

Міністерство освіти і науки України
Національний технічний університет України
«Київський політехнічний інститут ім. Ігоря Сікорського»
Кафедра інженерії програмного забезпечення в енергетиці

Доповідь

з дисципліни «Методології розробки інтелектуальних комп'ютерних
програм»

**«Використання штучного інтелекту в діагностиці та лікуванні
ментального здоров'я»**

Виконала: студентка 3 курсу

НН ІАТЕ групи ТІ-01

Круть К.О.

Перевірів: д.т.н. Мусієнко А. П.

КИЇВ 2023

Зміст

ВСТУП	3
МЕТА ВИКОРИСТАННЯ ШТУЧНОГО ІНТЕЛЕКТУ В МЕДИЦИНІ ТА МЕНТАЛЬНОМУ ЗДОРОВ'І.....	4
Історія штучного інтелекту	5
Використання штучного інтелекту в діагностиці та лікуванні психічного здоров'я	6
Діагностика та виявлення депресії.....	6
Використання ШІ для передбачення результатів лікування депресії	10
Використання штучного інтелекту в нейроіміджингу	15
ВИСНОВКИ	18
СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ	20

ВСТУП

Сьогодні ми перебуваємо в критичній точці четвертої індустріальної епохи, відомої як "цифрова революція", що характеризується бурхливим ростом та злиттям різних технологій.

Яскравим прикладом такої технології є штучний інтелект, що активно розвивається та вже стала однією із найгарячіших тем останніх років та навіть частиною життя багатьох людей.

Концепція штучного інтелекту була вперше сформульована в 1950-ті роки, було висунуто ідею про те, що "будь-який аспект навчання або будь-яка інша характеристика інтелекту може в принципі бути так точно описана, що машину можна налаштувати для імітації цього". Це призвело до створення нової галузі науки. Перші дослідження в галузі ШІ були спрямовані на моделювання базової людської поведінки, включно з навчанням і розв'язанням простих проблем. У цей період також було розроблено перші алгоритми машинного навчання та розроблено прототипи штучних нейронних мереж.

Прорив у розвитку ШІ почався з кінця 1990-х років, і його бурхливий розвиток триває до сьогоднішнього дня. ШІ все більше проникає в наше повсякденне життя та використовується в найрізномантніших його сферах: обробка та аналіз великих даних, автоматизації та оптимізація бізнес процесів, прогнозування явищ; сучасні автомобілі та літаки часто обладнанні ШІ для забезпечення не тільки комфорту, а і безпеки пасажирів; сучасні дослідження в сфері науки були б надзвичайно складними без ШІ, який допомагає аналізувати складні дані, моделювати біологічні, фізичні, хімічні та інші явища складних систем.

Ця технологія не обійшла і сферу охорони здоров'я: сьогодні ШІ допомагає в діагностиці захворювань, аналізі медичних зображень, прогнозуванні епідемій і навіть у розробці нових ліків.

МЕТА ВИКОРИСТАННЯ ШТУЧНОГО ІНТЕЛЕКТУ В МЕДИЦИНІ ТА МЕНТАЛЬНОМУ ЗДОРОВ'І

Штучний інтелект відіграє дедалі вагомішу роль у медицині, надаючи нові можливості та інструменти для діагностики, лікування та управління захворюваннями.

Сьогодні ШІ використовують для аналізу медичних зображень КТ, МРТ і УЗД, з метою виявлення аномалій і патологій. Алгоритми глибокого навчання дають змогу комп'ютерам автоматично розпізнавати і класифікувати пухлини, ураження органів та інші зміни, що допомагає лікарям у більш точній і швидкій діагностиці. Все частіше ця технологія використовується для пошуку нових лікарських молекул і прогнозування їхніх властивостей і взаємодій з організмом. Це дає змогу скоротити час і витрати на розробку нових препаратів і поліпшити ефективність процесу. Все більше зростає попит на розробку систем моніторингу здоров'я, що часто неможливі без ШІ.

Мета використання штучного інтелекту в ментальному здоров'ї та медицині полягає в поліпшенні діагностики, лікування, запобігання та управління психічними розладами, а також у підвищенні якості життя пацієнтів.

Найперш, ШІ може допомогти в діагностиці психічних розладів, аналізуючи симптоми, психологічні тести та історії хвороби. Алгоритми машинного навчання можуть опрацювати великі обсяги даних і виявити патерни, які допоможуть лікарям і психологам робити точніші діагнози і прогнозувати результати лікування.

За допомогою цієї технології можна греко проаналізувати дані про поведінку, соціальні медіа та інші джерела та на ранньому етапі виявити можливі психічні розлади або ж надати результати про поліпшення або погіршення стану, ШІ може і надати рекомендації для його покращення.

Історія штучного інтелекту

Розвиток штучного інтелекту в пошукових системах зробив величезний вплив на нашу повсякденну діяльність, спрощуючи наше життя та вносячи в нього комфорт, однак, так було не завжди. Історія розвитку штучного інтелекту починається з 1950 року.

У 1950-х роках Алан Тьюрінг, молодий британський математик, який досліджував математичну можливість створення штучного інтелекту. Тьюрінг запропонував, що люди використовують наявну інформацію, а також розуміння для того, щоб вирішувати проблеми та приймати рішення, тому чому не можуть робити це машини? Це було логічним каркасом його статті 1950 року "Обчислювальні машини та інтелект", в якій він обговорював, як будувати розумні машини та як тестувати їхній інтелект [1]. Це стало початком розвитку штучного інтелекту.

Проте скоро настало «затишшя» в розвитку цієї сфери, і лише в 1990-х ШІ знову почав привертати увагу наукової спільноти світу. Тоді з'явилися нові можливості для навчання алгоритмів ШІ, виникли нові методи машинного навчання, такі як нейронні мережі та алгоритми підтримки прийняття рішень.

Вже через десятиліття спостерігався значний прогрес у галузі ШІ. Розвиток обчислювальної потужності, алгоритмів і доступу до величезних обсягів даних призвів до появи нових методів, таких як глибоке навчання (Deep Learning), що дало змогу істотно поліпшити результати в різних галузях, включно з обробленням зображень, розпізнаванням мови й автономною навігацією.

А вже сьогодні застосування ШІ охоплює широкий спектр галузей, включаючи фінанси, транспорт, маркетинг, медицину.

Використання штучного інтелекту в діагностиці та лікуванні психічного здоров'я

У той час як деякі провідні сектори суспільства готові прийняти або вже прийняли потенціал ШІ, в медицині, включаючи психіатрію, все ще переважає обережність. Проте, незважаючи на очевидні побоювання, застосування ШІ в медицині неухильно зростає, і зовсім скоро він можливо увійде в клінічний мейнстрім [2].

Штучний інтелект стає дедалі важливішим інструментом у психології, психотерапії та вивченні людського мозку. Цей реферат досліджує різні сфери застосування ШІ, включно з діагностикою, лікуванням, моніторингом стану психічного здоров'я та нейроіміджингом.

Психічне здоров'я є невід'ємною складовою загального благополуччя кожного індивідуума. Проблеми психічного здоров'я стали глобальним викликом охороні здоров'я, який посилюється в умовах суспільства, що швидко змінюється та досі відчуває на собі психологічні наслідки пандемії коронавірусу, це і було однією з основних причин активного розвитку ШІ в симбіозі наук про психічне здоров'я.

В першу чергу, технології AI корисні в діагностиці психічних захворювань. Такі алгоритми, як машинне навчання і глибоке навчання, з успіхом застосовуються для розпізнавання зразків психопатології в клінічних і поведінкових даних.

Діагностика та виявлення депресії

Традиційно вивчення психіатрії значною мірою спирається на статистичні висновки. Вивідна статистика в основному стосується розподілів, що лежать в основі. Висновок "створює математичну модель процесу генерації даних для формалізації розуміння або перевірки гіпотези про поведінку системи" [3]. Статистичний висновок фокусується на поясненні

групових відмінностей на основі кількох змінних. Діагностика психічних розладів вимагає розпізнавання загальних закономірностей, пов'язаних із захворюванням, щоб зробити прогноз на індивідуальному рівні, тут і вигідне використання машинного навчання, яке орієнтоване на розпізнаванні образів та прогнозуванні.

Виявлення депресії за допомогою машинного навчання швидко зростає, адже воно може легко використовувати аналіз величезного масиву текстів, створених соціальними мережами. Діагностику депресії на основі даних соціальних мереж можна розуміти як завдання керованого навчання, в якому пости позначаються як депресія або не депресія. З вивченої літератури випливає два класи експериментів: дослідження, в яких статус депресії підтверджується психометричним тестом або клінічним висновком, і дослідження, що спираються на самозвіт.

При побудові систем виявлення депресії змінні повинні бути попередньо оброблені для введення в модель. Підготовка тексту для машинного навчання називається обробкою природної мови (Natural Language Processing, NLP). Текстові дані стали основною характеристикою більшості систем виявлення депресії. У своїй роботі De Choudhury спробували передбачити депресію у користувачів Twitter, використовуючи їх контент [4]. В дослідженні учасників рекрутували за допомогою краудсорсингу та підтверджували діагноз депресії за допомогою психологічного діагностичного опитування. Наприклад, учасники проходили опитування Центру епідеміологічних досліджень депресії (CES-D). Результати цього діагностичного інструменту були використані як істинні мітки між депресивними і недепресивними індивідами. De Choudhury розробив одну з найбільш ранніх систем діагностики депресії в літературі, маючи на меті створити об'єктивне вимірювання депресії. Ці ранні системи аналізу тексту, що досліджували вживання слів і депресію, покладалися на програмне забезпечення для аналізу тексту на основі словників. Ці системи використовували жорстко закодовані словники слів, відібраних і згрупованих

за їх психометричними властивостями. Ці системи, що використовувалися переважно клініцистами, мали на меті дослідити відмінності у використанні мови між депресивними та здоровими людьми.

Програма Linguistic Inquiry and Word Count (LIWC) була одним з перших прикладів програмного забезпечення для аналізу текстів [5]. До LIWC аналіз текстів зазвичай проводили люди-референти, однак це було неефективно, дорого та емоційно виснажливо. Крім того, експерти рідко сходилися в думках, оцінюючи один і той самий текст. Отже, комп'ютерні рішення забезпечують швидшу і більш послідовну альтернативу. Для дослідників депресії LIWC дозволив порівняти використання мови між депресивними і не депресивними групами населення. Поєднуючи лінгвістичні характеристики, такі як LIWC, з поведінковими даними Twitter. Дослідження De Choudhury показали, що класифікатор машин опорних векторів (SVM) може передбачити депресивний стан навіть до дванадцяти місяців наперед.

Зв'язок між станом психічного здоров'я та мовленням добре відомий, проте не тільки аналіз текстів може бути корисним. В той час як текстові ознаки фокусуються на змісті мовлення, аудіо ознаки передбачають обробку звуку для аналізу різноманітних показників. Включення аудіо ознак в системи виявлення депресії вимагає обробки звуку для включення його в класифікаційні моделі (найпопулярніші бібліотеки аналізу відкритим вихідним кодом: COVAREP, openSMILE). Проте, вважається, що аналіз міміки теж надзвичайно важливий і використовується спеціалістами психіатрами при діагностиці. Існують еквівалентні інструменти для обробки візуальних даних, що включають такі вимірювання, як одиниці мімічних дій, наприклад, — FAU (об'єктивно описують активацію м'язів обличчя) [6].

В дослідженнях діагностики та виявлення депресії часто використовуються такі *муні архітектури Deep Learning*:

BERT (Bidirectional Encoder Representations from Transformers) — це архітектура нейронної мережі, розроблена компанією Google, яка використовується для обробки природної мови. BERT навчається на великому обсязі текстів, наприклад, на статтях Вікіпедії. Під час навчання BERT "розуміє" контекст кожного слова в тексті, враховуючи контекст і слова, які знаходяться перед і після нього [7]. Однією із найбільших переваг BERT полягає в тому, що він може розуміти не тільки окремі слова, а й їх зв'язки в контексті речення. Це дозволяє йому краще розуміти зміст тексту та виконувати складні завдання у NLP, що робить BERT однією з найбільш потужних моделей у цій галузі.

CNN (Convolutional Neural Networks) або ***згорткові нейронні мережі*** є основним типом алгоритмів глибокого навчання, які використовуються для аналізу та обробки даних, в основному в галузі комп'ютерного зору. Вони є ефективним інструментом для розпізнавання та класифікації зображень. Основна ідея CNN полягає у використанні згорткових шарів, які застосовуються до вхідних даних для вилучення важливих ознак і характеристик. Однією з ключових особливостей CNN є можливість автоматичного вивчення ієрархічних ознак на різних рівнях абстракції. Перші шари CNN виявляють прості ознаки, як-от межі та кути, а глибші шари витягують складніші ознаки, як-от об'єкти та текстури. Це дає змогу CNN моделювати складніші залежності та будувати точніші моделі класифікації. CNN мають широкий спектр застосувань, включно з розпізнаванням об'єктів і облич, сегментацією зображень, класифікацією і детектуванням. ***Їх успішно застосовують у медичній діагностиці***, автоматичному водінні, системах відеоспостереження та інших галузях, де потрібен аналіз і обробка зображень.

LSTM (Long Short-Term Memory) — це особливий тип рекурентних нейронних мереж (***RNN***), розроблений для ефективного оброблення та моделювання послідовних даних. Він був запропонований 1997 року і відтоді

став одним із найпопулярніших і найефективніших підходів до роботи з послідовними даними, як-от тексти, мова, тимчасові ряди та інші [8].

Основна проблема, з якою стикаються стандартні *RNN*, полягає в тому, що вони зазнають труднощів у збереженні та використанні довгострокової залежності в даних. LSTM розроблено для подолання цієї проблеми шляхом введення спеціальних блоків пам'яті, які дають змогу зберігати інформацію протягом тривалого часу, тому LSTM-мережі можуть ефективно моделювати і передбачати послідовні дані. Їх широко використовують у галузях, пов'язаних з опрацюванням текстів, машинним перекладом, розпізнаванням мови, генерацією тексту та інших завданнях, пов'язаних із послідовними даними [9].

Використання ШІ для передбачення результатів лікування депресії

Крім виявлення депресії у пацієнтів, штучний інтелект може бути використаний для прогнозування результатів лікування психічних захворювань, що також є надзвичайно важливим в психотерапії, адже: він може допомогти зрозуміти приблизний результат лікування і в залежності від результату допомогти лікарям підібрати найбільш ефективний для кожного окремого пацієнта метод лікування, враховуючи його унікальні психічні характеристики, анамнез [10] та реакцію на попередні терапевтичні втручання; також з допомогою лікування можливе створення плану довгострокових та короткострокових курсів лікування на основі передбачених результатів процедур; але, що напевно, найбільш важливо — виявлення та запобігання рецидивів, це означає, що лікарі з більшою ймовірністю зможуть виявити можливе погіршення стану пацієнта і прийняти міри щодо запобігання або пом'якшення негативних результатів на ранніх стадіях.

Прогнозування відповіді на транскраніальну магнітну стимуляцію

Транскраніальна магнітна стимуляція (ТМС) є методом лікування депресії, що не раз довів свою ефективність. Однак, незважаючи на продемонстровану клінічну користь, для деяких пацієнтів ТМС є неефективною. Тому було проведено розроблено методи, що використовуються для розмежування пацієнтів, які реагують на лікування ТМС, та тих, хто не реагує на лікування. Основна увага приділяється системам, які роблять прогнози щодо відповіді на лікування на рівні окремих пацієнтів. Ці системи прогнозування відповіді на лікування застосовують техніку контрольованого навчання і використовують кілька типів предикторних змінних, таких як нейровізуалізація (МРТ, ЕЕГ, фМРТ), генетичні, феноменологічні дані або комбінацію декількох типів змінних.

У роботі Fitzgerald висвітлено чітко виражену бімодальну модель відповіді на лікування транскраніальною магнітною стимуляцією [11]. Цей патерн відповіді розрізняють пацієнтів, які реагують на лікування, і тих, хто не бачить значної користі. Використовуючи традиційні інференційні статистичні методи (регресійний аналіз, аналіз дисперсії, аналіз кореляції), слід зазначити, що жодна змінна сама по собі не може розмежувати пацієнтів, які реагують і не реагують. Це обмеження традиційної статистики підкреслює одну з сильних сторін підходів штучного інтелекту і машинного навчання. Передові методи мають можливість комбінувати і давати рекомендації щодо лікування на основі декількох змінних. Таким чином, у ситуаціях, коли одна змінна сама по собі не може відрізнити тих, хто відповідає, від тих, хто не відповідає, комбінації змінних можуть мати таку здатність. Крім того, ці передові технології дозволяють комбінувати дані з різних джерел. Зовсім недавно дослідники використовували більш складні методи машинного навчання, щоб відрізнити тих, хто реагує на ТМС, від тих, хто не реагує. Такі методи поєднують фізіологічні вимірювання, такі як електроенцефалограма (ЕЕГ) та функціональну магнітно-резонансну томографію фМРТ.

При дослідженні ролі особливостей зв'язку даних, зібраних за допомогою МРТ, було виявлено можливість використання функціональних карт зв'язку в якості вхідних даних для регресійного аналізу SVM. Нещодавно біло розгорнуто лінійну SVM, використовуючи ознаки, зібрані за допомогою МРТ, такі як ознаки зв'язку між субгенітальною передньою поясною корою, латеральною потиличною корою, верхньою тім'яною часткою, лобовим полюсом і центральною оперокулярною корою [12]. Під час п'ятикратної перехресної перевірки автори показують точність навчання $\approx 97\%$, однак, на тестовому наборі, що витримується, результативність моделі падає в середньому до $\approx 87\%$ з 95% довірчим інтервалом від 100% до приблизно 70% точності, SVM-модель з 30 ознак збалансовану точність 91% . Ці показники є середніми результатами надійної внутрішньої схеми перевірки, що складається з 200 000 ітерацій п'ятикратної перехресної перевірки. Спираючись на ці початкові результати, дослідники використовували лінійну SVM з функціями електроенцефалограми у стані спокою, зібраними до лікування та через 1 тиждень після лікування, для прогнозування відповіді на лікування депресії за допомогою ТМС.

Алгоритми використовувані для прогнозування результатів лікування депресії

В сучасних дослідженнях було використано більше 15 різних алгоритмів для передбачення результатів лікування металевих захворювань. До них належать і такі, як:

Linear SVM (Support Vector Machine) — це метод машинного навчання, який використовують для розв'язання задач класифікації та регресії. Він належить до сімейства методів опорних векторів і широко застосовується в різних галузях, зокрема в комп'ютерному зорі, біоінформатиці, фінансових прогнозах та інших [13]. Основна ідея лінійного SVM полягає в побудові гіперплощини, яка максимально розділяє класи даних у багатовимірному просторі ознак. Гіперплощину будують у такий спосіб, щоб вона найвіддаленіше знаходилася від найближчих точок навчальної вибірки, які

називаються опорними векторами. Лінійний SVM прагне знайти оптимальну гіперплощину, яка забезпечує найкращий поділ класів і має найменшу помилку класифікації.

Процес навчання лінійного SVM складається з таких кроків:

- Підготовка даних. Вхідні дані подаються у вигляді набору ознак, кожна з яких описує об'єкти або події. Дані мають бути попередньо оброблені та нормалізовані, щоб забезпечити узгодженість і поліпшити продуктивність SVM.
- Визначення цільової змінної. Цільова змінна визначає завдання, яке потрібно вирішити за допомогою SVM. У разі класифікації, цільова змінна приймає значення з набору класів, а в регресії — безперервні числові значення.
- Визначення функції втрат і регуляризації.
- Навчання моделі. Метою навчання SVM є знаходження оптимальної роздільної гіперплощини.

Lasso regression (Least Absolute Shrinkage and Selection Operator regression) — це метод лінійної регресії, який використовується для відбору та регуляризації ознак. Вона особливо корисна при роботі з наборами даних високої розмірності, де кількість ознак велика порівняно з кількістю спостережень. Ключова ідея регресії Лассо полягає у введенні штрафного члена до стандартної цільової функції лінійної регресії. Включення цього штрафного члена сприяє тому, щоб коефіцієнти регресії були малими, і може звести деякі з них точно до нуля, ефективно виконуючи відбір ознак [14].

Регресія Лассо має кілька переваг і застосувань:

- може автоматично вибрати підмножину найбільш релевантних ознак, прирівнюючи менш важливих ознак до нуля.
- діє як метод регуляризації, додаючи штрафний член до цільової функції регресії.

- може впоратися з наявністю сильних кореляцій між змінними.

Регресія Лассо є цінним інструментом у ситуаціях, де важливим є відбір та регуляризація ознак, і вона знайшла застосування в різних галузях, таких як генетика, фінанси та соціальні науки.

ANN (Artificial Neural Network) — це обчислювальна модель, натхненна роботою нервової системи живих організмів. Її використовують для моделювання та розв'язання різних завдань машинного навчання, таких як класифікація, регресія, кластеризація, обробка природної мови та багато іншого. *ANN* складається з безлічі штучних нейронів, вузлів або нейронів, які з'єднані між собою синаптичними вагами. Кожен нейрон отримує вхідні дані, обчислює свою активацію на основі входів і ваг, а потім передає свою активацію наступному шару нейронів (пряме поширенням сигналу) [15].

Основні компоненти штучної нейронної мережі:

- вхідний шар отримує дані, які надходять на вхід;
- приховані шари являють собою шари нейронів, які знаходяться між вхідним і вихідним шарами;
- вихідний шар. Нейрони вихідного шару генерують висновки на основі активацій нейронів у прихованих шарах;
- ваги і зміщення. Кожен зв'язок між нейронами має свою вагу, яка визначає внесок вхідних даних в активацію нейрона;
- функції активації визначають активацію нейрона на основі його зваженого входу.

Штучні нейронні мережі є потужним інструментом машинного навчання і знайшли широке застосування в багатьох галузях, як-от комп'ютерний зір, оброблення природної мови, рекомендаційні системи, фінансові прогнози та багато іншого.

Використання штучного інтелекту в нейроіміджингу

АІ та алгоритми машинного навчання можуть бути використані для автоматизованого аналізу нейроіміджингу, полегшуючи виявлення патологій і аномалій у мозку, що, своєю чергою, може призвести до більш ранньої діагностики та лікування неврологічних розладів [16].

Штучний інтелект відіграє важливу роль у наукових дослідженнях, забезпечуючи інструменти для аналізу великих обсягів даних і виявлення складних зразків у даних нейроіміджингу. Це допомагає вченим краще зрозуміти, як працює мозок, і розкрити взаємозв'язки між структурою мозку і поведінкою. Різноманітні методи нейровізуалізації дозволяють нам всебічно досліджувати функції мозку. Численні дослідження були присвячені виявленню нейробиологічних основ різних психічних розладів за допомогою передових методів нейровізуалізації. В рамках спеціально розроблених когнітивних парадигм нейровізуалізація, пов'язана із завданням, дозволяє дослідити зв'язок між активністю мозку і когнітивними дисфункціями. Вивчення коннектома мозку в стані спокою забезпечує елегантний спосіб охарактеризувати складну архітектуру мозку і виявити дисфункції мозку у внутрішніх мережах мозку. Дослідження, що вивчають просторово-часову динаміку мозкових мереж, останнім часом привертають все більшу увагу і можуть виявити значущі стани мозку, пов'язані з різними психіатричними станами [17].

Сфера візуалізації мозку пройшла довгий шлях від анатомічних карт і атласів до методів вивчення особливостей на основі даних, таких як кореляція на основі насіння (seed- based correlation), канонічний кореляційний аналіз (canonical correlation analysis) і незалежний компонентний аналіз (ICA). Ці методи є дуже успішними у виявленні відомих особливостей мозку з новими деталями, у відновленні особливостей, які диференціюють пацієнтів і контрольну групу (допомагаючи в діагностиці та розумінні хвороби). Класифікація даних людського мозку зазвичай використовується

лише як спосіб оцінити продуктивність запропонованої ознаки порівняно з раніше запропонованими ознаками.

Типовим підходам до класифікації повинен передувати етап відбору ознак, який не потрібен для методів глибокого навчання. Методи глибокого навчання б'ють рекорди в галузі розпізнавання мови, сигналів, зображень, відео та текстів і підвищують точність класифікації іноді більш ніж на 30% там, де попереднє десятиліття намагалися досягти покращення на 1-2%. Однак, що відрізняє їх від інших класифікаторів, так це автоматичне навчання ознак на основі даних, що значною мірою сприяє підвищенню точності. Це є важливою перевагою і усуває певний рівень суб'єктивності (наприклад, дослідник зазвичай повинен вирішувати, які ознаки слід спробувати) з існуючих підходів. Завдяки глибокому навчанню цього суб'єктивного кроку можна уникнути.

У 2013 році було проведено експерименти на реальних даних пацієнтів, отриманих під час дослідження проблеми сегментації пухлин головного мозку (BRATS2013), в рамках конференції MICCAI. Набір даних BRATS2013 складається з 3 піднаборів даних. Навчальний набір даних, який містить 30 пацієнтів з піксельно точними вихідними даними (20 пухлин високого і 10 пухлин низького ступеня); тестовий набір даних, який містить 10 (високого ступеня) і набір даних для таблиці лідерів, який містить 25 пацієнтів (21 пухлина високого ступеня і 4 пухлини низького ступеня). Тренувальний мозок поставляється з базовою істиною, для якої передбачено 5 сегментаційних міток, а саме: непухлина, некроз, набряк, пухлина, що не збільшується, і пухлина, що збільшується. Загалом, модель ітераційно перебирає близько 2,2 мільйона прикладів пухлинних ділянок і 3,2 мільйона здорових ділянок. Онлайн-система надає наступні кількісні результати: Структури пухлини згруповані в 3 різні пухлинні регіони. Це в основному пов'язано з практичним клінічним застосуванням. Пухлинні регіони визначаються як: повна пухлинна область, основна ділянка пухлини, проростаюча ділянка пухлини. В дослідженні було використано новий тип

архітектури нейронної мережі CNN, останній шар якої являє собою згорткову реалізацію повністю зв'язаного шару, що дає змогу прискорити процес оброки у 40 разів. Крім того, було використано двоетапну процедуру навчання, що допомогла впоратися з труднощами дисбалансу міток пухлини. Крім того, архітектура нейромережі була каскадною: вихід базової CNN розглядають як додаткове джерело інформації для наступної CNN [18].

Результати дослідження, представлені на тестовому наборі даних BRATS 2013, показують, що цей метод покращує поточний рівень і при цьому є більш ніж у 30 разів швидшим, тому цей метод автоматичної сегментації пухлини мозку на основі глибоких нейронних мереж представляє значний прогрес у галузі нейроіміджингу. Отже, метод автоматичної сегментації пухлини мозку, заснований на глибоких нейронних мережах (Deep Neural Networks, DNNs) і спрямований на зображення гліобластом (пухлин низького і високого класу), отриманих за допомогою магнітно-резонансної томографії (МРТ), є досить ефективним, адже через природу цих пухлин, які можуть з'явитися в будь-якому місці мозку і мати практично будь-яку форму, розмір і контраст, використання гнучкої і високоефективної DNN є логічним рішенням, що не просто надає можливість вивчення мозку, а і швидко й точно аналізувати данні мозку (зазвичай у вигляді знімків фМРТ), уникаючи помилок, спричинених людським фактором, виявляти аномалії і патології мозку на ранньому етапі їх розвитку.

ВИСНОВКИ

Штучний інтелект стає все більш важливим інструментом в медичній галузі, пропонуючи нові можливості для діагностики, лікування і керування хворобами. Використання штучного інтелекту дозволяє аналізувати медичні зображення, такі як КТ, МРТ і УЗД, з метою виявлення аномалій і патологій, що сприяє точній і швидкій діагностиці. Алгоритми глибокого навчання дозволяють автоматично розпізнавати і класифікувати пухлини, ураження органів, що є важливим для медичних фахівців.

Завдяки штучному інтелекту також відбувається пошук нових лікарських молекул, прогнозування їхніх властивостей і взаємодії з організмом. Це сприяє зменшенню часу і витрат на розробку нових препаратів і поліпшення ефективності процесу. Розробка систем моніторингу здоров'я на основі ШІ зростає, оскільки вони забезпечують реалістичний і точний контроль за станом здоров'я людини.

В області ментального здоров'я штучний інтелект може внести значний вклад в поліпшення діагностики, лікування, запобігання і керування психічними розладами, а також покращити якість життя пацієнтів, допомогти в діагностиці психічних розладів, аналізуючи симптоми, психологічні тести та історії хвороби. Алгоритми машинного навчання можуть опрацювати великі обсяги даних і виявити шаблони, які допоможуть медичним працівникам робити точніші діагнози і прогнозувати результати лікування. Дані про поведінку, соціальні медіа та інші джерела можуть бути аналізовані з метою раннього виявлення потенційних психічних розладів або для оцінки прогресу стану пацієнта.

Крім того ШІ може відігравати ключову роль у діагностиці та лікуванні депресії, що підкреслює його важливість у сфері ментального здоров'я, аналізуючи величезні набори даних з врахуванням широкого спектра ознак, що можуть вказувати на депресію. Наприклад, використовуючи аналіз тексту, ШІ може оцінювати написане або сказане пацієнтом, шукаючи ключові слова

або фрази, які можуть вказувати на депресію. Крім того, ШІ може аналізувати поведінку в соціальних медіа, включаючи пости, коментарі та взаємодію з іншими, що можуть вказувати на потенційні психологічні проблеми. Це може включати в себе прогнозування реакції пацієнта на певні лікувальні режими, визначення оптимальних дозувань для ліків і оцінку ефективності терапії.

Ці розвитки у використанні ШІ в області діагностики та лікування депресії відкривають нові перспективи в галузі медицини та психології, але також вимагають обережного підходу щодо приватності даних і етичних питань.

СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ

1. The History of Artificial Intelligence. *Harvard University*. *Rockwell Anyoha*. URL: <https://sitn.hms.harvard.edu/flash/2017/history-artificial-intelligence/>
2. Artificial Intelligence for Mental Health and Mental Illnesses: an Overview URL: https://escholarship.org/content/qt9gx593b0/qt9gx593b0_noSplash_d814b6b41c76cb874050695d2bf30ced.pdf
3. Bzdok D, Altman N, Krzywinski M (2018) Statistics versus machine learning. *Nat Methods* 15(4):233–234. URL: <https://doi.org/10.1038/nmeth.4642>
4. De Choudhury M, Gamon M, Counts S et al (2013) Predicting depression via social media. *Proc Int AAAI Conf Web Social Media* 7(1):128–137
5. Pennebaker J, Boyd R, Jordan K et al (2015) The development and psychometric properties of LIWC2015. *Univeristy of Texas Austin, Austin*
6. Baltrusaitis T, Zadeh A, Lim YC et al (2018) OpenFace 2.0: facial behavior analysis toolkit. In: 2018 13th IEEE international conference on automatic face & gesture recognition (FG 2018). *IEEE*. URL: <https://doi.org/10.1109/fg.2018.00019>
7. BERT Explained: State of the art language model for NLP. *Towardsdatascience*. *Rani Horev*. URL: <https://towardsdatascience.com/bert-explained-state-of-the-art-language-model-for-nlp-f8b21a9b6270>
8. Hochreiter, S., & Schmidhuber, J. (1997). Long Short-Term Memory. *Neural Computation*, 9(8), 1735-1780.
9. "Long Short-Term Memory" на сайте DeepAI. URL: <https://deeptai.org/machine-learning-glossary-and-terms/long-short-term-memory-lstm>
10. Nieuwenhuis, M. M., Jaeger, J., & Schulze, L. (2018). Impact of outcome monitoring feedback on adherence and outcome of psychotherapy for adults with depression: A systematic review and meta-analysis. *Journal of Affective Disorders*, 227, 9-23.

11. Fitzgerald PB, Hoy KE, Anderson RJ et al (2016) A study of the pattern of response to rTMS treatment in depression. *Depress Anxiety* 33(8):746– 753. URL: <https://doi.org/10.1002/da.22503>
12. Hopman H, Chan S, Chu W et al (2021) Personalized prediction of transcranial magnetic stimulation clinical response in patients with treatment-refractory depression using neuroimaging biomarkers and machine learning. *J Affect Disord* 290:261–271. URL: <https://doi.org/10.1016/j.jad.2021.04.081>
13. Bishop, C. M. (2006). *Pattern recognition and machine learning*. Springer.
14. Tibshirani, R. (1996). Regression shrinkage and selection via the lasso. *Journal of the Royal Statistical Society: Series B (Methodological)*, 58(1), 267-288.
15. Bishop, C. M. (2006). *Pattern Recognition and Machine Learning*. Springer.
16. Pereira, S., Pinto, A., Alves, V., & Silva, C. A. (2018). Brain Tumor Segmentation Using Convolutional Neural Networks in MRI Images. *IEEE transactions on medical imaging*, 37(5), pp. 1246–1257.
17. Kulikowski, C.A., (2020). AI and Society: Ethics, Privacy, and Legal Issues in the Evolution of AI. In: *Biomedical Informatics*. Springer, Cham.
18. Brain Tumor Segmentation with Deep Neural Networks. URL: <https://www.semanticscholar.org/reader/441ff323c92331e655ce9ff896773fc00b55089a>