

Голобородько В.С., Лифар В.О.

МЕТОД ПОРІВНЯЛЬНОГО КЛАСТЕРНОГО АНАЛІЗУ ДЛЯ ВИЗНАЧЕННЯ ЕМОЦІЙНОГО СТАНУ ЛЮДИНИ

У статті представлено метод порівняльного кластерного аналізу для визначення емоційного стану людини на основі даних електроенцефалограм (ЕЕГ). Розпізнавання емоцій за ЕЕГ-сигналами є перспективним міждисциплінарним напрямом. Дослідження спрямоване на обробку статистичних даних електричної активності мозку з метою побудови ефективного інтерфейсу людина-машинна за допомогою ментального керування.

Новизна підходу полягає у класифікації емоційних за двома категоріями — прийняття (радість, згода) та заперечення (смуток, відмова). Запропонована методика включає нормалізацію ЕЕГ сигналів, виділення ознак, побудову сигнатур кластерів та оцінку ймовірності належності нових записів ЕЕГ до кожної з категорій.

Для експериментального дослідження було використано 24-канальний електроенцефалограф. На основі усереднених характеристик побудовано сигнатури емоційних кластерів, що відображають типові патерни мозкової активності.

Отримані результати засвідчили ефективність розробленого методу порівняльного кластерного аналізу. Встановлено, що точність класифікації суттєво залежить від вибору тимчасового вікна аналізу. Запропоновані методи обробки електроенцефалограм можуть бути інтегровані в системи штучного інтелекту для розв'язання задач класифікації емоційних станів та побудови адаптивних нейроінтерфейсів нового покоління.

Ключові слова: електроенцефалограма, кластерний аналіз, штучний інтелект, нейронна мережа, емоційний стан, кластеризація.

Вступ. Електроенцефалограма містить зашифровану інформацію про мозкову активність людини, яка відображає реакції на зовнішні подразники. Аналіз цих даних ускладнений через складність фізичних явищ та їх взаємозв'язок. Однак існують підстави вважати, що інтелектуальний аналіз множин енцефалограм здатен виявити закономірності між електромагнітною активністю мозку та зовнішніми факторами.

Розпізнавання емоційних станів на основі електроенцефалограм за допомогою машинного навчання є новим міждисциплінарним напрямом, що поєднує методи штучного інтелекту, медицини та психології. Це сприяє розвитку ментальних інтерфейсів користувача для взаємодії людини з інформаційними системами [1, 2].

Гіпотеза полягає в тому, що електроенцефалограма містить унікальні нейрофізіологічні характеристики людини. Для підтвердження цього припущення застосовується кластерний аналіз багатовимірних даних, який дозволяє не лише класифікувати ритми мозкової активності, а й виявляти взаємозв'язки між емоційними станами випробуваного та типовими патернами електромагнітної реакції мозку [3,4,5].

Аналіз питання та постановка завдання.

Експеримент проводився з використанням 24-канального електроенцефалографа із залученням двох випробуваних чоловічого полу. Записи здійснювались у стані спокою, без рухової активності та зовнішніх шумових подразників. Для кожного учасника було записано по 60 енцефалограм тривалістю 4 секунди. Учасники сиділи на стільці перед екраном ноутбука. Кожен окремих запис фіксував реакцію на одну окрему емоцію, викликану демонстрацією окремої фотографії. Приклад даних, що отримувалися багатоканальним електроенцефалографом та підлягали подальшій обробці, проілюстровано на рисунку 1.

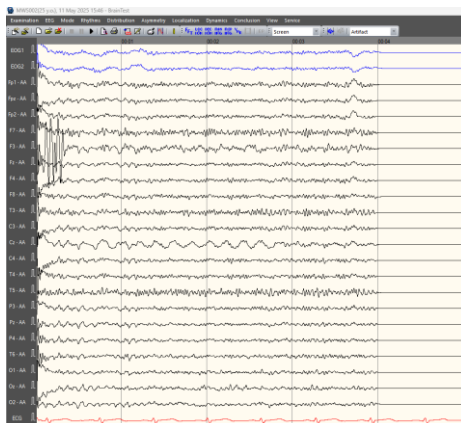


Рисунок 1 - Дані електроенцефалограм

Для стимуляції емоцій використовувалися зображення, яких випробувані раніше не бачили. Позитивні емоції викликалися зображеннями природи, моря, тварин; негативні - фотографіями, що демонстрували наслідки війни або людськими травмами. Отримані дані було поділено на 2 кластери: позитивних і негативних емоцій - по

20 записів кожен, а також 20 контрольних міксованих електроенцефалограм якому подання зображень здійснювалося в довільному порядку.

Аналіз даних здійснювався на основі таблиць амплітуд електричної активності мозку в часовій динаміці згідно зі стандартною схемою відведень. На рисунку 2 продемонстровано отримані дані з таблиці амплітуд.

Time, m:s.ms	EOG1	EOG2	Fp1 - AA	Fpz - AA	Fp2 - AA
00:00:000	58.16	-8.11	200.87	-161.14	156.98
00:00:001	24.19	-18.63	212.93	-178.22	164.89
00:00:002	-12.40	-31.22	223.18	-194.44	170.38
00:00:003	-50.52	-45.56	231.09	-208.98	173.00
00:00:004	-88.58	-61.31	236.25	-221.31	172.53
00:00:005	-125.16	-77.86	238.19	-230.82	168.71
00:00:006	-158.93	-94.74	236.72	-236.92	161.47
00:00:007	-188.68	-111.29	231.49	-239.33	150.89
00:00:008	-213.27	-127.03	222.51	-237.65	137.15
00:00:009	-231.82	-141.24	209.78	-231.89	120.54
00:00:010	-243.75	-153.43	193.50	-222.04	101.37
00:00:011	-248.71	-163.15	173.87	-208.17	80.27
00:00:012	-246.56	-169.98	151.36	-190.75	57.69
00:00:013	-237.72	-173.67	126.43	-170.05	34.24
00:00:014	-222.51	-174.00	99.63	-146.80	10.72
00:00:015	-201.81	-171.05	71.76	-121.61	-12.33
00:00:016	-176.62	-164.82	43.35	-95.21	-34.37
00:00:017	-148.01	-155.58	15.21	-68.27	-54.67
00:00:018	-117.25	-143.72	-11.99	-41.74	-72.83
00:00:019	-85.63	-129.65	-37.65	-16.15	-88.44
00:00:020	-54.41	-113.84	-61.11	7.64	-101.17
00:00:021	-24.79	-96.95	-82.01	29.15	-110.89
00:00:022	2.01	-79.60	-99.76	47.91	-117.45
00:00:023	25.33	-62.38	-114.30	63.58	-121.00
00:00:024	44.29	-45.90	-125.36	75.85	-121.67
00:00:025	58.49	-30.55	-132.93	84.69	-119.73
00:00:026	67.67	-17.02	-137.15	90.12	-115.51
00:00:027	71.76	-5.43	-138.22	92.33	-109.55
00:00:028	71.16	3.69	-136.55	91.66	-102.18
00:00:029	66.13	10.45	-132.39	88.51	-93.94
00:00:030	57.42	14.67	-126.36	83.28	-85.36
00:00:031	45.76	16.55	-118.93	76.58	-76.85
00:00:032	31.89	16.15	-110.69	68.88	-68.81
00:00:033	16.82	13.80	-101.98	60.70	-61.71
00:00:034	1.41	9.85	-93.47	52.53	-55.68
00:00:035	-13.47	4.69	-85.49	44.89	-50.99
00:00:036	-27.20	-1.21	-78.46	38.12	-47.77
00:00:037	-39.13	-7.50	-72.70	32.56	-46.03

Рисунок 2 - Таблиця амплітуд

Припускалося, що усереднені параметри електроенцефалограм, згруповані в кластери, містять індивідуально зашифровану інформацію, яка може бути використана для точної класифікації емоційних станів та ідентифікації особи на основі її мозкової активності [6,7,8,9].

Було обчислено середня значення амплітуди для кожного кластеру за кожним каналом відведення, під час обчислень використовувались такі параметри як початок запису та кінець. На рисунку 3 приведені формули розрахунку сигнатур кластерів та отримані результати. Де ANCV- це отримана сигнатура кластеру негативних емоцій, APCV- негативних.

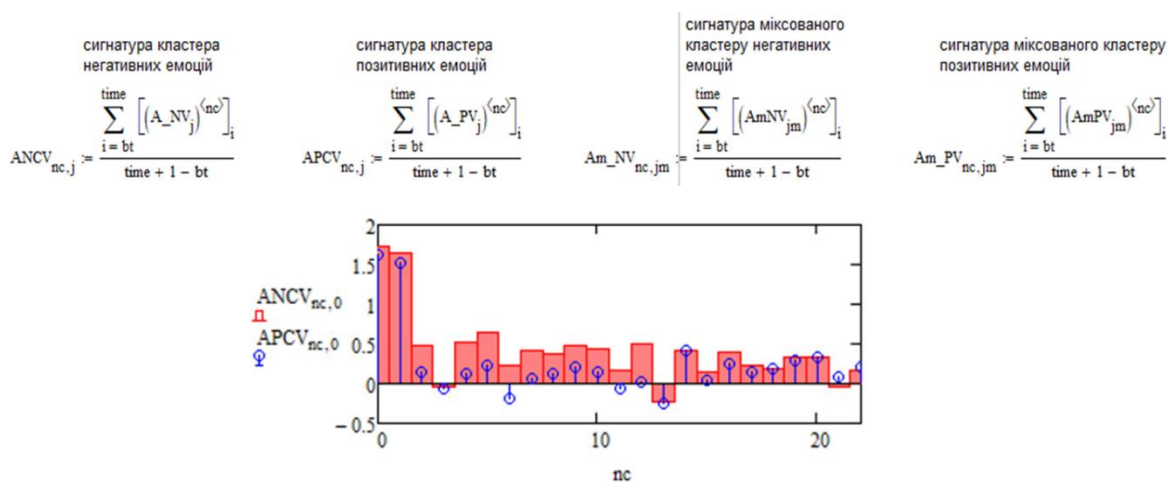


Рисунок 3 – Формули для обчислення сигнатур емоційних кластерів

На рисунку 4 зліва зображена отримана сигнатура кластеру негативних емоцій з права позитивних, з відображеними точками максимуму та мінімуму для кожного каналу відведення, де червоні точки це точки мінімуму, а сині це точки максимуму

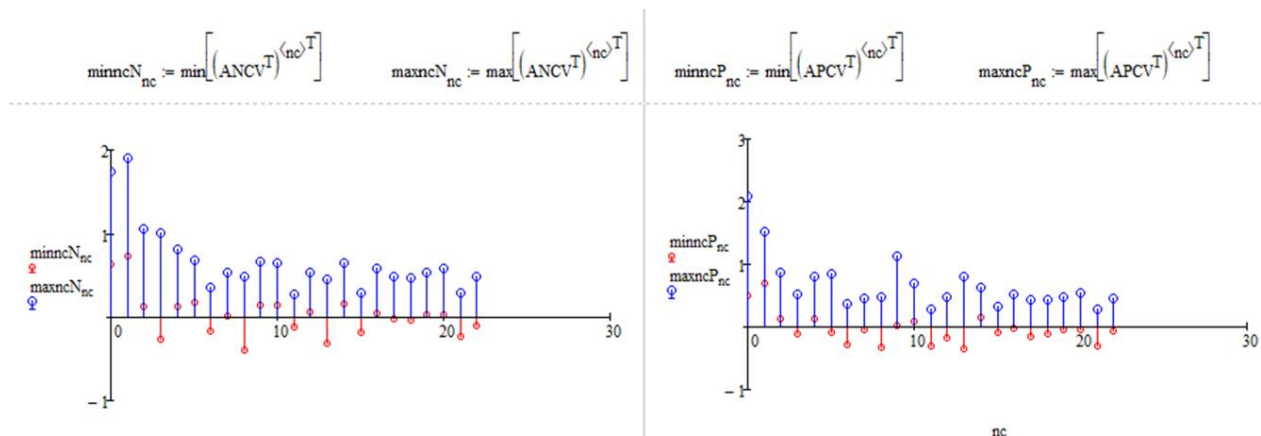


Рисунок 4 – Мінімальні та максимальні значення сигнатур негативних та позитивних емоційних кластерів

Після побудови сигнатур кожного з кластерів - позитивного та негативного було реалізовано процедуру порівняльного кластерного аналізу, метою якого є визначення ступеня належності кожної нової електроенцефалографічної карти до одного з кластерів. Для цього обчислювалась евклідова відстань між вектором ознак досліджуваної карти амплітуд EEG по всіх каналах відведення та кожним із усереднених векторів еталонних карт відповідного кластеру.

Всі значення відстаней сортувались у порядку зростання, а далі аналізувалась кількість найменших значень, які відповідали негативному або позитивному кластеру. Таким чином визначалось ймовірність віднесення карти до певного емоційного стану. На основі цих відсортованих даних будуються гістограми різниць кластера та контрольної електроенцефалограми які відображають, до якого з кластерів кожна карта має ближчу схожість. Гістограми демонструють, наскільки тестові карти тяжіють до одного з кластерів. Червоні стовпчики на графіку, що мають від'ємне значення, означають перевагу негативного кластеру, а додатні - позитивного.

На прикладі карти №9 із міксованого контрольного кластеру на рисунку 5 видно, що 15 із 20 значень по кожному каналу ближчі до негативного кластеру. Це свідчить про 75% імовірність належності цієї карти до негативного емоційного стану. Подібним чином, було проаналізовано кожену карту з міксованого набору.

nr := 9

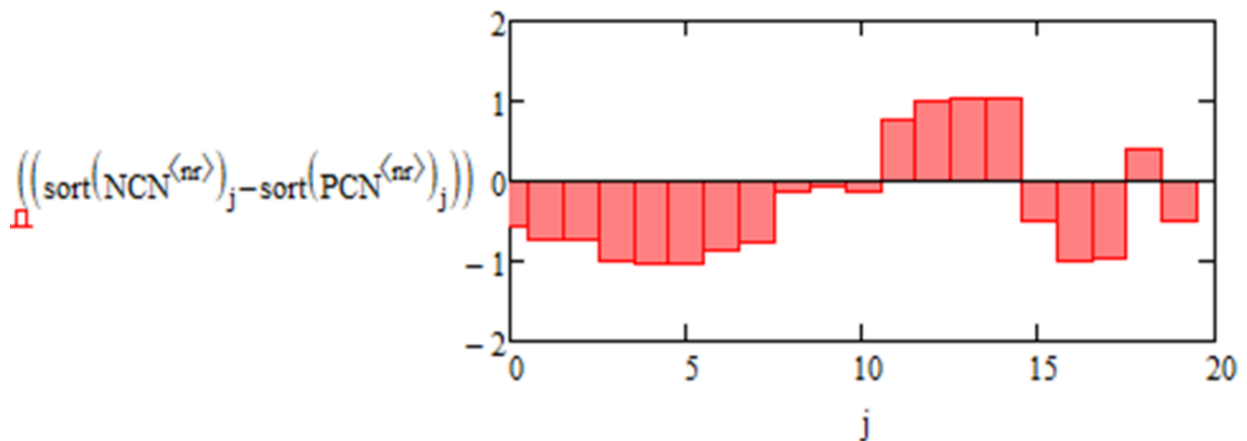


Рисунок 5 – Гістограма різницю відстаней для для карти №9

Для кожної карти з міксованого кластеру було розраховано відсоток вгадування, тобто збіг між очікуваною кластерною належністю до кожного емоційного стану та фактичними результатами кластерного аналізу. На рисунку 6 була побудована таблиця для позитивного та негативного кластеру.

	0		0
0	0.35	0	0.65
1	0.8	1	0.55
2	0.5	2	0.55
3	0.5	3	0.85
4	0.8	4	0.55
5	0.2	5	0.3
6	0.2	6	0.3
7	0.35	7	0.65
8	1	8	0.7
9	0.75	9	0.8

Рисунок 6 - Результат класифікації контрольних електроенцефолограм

Де таблиця prN – негативний кластер в якому перевіряються на точність ідентифікації негативні електроенцефалограми з міксового кластеру, та таблиця prP -позитивний кластер де аналогічно перевіряються позитивні електроенцефалограми з міксового кластеру позитивних емоцій. Було досягнуто наступні результати:

- 6 з 10 карт негативного емоційного стану були правильно класифіковані як негативні.
- 8 з 10 карт позитивного емоційного стану - як позитивні.

Не всі карти класифікувались вірно. Імовірні причини такої поведінки:

- Шум на початку запису: у декількох випадках було помічено, що відрізок сигналу на старті містить перехідний процес, який не відображає стабільної емоційної відповіді.
- Індивідуальні відмінності: деякі учасники могли мати неочікувану реакцію на позитивні стимули.
- Інерція попередньої емоції: перехід між емоціями у змішаних наборах не завжди був достатньо чітким.

З метою покращення точності, була зроблена спроба зменшити початковий інтервал сигналу, змістивши обрізання з 0,03 с до 0,01 с. Виявилось, що навіть незначна зміна початкової межі аналізу може кардинально вплинути на результат класифікації. Такі результати підтверджують важливість вибору релевантного тимчасового вікна, в якому фіксується стабільна нейронна відповідь на емоційний стимул.

На рисунку 7 зображено результат кластерного аналізу електроенцефалографічної сигнатури одного з записів, що належав до негативного емоційного стану де картка повністю співпала з негативним кластером за усіма каналами відведення.

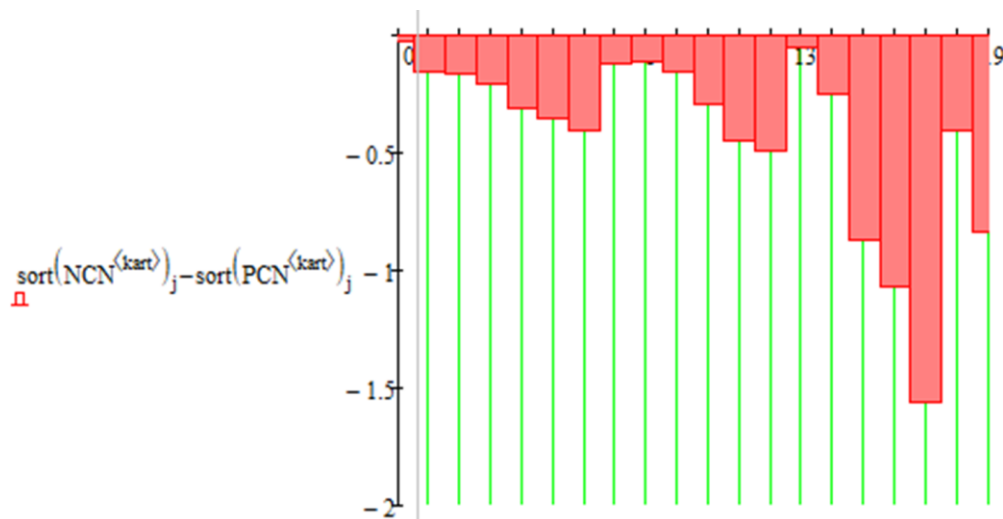


Рисунок 7 - Результат кластерного аналізу

Висновки. Представлена методика кластерного аналізу електроенцефолограм дозволяє з достатньою ефективною класифікувати емоційний стан людини. Отримані результати показали середню точність класифікації близько 70%, що свідчить про високу інформативність параметрів електроенцефолограм при визначенні емоційного стану. Метод демонструє потенціал як основу для побудови адаптивних ментальних інтерфейсів.

Лірепарыпа

1. Dunne, R., Morris, T., & Harper, S. (2021). A survey of ambient intelligence. *ACM Computing Surveys*, 54 (4), 1–27. <https://doi.org/10.1145/3447242>.
2. Li, X., Zhang, Y., Tiwari, P., Song, D., Hu, B., Yang, M. & Marttinen, P. (2022). EEG based emotion recognition: A tutorial and review. *ACM Computing Surveys*, 55 (4), 1-57.
3. Alarcão, S.M., & Fonseca, M.J. (2019). Emotions recognition using EEG signals: A survey. *IEEE Transactions on Affective Computing*, 10(3), 374-393. <https://doi.org/10.1109/TAFFC.2017.2714671>.
4. Halim, N., Fuad, N., Marwan, M., & Nasir, E. (2022). Emotion state recognition using band power of EEG signals. In *Proceedings of the 6th international conference on electrical, control and computer engineering: InECCE2021* (pp. 939-950). Singapore: Springer. https://doi.org/10.1007/978-981-16-8690-0_82.
5. Lotte, F., Bougrain, L., Cichocki, A., Clerc, M., Congedo, M., Rakotomamonjy, A., & Yger, F. (2018). A review of classification algorithms for EEG-based brain–computer interfaces: A 10 Year update. *Journal of Neural Engineering*, 15 (3), 031005. <https://doi.org/10.1088/1741-2552/aab2f2>.
6. Bouallegue G., & Djemal R. EEG person identification using facenet, LSTM-RNN and SVM // 2020 17th International Multi-Conference on Systems, Signals & Devices (SSD), c. 22–28.
7. Kumar, P., Saini, R., Kaur, B., Roy, P.P., & Scheme, E. (2019). Fusion of neuro-signals and dynamic signatures for person authentication. *Sensors*, 19(21), article number 4641. <https://doi.org/10.3390/s19214641>.
8. Li, W., Zhang, Z., & Song, A. (2021). EEG-based emotion recognition: An Odyssey from methodology to philosophy. *Measurement*, 172, article number 108747. <https://doi.org/10.1016/j.measurement.2020.108747>.
9. Saini, R., Kaur, B., & Arora, P. (2018). Don't just sign, use brain too: A novel multimodal approach for user identification and verification. *Information Sciences*, 430-431, 163-178. <https://doi.org/10.1016/j.ins.2017.11.045>

References

1. Dunne, R., Morris, T., & Harper, S. (2021). A survey of ambient intelligence. *ACM Computing Surveys*, 54 (4), 1–27. <https://doi.org/10.1145/3447242>.
2. Li, X., Zhang, Y., Tiwari, P., Song, D., Hu, B., Yang, M. & Marttinen, P. (2022). EEG based emotion recognition: A tutorial and review. *ACM Computing Surveys*, 55 (4), 1-57.
3. Alarcão, S.M., & Fonseca, M.J. (2019). Emotions recognition using EEG signals: A survey. *IEEE Transactions on Affective Computing*, 10(3), 374-393. <https://doi.org/10.1109/TAFFC.2017.2714671>.
4. Halim, N., Fuad, N., Marwan, M., & Nasir, E. (2022). Emotion state recognition using band power of EEG signals. In *Proceedings of the 6th international conference on electrical, control and computer engineering: InECCE2021* (pp. 939-950). Singapore: Springer. https://doi.org/10.1007/978-981-16-8690-0_82.
5. Lotte, F., Bougrain, L., Cichocki, A., Clerc, M., Congedo, M., Rakotomamonjy, A., & Yger, F. (2018). A review of classification algorithms for EEG-based brain–computer interfaces: A 10 Year update. *Journal of Neural Engineering*, 15 (3), 031005. <https://doi.org/10.1088/1741-2552/aab2f2>.
6. Bouallegue G., & Djemal R. EEG person identification using facenet, LSTM-RNN and SVM // 2020 17th International Multi-Conference on Systems, Signals & Devices (SSD), c. 22–28.
7. Kumar, P., Saini, R., Kaur, B., Roy, P.P., & Scheme, E. (2019). Fusion of neuro-signals and dynamic signatures for person authentication. *Sensors*, 19(21), article number 4641. <https://doi.org/10.3390/s19214641>.
8. Li, W., Zhang, Z., & Song, A. (2021). EEG-based emotion recognition: An Odyssey from methodology to philosophy. *Measurement*, 172, article number 108747. <https://doi.org/10.1016/j.measurement.2020.108747>.
9. Saini, R., Kaur, B., & Arora, P. (2018). Don't just sign, use brain too: A novel multimodal approach for user identification and verification. *Information Sciences*, 430-431, 163-178. <https://doi.org/10.1016/j.ins.2017.11.045>

The article presents a method of comparative cluster analysis for determining a person's emotional state based on electroencephalogram (EEG) data. Emotion recognition using EEG signals is a promising interdisciplinary field. The research focuses on processing statistical data of brain electrical activity to develop an efficient human-machine interface through mental control.

The novelty of the approach lies in the classification of emotions into two categories — acceptance (joy, agreement) and rejection (sadness, refusal). The proposed method includes normalization of EEG signals, feature extraction, cluster signature construction, and estimation of the probability of new EEG recordings belonging to each category.

A 24-channel electroencephalograph was used for the experimental study. Based on the averaged characteristics, emotional cluster signatures were constructed to reflect typical brain activity patterns.

The obtained results demonstrated the effectiveness of the developed comparative cluster analysis method. It was found that classification accuracy significantly depends on the choice of the time window for analysis. The proposed EEG signal processing methods can be integrated into artificial intelligence systems to solve emotional state classification tasks and to develop next-generation adaptive neurointerfaces.

Keywords: *electroencephalogram, cluster analysis, artificial intelligence, neural network, emotional state, clustering.*

Голобородько В.С. - аспірант кафедри інформаційних технологій та програмування, Східноукраїнський національний університет імені Володимира Даля,

Лифар В.О. - професор кафедри інформаційних технологій та програмування, Східноукраїнський національний університет імені Володимира Даля

Стаття надійшла до редакції: 08.09.2025 р.

Стаття прийнята до друку: 02.10.2025 р.

Стаття опублікована: 09.12.2025 р.