

<https://doi.org/10.15407/csc.2024.03.060>
УДК 004.62; 004.8; 616-07

Е.І. АЛІЄВ, аспірант, Нац. техн. університет України
"Київський політехнічний інститут імені Ігоря Сікорського",
просп. Берестейський, 37, м. Київ, Україна, 03056,
ORCID: [https:// 0000-0003-2132-9959](https://0000-0003-2132-9959),
e.aliiev-fbmi@iill.kpi.ua

К.С. БОВСУНОВСЬКА, старш. викладач, Нац. техн. університет України
"Київський політехнічний інститут імені Ігоря Сікорського",
просп. Берестейський, 37, м. Київ, Україна, 03056,
ORCID: [https:// 0000-0003-0936-2246](https://0000-0003-0936-2246),
period0@ukr.net

І.М. ДИКАН, докт. мед. наук, головний наук. співробітник,
Інститут ядерної медицини та променевої діагностики НАМН України,
вул. Платона Майбороди, 32, м. Київ, Україна, 04050,
ORCID: [https:// 0000-0001-8544-8653](https://0000-0001-8544-8653),
irinadykan@gmail.com

С.А. МИХАЙЛЕНКО, студентка, Нац. техн. університет України
"Київський політехнічний інститут імені Ігоря Сікорського",
просп. Берестейський, 37, м. Київ, Україна, 03056,
ORCID: [https:// orcid.org/0009-0005-8045-7354](https://orcid.org/0009-0005-8045-7354),
svetlanamykhailenko27@gmail.com

О.М. ОМЕЛЬЧЕНКО, канд. біол. наук,
Інститут ядерної медицини та променевої діагностики НАМН України,
вул. Платона Майбороди, 32, м. Київ, Україна, 04050,
ORCID: [https:// 0000-0002-0089-3166](https://0000-0002-0089-3166),
ol.omelchenko@gmail.com

В.А. ПАВЛОВ, канд. техн. наук, доцент, Національний технічний університет України
"Київський політехнічний інститут імені Ігоря Сікорського",
03056, м. Київ, просп. Берестейський, 37, Україна,
ORCID: <https://orcid.org/0000-0002-3293-5308>,
pavlov.vladimir264@gmail

ВИЗНАЧЕННЯ ПРЕДИКТОРІВ ДІАГНОЗУ ПАЦІЄНТІВ З ПТСР НА ОСНОВІ ПАРАМЕТРІВ ОДНОВИМІРНИХ МОДЕЛЕЙ ПЕРШОГО ПОРЯДКУ **BOLD**-СИГНАЛІВ СТРУКТУР МОЗКУ ТА МГУА

В роботі досліджено можливість застосування параметрів одновимірних моделей BOLD-сигналів функціональної магнітно-резонансної томографії, що одержано для структур мозку в стані спокою, у якості предикторів діагностичного висновку пацієнтів з посттравматичним стресовим розладом (ПТСР). Для визна-

Cite: Алієв Е.І., Бовсуновская К.С., Дикан І.М., Михайленко С.А., Омельченко О.М., Павлов В.А. Визначення предикторів діагнозу пацієнтів з ПТСР на основі параметрів одновимірних моделей першого порядку BOLD-сигналів структур мозку та МГУА. Control Systems and Computers, 2024, 3, 60-67. <https://doi.org/10.15407/csc.2024.03.060>

© Видавець ВД «Академперіодика» НАН України, 2024. Стаття опублікована на умовах відкритого доступу за ліцензією CC BY-NC-ND (<https://creativecommons.org/licenses/by-nc-nd/4.0/>)

чення інформативного ансамблю ознак ПТСР застосовано технологію клас-орієнтованої селекції ознак на основі критеріїв міжкласової дисперсії та критерію *mRMR*. Застосування для класифікації діагнозу ПТСР алгоритму логістичної регресії, оптимізованої за МГУА, дало змогу визначити для виявлених інформативних ознак їхню предикторську форму. Одержані результати свідчать про наявність специфічного типу зв'язку між виокремленими в роботі областями — за рівнями збудженості та зміною цих рівнів при ПТСР.

Ключові слова: клас-орієнтована селекція ознак, предиктори діагностичного висновку, ПТСР, метод групового врахування аргументів, логістична регресія.

Вступ

Використання функціональної магнітно-резонансної томографії (фМРТ) дає змогу оцінити перебіг процесів у головному мозку (ГМ). Даний метод дослідження використовується для діагностики психічних захворювань, які не проявляються органічними змінами [1], таких як посттравматичний стресовий розлад (ПТСР). Проаналізувавши дані результатів обстеження можна встановити параметри зв'язку між структурами ГМ, а зміни у значеннях цих параметрів використовувати як предиктори діагностичного висновку.

Точність розрахунку параметрів зв'язності залежить від обробки даних. Оскільки фМРТ генерує великі масиви 4-вимірних даних, обробка та аналіз потребують багато часу та обчислювальних потужностей [2]. Розробка підходів до аналізу таких даних дасть змогу виокремити зміни в них, які можна буде використовувати для діагностичних цілей.

Дана робота пропонує технологію застосування параметрів зв'язності *BOLD*-сигналів структур ГМ для побудови класифікатора ПТСР на основі вдосконаленої версії алгоритму моделювання оптимізованої за МГУА логістичної регресії [3] з використанням алгоритму селекції ознак [4]. В результаті її створення було визначено структури ГМ, зміни параметрів зв'язності між якими, можуть використовуватися як предиктори діагнозу для пацієнтів з ПТСР.

Огляд наявних рішень

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

У 2020 році Зандвакілі та Баредо опублікували роботу, в якій намагалися знайти відповідність між симптомами ПТСР та змінами, що виникають у нервових мережах мозку [5]. У дослідженні брали участь 50 осіб, серед яких 38% жінок, середній вік становив 49 років. Автори сформували матрицю 100×100 , що містить інформацію про функціональну зв'язність структур ГМ, для класифікації діагнозу застосовано алгоритм регресії *LARS*, який передбачав значення за шкалою *PCL-5*.

Схоже дослідження здійснили Шейнін та Вольф у 2021 році [6]. Використовуючи дані матриці зв'язності структур ГМ, вони побудували модель згорткової нейронної мережі, яка класифікує пацієнтів трьох груп, T1, T2 та T3, які пережили травму за 1, 6 та 14 місяців перед дослідженням відповідно. У дослідженні взяла участь 171 особа. Серед них 87 жінок. Середній вік учасника — 34 роки. Сканування здійснювалося у стані спокою. Точність класифікації становила 89 %, 80 % та 84 % для класів T1, T2 та T3 відповідно.

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

Таблиця 1. Моделі ШІ для діагностики ПТСР

Модель	Автор	Точність (Accuracy), %
SVM	Liu [7]	92.5
SVM	Zhang [8]	90
SVM	Zhu, Z [9]	80
SVM	Yang [10]	71.2
SVM, KNN	Saba [11]	99.2
MGPC	Harricharan [12]	80.4
MGPC	Nicholson [13]	91.63
RVM	Zhu, H [14]	89.2

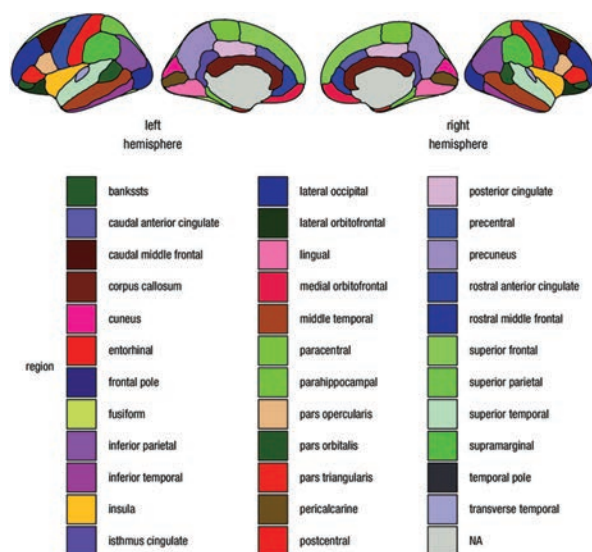


Рис. 1. Гарвардсько-Оксфордський атлас [19]

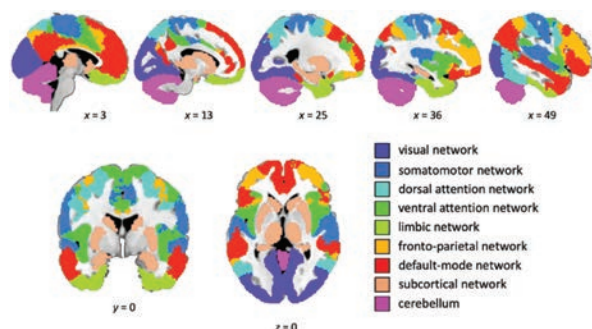


Рис. 2. Функціональні мережі ГМ [20]

У наведених працях автори пропонують свої версії статистичних моделей для класифікації хворих/здорових пацієнтів, що відтворюють зв'язок між змінами у даних фМРТ та симптомами ПТСР.

Постановка проблеми

Результати обстеження 24 пацієнтів (12 здорових та 12 хворих) представлено набором 4-вимірних даних фМРТ у форматі *NIfTI*, отриманих при скануванні в стані спокою протягом 8 хвилин з періодом в 3 секунди, та анатомічними зображеннями. У такий спосіб для кожного вокселя присутні 140 значень *BOLD*-сигналу.

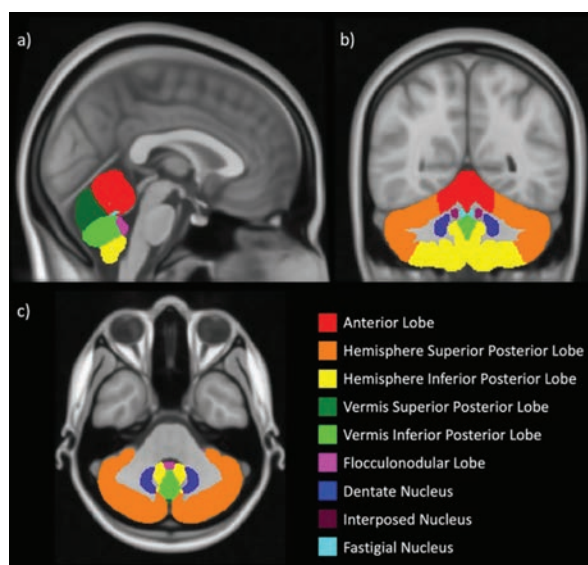


Рис. 3. Атлас зон мозочку [21]

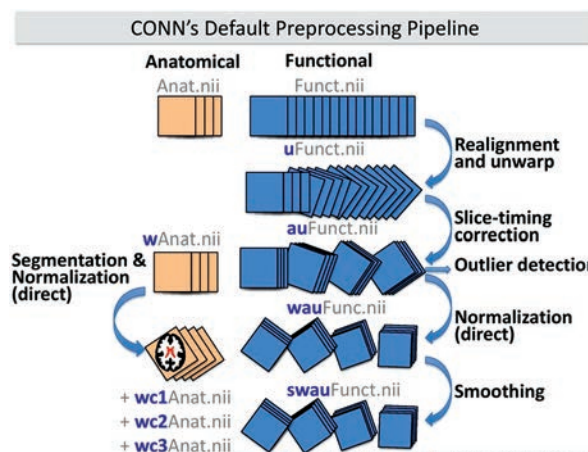


Рис. 4. Складові технології попередньої обробки даних [23]

Для проведення групового аналізу всі дані пацієнтів мають бути нормалізовані використовуючи єдиний анатомічний шаблон [15]. Після цього необхідно сегментувати воксельні дані на зони інтересу, що відповідають анатомічним областям ГМ.

При виконанні сканування на реєстрацію *BOLD*-сигналу можуть впливати шуми, що генеруються власними сигналами від білої речовини та спинного мозку [16], а також рухи пацієнта [17]. Тому перед розрахунком коефіцієнтів зв'язності необхідно очистити їх.

Окрім цього, матриці параметрів зв'язності мають великий розмір, тому перед навчанням моделей класифікації необхідно обрати найбільш інформативні ознаки.

Шляхи вирішення проблеми

Розрахунок матриць параметрів зв'язності для двох груп пацієнтів було виконано за допомогою програмного комплексу *Conn Toolbox* та пакету *SPM*.

Дані фМРТ було нормалізовано у просторі *MNI152* [18] та сегментовано за допомогою Гарвардсько-Оксфордського атласу (рис. 1), відповідно до якого було виокремлено 164 зони інтересу, що включають структури та 7 функціональних мереж ГМ (рис. 2), а також 9 зон мозочку (рис. 3). Складові технології попередньої обробки [22] даних зображено на рис. 4.

Для аналізу інформативних *BOLD*-сигналів з зон інтересу та побудови матриці їхніх кореляцій, як можливих предикторів діагностичного висновку, є доцільним очистити сигнали $X_1^*, X_2^*, \dots, X_m^*$ від впливу шумів $X_{m+1}^*, X_{m+2}^*, \dots, X_{m+M}^*$ (рухи голови, шум судин, рухи під час дихання). Для очистки сигналів використовуємо відомий підхід [23], що застосовується при визначенні часткових коефіцієнтів кореляції: розрахунок регресії (1) та значень очищених змінних $X_1, X_2, \dots, X_m$ (2).

$$X_i^* = \beta_{i,1} \cdot X_{m+1}^* + \beta_{i,2} \cdot X_{m+2}^* \dots \beta_{i,M} \cdot X_{m+M}^*, \quad (1)$$

де $i = 1, m$.

$$X_i = X_i^* - (\beta_{i,1} \cdot X_{m+1}^* + \beta_{i,2} \cdot X_{m+2}^* \dots \beta_{i,M} \cdot X_{m+M}^*), \quad (2)$$

де $i = 1, m$.

Окрім цього частоти нижче 0.008 Гц або вище 0,09 Гц видаляються з *BOLD*-сигналу, щоб зосередитися на низькочастотних коливаннях, мінімізуючи вплив сторонніх фізіологічних процесів, рухів голови та інших джерел шуму [25].

Складові технології знешумлення даних [26] зображено на рис. 5. Для покращення якості зображення можна застосовувати процес розмивання.

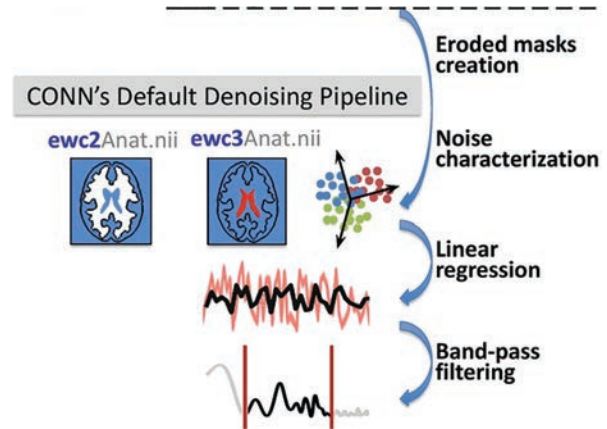


Рис. 5. Складові технології знешумлення даних [23]

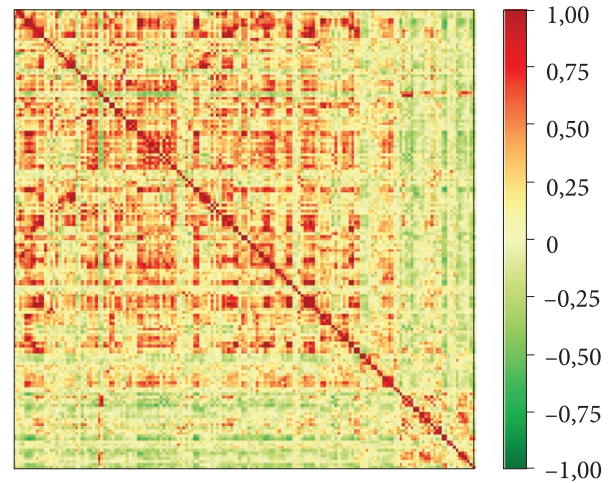


Рис. 6. Матриця зв'язності структур ГМ

Далі для розрахунку матриць (рис. 6) зв'язності використовуються очищені значення *BOLD*-сигналів. Для всіх зон інтересу попарно розраховується коефіцієнт кореляції Пірсона, після чого до нього застосовується операція *z*-трансформації Фішера [27].

Окрім цього для кожної пари структур ГМ було побудовано моделі першого порядку та розраховано параметри моделей a_0 та a_1 . За результатами моделювання сформовано додаткові матриці ознак-претендентів для використання при побудові класифікатора.

Отримані 3 матриці розміром 164×164 було проаналізовано за допомогою генетичного алгоритму клас-орієнтованої селекції ознак на

основі критеріїв міжкласової дисперсії та критерію *mRMR* [4]. В результаті цього було виділено 30 параметрів, які впливають на приналежність до класу.

Для навчання моделей класифікації вибірку було розділено на навчальну, валідаційну та тестову у співвідношенні 60/25/15% відповідно (табл. 2).

Надалі було запропоновано вдосконалену схему застосування алгоритму синтезу класифікатора на основі оптимізованої за МГУА логістичної регресії [3]. З одержаних за роботою [4] ознак відповідно до кореляції з класами було сформовано варіаційний ряд, із членів якого, послідовно (починаючи з першого) збільшуючи набір ознак формуються варіанти простору змінних для алгоритму моделювання. Застосоване вдосконалення вносить нові доцільні варіації перебору структур моделі, що

дозволило суттєво покращити якість класифікації діагностичної моделі. Серед отриманих моделей на основі метрик (точність, чутливість, специфічність) було обрано дві оптимальні (3) та (4).

$$Y = \frac{1}{1 + e^{-z}}, z = -0,316,05 + 0,00059 \cdot x_1 \cdot x_5, \quad (3)$$

де:

x_1 — коефіцієнт a_0 для моделі першого порядку для *BOLD*-сигналів з областей “*lateral part of visual network right*” та “*caudate right*”;

x_5 — коефіцієнт a_0 для моделі першого порядку для *BOLD*-сигналів з областей “*frontal pole left*” та “*central opercular cortex right*”.

$$Y = \frac{1}{1 + e^{-z}}, \quad (4)$$

$$z = -86,28 + 0,089 \cdot x_5 \cdot x_{12} + 0,00013 \cdot x_1 \cdot x_5,$$

де:

x_1 — коефіцієнт a_0 для моделі першого порядку для *BOLD*-сигналів з областей “*lateral part of visual network right*” та “*caudate right*”;

x_5 — коефіцієнт a_0 для моделі першого порядку для *BOLD*-сигналів з областей “*frontal pole left*” та “*central opercular cortex right*”;

x_{12} — коефіцієнт кореляції між сигналами з областей “*inferior frontal gyrus, pars triangularis left*” та “*vermis*”.

Результати

Серед 30 натренованих моделей, враховуючи показники чутливості та специфічності, було обрано дві найкращі: модель (3) використовує лише значення параметрів моделей, модель (4) включає параметри моделей та коефіцієнт кореляції між структурами ГМ відповідно. Метрики для моделей представлено в табл. 3 та табл. 4.

Різниця значень параметрів розрахованих для структур ГМ, що використовуються отриманими моделями, можуть використовуватися як предиктори діагностичного висновку.

Таблиця 2. Розподіл вибірки

Клас	Навчання	Валідація	Тест	Всього
Здорові ПТСР	7	3	2	12
	7	3	2	12

Таблиця 3. Метрики моделі (3)

Вибірка	f1-міра	Точність	Чутливість	Специфічність
Навчальна	1,0	1,0	1,0	1,0
Валідаційна	0,86	0,83	1,0	0,67
Тестова	0,8	0,75	1,0	0,5
Повна	0,92	0,92	1,0	0,83

Таблиця 4. Метрики моделі (4)

Вибірка	f1-міра	Точність	Чутливість	Специфічність
Навчальна	1,0	1,0	1,0	1,0
Валідаційна	0,86	0,83	1,0	0,67
Тестова	1,0	1,0	1,0	1,0
Повна	0,96	0,96	1,0	0,92

Висновки

Запропоновано технологію застосування параметрів зв'язності *BOLD*-сигналів структур мозку для диференціації здорових та пацієнтів із ПТСР. Технологія включає класорієнтовану селекцію ознак на основі критеріїв *mRMR* та міжкласової дисперсії й удосконалений алгоритм оптимізованої за *GMDH* логістичної регресії. Одержано перелік найбільш інформативних ознак ПТСР та їх предикторську форму у виг-

ляді узагальнених змінних, що можуть бути використані для формування діагностичного висновку. Одержані результати свідчать про наявність специфічного типу зв'язку між виділеними в роботі областями за рівнями збудженості (параметри a_0 моделей) і зміною цих рівнів при патології ПТСР.

Подальша робота буде спрямована на розширення бази пацієнтів, створення діагностичної системи та розширення сфери застосування запропонованої технології.

REFERENCES

1. Harnett, N. G. et al. (2021). "Prognostic neuroimaging biomarkers of trauma-related psychopathology: resting-state fMRI shortly after trauma predicts future PTSD and depression symptoms in the AURORA study". *Neuropsychopharmacology* [online], 46(7), pp. 1263–1271. DOI: 10.1038/s41386-020-00946-8.
2. Abrol, A., Hassanzadeh, R., Plis, S. and Calhoun, V. (2021). "Deep learning in resting-state fMRI". In: *2021 43rd Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine & Biology Society (EMBC)*, 1–5 November 2021, Mexico [online]. IEEE. DOI: 10.1109/embc46164.2021.9630257.
3. Hladkyi, Y., Radchenko, O., Pavlov, V., Matviichuk, O. and Horodetska, O. (2023). "A classifier of the Random Forest type based on GMDH, logistic transformation and positional voting". In: *2023 IEEE 18th International Conference on Computer Science and Information Technologies (CSIT)*, 19–21 October 2023, Lviv, Ukraine [online]. IEEE. DOI: 10.1109/csit61576.2023.10324054.
4. Matviichuk, O., Nosovets, O., Linnik, M., Davydko, O., Pavlov, V. and Nastenka, I. (2021). "Class-Oriented Features Selection Technology in Medical Images Classification Problem on the Example of Distinguishing Between Tuberculosis Sensitive and Resistant Forms". In: *2021 IEEE 16th International Conference on Computer Sciences and Information Technologies (CSIT)*, 22–25 September 2021, LVIV, Ukraine [online]. IEEE. DOI: 10.1109/csit52700.2021.9648747.
5. Zandvakili, A., Barredo, J., Swearingen, H. R., Aiken, E. M., Berlow, Y. A., Greenberg, B. D., Carpenter, L. L. and Philip, N. S. (2020). "Mapping PTSD symptoms to brain networks: a machine learning study". *Translational Psychiatry* [online]. 10(1). DOI: 10.1038/s41398-020-00879-2.
6. Sheynin, S., Wolf, L., Ben-Zion, Z., Sheynin, J., Reznik, S., Keynan, J. N., Admon, R., Shalev, A., Hendler, T. and Liberzon, I. (2021). "Deep learning model of fMRI connectivity predicts PTSD symptom trajectories in recent trauma survivors". *NeuroImage* [online]. 238, Article 118242. DOI: 10.1016/j.neuroimage.2021.118242.
7. Liu, F., Xie, B., Wang, Y., Guo, W., Fouche, J.-P., Long, Z., Wang, W., Chen, H., Li, M., Duan, X., Zhang, J., Qiu, M. and Chen, H. (2014). "Characterization of Post-traumatic Stress Disorder Using *Resting-State fMRI* with a *Multi-level Parametric Classification Approach*". *Brain Topography* [online]. 28(2), pp. 221–237. DOI: 10.1007/s10548-014-0386-2.
8. Zhang, Q., Yu, Y., Chen, W., Chen, T., Zhou, Y. and Li, H. (2016). "Outdoor experiment of flexible sandwiched graphite-PET sheets based self-snow-thawing pavement". *Cold Regions Science and Technology* [online]. 122, pp. 10–17. DOI: 10.1016/j.coldregions.2015.10.016.
9. Zhu, Z., Lei, D., Qin, K., Suo, X., Li, W., Li, L., DelBello, M. P., Sweeney, J. A. and Gong, Q. (2021). "Combining Deep Learning and Graph-Theoretic Brain Features to Detect Posttraumatic Stress Disorder at the Individual Level". *Diagnostics* [online]. 11(8), 1416. DOI: 10.3390/diagnostics11081416.
10. Yang, J. (2021). "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* [online]. 21(7), pp. 535–548. DOI: 10.22251/jlcci.2021.21.7.535.
11. Saba, T., Rehman, A., Shahzad, M. N., Latif, R., Bahaj, S. A. and Alyami, J. (2022). "Machine learning for post-traumatic stress disorder identification utilizing resting-state functional magnetic resonance imaging". *Microscopy Research and Technique* [online]. DOI: 10.1002/jemt.24065.

12. Harricharan, S., Nicholson, A.A., Thome, J., Densmore, M., McKinnon, M.C., Théberge, J., Frewen, P.A., Neufeld, R.W.J. and Lanius, R.A. (2019). "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* [online]. 57(1). DOI: 10.1111/psyp.13472.
13. Nicholson, A.A., Densmore, M., McKinnon, M.C., Neufeld, R.W.J., Frewen, P.A., Theberge, J., Jetly, R., Richardson, J.D. and Lanius, R.A. (2018). "Machine learning multivariate pattern analysis predicts classification of posttraumatic stress disorder and its dissociative subtype: a multimodal neuroimaging approach". *Psychological Medicine* [online]. 49(12), pp. 2049–2059. DOI: 10.1017/s0033291718002866.
14. Zhu, H., Yuan, M., Qiu, C., Ren, Z., Li, Y., Wang, J., Huang, X., Lui, S., Gong, Q., Zhang, W. and Zhang, Y. (2020). "Multivariate classification of earthquake survivors with post-traumatic stress disorder based on large-scale brain networks". *Acta Psychiatrica Scandinavica* [online]. 141(3), pp. 285–298. DOI: 10.1111/acps.13150.
15. Qing, Z., Zhang, X., Ye, M., Wu, S., Wang, X., Nedelska, Z., Hort, J., Zhu, B. and Zhang, B. (2019). "The Impact of Spatial Normalization Strategies on the Temporal Features of the Resting-State Functional MRI: Spatial Normalization Before rs-fMRI Features Calculation May Reduce the Reliability". *Frontiers in Neuroscience* [online]. 13. DOI: 10.3389/fnins.2019.01249.
16. Behzadi, Y., Restom, K., Liau, J. and Liu, T.T. (2007). "A component based noise correction method (CompCor) for BOLD and perfusion based fMRI". *NeuroImage* [online]. 37(1), pp. 90–101. DOI: 10.1016/j.neuroimage.2007.04.042.
17. Friston, K. J., Holmes, A. P., Poline, J.-B., Grasby, P.J., Williams, S.C.R., Frackowiak, R.S.J. and Turner, R., (1995). "Analysis of fMRI Time-Series Revisited". *NeuroImage* [online]. 2(1), pp. 45–53. DOI: 10.1006/nimg.1995.1007.
18. Giff, A., Noren, G., Magnotti, J., Lopes, A.C., Batistuzzo, M.C., Hoexter, M., Greenberg, B., Marsland, R., Miguel, E.C., Rasmussen, S. and McLaughlin, N. (2023). "Spatial normalization discrepancies between native and MNI152 brain template scans in gamma ventral capsulotomy patients". *Psychiatry Research: Neuroimaging* [online]. 329, 111595. DOI: 10.1016/j.psychresns.2023.111595.
19. Mowinckel, A. M. and Vidal-Piñeiro, D. (2020). "Visualization of Brain Statistics With R Packages ggseg and ggseg3d". *Advances in Methods and Practices in Psychological Science* [online]. 3(4), pp. 466–483. DOI: 10.1177/2515245920928009.
20. Hilger, K., Winter, N.R., Leenings, R., Sassenhagen, J., Hahn, T., Basten, U. and Fiebach, C.J. (2020). "Predicting intelligence from brain gray matter volume". *Brain Structure and Function* [online]. 225(7), PP. 2111–2129. DOI: 10.1007/s00429-020-02113-7.
21. Wu, C.Q., Cowan, F.M., Jary, S., Thoresen, M., Chakkarapani, E. and Spencer, A.P.C. (2023). "Cerebellar growth, volume and diffusivity in children cooled for neonatal encephalopathy without cerebral palsy". *Scientific Reports* [online]. 13(1). DOI: 10.1038/s41598-023-41838-3.
22. Nieto-Castanon, A. (2020). "FMRI minimal preprocessing pipeline". In: *Handbook of functional connectivity Magnetic Resonance Imaging methods in CONN* [online]. Hilbert Press. pp. 3–16. DOI: 10.56441/hilbertpress.2207.6599.
23. Morfini, F., Whitfield-Gabrieli, S. and Nieto-Castanon, A. (2023). "Functional connectivity MRI quality control procedures in CONN". *Frontiers in Neuroscience* [online]. 17. DOI: 10.3389/fnins.2023.1092125.
24. Khalaf, G. (2022). "Improving the Ordinary Least Squares Estimator by Ridge Regression". *OALib* [online]. 9 (05), pp. 1–8. DOI: 10.4236/oalib.1108738.
25. Hallquist, M.N., Hwang, K. and Luna, B. (2013). "The nuisance of nuisance regression: Spectral misspecification in a common approach to resting-state fMRI preprocessing reintroduces noise and obscures functional connectivity". *NeuroImage* [online]. 82, pp. 208–225. DOI: 10.1016/j.neuroimage.2013.05.116.
26. Nieto-Castanon, A., (2020). "FMRI denoising pipeline". In: *Handbook of functional connectivity Magnetic Resonance Imaging methods in CONN* [online]. Hilbert Press. pp. 17–25. DOI: 10.56441/hilbertpress.2207.6600.
27. Whitfield-Gabrieli, S. and Nieto-Castanon, A. (2012). "Conn: A Functional Connectivity Toolbox for Correlated and Anticorrelated Brain Networks". *Brain Connectivity* [online]. 2(3), pp. 125–141. DOI: 10.1089/brain.2012.0073.

Received 26.07.2024

E.I. Aliiev, Postgraduate Student, National Technical University of Ukraine "Igor Sikorsky Kyiv Polytechnic Institute", Beresteyskyi ave., 37, Kyiv, Ukraine, 03056, ORCID: <https://orcid.org/0000-0003-2132-9959>, e.aliiev-fbmi@lil.kpi.ua

K.S. Bovsunovska, Senior Lecturer,
National Technical University of Ukraine "Igor Sikorsky Kyiv Polytechnic Institute",
Beresteiskyi ave., 37, Kyiv, 03056, Ukraine, 03056,
ORCID: <https://orcid.org/0000-0003-0936-2246>,
period0@ukr.net

I.M. Dykan, Doctor of Medical Sciences, Chief Researcher, Institute of Nuclear Medicine
and Diagnostic Radiology of National Academy of Medical Sciences of Ukraine,
Platona Maiborody st., 32, Kyiv, Ukraine, 04050,
ORCID: <https://orcid.org/0000-0001-8544-8653>,
irinadykan@gmail.com

S.A. Mykhailenko, Student,
National Technical University of Ukraine "Igor Sikorsky Kyiv Polytechnic Institute",
Beresteiskyi ave., 37, Kyiv, Ukraine, 03056,
ORCID: <https://orcid.org/0009-0005-8045-7354>,
svetlanamykhailenko27@gmail.com

O.M. Omelchenko, PhD (Biol.),
Institute of Nuclear Medicine and Diagnostic Radiology of National Academy of Medical Sciences of Ukraine,
Platona Maiborody st., 32, Kyiv, Ukraine, 04050
ORCID: <https://orcid.org/0000-0002-0089-3166>,
ol.omelchenko@gmail.com

V.A. Pavlov, PhD (Eng.), Associate Professor,
National Technical University of Ukraine "Igor Sikorsky Kyiv Polytechnic Institute",
Beresteiskyi ave., 37, Kyiv 03056, Ukraine,
ORCID: <https://orcid.org/0000-0002-3293-5308>,
pavlov.vladimir264@gmail.com,

DETERMINING PREDICTORS FOR PATIENT DIAGNOSIS WITH PTSD USING THE PARAMETERS OF ONE-DIMENSIONAL FIRST-ORDER MODELS FOR BOLD SIGNALS FROM BRAIN STRUCTURES AND GMDH

Introduction. The use of functional magnetic resonance imaging (fMRI) allows for the assessment of processes occurring in the brain. By analyzing the examination results, it is possible to establish the parameters of connections between brain structures, and changes in the values of these parameters can be used as diagnostic conclusion predictors for PTSD-patients.

Purpose. To identify predictors for the classification of the PTSD diagnosis using the connectivity parameters of BOLD signals from brain structures.

Methods. The technology for identifying predictors of PTSD diagnosis is based on a) the formation of connectivity parameters of BOLD signals from brain structures obtained during resting-state scanning, b) the use of classifier-oriented selection based on inter-class variance and mRMR criteria to select informative features, and c) the classification of PTSD diagnosis using a logistic regression algorithm optimized by the Group Method of Data Handling.

Results. The technology proposed in this work enabled the selection of informative features and the identification of their predictive forms, resulting in the formation of classifiers for the diagnosis of PTSD with high accuracy, sensitivity, and specificity.

Conclusion. A technology for the formation, selection, and use of connectivity parameters of BOLD signals from brain structures has been proposed for differentiating healthy individuals from those who suffer with PTSD. A list of the most informative features of PTSD and their predictive forms in the form of generalized variables has been obtained, which can be used for diagnostic conclusions. The results obtained indicate the presence of a specific type of connection between the brain areas identified in the study based on levels of excitation (parameters a_0 of the models) and the alteration of these levels in the context of PTSD.

Keywords: Class-oriented feature selection, diagnostic prediction, PTSD, Group Method of Data Handling, logistic regression.