні автоматично навчатися виявленню ознак патологій без необхідності у ручному створенні ознак. Завдяки своїй здатності автоматично виявляти патерни в зоб-

раженнях, CNN знаходять широке застосування в медицині, зокрема в діагностиці онкологічних захворювань.

CNN складаються з кількох типів шарів, які працюють разом для обробки зображень. Основні компоненти CNN включають:

1. Конволюційний шар - основний елемент, який виконує операцію конволюції, визначаючи локальні патерни у зображеннях.
2. Активаційні функції. Після конволюції зазвичай застосовують нелінійні активаційні функції для введення нелінійності у модель.
3. Пулінг. Зазвичай після конволюційного шару використовується пулінг (наприклад, макс-пулінг) для зменшення розмірності та збереження найважливіших ознак.
4. Повнозв'язні шари. На кінцевих етапах CNN після декількох конволюційних та пулінгових шарів використовуються повнозв'язні шари для класифікації виходу.

CNN виявилися особливо ефективними у задачах класифікації медичних зображень, таких як рентгенівські зображення, МРТ, КТ та гістопатологічні зразки [8].



**Рис. 1. Прогноз CNN майбутньої активності захворювання для пацієнтів із розсіяним склерозом на основі базової МРТ та міток уражень [9]**

У 2019 році було проведено дослідження, в якому CNN використовувалися для аналізу мамографічних зображень. Дослідники з Університету Флориди обробили понад 15 тис. зображень з даними пацієнтів, які включали як злоякісні, так і доброякісні пухлини. Модель навчалася за допомогою архітектури ResNet-50, яка складається з 50 шарів. Результати показали, що модель досягла точності 93%, що значно перевищувало результати традиційних методів. Важливим аспектом було те, що дослідження також підтвердило, що CNN знижують ймовірність помилок діагностики, зокрема у молодих жінок.

Дослідження, проведене у 2021 році в Інституті раку в Сідней, застосувало CNN для аналізу гістопатологічних зображень простати. У дослідженні використовували понад 2.5 тис. зразків тканини, які були зібрані з різних клінік. Модель, що базується на архітектурі Inception-V3, досягла точності 91% у виявленні ракових клітин. Дослідження також вказало на те, що CNN здатні виявляти навіть невеликі пухлинні вогнища, які важко діагностувати за допомогою традиційних методів.

У 2022 році було проведено дослідження в університеті Лейпцига, в якому CNN використовувалися для аналізу ультразвукових зображень сечовивідних шляхів. У дослідженні було проаналізовано 1 тис. зображень, зібраних від пацієнтів з різними урологічними захворюван-

нями. Модель досягла точності 89% у виявленні аномалій, таких як пухлини сечового міхура. Важливим результатом було те, що CNN виявляли патології на ранніх стадіях, що дозволяло пацієнтам отримувати своєчасне лікування та спрогнозувати перебіг захворювання [9].

### 7. Лінійна та поліноміальна регресія

Регресійні методи використовуються для прогнозування кількісних значень на основі вхідних змінних. Лінійна регресія підходить для завдань, де зв'язок між змінними є лінійним, а поліноміальна регресія — для складніших нелінійних зв'язків.

Приклад - прогнозування рівня глюкози в крові. Лінійна регресія може використовуватися для прогнозування рівня глюкози у пацієнтів з діабетом на основі їхніх поточних показників.

### 8. Обробка природної мови (NLP)

Методи обробки природної мови використовуються для аналізу текстових даних, таких як лікарські записи або медичні статті. NLP допомагає автоматизувати аналіз великого обсягу медичних текстів для виявлення патернів або допомоги у постановці діагнозу.

Прикладом може бути використання NLP для діагностики раку простати. Рак простати є одним із найпоширеніших онкологічних захворювань у чоловіків. Для його діагностики важливо збирати інформацію про симптоми пацієнта, рівень простат-специфічного антигену (PSA), результати пальцевого ректального дослідження (DRE) та дані біопсії. Інформація часто міститься у різних документах, таких як клінічні виписки або медичні нотатки. NLP дозволяє автоматично аналізувати текстові дані, що містять опис симптомів і результатів обстежень для виявлення патернів, які свідчать про наявність або підвищений ризик розвитку раку простати. Наприклад, система NLP може аналізувати симптоми пацієнта, такі як часте або ускладнене сечовипускання, біль у спині або тазі і виявляти можливі ознаки онкології, автоматично обробляти описи результатів біопсії та зазначати наявність злоякісних клітин, зіставляти результати з медичними протоколами та попереджати лікаря про необхідність додаткових обстежень або біопсії.

Дослідники з Mayo Clinic використовували NLP для аналізу медичних записів пацієнтів, у яких були підозри на рак простати. NLP дозволило автоматично виявляти пацієнтів з підвищеним рівнем PSA та іншими факторами ризику, що спростило процес діагностики та спрямування пацієнтів на подальші обстеження.

### Висновки

Технології МН відкривають нові можливості для покращення медичних послуг, їх впровадження супроводжується рядом викликів та обмежень. Аналіз методик застосування МН в сфері медицини показав, що технології штучного інтелекту можна використовувати як для діагностики та класифікації, як злоякісних пухлин, так і звичайних хвороб типу ГРВІ. Машинний зір краще може справляється з задачами обробки великих масивів інформації та діагностичних знімків таких як рентгенівські знімки, МРТ, МРСКТ, КТ, ультразвукові зображення, відеозображення (ендоскопія та лапароскопія), медичні атласи. Є великий вибір для використання моделей машинного навчання діагностичних систем. При цьому якість даних є критично важливим аспектом, що впливає на результати, отримані за допомогою моделей машинного навчання. Неповні або помилкові дані можуть суттєво спотворити результати аналізу та призвести до неправильних діагнозів або лікувальних рішень. У медичній практиці часто виникають ситуації, коли дані про пацієнтів не є повними. Це може бути наслідком пропущених аналізів, недостатнього документування або помилок у записах. Неповнота даних призводить до зниження точності моделей, оскільки алгоритми не мають повної інформації для навчання. Помилки у даних можуть виникати через людський фактор (наприклад, помилки введення) або технічні збої (наприклад, проблеми з обладнанням). Такі помилки можуть призвести до того, що модель навчиться на неправильних патернах, що, в свою чергу, призведе до невірних прогнозів. Низька якість даних може не лише знизити ефективність машинного навчання, але й поставити під загрозу життя пацієнтів. Тому важливо забезпечити належну якість даних шляхом систематичного моніторингу, верифікації та очищення даних.

Впровадження технологій машинного навчання у медицину супроводжується низкою етичних питань, які потребують уваги з боку медичних установ, розробників та регуляторів. Використання великих обсягів медичних даних для навчання моделей машинного навчання піднімає питання конфіденційності. Пацієнти мають право на захист своїх персональних даних і будь-яке їхнє використання повинно бути законним та етичним. Один з підходів до забезпечення конфіденційності — це анонімізація даних. Однак, навіть анонімізовані дані можуть бути іноді відновлені до особистостей, особливо якщо поєднуються з іншими джерелами інформації.

Технології машинного навчання вже зараз демонструють значний потенціал у медицині і їх подальший розвиток обіцяє ще більше вдосконалення у цій галузі. Важливо, щоб розвиток цих технологій супроводжувався усвідомленням викликів і обмежень, що дозволить забезпечити їх безпечно та етично впровадження у медичну сферу. Є необхідність в розширенні спектру послуг, які можна надавати у медичній сфері з використанням технологій штучного інтелекту та, зокрема, машинного навчання.

### Список літератури

1. Висоцький А.А., Суриков О.О., Василюк-Зайцева С.В. Розвиток штучного інтелекту в сучасній медицині. *Український медичний часопис* 2.154 (2023): 1-4. DOI: 10.32471/umj.1680-3051.154.241221.
2. Алексіна, Л. Т., А. П. Бондарчук. "Оптимізація гіперпараметрів для машинного навчання." *Зв'язок* 2 (2024): 18-22. doi: 10.31673/2412-9070.2024.022326.
3. Nikkei Staff Writers (2018) Japan plans 10 «AI hospitals» to ease doctor shortages. *asia.nikkei.com/Politics/Japan-plans-10-AI-hospitals-to-ease-doctor-shortages*.
4. Haymond S., McCudden C. (2021) Rise of the Machines: Artificial Intelligence and the Clinical Laboratory. *J. Appl. Lab. Med.*, 6(6): 1640–1654. doi: 10.1093/jalm/jfab075.
5. Benjamins J.W., Hendriks T., Knuuti J. et al. (2019) A primer in artificial intelligence in cardiovascular medicine. *Neth. Heart. J.*, 27(9): 392–402. doi: 10.1007/s12471-019-1286-6.
6. Бродкевич В., Людвіченко В. Штучний інтелект і машинне навчання в галузі охорони здоров'я: виклики і перспективи. *Інформаційні технології та суспільство*, (2022). (2 (4), 20-28. <https://doi.org/10.32689/maup.it.2022.2.3>).
7. Abràmoff, M. D., Lavin, P. T., Birch, M., Shah, N., & Folk, J. C. (2018). Pivotal trial of an autonomous AI-based diagnostic system for detection of diabetic retinopathy in primary care offices. *npj Digital Medicine*, 1(1), 1-8. doi:10.1038/s41746-018-0040-6.
8. Saygılı A., Albayrak S. (2019) An efficient and fast computer-aided method for fully automated diagnosis of meniscal tears from magnetic resonance images. *Artif. Intell. Med.*, 97: 118–130. doi: 10.1016/j.artmed.2018.11.008.
9. N. Mohammadi-Sepahvand, T. Hassner, D.L. Arnold and T. Arbel, CNN Prediction of Future Disease Activity for Multiple Sclerosis Patients from Baseline MRI and Lesion Labels, *International Conference on Medical Image Computing and Computer Assisted Intervention (MICCAI) Workshops, Grenada, Spain, September 2018*.
10. Carballido-Gamio J., Yu A., Wang L. et al. (2019) Hip fracture discrimination based on statistical multi-parametric modeling (SMPM). *Ann. Biomed. Eng.*, 47(11): 2199–2212. doi: 10.1007/s10439-019-02298-x.

M. Lysenko, O. Pronkin

## APPLICATION OF MACHINE LEARNING TECHNOLOGIES FOR ESTABLISHING A MEDICAL DIAGNOSIS

*This article provides a detailed analysis and description of the methods used to use machine learning technologies in medical diagnoses. This is an important aspect, since the development of machine learning in medicine not only changes approaches to diagnostics, but also contributes to the creation of new approaches to treatment, improvement of the quality of medical services, and optimi-*



*zation of decision-making processes. Paradigms of machine learning, such as supervised learning, unsupervised learning, and reinforcement learning, are given and examples of their use in the field of medicine are presented. The main types of data used to train machine learning models in medical practice are analyzed, such as clinical data, medical images, information about the patient's genome. Scientific approaches to the application of machine learning technologies in medical diagnostics are considered, namely logistic regression, support vector method (SVM), decision trees and Random Forest, artificial neural networks (ANN), deep neural networks (Deep Learning), convolutional neural networks (CNN), linear and polynomial regression, and natural language processing (NLP). It has been proven that modern medicine largely depends on the latest technologies to improve the quality of diagnosis and treatment of patients. Recommendations for the application of machine learning technologies have been developed, which will allow automating the diagnostic processes and increasing the accuracy of treatment results. The use of machine learning in the medical field opens up new opportunities for processing large volumes of data to determine the diagnosis, improve the efficiency of clinical decision-making, and generally simplify the work of doctors.*

**Keywords:** machine learning, information technologies, artificial intelligence, neural networks, information system, model, support vector method.

---