

УДК 004.93:612.744:616-07

Т.В. ЖЕМЧУЖКІНА

ПОРІВНЯЛЬНИЙ АНАЛІЗ ТОЧНОСТІ КЛАСИФІКАЦІЇ ЕЛЕКТРОМІОГРАФІЧНИХ СИГНАЛІВ ЗА ОЗНАКАМИ ГРАФІКА РІЗНИЦЬ ДРУГОГО ПОРЯДКУ ДЛЯ ДИФЕРЕНЦІЮВАННЯ ТИПІВ БОЛЮ В ПОПЕРЕКУ

Kharkiv National University of Radio Electronics, Kharkiv, Ukraine, tatyana.zhemchuzhkina@nure.ua

Анотація. Біль у попереку є основною причиною інвалідності. З патофізіологічної точки зору розрізняють функціональний і дисфункціональний типи болю. Функціональний біль має визначену органічну причину у вигляді прямого пошкодження тканин і активації периферичних больових рецепторів або пошкодження, яке впливає на соматосенсорну систему. Дисфункціональний біль формується внаслідок нейродинамічних порушень в центральній нервовій системі. Як правило, при обстеженні пацієнтів з дисфункціональним болем не вдається виявити органічні захворювання, які могли б пояснити виникнення больового синдрому. Дана робота присвячена вивченню можливостей класифікаційних методів диференціації функціонального та дисфункціонального болю за показниками графіка різниць другого порядку електроміографічного сигналу. Електроміографічні сигнали мають надзвичайно складні характеристики, що нагадують хаотичні процеси в природі. Графік різниць другого порядку дає змогу аналізувати ступінь варіабельності або хаотичності в наборі електроміографічних даних.

Ключові слова: біль у попереку, графік різниць другого порядку, електроміографія, класифікаційний ансамбль, класифікація, метод k -найближчих сусідів, нейронна мережа, теорія хаосу.

Abstract. Low back pain is the main cause of disability. From the pathophysiological point of view, there are functional and dysfunctional types of pain. Functional pain has a specific organic cause in the form of direct tissue damage and activation of peripheral pain receptors or damage that affects the somatosensory system. Dysfunctional pain is formed as a result of neurodynamic disorders in the central nervous system. As a rule, when examining patients with dysfunctional pain, it is not possible to identify organic diseases that could explain the occurrence of the pain syndrome. This work is devoted to studying the possibilities of classification methods for differentiating functional and dysfunctional pain based on the second-order difference plot of the electromyographic signal. Electromyographic signals have extremely complex characteristics that resemble chaotic processes in nature. The second-order difference plot allows to analyze the degree of variability or chaos in a set of electromyographic data.

Keywords: chaos theory, classification, classification ensemble, electromyography, k -nearest neighbors, low back pain, neural network, second order difference plot.

DOI: 10.31649/1681-7893-2025-49-1-217-226

ВСТУП

Біль у попереку часто називають такими термінами, як люмбаго або люмбалгія. Люмбаго – це напад гострого болю в попереку, який зазвичай пов'язаний з переохолодженням та фізичним навантаженням. Люмбаго зустрічається у багатьох людей і часто є причиною тимчасової непрацездатності. Часто причиною люмбаго можуть бути спортивні травми або розтягнення зв'язок, але іноді фактор, що провокує виникнення болю, залишається невідомим. Біль у попереку може з'являтися гостро і поступово прогресувати протягом дня. Також можливо викривлення хребта (анталгічний сколіоз) в результаті м'язового спазму. Сам біль може бути зумовлений м'язовим спазмом, який, у свою чергу, пов'язаний з іншими причинами.

Це може бути перенапруження або розтягнення зв'язок, спортивні травми, грижа міжхребцевого диска, спондилоартроз (спондильоз), захворювання нирок (інфекція або камені в нирках). Іноді пацієнт точно визначає причинно-наслідковий зв'язок між появою нездужання та стресом, переохолодженням, але часто біль з'являється без очевидних причин. Іноді біль у попереку може виникати навіть після чхання, нахилу або взування взуття. Цьому можуть сприяти деформуючі захворювання хребта, такі як сколіоз.

На відміну від люмбаго, термін люмбалгія позначає біль, який не є гострим, а підгострим або хронічним. Як правило, біль при люмбалгії з'являється поступово протягом кількох днів. Біль також може виникати вранці та зменшуватися при фізичній активності. Люмбалгія характеризується посиленням болю під час тривалих статичних навантажень (сидіння, незручне положення тіла). Також для люмбалгії характерно те, що біль зменшується в положенні лежачи на спині в певній позі. Пацієнтам з люмбалгією важко виконувати звичайні дії, такі як прання або взування, через м'язовий спазм. Через захворювання спостерігається зменшення діапазону рухів тіла (нахили вперед або, меншою мірою, нахили вбік чи розгинання). Через больовий синдром пацієнту часто доводиться змінювати положення, коли необхідно сісти або встати. На відміну від люмбаго, м'язовий спазм менш виражений і, як правило, не охоплює всю нижню частину спини, причому часто спостерігаються ознаки переважання спазму з одного боку.

З патофізіологічної точки зору розрізняють ноцицептивний, нейропатичний та дисфункціональний типи болю. Ноцицептивний біль виникає при прямому пошкодженні тканин та активації периферичних больових рецепторів. Нейропатичний біль розвивається при пошкодженні, яке вражає соматосенсорну систему. Дисфункціональний біль формується внаслідок нейродинамічних порушень у центральній нервовій системі. Як правило, при обстеженні пацієнтів з дисфункціональним болем не вдається виявити органічні захворювання, які могли б пояснити виникнення больового синдрому. Основними факторами, що сприяють розвитку дисфункціонального болю, є психологічні, соціальні проблеми та емоційний стрес. Крім того, існує супутній біль, типовим прикладом якого є біль у спині.

Існує багато захворювань, що проявляються болем у спині: дегенеративно-дистрофічні зміни хребта, дифузні ураження сполучної тканини, захворювання внутрішніх органів тощо. Ця патологія є мультидисциплінарною проблемою і повинна розглядатися різними спеціалістами: неврологами, травматологами, ортопедами, ревматологами. У переважній більшості випадків причинами болю в спині є дегенеративно-дистрофічні зміни хребта. Важливу роль відіграють недостатня фізична активність, надмірна вага, переохолодження, статичне навантаження та конституційні особливості. Нестабільність рухових сегментів хребців, зміни міжхребцевих дисків, зв'язкового апарату, м'язів, фасцій, сухожилів призводять до «механічного» подразнення периферичних рецепторів та виникнення ноцицептивного болю.

З точки зору неврологів, для визначення тактики ведення пацієнта з болем у спині вкрай необхідно визначити топічний діагноз та, по можливості, встановити етіологію больового синдрому.

ПОСТАНОВКА ЗАДАЧІ ДОСЛІДЖЕНЬ

Поверхнева електроміографія (ЕМГ) – неінвазивний метод дослідження біоелектричної активності м'язів у стані спокою та різних навантажень. При поверхневій електроміографії можна виявити деякі патологічні форми електричної активності м'язів, характерні для ураження передніх рогів спинного мозку; парез, викликаний пошкодженням рухових нейронів; пірамідні ураження; паркінсонічний синдром; неврози; хорея, атетоз; патологічний тремор та ін.

На сьогодні запропоновано велику кількість різноманітних методів обробки та аналізу електроміографічного сигналу з метою отримання кількісних інформативних показників стану пацієнта [1] – [4]. Крім того, пропонується розширити можливості традиційного електроміографічного реєстратора для об'єктивізації оцінки результатів електроміографії [5], [6].

Задачею даної роботи є аналіз точності класифікації ЕМГ-сигналу за типом болю (дисфункціональний, тобто без виявленої органічної патології, або функціональний, а саме вертебрологічний, тобто спричинений дегенеративними захворюваннями хребта на основі) за ознаками графіка різниць другого порядку електроміографічного сигналу методами нейронної мережі, k -найближчих сусідів, ймовірнісної нейронної мережі та ансамблевого класифікатора.

1. МЕТОДИ

Для діагностики стану опорно-рухового апарату поряд з магнітно-резонансною томографією, комп'ютерною томографією, рентгенографією та ультразвуковою діагностикою використовується електроміографія. ЕМГ можна використовувати не тільки для діагностики захворювань, а й для оцінки тяжкості захворювання, ступеня ураження, ефективності лікування та реабілітації. Реєстрація біопотенціалів при електроміографії може проводитися за допомогою різних електродів. Поверхнева електроміографія використовується в тих випадках, коли необхідно зареєструвати біопотенціали зі значної ділянки м'язів. Голчасті електроди також можна використовувати для реєстрації ЕМГ. Вони вводяться безпосередньо в м'яз і можна оцінити біопотенціал окремих одиниць м'язової тканини. Перевагою поверхневої електроміографії є атравматичність, відсутність ризику інфікування, зручність поводження з електродами. Безболісність дослідження не накладає обмежень на кількість досліджуваних м'язів за раз, робить цей метод кращим при обстеженні дітей, а також для фізіологічного контролю в спортивній медицині або при дослідженні складних рухів.

Основними методами аналізу електроміографічних сигналів є методи спектрального та кореляційного аналізу [1] – [4]. Проте ці методи не враховують нестационарність електроміографічного сигналу [7], що не дозволяє повною мірою проаналізувати динаміку параметрів системи протягом усього періоду дослідження.

А. Методи теорії хаосу

Біомедичні сигнали, отримані на основі електрофізіологічних досліджень загалом, і електроміографічні сигнали зокрема, мають надзвичайно складні характеристики, що за своєю природою нагадують хаотичний процес. Виходячи з цього, окрім традиційних методів аналізу електроміографічних сигналів, пропонується використовувати методи теорії хаосу для аналізу електроміографічних сигналів [8] – [14].

Теорія динамічних систем є важливою частиною нелінійної обробки сигналів. Динамічна система – це система, стан якої змінюється з часом. При розгляді поведінки системи з використанням неперервного часу система подається диференціальними рівняннями. Динаміка дискретної в часі системи визначається її можливими станами в багатовимірному векторному просторі, який називається простором станів або фазовим простором. Переходи між станами описуються векторами, і ці вектори утворюють траєкторію, яка описує еволюцію системи у часі.

Під час функціонування системи вектор змінних стану, змінюючись у часі, описує певну траєкторію у фазовому просторі. Характер фазових траєкторій відображає загальні якісні особливості поведінки системи в часі. Існує так званий метод затримки, який можна використовувати для реконструкції фазового портрета системи, інформація про який представлена у вигляді дискретного ряду значень однієї змінної. Аналіз фазового портрета дозволяє визначити тип системної динаміки. Для цього шукають аттрактор. Найпростішим аттрактором є нерухома точка. Такий аттрактор описує систему, яка еволюціонує в один єдиний стан. Іншим варіантом аттрактора є граничний цикл. Він відповідає системі, що прагне до періодичного стану. На фазовій площині поблизу граничного циклу траєкторії описують періодичні криві – кола, еліпси або тори. Третій тип аттрактора називається «дивним аттрактором». Дивний аттрактор описує хаотичну систему.

Для динамічних систем загальноприйнятим представленням динаміки процесу в часі є побудова фазового портрета. Для кількісного визначення самоподібності процесів використовується графік Пуанкаре, який є різновидом рекурентного графіка. Графіки Пуанкаре можна використовувати, щоб відрізнити хаос від випадковості шляхом вбудовування набору даних у багатовимірний простір станів.

Для дискретного часового ряду x графік Пуанкаре у своїй найпростішій формі є набором точок із координатами $(x(i), x(i+1))$, коли кожне наступне значення $x(i+1)$ будується на графіку проти його поточного значення $x(i)$. Отриманий графік є мірою ступеня хаосу в системі. Такий підхід дозволяє виявити кореляцію між послідовними значеннями в часовому ряді.

Якщо ми побудуємо графік різниці $(x(i+2) - x(i+1))$ проти різниці $(x(i+1) - x(i))$, ми отримаємо інший нелінійний метод – графік різниці другого порядку (second order difference plot, SODP). Такий підхід дає змогу з'ясувати кореляцію між послідовними значеннями швидкості в часовому ряді, тобто проаналізувати ступінь варіабельності або хаотичності в наборі даних.

Для аналізу ЕМГ можна використовувати різні методи нелінійного аналізу, такі як аналіз ентропії [10], аналіз фрактальної розмірності; побудова фазових портретів та аналіз їх параметрів [8], [9].

Реконструкція фазового простору вимагає попереднього визначення вбудованої розмірності та часу затримки на основі взаємної інформації або автокореляційної функції часового ряду.

У порівнянні з реконструкцією фазового простору, SODP будується без трудомісткого попереднього обчислення.

В. Графік різниць другого порядку та ознаки, отримані з нього

Позначимо координати SODP для часового ряду значень сигналу ЕМГ $x(i)$ як:

$$X(i) = x(i+1) - x(i);$$

$$Y(i) = x(i+2) - x(i+1);$$

Значення $X(i)$ та $Y(i)$ нормуються відносно максимального абсолютного значення. Результат побудови SODP для ЕМГ-сигналу для здорової особи без скарг на біль у попереку наведено на рис. 1.

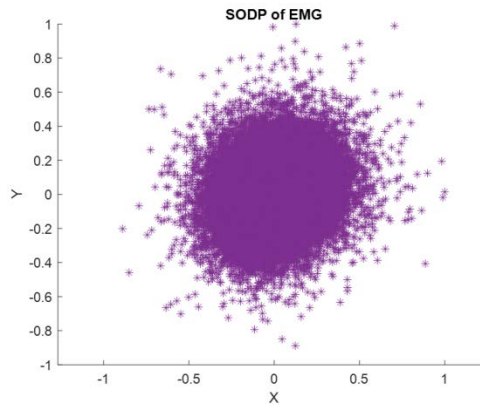


Рисунок 1 – SODP для ЕМГ-сигналу здорової людини без скарг на біль у попереку

Автори [15] – [17], які досліджували можливості SODP для аналізу електрокардіографічних та електроенцефалографічних сигналів, пропонують обчислювати набір кількісних ознак з отриманого графіка.

SODP займає чотири квадранти на координатній площині (рис. 2): квадрант I (+/+); квадрант II (+/-); квадрант III (-/-); квадрант IV (-/+). Кожен квадрант демонструє динаміку певного типу: I – переважання підвищеної електричної активності; III – переважання зниження активності; II і IV – балансування змін діяльності. Щоб визначити переважаючий тип динаміки системи, підраховується кількість подій для кожного квадранта.

Крім того, пропонується розділити весь простір на кругові області радіусом r навколо початку координат і підрахувати кількість точок, що потрапляють у задану область. Цей показник називається мірою центральної тенденції (Central Trend Measure, *CTM*). *CTM* використовується для оцінки ступеня варіабельності на графіку різниць другого порядку. Низьке значення *CTM* вказує на те, що дані розподілені на великій площі. *CTM* визначається наступним чином:

$$CTM = \sum_{i=1}^n q(i),$$

$$\text{де } q(i) = \begin{cases} 1, & \text{якщо } \sqrt{X(i)^2 + Y(i)^2} \leq r; \\ 0, & \text{інакше;} \end{cases}$$

r – радіус *CTM*.

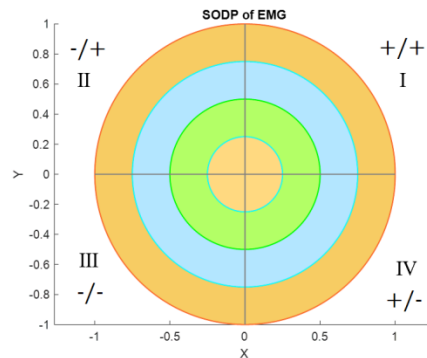


Рисунок 2 – Области SODP, які використовуються для аналізу *CTM*

Для аналізу ЕМГ в роботі використовувалися значення радіуса r 1/4, 1/2, 3/4 та 1 (рис. 2). Діапазон зміни значень SODP на обох осях становить від -1 до 1 , оскільки дані попередньо нормовані.

На рис. 1 показано, що SODP є еліптичною хмарою точок із центром у початку координат. Тому в якості кількісних ознак для аналізу SODP використовуються характеристики еліпса: довжини осей і його площа. Для апроксимації еліпса та вимірювання дисперсії та розкиду точок уздовж малої та великої осей використовуються стандартні дескриптори – лінії, розташовані під кутами 45° (STD1) та 135° (STD2) (рис. 3):

$$STD1 = \sqrt{\text{Var}((X(i) - Y(i)) / \sqrt{2})};$$

$$STD2 = \sqrt{\text{Var}((X(i) + Y(i)) / \sqrt{2})}.$$

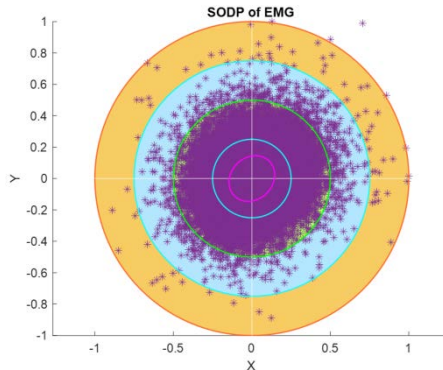


Рисунок 3 – Еліпс, побудований для хмари точок SODP

Площа еліпса обчислюється за значеннями довжин осей:

$$STD = \pi \cdot STD1 \cdot STD2.$$

Найкоротша відстань від кожної точки до великої осі, тобто лінії 45° , обчислюється для оцінки розкиду точок від лінії $y = x$. Коротші відстані свідчать про зниження активності м'язів. Сума найкоротших відстаней від кожної точки до лінії 45° (sum of the shortest distances, *SSHD*) визначається наступним чином:

$$SSHD = \sum_{i=1}^n |X(i) - Y(i)| / \sqrt{2}.$$

Кути між послідовними векторами можуть характеризувати зміну ЕМГ-сигналу в часі для отримання кількісної характеристики часової динаміки сигналу. Сума кутів між послідовними векторами (sum of angles between successive vectors, *SAV*) обчислюється наступним чином:

$$SAV = \sum_{i=1}^{n-1} \frac{X(i)X(i+1) + Y(i)Y(i+1)}{\sqrt{X(i)^2 + Y(i)^2} + \sqrt{X(i+1)^2 + Y(i+1)^2}}.$$

Оскільки в деяких випадках вектори, отримані для послідовних точок, можуть мати однакові кути при різних значеннях довжини векторів, площі трикутників, побудованих трьома послідовними точками, можна використовувати як додатковий параметр.

Три послідовні точки SODP утворюють трикутник. Якщо кут вектора і площа трикутника дуже малі, то відстань між сусідніми точками буде малою, що свідчить про зменшення динаміки системи. Сума площ трикутників з використанням послідовних векторів (sum of the triangle areas, STA) обчислюється наступним чином:

$$STA = \sum_{i=1}^{n-2} \frac{1}{2} \left| \det \begin{bmatrix} X(i) & X(i+1) & X(i+2) \\ Y(i) & Y(i+1) & Y(i+2) \\ 1 & 1 & 1 \end{bmatrix} \right|.$$

Для кількісного визначення самоподібності SODP визначають суму відстаней між центроїдами послідовних трикутників (sum of centroid-to-centroid distances of successive triangles, SCC). Центроїди можна отримати шляхом обчислення середніх координат ($X_c(i)$, $Y_c(i)$) для трьох послідовних точок ($X(i)$, $Y(i)$), ($X(i+1)$, $Y(i+1)$) та ($X(i+2)$, $Y(i+2)$); потім обчислюється відстань між центроїдами двох послідовних трикутників. SCC визначається таким чином:

$$SCC = \sum_{i=1}^{n-2} \sqrt{(X_c(i+1) - X_c(i))^2 + (Y_c(i+1) - Y_c(i))^2},$$

де $X_c(i) = (X(i) + X(i+1) + X(i+2))/3$;

$Y_c(i) = (Y(i) + Y(i+1) + Y(i+2))/3$.

Усі параметри, що містять суми, нормалізуються на загальну кількість відліків сигналу n , параметри *CTM* подаються у відсотках від загальної кількості відліків.

В [13] було проаналізовано ЕМГ-сигнали, зареєстровані з поперекового відділу при обстеженні довгого м'яза-розгинача тулуба на рівні поперекового відділу хребта (L4-L5) у здорових осіб без скарг на біль у попереку (1 група) та осіб зі сколіозом (2 група). Відповідно до описаного вище методу було побудовано SODP та розраховано 25 ознак. В результаті статистичного аналізу в [13] було отримано, що більшість характеристик мають достовірну різницю для двох досліджуваних груп, тобто можуть бути використані для диференціації станів за даними ЕМГ-сигналу.

С. Методи класифікації

В даній роботі проводиться аналіз можливостей чотирьох класифікаторів для розрізнення функціонального та дисфункціонального болю у попереку по 25 ознакам SODP.

В якості класифікаторів обрано повнозв'язну нейронну мережа, метод k -найближчих сусідів, ймовірнісну нейронну мережу та ансамблевий метод класифікації.

Метод класифікації на основі штучної нейронної мережі передбачає побудову повнозв'язної багатoshарової нейронної мережі прямого поширення (feedforward neural network), яка оптимізується для задачі багатокласової кластеризації. Архітектура мережі складається з одного прихованого шару, що містить 10 нейронів (розмір прихованого шару обрано експериментально для кращої точності), із функцією активації ReLU (Rectified Linear Unit), яка виконує порогову операцію для кожного елемента входу, де будь-яке значення менше нуля встановлюється на нуль, тобто:

$$f(x) = \begin{cases} x, & x \geq 0; \\ 0, & x < 0. \end{cases}$$

Вихідний повнозв'язний шар має 2 виходи відповідно до кількості груп, на які класифікуємо вхід. До вихідного шару застосовується функція активації softmax. Функція приймає значення кожного входу x_i і повертає наступне:

$$f(x_i) = \frac{\exp(x_i)}{\sum_{j=1}^K \exp(x_j)},$$

де K – кількість класів у змінній відповіді.

Перед навчанням мережі було виконано стандартизацію вхідних ознак, що забезпечує нульове середнє значення та одиничне стандартне відхилення для кожного з параметрів. Навчання здійснювалося з використанням стохастичного градієнтного спуску.

Було використано також метод класифікації на основі алгоритму k найближчих сусідів (k -nearest neighbors, KNN), який належить до нерегуляризованих (instance-based) методів навчання з учителем. Для кожного нового спостереження прогноз класу здійснюється на основі аналізу найближчих навчальних зразків у просторі ознак. У реалізованому підході кількість врахованих сусідів становила 6, при цьому вплив кожного з них на прийняття рішення зважувався обернено пропорційно до евклідової відстані до цього сусіда. Такий механізм вагового врахування дозволяє підвищити точність класифікації, оскільки ближчі до об'єкта приклади мають більший вплив на остаточне рішення. Перед класифікацією було проведено стандартизацію ознак, що забезпечує однаковий масштаб усіх вхідних змінних та усуває вплив відмінностей у їх числових діапазонах. Задача виконувалася в бінарній постановці з двома фіксованими класами.

У дослідженні було використано метод класифікації на основі ймовірнісної нейронної мережі (probabilistic neural network, PNN), яка належить до класу мереж прямого поширення з фіксованою архітектурою та реалізує принцип статистичної оцінки щільності ймовірності. Навчальна вибірка була попередньо нормалізована для забезпечення нульового середнього та одиничного стандартного відхилення кожної ознаки з метою усунення відмінностей у масштабах ознак. Класові мітки цільового вектора були подані у вигляді бінаризованої матриці-індикатора (one-hot encoding), придатної для подання вхідних сигналів у мережу.

Ймовірнісна нейронна мережа формує кожен вихідний клас як суму ядерно зважених оцінок щільності, побудованих навколо кожного елемента навчальної множини відповідного класу. Вибір класу для нового зразка здійснюється за принципом максимальної апостеріорної ймовірності. Вплив кожного навчального вектора визначається гауссовим ядром з фіксованим параметром ширини розсіювання (spread), який було встановлено на рівні 0.1.

Також було застосовано ансамблевий метод класифікації на основі бутстрап-агрегування (bootstrap aggregating), що передбачає побудову множини базових класифікаторів, кожен з яких навчається на випадково сформованій підмножині навчальних даних із поверненням. Остаточне рішення формується шляхом агрегування відповідей окремих моделей, що забезпечує зменшення дисперсії, підвищення стійкості до перенавчання та поліпшення загальної здатності до узагальнення. Задача класифікації виконувалась у двокласовій постановці з зазначенням міток класів.

РЕЗУЛЬТАТИ

Електроміографічні сигнали реєстрували з поверхневих електродів на рівні п'ятого поперекового хребця тіла людини. При аналізі використовували розраховані 25 показників SODP електроміограм двох груп пацієнтів:

1. умовно здорові зі скаргами на біль у попереку без виявленої органічної патології (дисфункціональний біль) (38 міограм – навчальна вибірка; 30 міограм – тестова вибірка);

2) хворі на функціональний біль із дегенеративними захворюваннями хребта (вертебологічні хворі) (38 міограм – навчальна вибірка; 24 міограми – тестова вибірка).

Навчання виконувалося на виборці з рівною кількістю міограм в кожному з двох класів для запобігання дисбалансу.

Тривалість всіх аналізованих електроміограм – 60 секунд. Усі сигнали були відфільтровані смуговим фільтром Баттерворта (10–500) Гц і проріджені до частоти дискретизації 1000 Гц.

Результати точності, F1-міри (F1-score) та AUC (площа під ROC-кривою) для чотирьох протестованих класифікаторів наведено в таблиці 1.

Таблиця 1

Результати точності, F1-міри (F1-score) та AUC (площа під ROC-кривою) для чотирьох протестованих класифікаторів

Метод	Точність	F1-score	AUC
Ансамблевий класифікатор (ENS)	88,89%	0,91	0,99
Повнозв'язна нейронна мережа (NN)	88,89%	0,91	0,93
<i>k</i> -найближчих сусідів (KNN)	92,59%	0,94	1,00
Ймовірнісна нейронна мережа (PNN)	87,04%	0,90	0,85

Діаграми помилок класифікації для істинних міток (true classes) і прогнозованих міток (predicted classes) для результатів застосування чотирьох класифікаторів до тестового набору показано на рис. 4. ROC-криві для чотирьох класифікаторів, застосованих до тестового набору, показано на рис. 5.

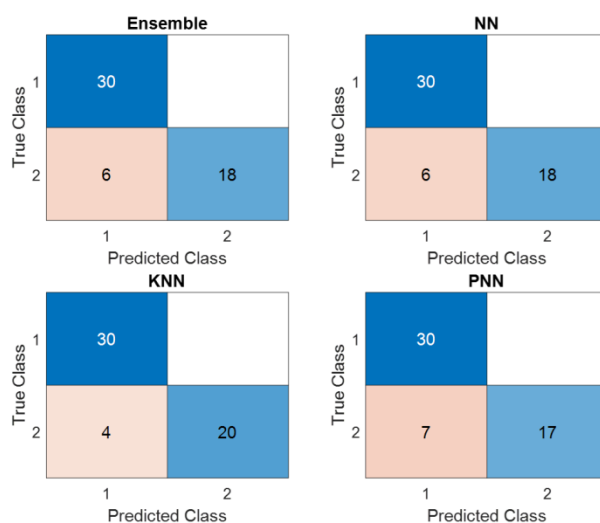


Рисунок 4 – Матриці помилок класифікації для чотирьох класифікаторів: ENS – ансамблевий класифікатор, NN – повнозв'язна нейронна мережа, KNN – *k*-найближчих сусідів, PNN – ймовірнісна нейронна мережа

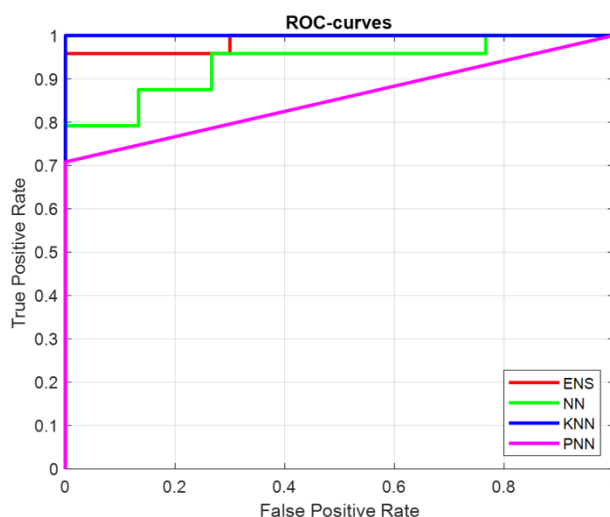


Рисунок 5 – ROC-криві для чотирьох класифікаторів: ENS – ансамблевий класифікатор, NN – повнозв'язна нейронна мережа, KNN – *k*-найближчих сусідів, PNN – ймовірнісна нейронна мережа

Аналіз результатів (табл. 1, рис. 4-5) свідчить, що найвищу здатність до узагальнення продемонстрував алгоритм *k*-найближчих сусідів: точність 92,59 %, F1-міра 0,94 і AUC=1,00.

Ансамблевий класифікатор і повнозв'язна нейронна мережа показали однакову точність (88,89 %) та F1-міру (0,91), проте ансамбль кращий за нейромережу за площею під ROC-кривою (0,99 проти 0,93), що вказує на кращу стабільність при зміні порога прийняття рішення. Ймовірна нейронна мережа показала найгірші результати. Отже, локальний характер прийняття рішень у KNN виявився найбільш придатним для розділення двох заданих діагностичних класів, тоді як PNN продемонструвала найнижчу якість класифікації.

ВИСНОВКИ

У даному дослідженні було проведено порівняльний аналіз чотирьох методів класифікації для задачі диференціації типу болю в попереку (функціонального та дисфункціонального) за ознаками, отриманими з графіка різниць другого порядку (SODP), побудованого на основі електроміографічного сигналу. Усі моделі навчалися на 25 параметрах, отриманих з SODP.

Результати експериментів продемонстрували перевагу алгоритму k -найближчих сусідів, який мав найвищі показники точності, F1-міри та площі під ROC-кривою (AUC), що вказує на його високу здатність до узагальнення та ефективне розрізнення між класами. Ансамблевий класифікатор та повнозв'язна нейронна мережа показали зіставні результати з незначною перевагою ансамблю за стабільністю класифікації. Ймовірна нейронна мережа, незважаючи на високу точність на тренувальній вибірці, продемонструвала найгірші результати на тестових даних.

Таким чином, використання параметрів SODP у поєднанні з методом k -найближчих сусідів є доцільним підходом для автоматизованої класифікації типу болю за електроміографічними даними, що є перспективним для підтримки діагностики в клінічній практиці.

СПИСОК ЛІТЕРАТУРИ / REFERENCES

1. T.V. Zhemchuzhkina, T.V. Nosova, Ya.V. Nosova, A.V. Gubanov, D.R. Duplij, I.V. Kotul'skij, "Statistical analysis of the spectral characteristics of the EMG signal in order to differentiate lumbar pain," *Bionika intellekta*. 2015; 2(85): pp. 105-108.
2. T. Zhemchuzhkina, T. Nosova, "Analysis of the dynamics of statistical and spectral indicators of electromyograms of the lumbar region," Scientific Collection "InterConf", (96): with the Proceedings of the 6th International Scientific and Practical Conference *Scientific Community: Interdisciplinary Research* (January 26-28, 2022). Hamburg, Germany: Busse Verlag GmbH, 2022. 1206 p., pp. 683-686.
3. T. Zhemchuzhkina, I. Kurochkin, "Spectral characteristics of the electromyographic signal to assess the quality of therapy and rehabilitation in patients with low back pain," *International scientific journal «Grail of Science»*, № 29, 2023. pp. 322-331; DOI 10.36074/grail-of-science.07.07.2023.055.
4. T. Zhemchuzhkina and I. Kurochkin, "Classification of Functional and Dysfunctional Low Back Pain by Spectral Indicators of Electromyogram," *2023 IEEE 18th International Conference on Computer Science and Information Technologies (CSIT)*, Lviv, Ukraine, 2023, pp. 1-4, doi: 10.1109/CSIT61576.2023.10324058.
5. T. Zhemchuzhkina, "Second Order Difference Plot as a Tool for Low Back Pain Differentiation by Electromyographic Signals," *2023 IEEE 4th KhPI Week on Advanced Technology (KhPIWeek)*, Kharkiv, Ukraine, 2023, pp. 1-4, doi: 10.1109/KhPIWeek61412.2023.10312961.
6. M. E. Cohen, D. L. Hudson and P. C. Deedwania, "Applying continuous chaotic modeling to cardiac signal analysis," *IEEE Engineering in Medicine and Biology Magazine*, vol. 15, no. 5, pp. 97-102, Sept.-Oct. 1996, doi: 10.1109/51.537065.
7. Yayik , E. Yildirim , Y. Kutlu and S. Yildirim, "Epileptic State Detection: Pre-ictal, Inter-ictal, Ictal," *International Journal of Intelligent Systems and Applications in Engineering*, vol. 3, no. 1, pp. 14-18, Jan. 2015, doi:10.18201/ijisae.14531.
8. R. Wang, H. Wang, L. Shi, C. Han, Y. Che, "Epileptic Seizure Detection Using Geometric Features Extracted from SODP Shape of EEG Signals and AsyLnCPSO-GA," *Entropy* 2022, 24, 1540. <https://doi.org/10.3390/e24111540>.
9. Detection of circulating tumour cells in peripheral blood with an automated scanning fluorescence micro-scope / T. Ntouroipi, S. Ashraf, S. McGregor [et al.] // *British Journal of Cancer*. – 2008. – Vol. 99, No. 5. – P. 789–795.

10. Detection and analysis of cancer cells in blood and bone marrow using a rare event imaging system / S. Kraeft, R. Sutherland, L. Gravelin [et al.] // Clinical Cancer Research: An Official Journal of the American Association for Cancer Research. – 2000. – Vol. 6, No. 2. – P. 434–442
11. Kozhem'yako V. P. Optical-electronic methods and tools for processing and analyzing biomedical images [monograph] / V. P. Kozhem'yako, S. V. Pavlov, K. I. Stanchuk. – Vinnytsia: UNIVERSUM, 2006 – 203 p.
12. Maragos, P., Sofou, A., Stamou, G.B. et al. Image Analysis of Soil Micromorphology: Feature Extraction, Segmentation, and Quality Inference. EURASIP J. Adv. Signal Process. 2004, 356937 (2004).
13. Pavlov S. V. Information Technology in Medical Diagnostics //Waldemar Wójcik, Andrzej Smolarz, July 11, 2017 by CRC Press - 210 Pages.
14. Wójcik W., Pavlov S., Kalimoldayev M. Information Technology in Medical Diagnostics II. London: (2019). Taylor & Francis Group, CRC Press, Balkema book. – 336 Pages.
15. M. Banham and A. Katsaggelos, "Digital image restoration", IEEE Signal Processing Magazine, vol. 14, no. 2, pp. 24-41, 1997.
16. Tymkovych, O. Gryshkov, O. Avrunin, K. Selivanova, Y. Nosova, V. Mutsenko, et al., "Application of SOFA framework for physics-based simulation of deformable human anatomy of nasal cavity", IFMBE Proceedings, vol. 80, pp. 112-120, 2021.
17. M. Tymkovych, O. Gryshkov, K. Selivanova, V. Mutsenko, O. Avrunin and B. Glasmacher, "Application of artificial neural networks for analysis of ice recrystallization process for cryopreservation", *8th European Medical and Biological Engineering Conference (EMBEC 2021), pp. 102-111, Nov. 29 - Dec. 3, 2021.computer vision techniques," Przegląd Elektrotechniczny, 9 30 –33 (2021) DOI[10.15199/48.2021.09.06](https://doi.org/10.15199/48.2021.09.06)

Надійшла до редакції 15.04.25 р.

ЖЕМЧУЖКІНА Тетяна Володимирівна – к.т.н., доцент, доцент кафедри біомедичної інженерії Харківського національного університету радіоелектроніки, Харків, Україна,
email: tatyana.zhemchuzhkina@nure.ua

TATYANA ZHEMCHUZHINA

**COMPARATIVE ANALYSIS OF THE ACCURACY OF CLASSIFICATION OF
ELECTROMYOGRAPHIC SIGNALS BY SECOND-ORDER DIFFERENCE GRAPHS FOR
DIFFERENTIATING TYPES OF PAIN IN THE LOWER BACK**

Kharkiv National University of Radio Electronics Kharkiv, Ukraine,