

гематологічних індексів, а саме співвідношення нейтрофілів до лімфоцитів ( $NLR > 5,57$ ), системний імунозапальний індекс ( $SII > 1914$ ). Ризик несприятливого результату (смертність, порівняно з можливістю одужання при тяжкому перебігу) був пов'язаний з  $NLR$  (співвідношення шансів 1,77).

Таким чином, отримані результати дозволять підвищити ефективність діагностики та розробити критерії прогнозування протікання захворювання, що дасть можливість забезпечити адекватну терапію та збереження в подальшому здоров'я та життя хворих.

#### Список літератури

1. WHO. WHO Coronavirus (COVID-19) Dashboard. 29 October 2023. <https://covid19.who.int/>
2. Khunti K., Singh A.K., Pareek M., et al. Is ethnicity linked to incidence or outcomes of COVID-19? *BMJ*. 2020. 369.m1548.
3. Parohan M., Yaghoubi S., Seraji A., et al. Risk factors for mortality in patients with Coronavirus disease 2019 (COVID-19) infection: a systematic review and meta-analysis of observational studies. *Aging Male*. 2020. No 23.1416–1424.
4. Richardson S., Hirsch J. S., Narasimhan M., et al. Presenting characteristics, comorbidities, and outcomes among 5700 patients hospitalized with COVID-19 in the New York City area. *JAMA*. 2020. 323. 2052–2059.
5. Wenham C., Smith J., Morgan R., et al. COVID-19: the gendered impacts of the outbreak. *Lancet*. 2020. 395. 846–848.
6. Williamson E. J., Walker A. J., Bhaskaran K., et al. Factors associated with COVID-19-related death using OpenSAFELY. *Nature*. 2020. 584. 430–436.
7. Ray J. G., Schull M. J., Vermeulen M. J., et al. Association between ABO and Rh blood groups and SARS-CoV-2 infection or severe COVID-19 illness: a population-based cohort study. *Ann Intern Med*. 2021. 174. 308–315.
8. Barnkob M. B., Pottgard A., Stovring H., et al. Reduced prevalence of SARS-CoV-2 infection in ABO blood group O. *Blood Adv*. 2020. 4. 4990–4993.

## ПРО ДЕЯКІ МЕТОДИ ВИЗНАЧЕННЯ ІНДИВІДУАЛЬНОЇ АЛЬФА-ЧАСТОТИ

*Польський Ігор Олексійович*

*Київський національний університет імені Тараса Шевченка, ipolsky@knu*

Альфа-ритм є важливим біологічним маркером, пов'язаним із зоровим аналізатором, пам'яттю, увагою та стресом. Альфа-ритм має ряд параметрів та характеристик, що мають застосування як в діагностичних методах, так і в зборі даних щодо інших характеристик мозкової активності. Через це точні методи визначення характеристик альфа-ритму є об'єктом активних досліджень. Важливою характеристикою альфа-ритму є індивідуальна, або пікова, альфа-частота.

Індивідуальна альфа-частота - частота в альфа-ритмі, що має найбільшу потужність. Індивідуальна альфа-частота пов'язана з увагою, сприйняттям, пам'яттю, інтелектуальною діяльністю, стресом, захворюваннями мозку, в тому числі нейродегенеративними, тощо.

На даний момент існує багато способів визначення індивідуальної альфа-частоти. Дослідницькі групи періодично знаходять та застосовують нові методи, що по різному вирішують проблеми, які постають при визначенні індивідуальної альфа-частоти.

Метою роботи є проведення огляду наявних методів визначенні індивідуальної альфа-частоти, визначення проблем, з якими вони стикаються, розповсюджених технік, типових та нетипових підходів та пошук напрямку подальших досліджень. Пошук альфа-частоти означає пошук піку в діапазоні 8-13 Гц. Звичайні методи визначення індивідуальної альфа-частоти, основані на вейвлет-аналізі та перетворенні Фур'є, є неточними, потребують достатньо потужного піку та при наявності виражених вторинних піків схильні плутати їх з індивідуальною альфа-частотою [1]. Одним з

методів визначення пікової альфа-частоти є аналіз “центру маси”. Він спирається на розрахунок зваженого середнього значення потужності хвиль в рамках альфа-діапазону. Даний метод має більшу точність, ніж наївний аналіз, але залежить від індивідуальних характеристик мозкової активності. Визначення цих характеристик є нетривіальним завданням, що потребує функціональних тестів та не завжди є ефективним.

Лоддер та ван Путтен у 2011 запропонували алгоритм на основі апроксимації кривих [2]. У алгоритмі використовується метод Уелча з вікном у дві секунди та логарифмічне перетворення на отриманій спектрограмі. Отриманий логарифмічний спектр використовується для апроксимації за методом Левенберга. Оскільки альфа-ритм часто має вторинний пік, алгоритм шукає два піки, після чого похибка коригується градієнтним зсувом. Аналіз проводиться для кожної п’ятисекундної епохи в записі. Кореляція між епохами застосовується для оцінки точності аналізу.

Коркоран та Алдей [1] у 2018 запропонували метод, що спирається на перетворення Фур’є. Спочатку вони розраховують розподіл потужностей залежно від частоти на основі результатів аналізу Фур’є. Отриманий розподіл згладжується за допомогою фільтра Савицького-Голея. Для отриманих за допомогою фільтра Савицького-Голея даних розраховується перша та друга похідні, які досліджуються на предмет піків в альфа-діапазоні. На основі цих даних розраховується індивідуалізоване вікно альфа-частоти, для якого проводиться аналіз за методом центру мас.

У 2023 Тернер та команда [3] використали для розрахунку індивідуальної альфа-частоти метод, заснований на алгоритмі FOOF, розробленому Донохью в 2020 [4]. Цей алгоритм працює на спектрограмі та розкладає сигнал на аперіодичні та періодичні компоненти. З результатів FOOF була отримана пікова альфа-частота, після чого зі спектрограми була реконструйована її амплітуда та потужність.

У 2024 Івама та Ушиба [5] запропонували метод на основі баєсовської оцінки. У цьому підході робиться припущення, що варіації індивідуальної альфа-частоти в оброблюваних зразках розподілені нормально. Параметри індивідуальної альфа-частоти для кожного часового проміжку оцінюються за методом послідовної баєсовської оцінки з результатами минулого проміжку як вхідними даними. Послідовні повторення аналізу призводять до того, що результат сходиться до справжнього значення.

Гросселін, Еттал та Чавес [6] запропонували алгоритм пошуку індивідуальної альфа-частоти в реальному часі. Спектрограма піддається логарифмічному перетворенню та згладжується, доки не буде отримано стабільну модель тенденції  $1/f$ , де  $f$  - частота. На основі цих даних за допомогою лінійної регресії отримується фонові тенденція, що видаляється з логарифмічної спектрограми. На альфа-діапазоні отриманої очищеної спектрограми знаходять локальні максимуми, що дають піки-кандидати. Якщо кандидат один, він і є індивідуальною альфа-частотою. Якщо кандидатів декілька, вони фільтруються різними методами, доки не залишиться один.

Всі розглянуті методи оперують спектрограмами, отриманими за допомогою варіантів перетворення Фур’є з ковзаючим вікном, та оперують даними з проміжків в декілька секунд. Для підвищення точності деякі методи порівнюють результати аналізу з багатьох епох. Всі ці методи так чи інакше борються з зашумленістю сигналу. Більш старі методи застосовують згладжування, в той час як метод Гросселіна та алгоритм FOOF спираються на пошук фонові активності та виключення її з спектрограми. На основі обробленої спектрограми у всіх згаданих методах проводиться пошук піків. Засоби пошуку піків включають аналіз похідної, лінійну регресію та підгонку поліноміальної кривої. Похибка зазвичай оцінюється методом найменших квадратів.

Проблема розпізнавання індивідуальної альфа-частоти серед декількох піків схожих розмірів все ще не є цілком вирішеною. Застосування інформації з різних епох вимірів дає можливість більш надійно відрізнити шуканий пік, але на даний момент всі методи вразливі до ситуації, де наявні декілька дуже схожих піків. Таким чином,

можливими напрямками досліджень є оцінка ефективності інших методів обробки спектрограми, видалення шумів та визначення коректного піку в складних умовах. Також перспективним є пошук принципово нових методів. Оскільки всі описані методи розглядають пошук індивідуальної альфа-частоти як задачу знаходження піку, невідомою є ефективність складніших моделей, що враховують нейрофізіологічну природу альфа-ритму. Можливим напрямком також є застосування нейронних мереж, наприклад, LSTM (Long-Short Term Memory). Вони здатні визначати складні залежності в комплексних сигналах, що може призвести до отримання корисної інформації з даних, які сучасні методи відкидають як шум.

#### *Список літератури*

1. Corcoran, A. W., Alday, P. M., Schlesewsky, M., & Bornkessel-Schlesewsky, I. (2018). Toward a reliable, automated method of individual alpha frequency (IAF) quantification. *Psychophysiology*, 55(7), e13064. doi:10.1111/psyp.13064
2. Lodder, S. S., & van Putten, M. J. A. M. (2011). Automated EEG analysis: Characterizing the posterior dominant rhythm. *Journal of Neuroscience Methods*, 200(1), 86–93. doi:10.1016/j.jneumeth.2011.06.008
3. Turner, C., Baylan, S., Bracco, M., Cruz, G., Hanzal, S., Keime, M., Kuye, I., McNeill, D., Ng, Z., van der Plas, M., Ruzzoli, M., Thut, G., Trajkovic, J., Veniero, D., Wale, S. P., Whear, S., & Learmonth, G. (2023). Developmental changes in individual alpha frequency: Recording EEG data during public engagement events. *Imaging Neuroscience*; 1, 1–14.
4. Donoghue, T., Haller, M., Peterson, E. J., Varma, P., Sebastian, P., Gao, R., & Voytek, B. (2020). Parameterizing neural power spectra into periodic and aperiodic components. *Nature Neuroscience*, 23(12), 1655–1665. doi:10.1038/s41593-020-00744-x
5. Iwama, S., & Ushiba, J. (2024). Rapid-IAF: Rapid Identification of Individual Alpha Frequency in EEG Data Using Sequential Bayesian Estimation". *IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering*, vol. 32, pp. 915-922. doi: 10.1109/TNSRE.2024.3365197.
6. Grosseclin, F., Attal, Y., & Chavez, M. (2018). A Robust Method for the Individual Alpha Frequency Detection in EEG. *Proc. 6th International Congress on Neurotechnology, Electronics and Informatics*, vol. 1, pp. 35-40. Doi:10.5220/0006895700350040

## **АНАЛІЗ ЕФЕКТИВНОСТІ КОНТАКТНОЇ ЦИФРОВОЇ ТЕРМОГРАФІЇ У ВИЯВЛЕННІ ТЕПЛОВИХ АНОМАЛІЙ ГРУДНОЇ ЗАЛОЗИ**

*Романюк Альона Павлівна, Максимюк Дар'я Романівна*

*Кандидат біологічних наук, доцент кафедри анатомії людини Волинського національного університету імені Лесі Українки, romanuik.alona@vni.edu.ua,*

*Здобувачка освіти 1 курсу медичного факультету Волинського національного університету імені Лесі Українки, maksymiuk.daria2024@vni.edu.ua*

Контактна цифрова термографія є одним із найсучасніших методів діагностики, що дозволяє виявляти теплові аномалії в організмі людини. Цей метод базується на реєстрації та аналізі теплових випромінювань, що виникають внаслідок біохімічних процесів у клітинах та тканинах. Виявлення теплових аномалій є критично важливим для ранньої діагностики різноманітних патологічних станів, таких як запальні процеси, пухлини та інші захворювання, що супроводжуються змінами температурного режиму.

Сучасні дослідження [1, 2, 3, 4] підтверджують високу ефективність контактної цифрової термографії у виявленні теплових аномалій грудної залози. Зокрема, цей метод дозволяє виявляти патології на ранніх стадіях, коли клінічні симптоми ще не проявилися, що значно підвищує шанси на успішне лікування [4]. Крім того, термографія є неінвазивним, безпечним та швидким методом діагностики, що робить її привабливою для широкого застосування в медичній практиці [1, 4]. Актуальність дослідження ефективності контактної цифрової термографії у виявленні теплових аномалій грудної залози обумовлена її високою ранньою діагностичною цінністю та безпекою.

Обстеження проводилося на базі навчально-наукової лабораторії «Інтерактивні технології навчання анатомії людини» у рамках науково-дослідної теми «Скринінгове