

Т.В. ЖЕМЧУЖКИНА, канд. техн. наук

**КЛАСИФІКАЦІЯ ЕЛЕКТРОМІОГРАФІЧНИХ СИГНАЛІВ
ЗА ЇХ ЕНТРОПІЙНИМИ ХАРАКТЕРИСТИКАМИ
ДЛЯ ДИФЕРЕНЦІАЛЬНОЇ ДІАГНОСТИКИ БОЛЮ У ПОПЕРЕКУ
МЕТОДОМ ВИПАДКОВОГО ЛІСУ**

Вступ

Біль у попереку (БП) є однією з провідних причин інвалідності у світі та становить 7,75 % від загальної кількості років життя з інвалідністю. В Україні БП становить 13,22 % від загальної кількості років життя з інвалідністю [1]. Однією з фізичних характеристик осіб із хронічним болем у попереку є підвищена втома м'язів-розгиначів спини під час тесту на витривалість у попереку. Діагностика та лікування болю в попереку є надзвичайно складним завданням, оскільки у більшості пацієнтів недостатньо органічних ознак захворювання, які можна виявити за допомогою рентгенографії чи магнітно-резонансної томографії хребта. В результаті у понад 85 % людей, які страждають від болю в попереку, не вдається виявити структурну патологію, і таким пацієнтам часто ставлять діагноз «періодичний або хронічний біль у попереку». Об'єктивна оцінка БП є актуальним завданням для визначення типу болю у пацієнтів з метою застосування правильної терапевтичної тактики та оцінки реабілітаційних заходів [2–5].

Зазвичай первинна діагностика болю в спині включає рентгенологічне дослідження. З його допомогою можна детально проаналізувати стан хребта. Магнітно-резонансна томографія (МРТ) також використовується для діагностики хребта. Під час процедури МРТ більш чітко видно органи з великим вмістом рідини, приховані за кістками скелета.

Більш універсальним методом є електроміографія (ЕМГ), яка реєструє біологічні потенціали м'язів для оцінки стану периферичних нервів. В ЕМГ використовуються поверхневі та голчасті електроди. Поверхнева електроміографія – безпечний та інформативний метод неінвазивної діагностики болю в спині, що дозволяє записувати сигнали під час м'язового тесту з поверхневих електродів. Зареєстрований сигнал електричної активності м'язів називається електроміограмою (ЕМГ) або електроміографічним сигналом.

Більшість випадкових сигналів на практиці, включаючи поверхневий ЕМГ-сигнал, як правило, мають нестаціонарний характер. Саме тому було запропоновано використовувати методи нелінійної динаміки для аналізу ЕМГ-сигналів [6].

Методи. Ентропія

Для задачі обробки ЕМГ-сигналів застосування теорії динамічних систем, яку також називають теорією хаосу або нелінійною динамікою, може бути більш придатним, ніж використання традиційних лінійних методів аналізу. Методи нелінійної динаміки дозволяють оцінювати властивості сигналу, пов'язані з його складністю, варіабельністю та хаотичністю, що створює додаткові можливості для виявлення прихованих закономірностей та диференціації між нормальними і патологічними станами. Наразі активно використовується така галузь математичної фізики, як аналіз часових рядів, яка включає методи теорії динамічних систем та фрактального аналізу. Такий аналіз застосовується для обробки біомедичної інформації. Це пов'язано з тим, що через складність біологічних процесів прогнозування їхньої динаміки надзвичайно складне. Однак це типова ситуація для хаотичних динамічних систем. Експоненціальний розкид близьких траєкторій для класу хаотичних атракторів визначається найвищим показником Ляпунова, а швидкість «розкиду» елемента фазового об'єму визначається ентропією. Обчислюючи будь-яке з цих значень, можна отримати значення горизонту прогнозу для заданого часового ряду та/або поведінку системи в цілому. Крім того, методи теорії динамічних систем, застосовані до біомедичних часових рядів, дозволяють знайти розмі-

рність вкладення, яка визначає, скільки вимірів потрібно для правильної реконструкції багатовимірною фазового простору.

Одновимірний часовий ряд – це набір з N чисел, що представляють значення деякої змінної $x(t)$, виміряної в моменти часу t_i з інтервалом дискретизації t : $x_i = x(t_i)$, $i = 1, \dots, N$.

У теорії часових рядів можливі два різні випадки, пов'язані з доступністю інформації про систему, яка їх генерує. Якщо математичні моделі, що описують систему, відомі, то обробка часових рядів передбачає знаходження параметрів, що входять до відомих нам рівнянь. У другому випадку виникають принципові труднощі, оскільки математичний об'єкт, який слід пов'язати з отриманими даними (наприклад, біомедичний часовий ряд), невідомий. Таким чином, існують дві основні проблеми аналізу часових рядів: проблема ідентифікації та проблема прогнозування.

Завдання ідентифікації полягає у визначенні параметрів системи, яка сформувала цей часовий ряд – розмірності вбудовування, розмірності кореляції, ентропії тощо.

Розмірність вкладення – це мінімальна кількість динамічних змінних, які однозначно описують спостережуваний процес. Це значення дуже важливе для складання прогнозу. Кореляційна розмірність є оцінкою фрактальної розмірності системного атрактора та окремим випадком узагальненої ймовірнісної розмірності.

Поняття ентропії пов'язане з передбачуваністю значень ряду та всієї системи. Передбачуваність можна розуміти у двох сенсах: 1) об'ємному, тобто як збільшується фазовий об'єм початкової похибки, та 2) лінійному, тобто як збільшується різниця між істинною та збуреною траєкторією. Ентропія K пов'язана з першою інтерпретацією передбачуваності та визначає час передбачуваності для динамічної системи:

$$T_p \sim \frac{1}{K} \log \frac{1}{\varepsilon}, \quad (1)$$

де ε – відносна похибка даних про її стан.

Друга інтерпретація пов'язана з концепцією показників Ляпунова λ_i . У цьому випадку ми також можемо представити час передбачуваності:

$$T_\lambda \sim \frac{1}{\lambda_{\max}} \log \frac{1}{\varepsilon}. \quad (2)$$

За порядком величини обидві ці оцінки збігаються. Однак на практиці значення часу передбачуваності розраховується за спрощеними формулами: $T_p \sim K^{-1}$ та $T_\lambda \sim \lambda_{\max}^{-1}$.

Ентропія є мірою впорядкованості системи. Наразі для опису цієї властивості в тому чи іншому контексті використовується велика кількість різних характеристик, які також називають ентропією. Так, в теорії інформації ентропія H вводиться для систем, які можуть перебувати в певних станах x_i з певними ймовірностями $p_i = p(x_i)$, використовуючи формулу Шеннона:

$$H = - \sum_{i=1}^M p_i \ln(p_i), \quad (3)$$

де p_i – відносна частота i -ї події, M – кількість можливих подій.

Спектральна ентропія – це міра розкиду спектральної щільності потужності сигналу. Вона використовується для часових рядів та обробки сигналів у різних галузях, таких як обробка мови або біомедичних сигналів. Спектральна ентропія характеризує рівномірність розподілу потужності сигналу в частотній області та базується на концепції ентропії Шеннона з теорії інформації. Високе значення спектральної ентропії вказує на широкий та рівномірний спектр, характерний для випадкових або шумних сигналів; низьке значення спектральної ентропії вказує на вузький та концентрований спектр, характерний для періодичних або детермінованих сигналів.

Розрахунки спектральної ентропії сигналу $x(n)$ виконуються наступним чином:

- спектр сигналу $X(m)$ розраховується за допомогою перетворення Фур'є;
- спектральна щільність потужності (СЩП) розраховується так:

$$S(m) = |X(m)|^2; \quad (4)$$

- ймовірність розподілу спектральної потужності за частотами розраховується шляхом нормалізації СЩП таким чином, щоб загальна спектральна щільність потужності дорівнювала 1:

$$P(m) = \frac{S(m)}{\sum_i S(i)}; \quad (5)$$

- для результуючого розподілу $P(m)$ обчислюється ентропія Шеннона. Це буде спектральна ентропія:

$$H = - \sum_{m=1}^N P(m) \log_2 P(m); \quad (6)$$

- нормалізована спектральна ентропія (НСЕ) використовується для порівняння сигналів різної довжини або з різними характеристиками. Максимально можлива ентропія для частотних компонентів дорівнює $\log_2 N$. Нормалізована спектральна ентропія розраховується як відношення спектральної ентропії до її максимального значення:

$$H_n = - \frac{H}{\log_2 N}. \quad (7)$$

Значення НСЕ варіюються від 0 до 1: $H_n = 0$ вказує на те, що сигнал має повністю детермінований спектр (вся потужність зосереджена на одній частоті); $H_n = 1$ вказує на те, що спектр сигналу рівномірно розподілений по всіх частотах, що є типовим для білого шуму.

Миттєва спектральна ентропія (або короткочасна спектральна ентропія) – це міра спектральної ентропії, розрахована за короткі часові вікна в сигналі, що дозволяє аналізувати зміни ентропії з часом. Цей метод корисний для сигналів, які мають характеристики, що змінюються в часі, таких як мова, музика або біомедичні сигнали.

Миттєва спектральна ентропія в момент часу t :

$$H(t) = - \sum_{m=1}^N P(t, m) \log_2 P(t, m), \quad (8)$$

де розподіл ймовірностей $P(t, m)$ у момент часу t розраховується на основі відомої спектрограми потужності $S(t, f)$ у вигляді частотно-часової залежності:

$$P(t, m) = \frac{S(t, m)}{\sum_f S(t, f)}. \quad (9)$$

Таким чином, спектральна ентропія є важливим інструментом для аналізу сигналів, що дозволяє кількісно визначити їхню складність та ступінь випадковості.

Використання ентропійних характеристик біосигналів довело свою ефективність у задачах медичної діагностики. Зокрема, автори у [7] продемонстрували застосування ентропійних ознак часових рядів для розпізнавання патернів при неврологічних розладах, у [8] порівняли різні міри ентропійної швидкості для оцінки складності часових рядів і показали їх придатність у дослідженнях варіабельності серцевого ритму та дихання, аналіз багатомасштабної ентропії також був успішно використаний для виявлення зниження складності серце-

вих динамічних процесів у пацієнтів із гіпертиреозом [9], у [10] встановили, що ентропійні показники, отримані на основі емпіричної модової декомпозиції, можуть бути використані в якості діагностичних ознак для ідентифікації осіб похилого віку з історією падінь.

У [11] автори провели порівняльний аналіз електроміографічних сигналів здорової людини та особи з болем у попереку. Вони вивчали ентропію часових рядів ЕМГ як функцію логарифма часу. При триваліших моментах часу (від 0,01 до 1 с) ентропія демонструє плато-подібну поведінку, що означає наявність довготривалих кореляцій у сигналі. Плато знаходиться на рівні ентропії, який значно нижчий за максимально можливе значення ентропії. Отже, це демонстрація внутрішньої властивості часового ряду. Результати аналізу показують, що для здорової людини плато ентропії має вищий рівень, ніж для особи з БП.

Автори в [11] проаналізували та порівняли результати спектрального аналізу, який широко використовується в ЕМГ, з результатами ентропійного аналізу. Вони показали, що група здорових осіб та осіб з БП значно перекривалася за показниками медіанної частоти (МЧ) та нахилу МЧ, тоді як групи чітко відрізнялися за значеннями ентропії. Мінливість МЧ та нахилу МЧ пояснюється існуванням довгострокових кореляцій у сигналі.

Методи. Випадковий ліс

Випадковий ліс (Random Forest) – це метод ансамблевої класифікації, заснований на побудові набору дерев рішень та об'єднанні їх прогнозів для підвищення точності та стійкості моделі. Метод був запропонований Л. Брейманом та належить до сімейства алгоритмів пакування (boot-strap aggregating).

Основні етапи класифікації за випадковими лісами включають: формування навчальних підмножин, навчання дерев рішень та голосування (ансамблювання) [12, 13].

На етапі формування навчальних підмножин випадковим чином генеруються N вибірок бутстрепа з вихідного навчального набору. Метод бутстрепа – це статистичний метод, в якому з вихідних навчальних даних випадковим чином формуються кілька нових підмножин. Якщо вихідний навчальний набір містить N об'єктів, то кожна вибірка бутстрепа також містить N об'єктів, але може включати повторювані елементи, оскільки кожен об'єкт вибирається випадковим чином і незалежно з можливістю вибору більше одного разу. Цей метод широко використовується в ансамблевих алгоритмах для підвищення стійкості та зменшення перенавчання.

Для кожної вибірки бутстрепа будується одне дерево рішень. Під час етапу навчання дерев кожне дерево навчається на відповідній йому підмножині бутстрепа. Цей процес вводить різноманітність серед дерев. У методі випадкового лісу різноманітність між деревами ще більше посилюється шляхом застосування підвибірки ознак на кожному розщепленні вузла, на відміну від стандартних дерев рішень, де всі ознаки розглядаються на кожному розщепленні, щоб знайти найкращу. Випадкові ліси розглядають лише випадково вибрану підмножину ознак на кожному вузлі, а потім найкраще розщеплення визначається з цієї підмножини. Цей метод зменшує міждеревну кореляцію та підвищує стійкість ансамблю до перенавчання.

На заключному етапі класифікації прогнозування виконується за допомогою голосування більшості. Процес голосування більшості – це метод агрегації рішень кількох моделей (в ансамблі), за якого остаточний прогноз визначається на основі більшості голосів від окремих моделей.

Нехай $\{h_1(x), h_2(x), \dots, h_N(x)\}$ – прогнози окремих дерев для вхідного вектора x , тоді кінцевий класифікатор визначається як

$$H(x) = \text{mode}(\{h_i(x)\}_{i=1}^N), \quad (10)$$

де $\text{mode}(\cdot)$ – функція, яка повертає найчастіше значення (клас).

Перевагами класифікатора випадкового лісу є висока стійкість до перенавчання, ефективність на незбалансованих наборах даних (з використанням вагових коефіцієнтів класів) та можливість оцінки важливості ознак.

Голосування більшості робить остаточне рішення більш стійким до помилок окремих моделей, забезпечуючи взаємну компенсацію помилок по всьому ансамблю. Голосування більшості є фундаментальним принципом ансамблевого навчання, який використовується в таких методах, як випадковий ліс, баггінг та деякі ансамблі нейронних мереж.

У [14] автори продемонстрували потенціал використання методу випадкового лісу для класифікації сигналів ЕКГ з метою підвищення точності діагностики. У [15] було продемонстровано надійну роботу алгоритму випадкового лісу для класифікації пацієнтів з біполярним розладом та здорових осіб на основі даних електроенцефалограми.

Таким чином, метод випадкового лісу був обраний як класифікатор для ентропійних показників ЕМГ сигналів.

Експерименти та результати

Вихідні дані для дослідження склалися з двох наборів електроміографічних сигналів, записаних з довгого м'яза-розгинача тулуба поперекового відділу хребта за однакових умов у різні періоди часу. Дані ЕМГ були отримані у співпраці з відділом патофізіології, анестезіології та функціональної діагностики Інституту патології хребта та суглобів ім. Ситенка Національної академії медичних наук України.

Кожен з двох наборів даних містить ЕМГ-сигнали осіб з трьох діагностичних груп: 1 – здорові особи без скарг на біль у спині; 2 – умовно здорові особи зі скаргами на біль у спині, тобто особи без виявленої органічної патології (так званий дисфункціональний біль); 3 – особи з болем у спині, які мають дегенеративні захворювання хребта (функціональний біль). У першому наборі даних кількість сигналів становила 96 (група 1), 46 (група 2) та 235 (група 3); у другому наборі даних – 33 (група 1), 38 (група 2), 72 (група 3).

Сигнали з першого набору були використані для навчання класифікатора. Отримані моделі тестувалися на другому наборі даних.

ЕМГ-сигнали були записані з поперекового відділу хребта L4-L5 з довгого м'яза-розгинача тулуба. Сигнали не групувалися за статтю та віком. Всі сигнали були попередньо оброблені шляхом фільтрації смуговим фільтром Баттерворта 4-го порядку зі смугою від 10 до 500 Гц. Частоту дискретизації записаних сигналів було зменшено до 1024 Гц.

В [16] проаналізовано значення ентропії за (3) для $M=100$ для послідовних грубозернистих часових рядів, отриманої методом багатомасштабної ентропії, описаним у [17]. Грубозернистий часовий ряд було побудовано шляхом усереднення послідовно зростаючої кількості точок даних у неперекриваючихся вікнах. Кожен елемент грубозернистого часового ряду розраховується відповідно до рівняння:

$$y_j^{(\tau)} = \frac{1}{\tau} \sum_{i=(j-1)\tau+1}^{j\tau} x_i, \quad 1 \leq j \leq \frac{N}{\tau}, \quad (11)$$

де τ – масштабний коефіцієнт ($10^2 \leq \tau \leq 10^4$) відповідно до інтервалу плато. Для масштабу 1 грубозернистий часовий ряд – це вихідний часовий ряд.

Було розраховано середнє, медіанне та максимальне значення ентропії.

Миттєва спектральна ентропія за (8), її середнє, медіанне та максимальне значення, а також нормалізована спектральна ентропія за (7) були розраховані для всіх сигналів.

Всі розраховані параметри були перевірені на нормальність розподілу за допомогою тесту Ліллієфорса. У цьому тесті нульова гіпотеза полягає в тому, що дані нормально розподілені. Для всіх розрахованих значень результат тесту відхиляє нульову гіпотезу на рівні значущості 5 %. Це означає, що всі розраховані параметри не є нормально розподіленими.

Для перевірки всіх груп на різницю за всіма розрахованими параметрами було використано двосторонній тест рангової суми Вілкоксона, оскільки всі дані не відносяться до нор-

мального розподілу. Критерій суми рангів Вілкоксона перевіряє нульову гіпотезу про те, що медіани двох незалежних вибірок не відрізняються. Гіпотезу було перевірено на рівні значення 5 %.

Результати перевірки гіпотези показали, що групи здорових без болю та здорових з болем, здорових без болю та осіб з функціональним болем; здорових з болем та осіб з функціональним болем не відрізняються за показниками максимальної спектральної ентропії, спектральної ентропії, медіанної ентропії, середньої ентропії, максимальної ентропії.

Два показники (медіанна спектральна ентропія та середня спектральна ентропія) різні для всіх груп, окрім груп здорових людей з болем та осіб з вертебрологічними болями та груп осіб з функціональним болем та осіб зі сколіозом.

Групи осіб з функціональним болем та осіб зі сколіозом та групи осіб з функціональним болем та осіб зі сколіозом відрізняються лише медіанною ентропією та середньою ентропією. Отже, ці два показники можна використовувати разом із медіанною спектральною ентропією та середньою спектральною ентропією для диференціальної діагностики болю в попереку.

Чотири показники, виділені в [16], а саме медіанна ентропія, середня ентропія, медіанна спектральна ентропія та середня спектральна ентропія, було проаналізовано класифікатором на основі випадкового лісу з метою диференціальної діагностики болю в попереку.

Аналізувалися можливості класифікації даних ентропійних показників ЕМГ сигналів з різних комбінацій діагностичних груп: здорові без болю та здорові із скаргами на біль (групи 1 та 2); здорові без болю та хворі на вертебрологічні захворювання (групи 1 та 3); здорові із скаргами на біль та хворі на вертебрологічні захворювання (групи 2 та 3), а також всі три групи разом.

Для дослідження ефективності методу випадкового лісу в задачі класифікації було проведено низку обчислювальних експериментів. Навчання моделей здійснювалося на першому наборі даних, що характеризується вираженням дисбалансом класів. Отримані моделі тестувалися на другому наборі даних, що є незалежною вибіркою, що не перетинається з навчальною.

У ході експерименту варіювалося ключове гіперпараметричне значення класифікатора – кількість дерев в ансамблі. Було розглянуто чотири конфігурації випадкового лісу: 100, 200, 300 та 500 базових класифікаторів. Для кожної конфігурації алгоритм навчався на першій вибірці та оцінювався на другій вибірці.

Особлива увага приділялася впливу дисбалансу класів на якість класифікації. З цією метою досліджувалися дві стратегії навчання: без урахування ваги класів, коли всі об'єкти навчальної вибірки мали рівний внесок у функцію помилки, та зі зважуванням даних, коли ваги об'єктів задавалися обернено пропорційно їх представленості у вибірці. Величини ваг розраховувалися з урахуванням гістограми розподілу даних за класами, що дозволило компенсувати зміщення у бік переважаючого класу.

Таким чином, підсумковий експериментальний план включав вісім сценаріїв (чотири значення числа дерев по два режими зважування класів). Моделі, отримані на навчальній вибірці для кожного зі сценаріїв, оцінювалися на тестовій вибірці за допомогою комплексу показників якості. Зокрема, обчислювалися точність класифікації, F1-міра як збалансований показник точності та повноти, а також площа під ROC-кривою (AUC) для оцінки дискримінативної здатності моделі. Додатково будувалася ROC-крива, що дозволяє візуально проаналізувати компроміс між чутливістю та специфічністю, та формувалася матриця помилок, яка дає можливість детально дослідити характер і структуру помилок класифікації.

Матриці помилок та ROC-криві для найкращих результатів для кожної з комбінацій груп наведено на рис. 1 та 2 відповідно.

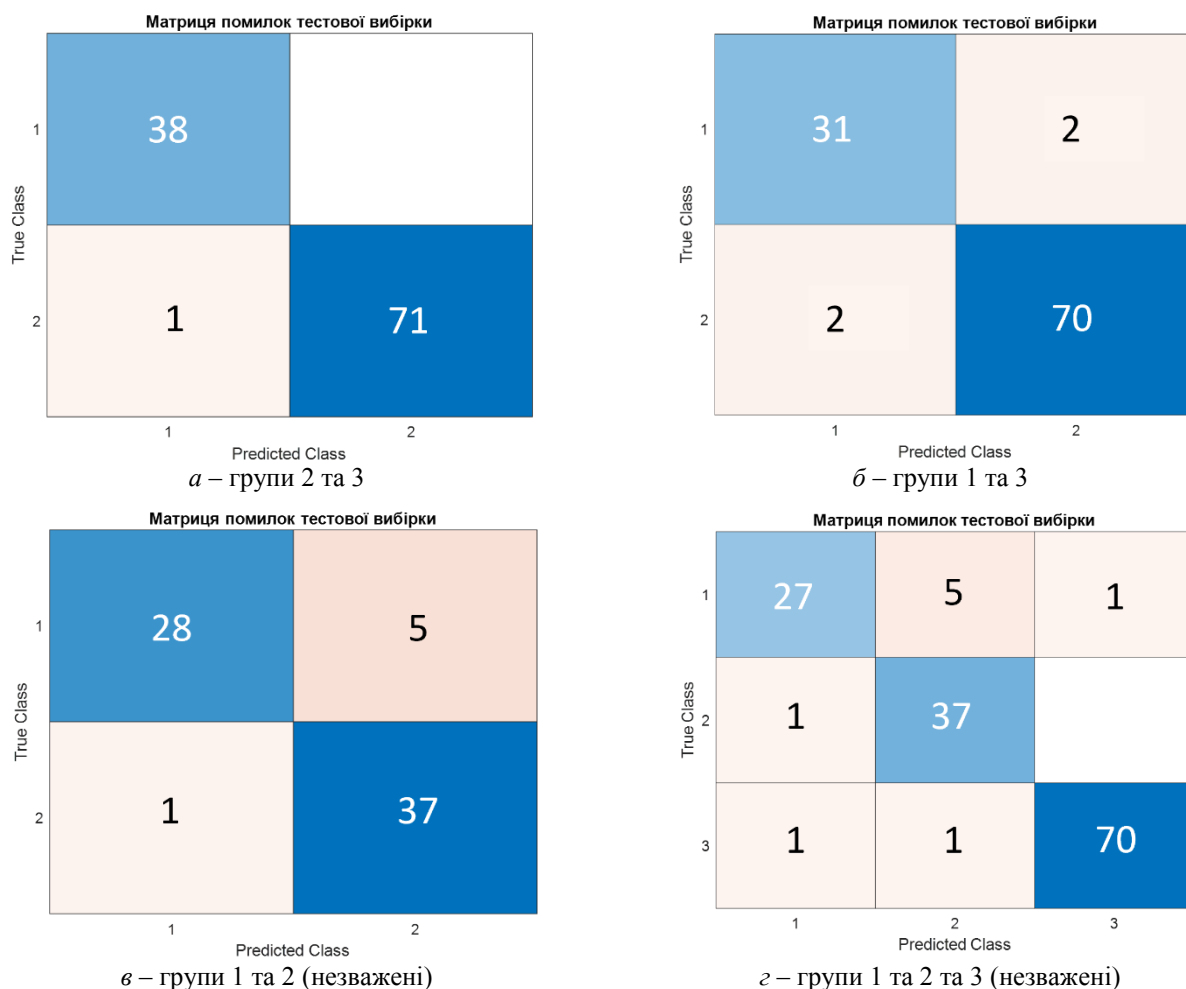


Рис.1. Матриці помилок для найкращих результатів для кожної з комбінацій груп

В табл. 1 наведено якісні показники класифікації, найкращі для кожної комбінації діагностичних груп серед усіх проведених сценаріїв.

Таблиця 1

Групи*	Розмір ліса	Ваги	F1-міра	AUC	Точність, %
2 та 3	100	1:1	0.99	1.00	99.09
1 та 3	100	1:1	0.94	0.97	96.19
1 та 2	100	за гістограмою	0.92	0.92	92.96
	100	1:1	0.90	0.94	91.55
1 та 2 та 3	100	1:1:1	0.90	0.98	93.71
	100	за гістограмою	0.92	0.99	93.71

* 1 – здорові особи без скарг на біль у спині; 2 – умовно здорові особи зі скаргами на біль у спині (дисфункціональний біль); 3 – особи з болем у спині (функціональний біль).

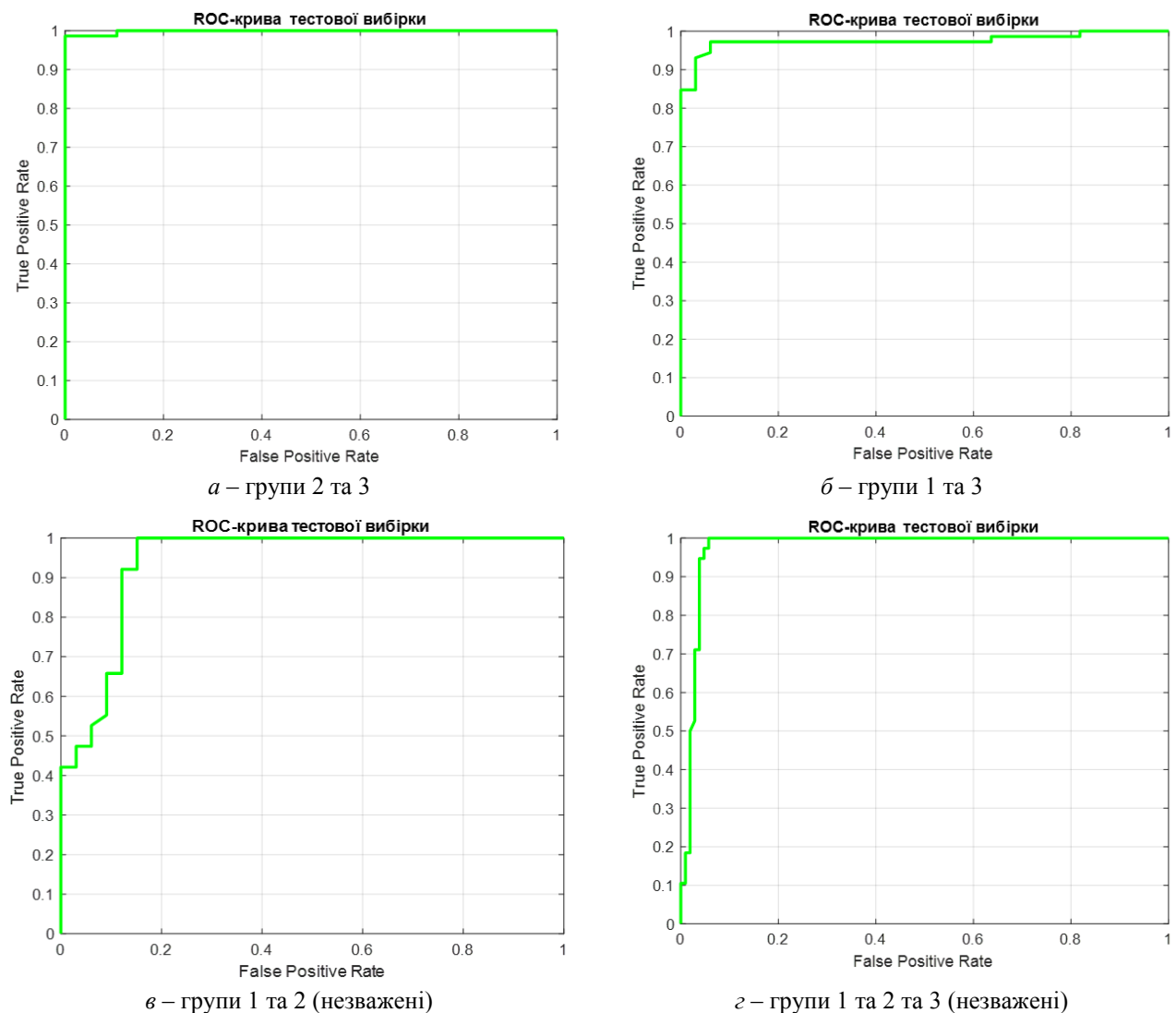


Рис. 2. ROC-криві для найкращих результатів для кожної з комбінацій груп

Виявилося, що збільшення розміру випадкового лісу до 500 не покращувало якість класифікації, крім того, не зважаючи на дисбаланс класів у навчальній вибірці, зважування навчальних даних або не покращувало результат, або давало зіставний результат.

Найкраща дискримінативна здатність виявилася у моделі для розділення груп за типом болю: дисфункціональний чи функціональний (групи 2 та 3), що є максимально корисним при діагностиці болю у попереку.

Висновки

У роботі досліджувалася можливість застосування показників ентропії для диференціальної діагностики болю в попереку за допомогою електроміографічних сигналів. Обчислювальні експерименти із застосуванням методу випадкового лісу для класифікації ентропійних показників ЕМГ-сигналів підтвердили ефективність цього підходу в задачах диференціальної діагностики болю у попереку. Оптимальне значення кількості дерев в ансамблі становило 100. Подальше збільшення розміру випадкового лісу до 500 дерев не призводило до істотного підвищення якості класифікації. Врахування дисбалансу класів шляхом зважування навчальних даних не дало суттєвого покращення результатів. У більшості випадків моделі зі зважуванням показували нижчу або зіставну з незваженими результативність. Найвищі показники F1-міри (0.99), точності (99.09 %) та AUC (1.00) отримано при класифікації груп 2 (умовно здорові із скаргами на біль, дисфункціональний біль) та 3 (пацієнти з функціональним болем). Це свідчить про найбільшу дискримінативну здатність моделі саме у задачі

розмежування типів больового синдрому. Результати експериментів демонструють, що використання ентропійних характеристик ЕМГ-сигналів у поєднанні з методом випадкового лісу є перспективним підходом для створення інструментів підтримки клінічних рішень при діагностиці болю у попереку.

Список літератури:

1. Institute for Health Metrics and Evaluation (IHME). Global Burden of Disease 2021: Findings from the GBD 2021 Study. Seattle, WA: IHME, 2024.
2. P. Santos-Moreno, J. A. Sucerquia-Quintero, and R. García-Salinas. Chronic low back pain: Diagnostic Approach for Primary Care // *Revista Colombiana de Reumatología (English Edition)*. Vol. 29, no. 4. P. 303–309, Oct. 2022. doi:10.1016/j.rcrue.2021.02.006
3. Walid Kamal Abdelbasset and Abdelmoneim Sulieman. An Overview on Low Back Pain and Functional Disability: Associated Risk Factors and Management // *JDR*. 2022. Vol. 1(1):P. 19–22. DOI: 10.57197/JDR-2022-0004.
4. K. Ammer, G. Ebenbichler, T. Bochsansky. Low Back Pain – A Disease or Condition of Impaired Functional Health? Definition-Inherent Consequences for the Comprehensive Care of Back Pain Patients // *BioMed*. 2022. Vol. 2(2). P.270–281. <https://doi.org/10.3390/biomed2020022>.
5. T. Zhemchuzhkina, 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. P. 1–4. doi: 10.1109/CSIT61576.2023.10324058.
6. 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. P. 1–4. doi: 10.1109/KhPIWeek61412.2023.10312961.
7. Y. Huang, Y. Zhao, A. Capstick, F. Palermo, H. Haddadi, P. Barnaghi. Analyzing entropy features in time-series data for pattern recognition in neurological conditions // *Artificial Intelligence in Medicine*. 2024. Vol. 150. <https://doi.org/10.1016/j.artmed.2024.102821>.
8. C. Barà, R. Pernice, C. A. Catania, M. Hilal, A. Porta, A. Humeau-Heurtier, L. Faes. Comparison of entropy rate measures for the evaluation of time series complexity: Simulations and application to heart rate and respiratory variability // *Biocybernetics and Biomedical Engineering*. 2024. Vol. 44, Iss. 2. P. 380–392, <https://doi.org/10.1016/j.bbe.2024.04.004>.
9. J.-L. Chen, H.-S. Shen, S.-Y. Peng, H.-M. Wang. Reduced System Complexity of Heart Rate Dynamics in Patients with Hyperthyroidism: A Multiscale Entropy Analysis // *Entropy*. 2022. Vol. 24(2). P. 258. <https://doi.org/10.3390/e24020258>.
10. L.-W. Chou, K.-M. Chang, Y.-C. Wei, M.-K. Lu. Empirical Mode Decomposition-Derived Entropy Features Are Beneficial to Distinguish Elderly People with a Falling History on a Force Plate Signal // *Entropy*. 2021. Vol. 23(4). P. 472. <https://doi.org/10.3390/e23040472>.
11. P.S. Sung, U. Zurcher, M. Kaufman. Comparison of spectral and entropic measures for surface electromyography time series: a pilot study // *J Rehabil Res Dev*. 2007. Vol. 44(4). P. 599–609. doi: 10.1682/jrrd.2006.10.0132. PMID: 18247257.
12. H.A. Salman, A. Kalakech, and A. Steiti. Random Forest Algorithm Overview // *Babylonian Journal of Machine Learning*. 2024. Vol. 2024. P. 69–79. doi: 10.58496/BJML/2024/007.
13. Zhu, Tongtian. Analysis on the Applicability of the Random Forest // *Journal of Physics: Conference Series*. 2020. 1607. 012123. doi:10.1088/1742-6596/1607/1/012123.
14. S.K. Mohapatra, M.N. Mohanty. Big Data Analysis and Classification of Biomedical Signal Using Random Forest Algorithm // Patnaik S., Ip A., Tavana M., Jain V. (eds). *New Paradigm in Decision Science and Management. Advances in Intelligent Systems and Computing*. 2020. Vol. 1005. Springer, Singapore. https://doi.org/10.1007/978-981-13-9330-3_20.
15. M. Suárez, A.M. Torres, P. Blasco-Segura, J. Mateo. Application of the Random Forest Algorithm for Accurate Bipolar Disorder Classification // *Life*. 2025. Vol. 15(3). P.394. <https://doi.org/10.3390/life15030394>.
16. T. Zhemchuzhkina. Analysis of Entropy Indicators of Electromyographic Signals for Differential Diagnostics of Low Back Pain // 2024 IEEE 5th KhPI Week on Advanced Technology (KhPIWeek). Kharkiv, Ukraine, 2024. P. 1–4. doi: 10.1109/KhPIWeek61434.2024.10878045.
17. M. Costa, A.L. Goldberger, C.K. Peng. Multiscale entropy analysis of complex physiologic time series // *Phys Rev Lett*. 2002. Aug 5;89(6):068102. doi: 10.1103/PhysRevLett.89.068102. Epub 2002 Jul 19. PMID: 12190613.

Надійшла до редколегії 15.07.2025

Відомості про автора:

Жемчужкіна Тетяна Володимирівна – канд. техн. наук, доцент, Харківський національний університет радіоелектроніки, доцент кафедри біомедичної інженерії; Україна; e-mail: tatyana.zhemchuzhkina@nure.ua; ORCID: <https://orcid.org/0000-0001-8884-5099>