

УДК 004.62 + 004.8 + 616-07

ВИКОРИСТАННЯ МЕТОДУ МАГНІТНО-РЕЗОНАНСНОЇ ТОМОГРАФІЇ ТА ШТУЧНОГО ІНТЕЛЕКТУ ДЛЯ ДІАГНОСТИКИ ПОСТТРАВМАТИЧНОГО СТРЕСОВОГО РОЗЛАДУ (ОГЛЯД)

Алієв Ельдар Ігорович
e.aliiev-fbmi@lil.kpi.ua

Павлов Володимир Анатолійович
pavlov.vladimir264@gmail.com

кафедра біомедичної кібернетики

Національний технічний університет України

«Київський політехнічний інститут імені Ігоря Сікорського»,
м. Київ, Україна

Анотація — В сучасних реаліях велика кількість людей переживає ментально-травмуючі події, що в подальшому може призвести до сплеску психічних та неврологічних захворювань, як-от посттравматичний стресовий розлад (ПТСР). ПТСР є серйозним психічним захворюванням, яке може виникнути після переживання травматичних подій. Це стосується не лише військових ветеранів, а й людей, які зазнали насильства, катастроф, аварій або інших стресових ситуацій. Сучасне суспільство стикається з численними викликами, пов'язаними з діагностикою та лікуванням хворих на ПТСР. Такі хворі потребуватимуть специфічних підходів до діагностики, яка є неможливою без використання інструментальних методів обстеження. В умовах сучасних технологій і наукового прогресу важливо досліджувати нові підходи до лікування цього розладу, розуміти його вплив на життя людей та подібні аспекти. Це може привести до створення нових, більш чутливих інструментів для діагностики та моніторингу стану пацієнтів. Нейровізуалізація дозволяє краще зрозуміти природу людського мозку і застосовується для виявлення органічних та функціональних змін. Методи аналізу зображень мозку дозволяють виявляти навіть неочевидні відмінності у мозковій активності у порівнянні зі здоровими особами. Розвиток магнітно-резонансних томографів, в останні три десятиріччя дав поштовх великій кількості досліджень в галузі нейробиології, що було неможливим раніше. Розуміння патофізіологічних основ захворювань є важливою складовою діагностичного процесу, тому дослідження спрямовані на пошук конкретних предикторів діагностичного висновку та патологічних змін в організмі. Враховуючи об'єми даних, що необхідно обробити, використання технологій штучного інтелекту (ШІ) є цілком виправданим. Алгоритми машинного навчання здатні аналізувати великі набори даних, виділяючи патерни, які можуть бути неочевидними для лікарів. Інтеграція ШІ з магнітно-резонансною томографією відкриває нові можливості для дослідження та лікування ПТСР. Дослідження показують, що ШІ може допомогти автоматизувати процес виявлення ознак ПТСР на зображеннях, що значно заощаджує час і ресурс лікарів. Також цей підхід може не тільки підвищити точність діагностики, але й позитивно вплинути на якість життя пацієнтів. Мета даного огляду — ознайомитися з існуючими дослідженнями в яких пропонуються різні методи аналізу даних магнітно-резонансної томографії пацієнтів з ПТСР, а також роботами в яких результати даного аналізу застосовані в методах ШІ для побудови діагностичних систем. Для досягнення мети було розглянуто актуальні роботи в яких автори описували органічні та функціональні зміни при ПТСР, а також застосування технологій машинного навчання для діагностичних цілей. Дана робота систематизує результати попередніх робіт, даючи підґрунтя для подальших досліджень. Результати даного огляду дозволяють зрозуміти перспективні напрями у розробці методик діагностики ПТСР та шляхи їхньої реалізації. Подальші наукові зусилля в цій галузі мають бути зосереджені не лише на вдосконаленні технологій дослідження, але й на інтеграції отриманих знань у клінічну практику, що забезпечить своєчасне і ефективне лікування пацієнтів з ПТСР.

Ключові слова: нейровізуалізація, томографія, тректографія, штучний інтелект.

I. ВСТУП

Період з 20 по 21 століття відзначився великою кількістю збройних конфліктів по всьому світу. Комбатанти та цивільні особи, які знаходилися в зонах ведення бойових дій, зазнали психотравм різної складності. Це призвело до вибухового зростання кількості людей, які страждають на психічні розлади, такі як посттравматичний стресовий розлад (ПТСР). ПТСР — це хронічне захворювання

психіки, що розвивається у людей, які пережили події психотравми, та проявляється негативними емоційними реакціями (код F43.1 за міжнародною класифікацією хвороб 10-го видання) [1].

Діагностика захворювання базується на інтерпретації анамнезу пацієнта та психологічних опитувальників, як-от PCL-M, PCL-C, PCL-S та PCL-5 на основі критеріїв DSM-5 [2]. Нерозуміння свого

стану пацієнтами та те, що здебільшого симптоми ПТСР проявляються через 3-6 місяців після випадку травми [3] ускладнює ранню діагностику. До того ж стигматизація симптомів, хибна диференційна діагностика часто призводять до постановки невірної діагнозу.

Об'єктивність діагностики забезпечується використанням інструментальних методів обстеження на основі магнітно-резонансної томографії (МРТ), в тому числі методів нейровізуалізації, що базуються на МРТ: функціональна МРТ (фМРТ) [4] та дифузійно-тензорна МРТ [5].

Використання цих методів обстеження в поєднанні з технологіями штучного інтелекту (ШІ) дозволяє збільшити точність діагностики, дати аналітичний інструментарій для обґрунтування діагностичного висновку та забезпечити кращий рівень надання медичної допомоги.

II. МЕТА РОБОТИ

Мета роботи — дослідити існуючі підходи до виявлення предикторів діагностичних висновків ПТСР за допомогою методів нейровізуалізації головного мозку (ГМ) та діагностики з використанням технологій ШІ.

III. МЕТОДИ НЕЙРОВІЗУАЛІЗАЦІЇ ТА ПРЕДИКТОРИ ПТСР

Наукові дослідження останніх років присвячені пошуку функціональних та органічних змін в ГМ у пацієнтів з ПТСР, які виявляються за допомогою методів нейровізуалізації.

3.1. Структурна МРТ

Перші роботи почали з'являтися в кінці 90-х років минулого століття та базувалися на аналізі структурних МРТ-зображень.

Так в 1997 році Бремнер [6] опублікував роботу в якій досліджував МРТ зображення структур ГМ учасників війни у В'єтнамі та встановив зменшення об'єму лівої долі гіпокампу на 8%. Відзначимо, що Бремнер у своїй роботі досліджував пацієнтів, яким діагноз ПТСР поставлено вже багато років. Тому у 2004 році Вігнел [7] провів порівняльний аналіз з групою пацієнтів з

нещодавно виявленим ПТСР і підтвердив факт зменшення правої долі гіпокампу.

В 2004 році Вінтер та Ірл [8] провели порівняння об'єму гіпокампу у пацієнтів, які пережили травмуючу ситуацію, та довели, що зменшення його розмірів відбувається лише у пацієнтів з підтвердженим ПТСР.

Після цього ще більше 10-ти досліджень вказали на зменшення об'єму гіпокампу у пацієнтів з ПТСР. Так у 2005 році Кітаяма [9] провів мета-аналіз результатів всіх попередніх відомих досліджень та виявив зменшення об'єму лівої долі гіпокампу на 6,9% та правої на 6,6%.

Подальші дослідження були спрямовані на пошук інших органічних змін. В 2006 році Чен [10] використовуючи метод воксельної морфометрії [11] продемонстрував зміни в парагіпокампальній звивині, мигдалині, передній поясній корі, острівці та зоні Брока. Це було перше дослідження, що виявило зміни острівця при ПТСР.

В 2016 році Лі [12] в своєму дослідженні описав зміни в дорсолатеральній префронтальній корі. Після цього в 2018 році Броміс та Калем [13] провели мета-аналіз даних воксельної морфометрії попередніх досліджень та підтвердили зменшення об'єму гіпокампу, острівця і передньої поясної кори.

В 2019 році Кунімацу та Ясака [14] в результаті свого дослідження заявили про виявлені зміни об'єму та структури дорсомедіальної та дорсолатеральної префронтальної кори, острівця, мигдалини, гіпокампу, парагіпокампу, клину, передклина, веретиноподібної та лінгвальної звивин, а також трактів білої речовини, що сполучає ці анатомічні утворення.

На основі цих досліджень можна стверджувати про наявність змін об'єму мигдалини, гіпокампу та префронтальної кори у пацієнтів з ПТСР. Проте, немає чіткого розуміння часових границь виникнення цих змін, адже поки не встановлено послідовність їх появи. Тому використання підходів аналізу структурних змін ГМ становить лише цінність з наукової, а не діагностичної точки зору. Як наслідок, подальші спроби діагностики ПТСР на структурних даних ГМ з використанням

технологій ШІ засобами МРТ не проводилося.

3.2. Функціональна МРТ

Активність нейронів ГМ супроводжується гемодинамічними змінами. Застосувавши цю особливість, Огава [15] в 1990 році відкрив метод, що лежить в основі функціональної МРТ. Використовуючи фМРТ можна виконувати картування активності нейронів ГМ, а також оцінювати ступінь зв'язності між структурами. Це стало рушієм великої кількості досліджень процесів в ГМ, а також пошуку функціональних змін при різних психічних захворюваннях, в тому числі ПТСР.

В 2000 році, використовуючи функціональну МРТ з виконанням завдань, Рауч та Уолен [16] дослідили групи ветеранів з діагностованим та недіагностованим ПТСР, та виявили підвищення активності нейронів мигдалини.

Наступним, в 2001 році, Ланіус [17] дослідив групу пацієнтів, що зазнали сексуального насилля та встановив зниження активності в таламусі, передній поясній та орбітофронтальній корі.

В цьому ж році Шин та Уолен [18] в своїй роботі вказали на підвищення активності в таламусі, гіпокампі та парагіпокампі, а також зниження активності в передній поясній корі у ветеранів в'єтнамської війни.

В 2003 році Хендлер [19] провів своє дослідження за участі ветеранів бойових дій та в результатах роботи відмітив підвищення активності мигдалини.

В 2005 році Шин [20] провів повторне дослідження і встановив підвищення активності нейронів мигдалини та зниження активності передній поясній корі. Схоже дослідження було проведено Протопопеску [21] в 2005 році.

Продовжуючи попередні роботи Хьюджес та Шин [22] в 2011 році опублікували оновлену роботу де вказали на зміни активності гіпокампу, мигдалини, острівця та дорсомедіальної префронтальної кори. Всі подальші дослідження лише підтвердили ці зміни.

3.3. Дифузійно-тензорна МРТ

Застосування даного виду МРТ дозволяє проводити дослідження білої речовини ГМ, оцінювати стан провідних шляхів та зв'язку між структурами [23]. Дослідження ПТСР за цією технологією відбувається досить бурхливо. Основні показники, які використовуються для оцінки зв'язків між структурами представлені *ймовірним коефіцієнтом дифузії (ADC)* та *фракційною анізотропією (FA)* [24].

Робота опублікована Янгом [25] в 2016 році вказує на вищі значення FA у пацієнтів з ПТСР в правому хвостатому ядрі, правих середній та скроневій звивинах. Окрім цього виявлено підвищення значень ADC в правій верхній скроневій звивині та правій половині мозолистого тіла, що сполучає півкулі ГМ.

В 2018 році Менг та Чен [26] в своїй роботі відмітили підвищення значень FA в задньому стегні внутрішньої капсули, лівому променистому вінці та лівій зовнішній капсулі.

Деніс та Діснер [27] в 2019 році описали збільшення значень FA в мозолистому тілі та його покриві.

В 2021 році опублікована Маккуном та Річардсоном [28] робота описує збільшення FA в таламусі та правій поясній звивині.

Інша робота опублікована Романюк [29] в 2022 році демонструє зниження FA та провідності в лівому кортикоспінальному та лівому нижньому мозочковому тракті.

Наведені вище дослідження вказують на зміни провідності шляхів у мозку та зниженню зв'язності між структурами. На основі цих даних вже опубліковано декілька робіт з ШІ-аналізом дифузійно-тензорних зображень МРТ пацієнтів з ПТСР.

IV. ЗАСТОСУВАННЯ ШІ ДЛЯ ДІАГНОСТИКИ ПТСР

Швидкий розвиток технологій ШІ в останні роки, відкриття функціональних мереж ГМ та наявність розуміння особливостей функціональних змін при ПТСР дали поштовх великій кількості нових досліджень.

Самий простий підхід застосування ШІ до даних функціональної МРТ

продемонстрували Мірза та Хайдер [30] в роботі опублікованій в 2020 році.

В дослідженні брали участь дві групи пацієнтів: ветерани війни з ПТСР — 14 осіб та контрольна група здорових пацієнтів — 14 осіб. Середній вік пацієнта — 70 років, стать — чоловіча. Сканування виконувалося в стані спокою.

Застосована згорткова нейронна мережа, на вхід подавали значення BOLD-сигналу в зонах інтересу (мигдалина, гіпокамп, медіальна префронтальна кора) обох півкуль ГМ. На виході очікується визначення приналежності пацієнта до однієї з двох груп: здорові та хворі з ПТСР.

Метрики роботи моделі (точність, функція втрат, специфічність) представлені на рис. 1 та рис. 2.

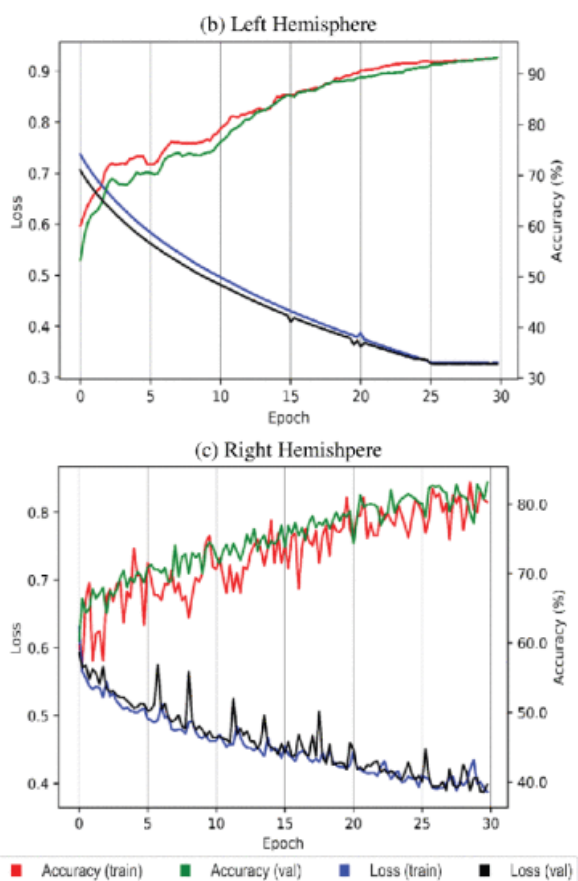


Рис. 1. Показники точності та функції втрат для моделі Мірза [30]

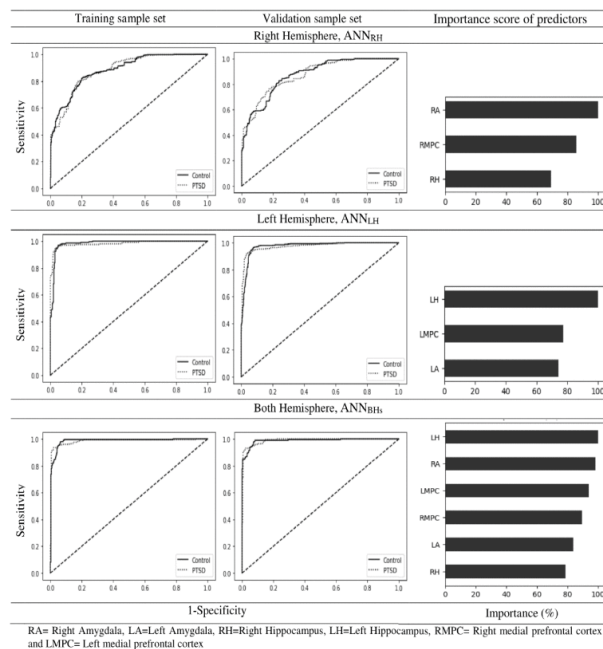


Рис. 2. Показники специфічності для моделі Мірза [30]

Результати класифікації представлені на рис. 3.

		Right Hemisphere 78%		Left Hemisphere 94%		Both Hemispheres 95%		Accuracy	
		On trial	Off trial	On trial	Off trial	On trial	Off trial	True +ve	False +ve
Training	Control	522 82.20%	113 17.80%	615 96.85%	20 3.15%	582 91.65%	53 8.36%	True +ve	False +ve
	PTSD	162 25.51%	473 74.49%	55 8.66%	580 91.34%	2 0.31%	633 99.69%		
Validation	Control	232 84.36%	43 15.64%	268 97.45%	7 2.55%	244 88.73%	31 11.27%	True -ve	False -ve
	PTSD	65 23.64%	210 76.38%	32 11.64%	243 88.36%	2 0.73%	273 99.27%		

Total Sample
 13 PTSD individuals
 13 Healthy Controls
 70 rs-fMRI active images
 (13 + 13) × 70 = 1820

Рис. 3. Результати роботи моделі Мірзи [30]

Якість представленої моделі є досить високою, проте, класифікація виконується в межах двох груп пацієнтів, не враховуючи людей, що пережили травму але не мають виявленого ПТСР. Окрім цього, серед учасників дослідження немає жінок та людей молодого віку.

Інші дослідження використовують складніший підхід та досліджують дані про зв'язність структур мозку.

В 2020 році Зандвакілі та Баредо [31] опублікували свою роботу в якій намагалися знайти відповідність між симптомами ПТСР та змінами що виникають в мережах мозку.

В дослідженні приймали участь 50 осіб, серед яких 38% жінок, середній вік становив 49 років.

Сформувавши матрицю 100x100, що містила інформацію про функціональну зв'язність структур ГМ, було застосовано алгоритм регресії LARS [32], який передбачав значення за шкалою PCL5 (рис. 4).

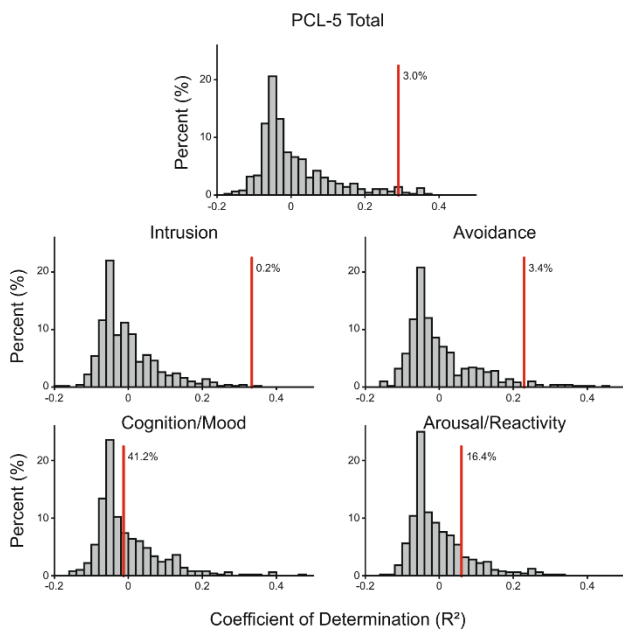


Рис. 4. Показники коефіцієнта ефективності передбачення алгоритмом LARS [31]

В результаті даного дослідження було розроблено патерни функціональної зв'язності в стандартних нервових мережах ГМ для симптомів ПТСР (рис. 5).

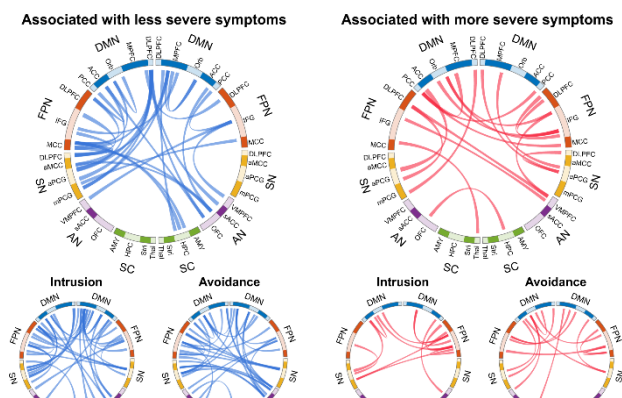


Рис. 5. Патерни зв'язності в нервових мережах та відповідні їм симптоми [31]

Схоже дослідження провели Шейнін та Вольф [33] в 2021 році. Використовуючи дані матриці зв'язності структур ГМ вони побудували модель згорткової нейронної мережі (рис. 6), яка класифікує пацієнтів трьох груп, T1, T2 та T3 які пережили травму

1, 6 та 14 місяців перед дослідженням відповідно.

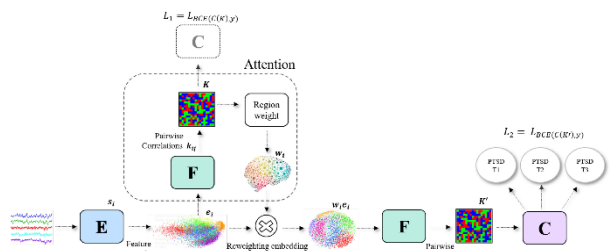


Рис. 6. Архітектура моделі Шейніна та Вольфа [33]

В дослідженні прийняли участь 171 особа. З них 87 жінок. Середній вік учасника — 34 роки. Сканування проводилося в стані спокою.

Точність класифікації становила 89%, 80% та 84% для класів T1, T2 та T3 відповідно.

В подальшому було розроблено алгоритм кластеризації для групування пацієнтів відповідно до маніфестуючих симптомів. Точність кластеризації становить 81.2%, 73%, 75.8% та 71% для класів B, C, D та E відповідно (рис. 7).

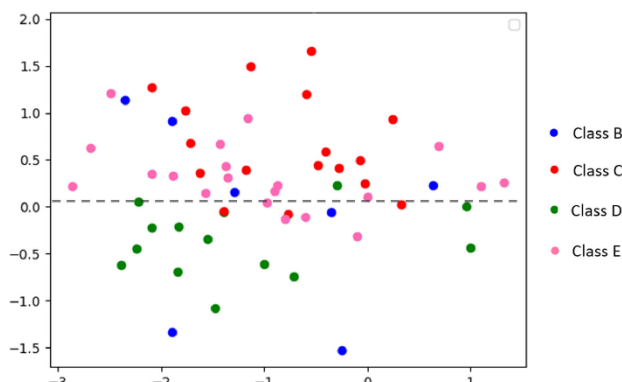


Рис. 7. Кластеризація алгоритмом Шейніна та Вольфа [33]

В даній роботі показано яким чином можна пов'язувати дані про зв'язність структур ГМ з маніфестацією симптомів у хворих з ПТСР.

Модель для передбачення симптомів за шкалою PCL-5 також запропонували Рамос та Фернадес [34] в 2023 році. Цей підхід схожий на запропонований Зандвакілі та Баредо [31], проте, використовує алгоритм KRR [35] для передбачення, а також окрему модель для кожного симптому (рис. 8).

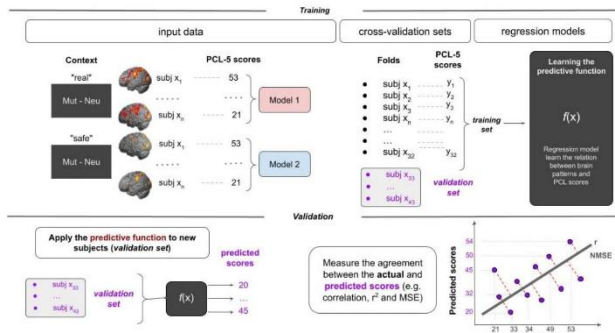


Рис. 8. Модель запропонована Рамосом та Фернандесом [34]

В результаті побудовано 4 моделі для різних симптомів з середньою точністю 81%, а також, як і в роботі Шейніна та Вольфа [33], побудували модель для кластеризації симптомів.

Окрім згаданих вище робіт, що використовують дані сканування в стані спокою, є декілька досліджень де під час або між виконанням сканувань пацієнтам демонструвалися зображення-подразники.

Джин та Ланка [36] в 2017 році провели порівняльний аналіз алгоритмів, що застосовуються для діагностики ПТСР з використанням показників функціональної зв'язності структур ГМ отриманими з даних фМРТ при скануванні в стані спокою (статична функціональна зв'язність) та при виконанні завдань (динамічна функціональна зв'язність).

В результаті аналізу вони визначили, що алгоритми, що базуються на даних динамічної функціональної зв'язності, показують вищі показники точності класифікації (рис. 9).

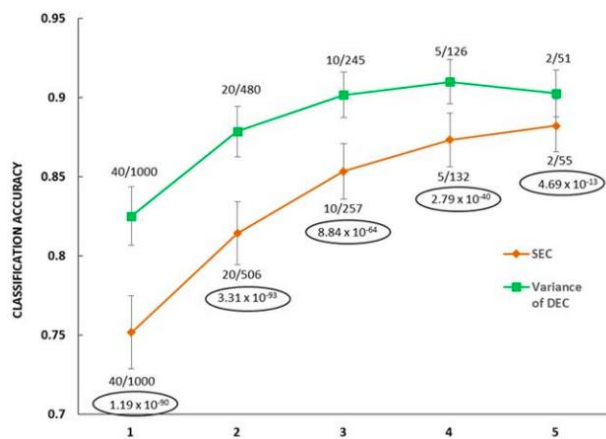


Рис. 9. Порівняння алгоритмів в роботі Джин та Ланки [36]

Кюхнель та Семан [37] в 2021 році виявили зміни активності областей ГМ під час дії стресових чинників. В дослідження прийняли участь 217 пацієнтів. Протягом сканування обстежуваним пропонувалося вирішити арифметичні завдання. Виконання деяких з них обмежувалося часом. Розділивши дані про активність ділянок ГМ на кластери та використавши алгоритми SVM та ElasticNet [38] дослідникам вдалося за значеннями активності зон ГМ передбачати стресовий стан у пацієнтів (рис. 10).

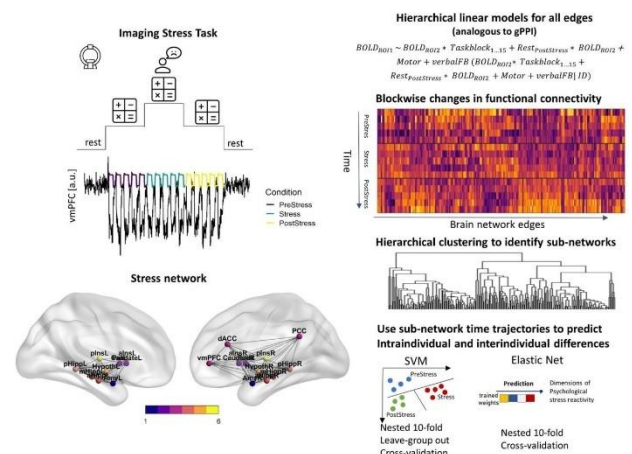


Рис. 10. Схема дослідження Кюхнель Та Семана [37]

Сеїді та Карвовські [39] в 2022 році запропонували підхід для визначення типу задачі, яка виконувалася під час сканування. На основі даних фМРТ 302 пацієнтів вони розраховували показники динамічної функціональної зв'язності структур ГМ, побудували граф (рис. 11) та натренували модель нейронної мережі використовуючи архітектуру GCN [40].

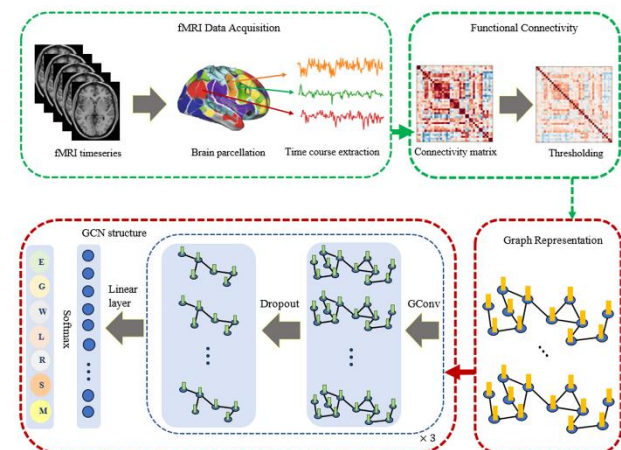


Рис. 11. Етапи дослідження Сеїді та Карвовські [39]

Отримана модель досить точно визначає тип завдання, який виконувався під час сканування (рис. 12).



Рис. 12. Матриця невідповідностей моделі Сеїді та Карвовські [39]

Вищезгадана робота не описує процес діагностики ПТСР, проте, має практичну цінність з точки зору визначення потенційних предикторів діагностичного висновку.

В 2023 році Гоул та Сміт [41] провели дослідження даних фМРТ ветеранів війни в Іраку. Протягом 8 хвилин сканування пацієнтам демонструвалися зображення, які викликали в них спогади, пов'язані з травмою (рис. 13).

2 sessions of five 8-minute runs each:

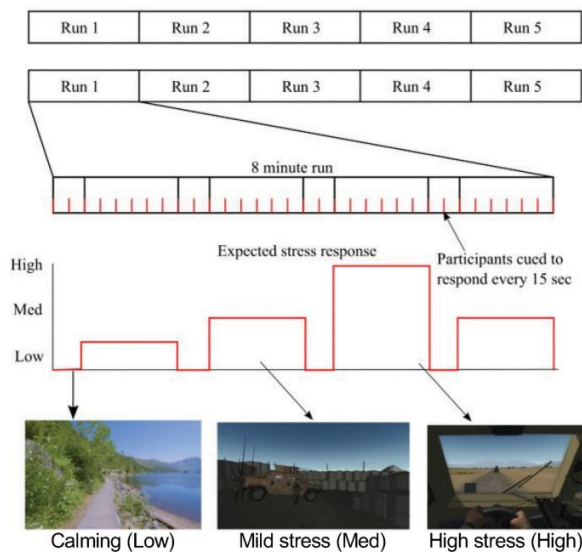


Рис. 13. Використання подразників в роботі Гоула та Сміта [41]

Після проведення попередньої обробки даних (рис. 14) вони побудували 3 моделі, використовуючи алгоритми SVM, SVR [42] та MPL [43] для аналізу зон активації ГМ.

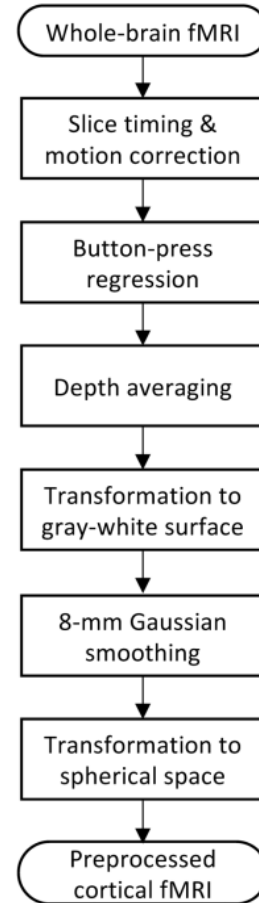


Рис. 14 Алгоритм попередньої обробки даних в роботі Гоула та Сміта [41]

Метрики використаних в роботі моделей порівнюються на рис. 15.

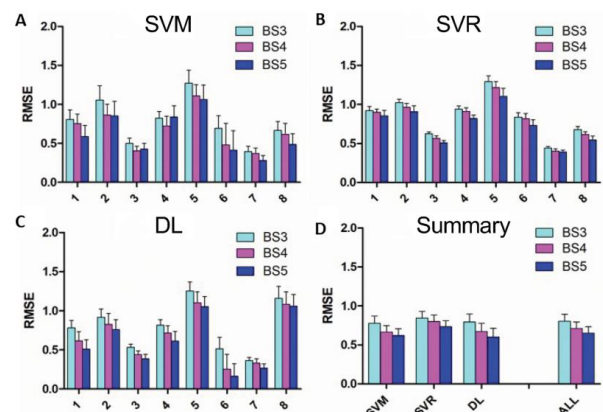


Рис. 15. Значення середньоквадратичних помилок в моделях з дослідження Гоула та Сміта [41]

В 2024 Парк та Жеон [44] вивчали зміни зв'язності структур ГМ використовуючи дані фМРТ під час виконання завдань (рис. 16). В дослідженні взяло участь 36 пацієнтів (23 здорових та 13 хворих на ПТСР).

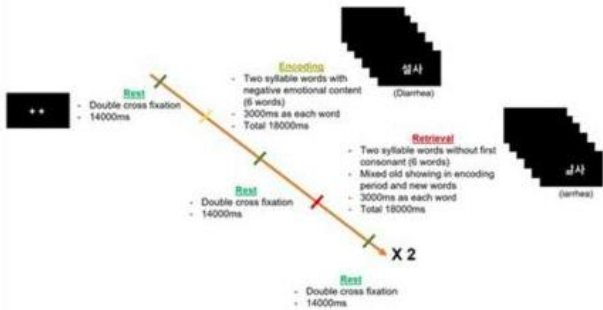


Рис. 16. Завдання під час сканування в роботі Парк та Жеона [44]

Попередня обробка даних та процес тренування моделей зображено на рис 17.

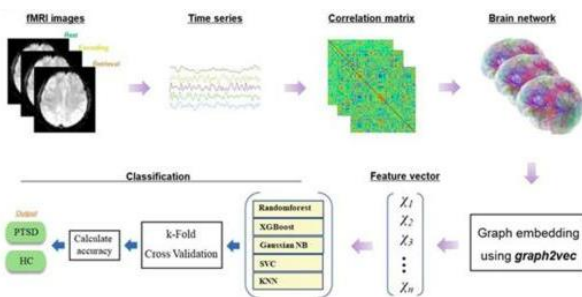


Рис. 17. Попередня обробка та навчання моделей в роботі Парк та Жеона [44]

На основі отриманих коефіцієнтів зв'язності було побудовано набір класифікаторів для визначення стану пацієнта з використанням алгоритмів випадковий ліс, SVM, XGBoost, KNN та GNB [45]. Показники точності отриманих моделей зображено на рис. 18 та рис. 19.

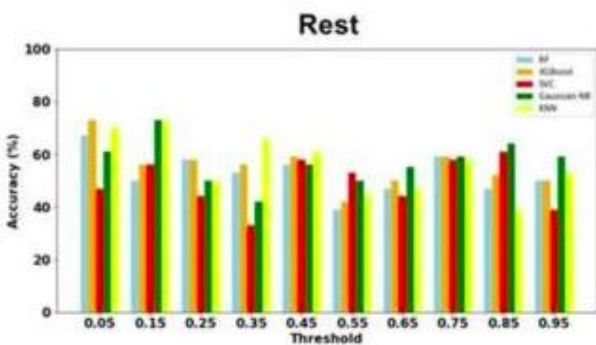


Рис. 18. Точність моделей отриманих Парком та Жеоном при визначенні стану спокою [44]

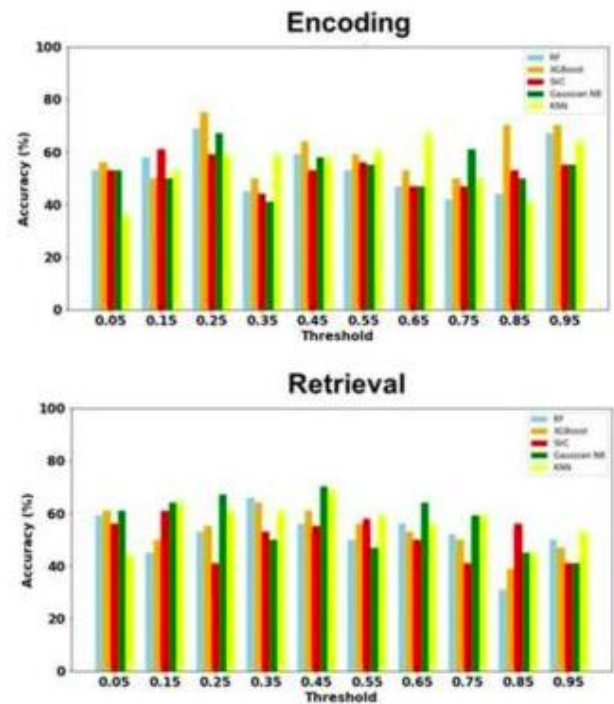


Рис. 19. Точність моделей отриманих Парком та Жеоном при визначенні етапів виконання завдання [44]

Інші моделі, які застосовуються для виявлення пацієнтів з ПТСР на основі функціональних даних наведені в табл. 1.

Таблиця 1. Моделі ШІ для виявлення ПТСР

Автор	Модель	Точність, %
Liu [46]	SVM	92,5
Zhang [47]	SVM	90
Zhu,Z [48]	SVM	80
Yang [49]	SVM	71,2
Saba [50]	SVM, KNN	99,2
Harricharan [51]	MGPC	80,4
Nicholson [52]	MGPC	91,63
Zhu,H [53]	RVM	89,2

Окрім вищезгаданих досліджень, є декілька робіт [54,55] пов'язаних з використанням зображень дифузійно-тензорної МРТ, проте, жодна з них не застосовує технології ШІ.

V. ВИСНОВКИ

Дана робота охопила дослідження останніх років в яких для діагностики ПТСР застосовувалися технології ШІ, а також

роботи в яких проводився пошук предикторів діагностичного висновку.

В зазначених працях автори проводили аналіз з метою створення моделей класифікації хворих/здорових пацієнтів та знаходження взаємозв'язків між змінами у даних МРТ та симптомами ПТСР з використанням різного класу регресійних моделей та згорткових мереж.

Одержані моделі показують достатньо високі результати точності та специфічності, проте, розроблені були для пацієнтів з обмеженням по віку та без врахування виду психотравми. Деякі дослідження також не брали до уваги стать.

Дана робота систематизує результати попередніх робіт, даючи підґрунтя для подальших досліджень. Результати даного огляду дозволяють зрозуміти перспективні напрямки у розробці методик діагностики ПТСР та шляхи їхньої реалізації.

Потенційними кроками в наступних дослідженнях можуть бути використання інших архітектур нейронних мереж, а також розвиток теми по дослідженню даних дифузійно-тензорної МРТ.

Фінансування. Дане дослідження не отримувало зовнішнього фінансування.

Конфлікт інтересів. Автори заявляють про відсутність конфлікту інтересів.

Згода на публікацію. Усі автори, які мають відношення до рукопису, дали згоду на публікацію цієї праці.

ORCID ID та внесок авторів.

1. *Eldar Aliiev* (B, C, D) – [0000-0003-2132-9959](https://orcid.org/0000-0003-2132-9959)

2. *Volodymyr Pavlov* (A, E, F) – [0000-0002-3293-5308](https://orcid.org/0000-0002-3293-5308)

A – концепція та дизайн роботи, B – пошук матеріалів, C – аналіз існуючих досліджень, D – написання статті, E – критичний огляд статті, F – остаточне затвердження статті.

VI. ПЕРЕЛІК ПОСИЛАНЬ

- Chen X. The Causes and Effects of Post-traumatic Stress Disorder. SHS Web of Conferences. 2023. Vol. 157. P. 04029. URL: <https://doi.org/10.1051/shsconf/202315704029>.
- The Posttraumatic Stress Disorder Checklist for DSM-5 (PCL-5): Development and Initial Psychometric Evaluation / C. A. Blevins et al. Journal of Traumatic Stress. 2015. Vol. 28, no. 6. P. 489–498. URL: <https://doi.org/10.1002/jts.22059>.

- The structure of PTSD. Development of the Post Traumatic Symptom scale from a clinician-based perspective / C. Nedelcea et al. European Journal of Psychotraumatology. 2022. Vol. 13, no. 1. URL: <https://doi.org/10.1080/20008198.2022.2066455>.
- Negreira A. M., Abdallah C. G. A Review of fMRI Affective Processing Paradigms Used in the Neurobiological Study of Posttraumatic Stress Disorder. Chronic Stress. 2019. Vol. 3. P. 247054701982903. URL: <https://doi.org/10.1177/2470547019829035>.
- Microstructural Abnormalities in Children with Post-traumatic Stress Disorder: A Diffusion Tensor Imaging Study at 3.0T / D. Lei et al. Scientific Reports. 2015. Vol. 5, no. 1. URL: <https://doi.org/10.1038/srep08933>.
- Bremner J. D. Neuroimaging in Posttraumatic Stress Disorder and Other Stress-Related Disorders. Neuroimaging Clinics of North America. 2007. Vol. 17, no. 4. P. 523–538. URL: <https://doi.org/10.1016/j.nic.2007.07.003>.
- Smaller hippocampal volume in patients with recent-onset posttraumatic stress disorder / E. L. Wignall et al. Biological Psychiatry. 2004. Vol. 56, no. 11. P. 832–836. URL: <https://doi.org/10.1016/j.biopsych.2004.09.015>.
- Winter H., Irle E. Hippocampal Volume in Adult Burn Patients With and Without Posttraumatic Stress Disorder. American Journal of Psychiatry. 2004. Vol. 161, no. 12. P. 2194–2200. URL: <https://doi.org/10.1176/appi.ajp.161.12.2194>.
- Magnetic resonance imaging (MRI) measurement of hippocampal volume in posttraumatic stress disorder: A meta-analysis / N. Kitayama et al. Journal of Affective Disorders. 2005. Vol. 88, no. 1. P. 79–86. URL: <https://doi.org/10.1016/j.jad.2005.05.014>.
- Gray matter density reduction in the insula in fire survivors with posttraumatic stress disorder: A voxel-based morphometric study / S. Chen et al. Psychiatry Research: Neuroimaging. 2006. Vol. 146, no. 1. P. 65–72. URL: <https://doi.org/10.1016/j.psychres.2005.09.006>.
- Whitwell J. L. Voxel-Based Morphometry: An Automated Technique for Assessing Structural Changes in the Brain. Journal of Neuroscience. 2009. Vol. 29, no. 31. P. 9661–9664. URL: <https://doi.org/10.1523/jneurosci.2160-09.2009>.
- White Matter Abnormalities in Post-traumatic Stress Disorder Following a Specific Traumatic Event / L. Li et al. EBioMedicine. 2016. Vol. 4. P. 176–183. URL: <https://doi.org/10.1016/j.ebiom.2016.01.012>.
- Meta-Analysis of 89 Structural MRI Studies in Posttraumatic Stress Disorder and Comparison With Major Depressive Disorder / K. Bromis et al. American Journal of Psychiatry. 2018. Vol. 175, no. 10. P. 989–998. URL: <https://doi.org/10.1176/appi.ajp.2018.17111199>.
- MRI findings in posttraumatic stress disorder / A. Kunitatsu et al. Journal of Magnetic Resonance Imaging. 2019. Vol. 52, no. 2. P. 380–396. URL: <https://doi.org/10.1002/jmri.26929>.
- Brain magnetic resonance imaging with contrast dependent on blood oxygenation. / S. Ogawa et al. Proceedings of the National Academy of Sciences. 1990. Vol. 87, no. 24. P. 9868–9872. URL: <https://doi.org/10.1073/pnas.87.24.9868>.
- Exaggerated amygdala response to masked facial stimuli in posttraumatic stress disorder: a functional MRI study / S. L. Rauch et al. Biological Psychiatry. 2000. Vol. 47, no. 9. P. 769–776. URL: [https://doi.org/10.1016/s0006-3223\(00\)00828-3](https://doi.org/10.1016/s0006-3223(00)00828-3).
- Neural Correlates of Traumatic Memories in Posttraumatic Stress Disorder: A Functional MRI Investigation / R. A. Lanius et al. American Journal of Psychiatry. 2001. Vol. 158, no. 11. P. 1920–1922. URL: <https://doi.org/10.1176/appi.ajp.158.11.1920>.
- An fMRI study of anterior cingulate function in posttraumatic stress disorder / L. M. Shin et al. Biological Psychiatry. 2001. Vol. 50, no. 12. P. 932–942. URL: [https://doi.org/10.1016/s0006-3223\(01\)01215-x](https://doi.org/10.1016/s0006-3223(01)01215-x).

19. Sensing the invisible: differential sensitivity of visual cortex and amygdala to traumatic context / T. Hendler et al. *NeuroImage*. 2003. Vol. 19, no. 3. P. 587–600. URL: [https://doi.org/10.1016/s1053-8119\(03\)00141-1](https://doi.org/10.1016/s1053-8119(03)00141-1).
20. A Functional Magnetic Resonance Imaging Study of Amygdala and Medial Prefrontal Cortex Responses to Overtly Presented Fearful Faces in Posttraumatic Stress Disorder / L. M. Shin et al. *Archives of General Psychiatry*. 2005. Vol. 62, no. 3. P. 273. URL: <https://doi.org/10.1001/archpsyc.62.3.273>.
21. Differential time courses and specificity of amygdala activity in posttraumatic stress disorder subjects and normal control subjects / X. Protopopescu et al. *Biological Psychiatry*. 2005. Vol. 57, no. 5. P. 464–473. URL: <https://doi.org/10.1016/j.biopsych.2004.12.026>.
22. Hughes K. C., Shin L. M. Functional neuroimaging studies of post-traumatic stress disorder. *Expert Review of Neurotherapeutics*. 2011. Vol. 11, no. 2. P. 275–285. URL: <https://doi.org/10.1586/ern.10.198>.
23. Clinical applications of brain diffusion-tensor imaging and fiber tractography / M. M. ElSheikh et al. *The Scientific Journal of Al-Azhar Medical Faculty, Girls*. 2022. Vol. 6, no. 1. P. 57–63. URL: https://doi.org/10.4103/sjamf.sjamf_232_21.
24. Diffusion tensor imaging of the brain / A. L. Alexander et al. *Neurotherapeutics*. 2007. Vol. 4, no. 3. P. 316–329. URL: <https://doi.org/10.1016/j.nurt.2007.05.011>.
25. A pilot DTI analysis in patients with recent onset post-traumatic stress disorder / Y. Liu et al. *SPIE Medical Imaging, San Diego, California, United States* / ed. by B. Gimi, A. Krol. 2016. URL: <https://doi.org/10.1117/12.2216389>.
26. The neurobiology of brain recovery from traumatic stress: A longitudinal DTI study / L. Meng et al. *Journal of Affective Disorders*. 2018. Vol. 225. P. 577–584. URL: <https://doi.org/10.1016/j.jad.2017.08.075>.
27. Altered white matter microstructural organization in posttraumatic stress disorder across 3047 adults: results from the PGC-ENIGMA PTSD consortium / E. L. Dennis et al. *Molecular Psychiatry*. 2019. URL: <https://doi.org/10.1038/s41380-019-0631-x>.
28. Diffusion Tensor Imaging Reveals White Matter Differences in Military Personnel Exposed to Trauma with and without Post-traumatic Stress Disorder / P. McCunn et al. *Psychiatry Research*. 2021. Vol. 298. P. 113797. URL: <https://doi.org/10.1016/j.psychres.2021.113797>.
29. The relationship between chronic PTSD, cortical volumetry and white matter microstructure among Australian combat veterans / M. Romaniuk et al. *Military Medical Research*. 2022. Vol. 9, no. 1. URL: <https://doi.org/10.1186/s40779-022-00413-z>.
30. Identifying Patients With PTSD Utilizing Resting-State fMRI Data and Neural Network Approach / M. N. Shahzad et al. *IEEE Access*. 2021. Vol. 9. P. 107941–107954. URL: <https://doi.org/10.1109/access.2021.3098453>.
31. Mapping PTSD symptoms to brain networks: a machine learning study / A. Zandvakili et al. *Translational Psychiatry*. 2020. Vol. 10, no. 1. URL: <https://doi.org/10.1038/s41398-020-00879-2>.
32. Least angle regression / R. Tibshirani et al. *The Annals of Statistics*. 2004. Vol. 32, no. 2. P. 407–499. URL: <https://doi.org/10.1214/009053604000000067>.
33. Deep learning model of fMRI connectivity predicts PTSD symptom trajectories in recent trauma survivors / S. Sheynin et al. *NeuroImage*. 2021. Vol. 238. P. 118242. URL: <https://doi.org/10.1016/j.neuroimage.2021.118242>.
34. Machine learning applied to fMRI patterns of brain activation in response to mutilation pictures predicts PTSD symptoms / L. C. L. Portugal et al. *BMC Psychiatry*. 2023. Vol. 23, no. 1. URL: <https://doi.org/10.1186/s12888-023-05220-x>.
35. Hoerl A. E., Kennard R. W. Ridge Regression: Biased Estimation for Nonorthogonal Problems. *Technometrics*. 1970. Vol. 12, no. 1. P. 55–67. URL: <https://doi.org/10.1080/00401706.1970.10488634>.
36. Dynamic brain connectivity is a better predictor of PTSD than static connectivity / C. Jin et al. *Human Brain Mapping*. 2017. Vol. 38, no. 9. P. 4479–4496. URL: <https://doi.org/10.1002/hbm.23676>.
37. Spatiotemporal Dynamics of Stress-Induced Network Reconfigurations Reflect Negative Affectivity / A. Kühnel et al. *Biological Psychiatry*. 2022. URL: <https://doi.org/10.1016/j.biopsych.2022.01.008>.
38. Al-Jawarneh A. S., Ismail M. T., Awajan A. M. Elastic Net Regression and Empirical Mode Decomposition for Enhancing the Accuracy of the Model Selection. *International Journal of Mathematical, Engineering and Management Sciences*. 2021. Vol. 6, no. 2. P. 564–583. URL: <https://doi.org/10.33889/ijmems.2021.6.2.034>.
39. Decoding Task-Based fMRI Data with Graph Neural Networks, Considering Individual Differences / M. Saeidi et al. *Brain Sciences*. 2022. Vol. 12, no. 8. P. 1094. URL: <https://doi.org/10.3390/brainsci12081094>.
40. A Gentle Introduction to Graph Neural Networks / B. Sanchez-Lengeling et al. *Distill*. 2021. Vol. 6, no. 8. URL: <https://doi.org/10.23915/distill.00033>.
41. Framework for Accurate Classification of Self-Reported Stress From Multisession Functional MRI Data of Veterans With Posttraumatic Stress / R. Goel et al. *Chronic Stress*. 2023. Vol. 7. URL: <https://doi.org/10.1177/24705470231203655>.
42. Comito C., Pizzuti C. Artificial intelligence for forecasting and diagnosing COVID-19 pandemic: A focused review. *Artificial Intelligence in Medicine*. 2022. Vol. 128. P. 102286. URL: <https://doi.org/10.1016/j.artmed.2022.102286>.
43. Naskath J., Sivakamasundari G., Begum A. A. S. A Study on Different Deep Learning Algorithms Used in Deep Neural Nets: MLP SOM and DBN. *Wireless Personal Communications*. 2022. URL: <https://doi.org/10.1007/s11277-022-10079-4>.
44. Graph machine learning-based classification of PTSD using verbal memory task-based fMRI / S. Park et al. *Conference & Session Management Solutions*. URL: <https://ww6.aievolution.com/hbm2401/index.cfm?do=abs.viewAbs&abs=3371>.
45. Gaussian Naive Bayesian Data Classification Model Based on Clustering Algorithm / Z. Bi et al. *Proceedings of the 2019 International Conference on Modeling, Analysis, Simulation Technologies and Applications (MASTA 2019)*, Hangzhou, China, 26–27 May 2019. Paris, France, 2019. URL: <https://doi.org/10.2991/masta-19.2019.67>.
46. Characterization of Post-traumatic Stress Disorder Using Resting-State fMRI with a Multi-level Parametric Classification Approach / F. Liu et al. *Brain Topography*. 2014. Vol. 28, no. 2. P. 221–237. URL: <https://doi.org/10.1007/s10548-014-0386-2>.
47. Outdoor experiment of flexible sandwiched graphite-PET sheets based self-snow-thawing pavement / Q. Zhang et al. *Cold Regions Science and Technology*. 2016. Vol. 122. P. 10–17. URL: <https://doi.org/10.1016/j.coldregions.2015.10.016>.
48. Combining Deep Learning and Graph-Theoretic Brain Features to Detect Posttraumatic Stress Disorder at the Individual Level / Z. Zhu et al. *Diagnostics*. 2021. Vol. 11, no. 8. P. 1416. URL: <https://doi.org/10.3390/diagnostics11081416>.
49. Yang J. An Integrative Review of Simulation used in Psychiatric Nursing Education: Focusing on Psychiatric Nursing Learning Objectives and Core Competencies of Nurses. *Korean Association For Learner-Centered Curriculum And Instruction*. 2021. Vol. 21, no. 7. P. 535–548. URL: <https://doi.org/10.22251/jlcci.2021.21.7.535>.
50. Machine learning for post-traumatic stress disorder identification utilizing resting-state functional magnetic resonance imaging / T. Saba et al. *Microscopy Research and Technique*. 2022. URL: <https://doi.org/10.1002/jemt.24065>.

51. PTSD and its dissociative subtype through the lens of the insula: Anterior and posterior insula resting-state functional connectivity and its predictive validity using machine learning / S. Harricharan et al. *Psychophysiology*. 2019. Vol. 57, no. 1. URL: <https://doi.org/10.1111/psyp.13472>.

52. Machine learning multivariate pattern analysis predicts classification of posttraumatic stress disorder and its dissociative subtype: a multimodal neuroimaging approach / A. A. Nicholson et al. *Psychological Medicine*. 2018. Vol. 49, no. 12. P. 2049–2059. URL: <https://doi.org/10.1017/s0033291718002866>.

53. Multivariate classification of earthquake survivors with post-traumatic stress disorder based on large-scale brain networks / H. Zhu et al. *Acta Psychiatrica Scandinavica*. 2020. Vol. 141, no. 3. P. 285–298. URL: <https://doi.org/10.1111/acps.13150>.

54. Graph theory-based analysis reveals neural anatomical network alterations in chronic post-traumatic stress disorder / C. Huang et al. *Imaging Neuroscience*. 2024. URL: https://doi.org/10.1162/imag_a_00141.

55. Current and future functional imaging techniques for post-traumatic stress disorder / A. Prasad et al. *RSC Advances*. 2019. Vol. 9, no. 42. P. 24568–24594. URL: <https://doi.org/10.1039/c9ra03562a>.

REFERENCES

- [1] X. Chen, “The Causes and Effects of Post-traumatic Stress Disorder”, SHS Web Conf., vol. 157, p. 04029, 2023. [Online]. Available: <https://doi.org/10.1051/shsconf/202315704029>
- [2] C. A. Blevins, F. W. Weathers, M. T. Davis, T. K. Witte, and J. L. Domino, “The Posttraumatic Stress Disorder Checklist for DSM-5 (PCL-5): Development and Initial Psychometric Evaluation”, *J. Traumatic Stress*, vol. 28, no. 6, pp. 489–498, Nov. 2015. [Online]. Available: <https://doi.org/10.1002/jts.22059>
- [3] C. Nedelcea et al., “The structure of PTSD. Development of the Post Traumatic Symptom scale from a clinician-based perspective”, *Eur. J. Psychotraumatol.*, vol. 13, no. 1, May 2022. [Online]. Available: <https://doi.org/10.1080/20008198.2022.2066455>
- [4] A. M. Negreira and C. G. Abdallah, “A Review of fMRI Affective Processing Paradigms Used in the Neurobiological Study of Posttraumatic Stress Disorder”, *Chronic Stress*, vol. 3, p. 247054701982903, Jan. 2019. [Online]. Available: <https://doi.org/10.1177/2470547019829035>
- [5] D. Lei et al., “Microstructural Abnormalities in Children with Post-traumatic Stress Disorder: A Diffusion Tensor Imaging Study at 3.0T”, *Scientific Rep.*, vol. 5, no. 1, Mar. 2015. [Online]. Available: <https://doi.org/10.1038/srep08933>
- [6] J. D. Bremner, “Neuroimaging in Posttraumatic Stress Disorder and Other Stress-Related Disorders”, *Neuroimaging Clinics North America*, vol. 17, no. 4, pp. 523–538, Nov. 2007. [Online]. Available: <https://doi.org/10.1016/j.nic.2007.07.003>
- [7] E. L. Wignall et al., “Smaller hippocampal volume in patients with recent-onset posttraumatic stress disorder”, *Biol. Psychiatry*, vol. 56, no. 11, pp. 832–836, Dec. 2004. [Online]. Available: <https://doi.org/10.1016/j.biopsych.2004.09.015>
- [8] H. Winter and E. Irle, “Hippocampal Volume in Adult Burn Patients With and Without Posttraumatic Stress Disorder”, *Amer. J. Psychiatry*, vol. 161, no. 12, pp. 2194–2200, Dec. 2004. [Online]. Available: <https://doi.org/10.1176/appi.ajp.161.12.2194>
- [9] N. Kitayama, V. Vaccarino, M. Kutner, P. Weiss, and J. D. Bremner, “Magnetic resonance imaging (MRI) measurement of hippocampal volume in posttraumatic stress disorder: A meta-analysis”, *J. Affect. Disorders*, vol. 88, no. 1, pp. 79–86, Sep. 2005. [Online]. Available: <https://doi.org/10.1016/j.jad.2005.05.014>
- [10] S. Chen et al., “Gray matter density reduction in the insula in fire survivors with posttraumatic stress disorder: A voxel-based morphometric study”, *Psychiatry Res.: Neuroimaging*, vol. 146, no. 1, pp. 65–72, Jan. 2006. [Online]. Available: <https://doi.org/10.1016/j.psychres.2005.09.006>
- [11] J. L. Whitwell, “Voxel-Based Morphometry: An Automated Technique for Assessing Structural Changes in the Brain”, *J. Neurosci.*, vol. 29, no. 31, pp. 9661–9664, Aug. 2009. [Online]. Available: <https://doi.org/10.1523/jneurosci.2160-09.2009>
- [12] L. Li et al., “White Matter Abnormalities in Post-traumatic Stress Disorder Following a Specific Traumatic Event”, *EBioMedicine*, vol. 4, pp. 176–183, Feb. 2016. [Online]. Available: <https://doi.org/10.1016/j.ebiom.2016.01.012>
- [13] K. Bromis, M. Calem, A. A. T. S. Reinders, S. C. R. Williams, and M. J. Kempton, “Meta-Analysis of 89 Structural MRI Studies in Posttraumatic Stress Disorder and Comparison With Major Depressive Disorder”, *Amer. J. Psychiatry*, vol. 175, no. 10, pp. 989–998, Oct. 2018. [Online]. Available: <https://doi.org/10.1176/appi.ajp.2018.17111199>
- [14] A. Kunimatsu, K. Yasaka, H. Akai, N. Kunimatsu, and O. Abe, “MRI findings in posttraumatic stress disorder”, *J. Magnetic Reson. Imag.*, vol. 52, no. 2, pp. 380–396, Sep. 2019. [Online]. Available: <https://doi.org/10.1002/jmri.26929>
- [15] S. Ogawa, T. M. Lee, A. R. Kay, and D. W. Tank, “Brain magnetic resonance imaging with contrast dependent on blood oxygenation.”, *Proc. Nat. Acad. Sci.*, vol. 87, no. 24, pp. 9868–9872, Dec. 1990. [Online]. Available: <https://doi.org/10.1073/pnas.87.24.9868>
- [16] S. L. Rauch et al., “Exaggerated amygdala response to masked facial stimuli in posttraumatic stress disorder: a functional MRI study”, *Biol. Psychiatry*, vol. 47, no. 9, pp. 769–776, May 2000. [Online]. Available: [https://doi.org/10.1016/s0006-3223\(00\)00828-3](https://doi.org/10.1016/s0006-3223(00)00828-3)
- [17] R. A. Lanius et al., “Neural Correlates of Traumatic Memories in Posttraumatic Stress Disorder: A Functional MRI Investigation”, *Amer. J. Psychiatry*, vol. 158, no. 11, pp. 1920–1922, Nov. 2001. [Online]. Available: <https://doi.org/10.1176/appi.ajp.158.11.1920>
- [18] L. M. Shin et al., “An fMRI study of anterior cingulate function in posttraumatic stress disorder”, *Biol. Psychiatry*, vol. 50, no. 12, pp. 932–942, Dec. 2001. [Online]. Available: [https://doi.org/10.1016/s0006-3223\(01\)01215-x](https://doi.org/10.1016/s0006-3223(01)01215-x)
- [19] T. Hendler et al., “Sensing the invisible: differential sensitivity of visual cortex and amygdala to traumatic context”, *NeuroImage*, vol. 19, no. 3, pp. 587–600, Jul. 2003. [Online]. Available: [https://doi.org/10.1016/s1053-8119\(03\)00141-1](https://doi.org/10.1016/s1053-8119(03)00141-1)
- [20] L. M. Shin et al., “A Functional Magnetic Resonance Imaging Study of Amygdala and Medial Prefrontal Cortex Responses to Overtly Presented Fearful Faces in Posttraumatic Stress Disorder”, *Arch. General Psychiatry*, vol. 62, no. 3, p. 273, Mar. 2005. [Online]. Available: <https://doi.org/10.1001/archpsyc.62.3.273>
- [21] X. Protopopescu et al., “Differential time courses and specificity of amygdala activity in posttraumatic stress disorder subjects and normal control subjects”, *Biol. Psychiatry*, vol. 57, no. 5, pp. 464–473, Mar. 2005. [Online]. Available: <https://doi.org/10.1016/j.biopsych.2004.12.026>
- [22] K. C. Hughes and L. M. Shin, “Functional neuroimaging studies of post-traumatic stress disorder”, *Expert Rev. Neurotherapeutics*, vol. 11, no. 2, pp. 275–285, Feb. 2011. [Online]. Available: <https://doi.org/10.1586/ern.10.198>
- [23] M. M. ElSheikh, E. G. Al Saadawy, M.-I. Reda, and M. F. Khaled, “Clinical applications of brain diffusion-tensor imaging and fiber tractography”, *Scientific J. Al-Azhar Med. Fac., Girls*, vol. 6, no. 1, pp. 57–63, 2022. [Online]. Available: https://doi.org/10.4103/sjamf.sjamf_232_21
- [24] A. L. Alexander, J. E. Lee, M. Lazar, and A. S. Field, “Diffusion tensor imaging of the brain”, *Neurotherapeutics*, vol.

- 4, no. 3, pp. 316–329, Jul. 2007. [Online]. Available: <https://doi.org/10.1016/j.nurt.2007.05.011>
- [25] Y. Liu, L. Li, B. Li, X. Zhang, and H. Lu, “A pilot DTI analysis in patients with recent onset post-traumatic stress disorder”, in *SPIE Med. Imag.*, B. Gimi and A. Krol, Eds. San Diego, California, United States. SPIE, 2016. [Online]. Available: <https://doi.org/10.1117/12.2216389>
- [26] L. Meng et al., “The neurobiology of brain recovery from traumatic stress: A longitudinal DTI study”, *J. Affect. Disorders*, vol. 225, pp. 577–584, Jan. 2018. [Online]. Available: <https://doi.org/10.1016/j.jad.2017.08.075>
- [27] E. L. Dennis et al., “Altered white matter microstructural organization in posttraumatic stress disorder across 3047 adults: results from the PGC-ENIGMA PTSD consortium”, *Mol. Psychiatry*, Dec. 2019. [Online]. Available: <https://doi.org/10.1038/s41380-019-0631-x>
- [28] P. McCunn, J. D. Richardson, R. Jetly, and B. Dunkley, “Diffusion Tensor Imaging Reveals White Matter Differences in Military Personnel Exposed to Trauma with and without Post-traumatic Stress Disorder”, *Psychiatry Res.*, vol. 298, p. 113797, Apr. 2021. [Online]. Available: <https://doi.org/10.1016/j.psychres.2021.113797>
- [29] M. Romaniuk et al., “The relationship between chronic PTSD, cortical volumetry and white matter microstructure among Australian combat veterans”, *Mil. Med. Res.*, vol. 9, no. 1, Sep. 2022. [Online]. Available: <https://doi.org/10.1186/s40779-022-00413-z>
- [30] M. N. Shahzad, H. Ali, T. Saba, A. Rehman, H. Kolivand, and S. A. Bahaj, “Identifying Patients With PTSD Utilizing Resting-State fMRI Data and Neural Network Approach”, *IEEE Access*, vol. 9, pp. 107941–107954, 2021. [Online]. Available: <https://doi.org/10.1109/access.2021.3098453>
- [31] A. Zandvakili et al., “Mapping PTSD symptoms to brain networks: a machine learning study”, *Transl. Psychiatry*, vol. 10, no. 1, Jun. 2020. [Online]. Available: <https://doi.org/10.1038/s41398-020-00879-2>
- [32] R. Tibshirani, I. Johnstone, T. Hastie, and B. Efron, “Least angle regression”, *Ann. Statist.*, vol. 32, no. 2, pp. 407–499, Apr. 2004. [Online]. Available: <https://doi.org/10.1214/009053604000000067>
- [33] S. Sheynin et al., “Deep learning model of fMRI connectivity predicts PTSD symptom trajectories in recent trauma survivors”, *NeuroImage*, vol. 238, p. 118242, Sep. 2021. [Online]. Available: <https://doi.org/10.1016/j.neuroimage.2021.118242>
- [34] L. C. L. Portugal et al., “Machine learning applied to fMRI patterns of brain activation in response to mutilation pictures predicts PTSD symptoms”, *BMC Psychiatry*, vol. 23, no. 1, Oct. 2023. [Online]. Available: <https://doi.org/10.1186/s12888-023-05220-x>
- [35] A. E. Hoerl and R. W. Kennard, “Ridge Regression: Biased Estimation for Nonorthogonal Problems”, *Technometrics*, vol. 12, no. 1, pp. 55–67, Feb. 1970. [Online]. Available: <https://doi.org/10.1080/00401706.1970.10488634>
- [36] C. Jin et al., “Dynamic brain connectivity is a better predictor of PTSD than static connectivity”, *Hum. Brain Mapp.*, vol. 38, no. 9, pp. 4479–4496, Jun. 2017. [Online]. Available: <https://doi.org/10.1002/hbm.23676>
- [37] A. Kühnel et al., “Spatiotemporal Dynamics of Stress-Induced Network Reconfigurations Reflect Negative Affectivity”, *Biol. Psychiatry*, Jan. 2022. [Online]. Available: <https://doi.org/10.1016/j.biopsych.2022.01.008>
- [38] A. S. Al-Jawarneh, M. T. Ismail, and A. M. Awajan, “Elastic Net Regression and Empirical Mode Decomposition for Enhancing the Accuracy of the Model Selection”, *Int. J. Math., Eng. Manage. Sci.*, vol. 6, no. 2, pp. 564–583, Apr. 2021. [Online]. Available: <https://doi.org/10.33889/ijmems.2021.6.2.034>
- [39] M. Saeidi et al., “Decoding Task-Based fMRI Data with Graph Neural Networks, Considering Individual Differences”, *Brain Sci.*, vol. 12, no. 8, p. 1094, Aug. 2022. [Online]. Available: <https://doi.org/10.3390/brainsci12081094>
- [40] B. Sanchez-Lengeling, E. Reif, A. Pearce, and A. Wiltchko, “A Gentle Introduction to Graph Neural Networks”, *Distill*, vol. 6, no. 8, Aug. 2021. [Online]. Available: <https://doi.org/10.23915/distill.00033>
- [41] R. Goel et al., “Framework for Accurate Classification of Self-Reported Stress From Multisession Functional MRI Data of Veterans With Posttraumatic Stress”, *Chronic Stress*, vol. 7, Jan. 2023. [Online]. Available: <https://doi.org/10.1177/24705470231203655>
- [42] C. Comito and C. Pizzuti, “Artificial intelligence for forecasting and diagnosing COVID-19 pandemic: A focused review”, *Artif. Intell. Medicine*, vol. 128, p. 102286, Jun. 2022. [Online]. Available: <https://doi.org/10.1016/j.artmed.2022.102286>
- [43] J. Naskath, G. Sivakamasundari, and A. A. S. Begum, “A Study on Different Deep Learning Algorithms Used in Deep Neural Nets: MLP SOM and DBN”, *Wireless Pers. Commun.*, Oct. 2022. [Online]. Available: <https://doi.org/10.1007/s11277-022-10079-4>
- [44] S. Park, Y. Jeon, K. Nam, H. Baek, J. Park, and J. Yang, “Graph machine learning-based classification of PTSD using verbal memory task-based fMRI.” *Conference & Session Management Solutions*. [Online]. Available: <https://ww6.aievolution.com/hbm2401/index.cfm?do=abs.viewAbs&abs=3371>
- [45] Z. Bi, Y. Han, C. Huang, and M. Wang, “Gaussian Naive Bayesian Data Classification Model Based on Clustering Algorithm”, in *Proc. 2019 Int. Conf. Model., Anal., Simul. Technol. Appl. (MASTA 2019)*, Hangzhou, China, May 26–27, 2019. Paris, France: Atlantis Press, 2019. [Online]. Available: <https://doi.org/10.2991/masta-19.2019.67>
- [46] F. Liu et al., “Characterization of Post-traumatic Stress Disorder Using Resting-State fMRI with a Multi-level Parametric Classification Approach”, *Brain Topogr.*, vol. 28, no. 2, pp. 221–237, Jul. 2014. [Online]. Available: <https://doi.org/10.1007/s10548-014-0386-2>
- [47] Q. Zhang, Y. Yu, W. Chen, T. Chen, Y. Zhou, and H. Li, “Outdoor experiment of flexible sandwiched graphite-PET sheets based self-snow-thawing pavement”, *Cold Regions Sci. Technol.*, vol. 122, pp. 10–17, Feb. 2016. [Online]. Available: <https://doi.org/10.1016/j.coldregions.2015.10.016>
- [48] Z. Zhu et al., “Combining Deep Learning and Graph-Theoretic Brain Features to Detect Posttraumatic Stress Disorder at the Individual Level”, *Diagnostics*, vol. 11, no. 8, p. 1416, Aug. 2021. [Online]. Available: <https://doi.org/10.3390/diagnostics11081416>
- [49] J. Yang, “An Integrative Review of Simulation used in Psychiatric Nursing Education: Focusing on Psychiatric Nursing Learning Objectives and Core Competencies of Nurses”, *Korean Assoc. Learner-Centered Curriculum Instruction*, vol. 21, no. 7, pp. 535–548, Apr. 2021. [Online]. Available: <https://doi.org/10.22251/jlcci.2021.21.7.535>
- [50] T. Saba, A. Rehman, M. N. Shahzad, R. Latif, S. A. Bahaj, and J. Alyami, “Machine learning for post-traumatic stress disorder identification utilizing resting-state functional magnetic resonance imaging”, *Microsc. Res. Technique*, Jan. 2022. [Online]. Available: <https://doi.org/10.1002/jemt.24065>
- [51] S. Harricharan et al., “PTSD and its dissociative subtype through the lens of the insula: Anterior and posterior insula resting-state functional connectivity and its predictive validity using machine learning”, *Psychophysiology*, vol. 57, no. 1, Sep. 2019. [Online]. Available: <https://doi.org/10.1111/psyp.13472>
- [52] A. A. Nicholson et al., “Machine learning multivariate pattern analysis predicts classification of posttraumatic stress disorder and its dissociative subtype: a multimodal

neuroimaging approach”, *Psycholog. Medicine*, vol. 49, no. 12, pp. 2049–2059, Oct. 2018. [Online]. Available: <https://doi.org/10.1017/s0033291718002866>

[53] H. Zhu et al., “Multivariate classification of earthquake survivors with post-traumatic stress disorder based on large-scale brain networks”, *Acta Psychiatr. Scand.*, vol. 141, no. 3, pp. 285–298, Feb. 2020. [Online]. Available: <https://doi.org/10.1111/acps.13150>

[54] C. Huang et al., “Graph theory-based analysis reveals neural anatomical network alterations in chronic post-traumatic stress disorder”, *Imag. Neurosci.*, 2024. [Online]. Available: https://doi.org/10.1162/imag_a_00141

[55] A. Prasad, A. Chaichi, D. P. Kelley, J. Francis, and M. R. Gartia, “Current and future functional imaging techniques for post-traumatic stress disorder”, *RSC Adv.*, vol. 9, no. 42, pp. 24568–24594, 2019. [Online]. Available: <https://doi.org/10.1039/c9ra03562a>

UDC 004.62 + 004.8 + 616-07

MAGNETIC RESONANCE TOMOGRAPHY METHOD AND ARTIFICIAL INTELLIGENCE USAGE FOR POST-TRAUMATIC STRESS DISORDER DIAGNOSIS (REVIEW)

Eldar Aliiev

e.aliiev-fbmi@iit.kpi.ua

Volodymyr Pavlov

pavlov.vladimir264@gmail.com

Department of Biomedical Engineering
National Technical University of Ukraine
“Igor Sikorsky Kyiv Polytechnic Institute”
Kyiv, Ukraine

Abstract – In modern realities, a large number of people are experiencing mentally traumatic events, which may subsequently lead to a surge in psychiatric and neurological disorders, such as post-traumatic stress disorder (PTSD). PTSD is a serious mental illness that can arise after experiencing traumatic events. This applies not only to military veterans but also to individuals who have suffered from violence, disasters, accidents, or other stressful situations. Contemporary society faces numerous challenges related to the diagnosis and treatment of PTSD patients. Such patients require specific approaches to diagnosis, which is impossible without the use of instrumental examination methods. Given the current technological advancements and scientific progress, it is important to explore new approaches to treating this disorder, understanding its impact on people's lives, and addressing similar aspects. This may lead to the development of new, more sensitive tools for diagnosing and monitoring patient conditions. Neuroimaging allows for a better understanding of the nature of the human brain and is used to detect both organic and functional changes. Brain imaging analysis methods can identify even subtle differences in brain activity compared to healthy individuals. The development of magnetic resonance imaging (MRI) over the past three decades has spurred a large number of studies in the field of neurobiology that were previously impossible. Understanding the pathophysiological basis of diseases is an important part of the diagnostic process, so research is directed at finding specific predictors of diagnostic conclusions and pathological changes in the body. Considering the volume of data that needs to be processed, the use of artificial intelligence (AI) technologies is quite justified. Machine learning algorithms can analyze large datasets, identifying patterns that may be non-obvious to physicians. The integration of AI with magnetic resonance imaging opens up new opportunities for the study and treatment of PTSD. Research shows that AI can help automate the process of detecting PTSD signs in images, significantly saving time and resources for doctors. This approach can not only enhance diagnostic accuracy but also positively impact the quality of life for patients. The aim of this review is to familiarize oneself with existing studies that propose various methods for analyzing magnetic resonance imaging data from PTSD patients, as well as works in which the results of this analysis are applied in AI methods for building diagnostic systems. To achieve this goal, relevant works were reviewed in which authors described organic and functional changes in PTSD, as well as the application of machine learning technologies for diagnostic purposes. This work systematizes the results of previous studies, providing a foundation for further research. The findings of this review allow for an understanding of promising directions in the development of PTSD diagnostic methodologies and the means for their implementation. Future scientific efforts in this area should focus not only on improving research technologies but also on integrating the acquired knowledge into clinical practice, ensuring timely and effective treatment for patients with PTSD.

Keywords – neurovisualization, tomography, tractography, artificial intelligence.