

КЛАСИФІКАЦІЯ ВІБРОАРТРОГРАФІЧНИХ СИГНАЛІВ З ВИКОРИСТАННЯМ ХВИЛЬКОВОГО ПЕРЕТВОРЕННЯ І ТЕХНОЛОГІЙ МАШИННОГО НАВЧАННЯ

Ю. В. Хома

Національний університет “Львівська політехніка”,
кафедра інформаційно-вимірювальних технологій,
yurii.v.khoma@lpnu.ua, <https://orcid.org/0000-0002-4677-5392>

© Хома Ю. В., 2019

Віброартрографія як метод медичної діагностики призначений для об'єктивного оцінювання суглобової функції, зокрема артрокінематики колінного суглобу і базується на аналізі сигналу віброакустичної емісії. Віброартрографія хоч і поступається за ефективністю таким методам, як рентгенографія і магніторезонансна томографія (МРТ), безумовно, є достатньо чутливим методом для оцінювання ступеня дисфункції колінних суглобів. Наведено результати досліджень щодо побудови системи комп'ютерного опрацювання віброартрографічних сигналів. ВАГ-сигнали мають нестационарний характер, тому для їх аналізу у цьому дослідженні застосовано дискретне хвилькове перетворення, яке уможливує не лише вивчення частотного вмісту сигналу, але і його локалізацію щодо часу. Новизна запропонованого підходу полягає у застосуванні дискретного діадичного хвилькового перетворення для очищення біосигналу від впливу дрейфу ізолінії і випадкових шумів, а також використання деталізуючих компонент для формування діагностично значущих ознак. Аналіз скалограми 6-рівневого хвилькового розкладу дав змогу виділити смугу від 78 до 780 Гц, де зосереджена корисна діагностично значуща інформація. Реконструкція сигналу у вказаній смузі забезпечила усунення дестабілізуючих впливів дрейфу ізолінії та високочастотних шумів. За результатами хвилькового перетворення було вибрано такі прості дескриптори, як стандартне відхилення, мода і середнє значення модуля окремих компонент сигналу, що відповідають рівням розкладу. Для класифікації сигналів застосовано один із найпростіших методів машинного навчання – лінійну регресію. Досліджено показники якості класифікації для випадку двох і п'яти класів дисфункції колінного суглоба. У випадку двох класів отримано такі результати: точність на рівні 94 %, чутливість 100 % і специфічність 88 %. Для п'яти класів точність становить 83 %, чутливість та специфічність 89 % і 62 % відповідно. Для двох груп одержано високу точність і чутливість класифікатора, а для п'яти класів результати класифікації були посередні. При цьому найбільше перекриття дескрипторів спостерігається для сусідніх класів. Основним обмеженням у цьому дослідженні була мала кількість сигналів – по 26 для кожного з класів. Тривалість кожного запису 6 секунд за частоти дискретизації 10 кГц. Розподіл записів на окремі класи відбувався на основі інформації з відповідних МРТ-знімків кожного пацієнта.

Ключові слова: віброартрографічний сигнал, комп'ютерне опрацювання біосигналів, дискретне хвилькове перетворення, машинне навчання, лінійна регресія, дескриптори, точність класифікації.

CLASSIFICATION OF VIBROARTROGRAPHIC SIGNALS BASED ON WAVELET TRANSFORMATION AND MACHINE LEARNING TECHNIQUES

Ю.В. Хома

Lviv Polytechnic National University, Department of Information-Measurement Technologies
yurii.v.khoma@lpnu.ua, <https://orcid.org/0000-0002-4677-5392>

Vibroartography is a method of medical diagnosis, designed for objective estimation of human joint motor function in general and arthrokinematics of the knee joint in particular.

The method is based on the analysis of signals of vibroacoustic emission. Vibroarthography is not so effective compared to methods such as radiography and magnetic resonance imaging (MRI), but it is definitely a sensitive method for assessing the degree of knee joint dysfunction. This paper presents the research results related to the design of a system for vibroarthrographic signals computer processing. VAG signals are non-stationary, therefore, for their analysis in this study, the discrete wavelet transform is used, which allows studying not only the frequency components of the signal, but also their time localization. The novelty of the proposed approach is based on the application of a discrete dyadic wavelet transform to clear the biosignal from the impact of isolines drifts and random noise, as well as the use the wavelet coefficients to form the diagnostically significant features. Scalogram analysis for 6 levels wavelet transforms allowed identifying a band from 78 to 780 Hz, where useful diagnostic information is concentrated. Reconstruction of the signal in the specified band resulted in the elimination of the destabilizing effects. After processing results of the wavelet transform, twelve descriptors were chosen: standard deviation, mode and means of absolute values for the four signal components. The results obtained for two classes scenario are the following: accuracy of 94 %, sensitivity of 100 % and specificity of 88 %. For five classes accuracy of 83 %, sensitivity of 89 % and specificity of 62 % were achieved. Thus two classes scenario demonstrated both high accuracy and sensitivity, while five classes scenario demonstrated moderate results. The biggest overlap of descriptors is observed for the neighboring classes. The main constraint in this study was a small number of signals – 26 in each class. The duration of each recording is 6 seconds, at a sampling frequency of 10 kHz. Records were separated into classes based on corresponding MRI images for each patient.

Key words: vibroarthrographic signal, computer processing of biosignals, discrete wavelet transform, machine learning, linear regression, descriptors, classification accuracy.

1. Стан проблеми і задачі дослідження

Віброартрографія (англ. Vibroarthography) – метод медичної діагностики, призначений для об'єктивного оцінювання суглобової функції, зокрема артрокінематики колінного суглоба [1]. Хоча рентгенографічні зображення досі є основним інструментом дослідження стану суглобів, але попри низку переваг рентгенографія має також істотні обмеження, зумовлені зокрема дозами опромінення. Інший метод візуалізації – магніторезонансна томографія (МРТ) – забезпечує високу роздільність і контрастність зображень, проте доступність до цього методу є значно обмеженою через високу вартість. Крім того, слід зазначити, що зазначені методи дають змогу оцінити лише структуру суглоба без оцінювання його кінематичної функції [1, 2].

Метод віброартрографії (ВАГ) ґрунтується на аналізі сигналу віброакустичної емісії, що виникає внаслідок тертя суглобових поверхонь під час руху. У нормальному фізіологічному стані суглобові поверхні, покриті гіаліновим (склоподібним) хрящем, є гладкими і слизькими, що визначає плавність і м'якість артрокінематичного руху. Внаслідок різних розладів у суглобовій системі хрящові структури пошкоджуються, що позначається на зміні їх біомеханічних характеристик. Це призводить до підвищеного тертя у суглобі, яке відображається у відповідному збільшенні інтенсивності, а також спектрального складу ВАГ-сигналу [3].

Завдяки неінвазивному характеру та відносно низькій вартості, віброартрографія є перспективним методом медичної діагностики, який можна використовувати в клінічних умовах. Сьогодні метод ВАГ все ще перебуває у стадії розвитку, демонструючи при цьому доволі високі потенційні можливості не лише виявлення дисфункції колінного суглоба, але і встановлення ступеня такої дисфункції [3, 4]. З'явилася низка досліджень у цьому напрямі, які використовують, з одного боку, різні методи аналізу ВАГ-сигналу для виділення характерних ознак (дескрипторів), а з іншого – технології автоматичної класифікації ступеня деградації суглоба за результатами цього аналізу. Зокрема у роботі [4] застосовано інкрементальний та спектрограмний методи аналізу віброакустичного сигналу, у роботі [5] – методи часового, частотного та статистичного аналізу, у роботі [6] – фрактальний метод.

Метою роботи є використання дискретного хвилькового перетворення (англ. Discrete Wavelet Transform) для аналізу часо-частотних характеристик ВАГ-сигналу, підбір надійних дескрипторів та дослідження інструментів машинного навчання, які класифікують хрящові розлади в колінному суглобі за загальноприйнятими діагностичними критеріями.

Структура статті така. У другому розділі наведено дані про процедуру реєстрації та основні параметри віброартрографічних сигналів, а також описано базу даних досліджуваних сигналів ВАГ. Нижче подано короткі відомості про декомпозицію і аналіз ВАГ-сигналів на основі дискретного хвилькового перетворення. У окремому розділі обґрунтовано вибір дескрипторів віброартроскопії, які можуть слугувати маркерами ступеня дисфункції колінного суглоба, а також обчислено статистичні параметри дескрипторів. Завершуються дослідження побудовою та застосуванням класифікаторів на основі вибраних алгоритмів машинного навчання для багатокласової класифікації сигналів віброартроскопії, а також оцінювання точності класифікації.

2. Опис процедури вимірювання і бази віброартрографічних сигналів колінного суглоба

Сигнал ВАГ реєстрували за допомогою давача акселерометра 4513В-002 і підсилювача сигналу Brüel & Kjaer Nexus 2692-С, підключеного до аналого-цифрового перетворювача і персонального комп'ютера [4]. Давач прикріплювали до шкіри двосторонньою липкою стрічкою на 1 см вище вершини надколінка. Пацієнтові у положенні сидячи із таким чином прикріпленим давачем запропоновано виконати такий тест:

- вільно висячі ноги із колінами, зігнутими на 90°;
- повне розгинання коліна від 90° до 0°;
- повторне згинання (від 0° до 90°).

Тест тривав 6 секунд, упродовж яких виконували чотири повні цикли згинання/розгинання. Для синхронізації руху колінного суглоба і підтримування сталої швидкості використовували метроном із 82 ударами на хвилину. Підтримувати сталу швидкість під час діагностики суглоба важливо, щоб не вносити спотворення спектрального складу ВАГ-сигналу. Сигнал ВАГ дискретизувався із частотою 10 кГц, а тривалість запису становила 61440 вибірки.

За допомогою зазначеної апаратури і за описаною методикою створено базу даних сигналів віброартроскопії із дотриманням законодавчих та етичних норм. Зібрані у цій базі сигнали належали пацієнтам, які репрезентували п'ять груп:

- 1) контрольна, або нормальна – “normal”;
- 2) хондромалація 1 ступеня – позначена коротко як “cmp1”;
- 3) хондромалація 2 ступеня – “cmp2”;
- 4) хондромалація 3 ступеня – “cmp3”;
- 5) остеоартрит – “oa”.

Кожна із зазначених груп налічувала по 26 пацієнтів. Контрольну групу “normal” було утворено із людей, які не мають ані колінного розладу, ані болю (відбір виконано шляхом фізичного обстеження, без рентгенологічного контролю колінного суглоба). Поділ на три групи (“cmp1”, “cmp2”, “cmp3”) пацієнтів із діагнозом “хондромалація” здійснено на підставі аналізу МРТ-зображень суглобів за критеріями International Cartilage Repair Society [2, 7]. І, нарешті, до групи “oa” включено пацієнтів із діагнозом “остеоартрит”, встановленим за клінічними і рентгенологічними даними за критеріями American College of Rheumatology Subcommittee [7].

3. Методологія та інструменти дослідження

Комп'ютерне опрацювання сигналів віброартроскопії передбачає такі етапи [1, 8]:

- зйняття за допомогою вібродавач біосигналу з коліна пацієнта, його підсилення, аналого-цифрове перетворення та передавання даних на комп'ютер;
- попередня обробка (англ. preprocessing) для усунення артефактів і нормалізації ВАГ-сигналу;
- перетворення і аналіз даних з метою видобування найбільш релевантної інформації (англ. Feature Extraction);

- формування дескрипторів, тобто характерних ознак (англ. Feature Selection), які однозначно характеризують стан колінного суглоба;
- вибір моделі і тренування класифікатора;
- тестування класифікатора і оцінювання достовірності його роботи.

Перший етап реалізують за допомогою спеціальної апаратури, наприклад, акселерометра, підсилювача, смугового фільтра, аналого-цифрового перетворювача (АЦП). У деяких системах застосовують також електричний гоніометр (вимірювач кута згину суглобу) для синхронізації АЦП [1, 8]. За результатами першого етапу на комп'ютер передаються дані у вигляді так званого сирого (англ. Raw) віброартроскопічного сигналу. Тобто, всі інші етапи, окрім першого, виконують на комп'ютері.

Зареєстрований сирий ВАГ-сигнал має складну форму, причому корисна інформація маскується артефактами і завадами різної природи та походження, найістотнішими серед яких є дрейф ізолінії (англ. Baseline Wander) та випадковий шум. В ідеалі, після етапу попередньої обробки сигнал ВАГ повинен містити лише інформацію, що відповідає вібраціям колінного суглоба.

У літературі задокументовано декілька підходів, які застосовують для усунення артефактів, зокрема дрейфу ізолінії – від фіксованого цифрового фільтрування (нерекурсивний фільтр із лінійною фазовою характеристикою від 10 Гц до 2 кГц [9]) чи адаптивного фільтрування (англ. Double Layer Cascade Moving Average Filter [10]) до фрактальної декомпозиції сигналу (англ. Intrinsic Mode Functions [11]).

Найпростіший метод нормалізації амплітуди ґрунтується на масштабуванні ВАГ-сигналу за його розмахом (нормалізація min-max від -1 до +1) за рівнянням:

$$x_N(n) = [x(n) - x_{MIN}] \times 2 / (x_{MAX} - x_{MIN}) - 1, \quad (1)$$

де $x(n)$ і $x_N(n)$ – відповідно поточні значення зареєстрованих і нормалізованих вибірок сигналу віброартроскопії; x_{MAX} і x_{MIN} – максимальне і мінімальне значення серед зареєстрованих вибірок.

Іншим дестабілізуючим фактором є спотворення, зумовлені різною швидкістю руху колінного суглоба під час реєстрації сигналу віброартроскопії. Така неузгодженість може впливати на зміщення спектра аналізованих сигналів. Тому у деяких дослідженнях [12] застосовують також нормалізацію за швидкістю, що має назву “динамічне узгодження часу” (англ. Dynamic Time Warping).

Віброартроскопічний сигнал є нестационарним процесом, тому з метою виділення інформативних параметрів застосовують різні методи перетворення і аналізу, які можна зарахувати до однієї з таких груп [6]:

- просторово-часовий (англ. Spatiotemporal) аналіз;
- часово-частотний (англ. Time-Frequency) аналіз;
- статистичний (англ. Statistic) аналіз.

Просторово-часовий аналіз фокусується на морфологічному описі складності коливної форми (англ. waveform) ВАГ-сигналу та виявленні фізіологічних чи патологічних подій на осі часу. Під час часово-частотного аналізу досліджують, як змінюється в часі спектральний вміст віброартроскопічного сигналу. У статистичному аналізі використовують статистичні характеристики, які видобувають із гістограми сигналу, як експериментального розподілу ймовірностей його значень.

Наведено результати досліджень, які базуються на застосуванні хвилькового перетворення для виконання одразу двох етапів комп'ютерного опрацювання віброартроскопічного сигналу: препроцесінгу (усунення артефактів, зумовлених впливом випадкового шуму та дрейфом ізолінії), а також часово-частотного аналізу. На рис. 1 зображено застосовану автором схему комп'ютерного опрацювання сигналів віброартроскопії.

На наступному етапі комп'ютерного опрацювання за результатами хвилькового перетворення і аналізу ВАГ-сигналу застосовано статистичні методи для виділення характерних ознак - дескрипторів. За цими ознаками, одержаними із навчальної вибірки даних, натреновано класифікатор, що використовує один із найпростіших методів машинного навчання – лінійну регресію. Тобто роботу розробленої системи комп'ютерного опрацювання оцінювали, класифікуючи сигнали віброартроскопії із тестової вибірки.

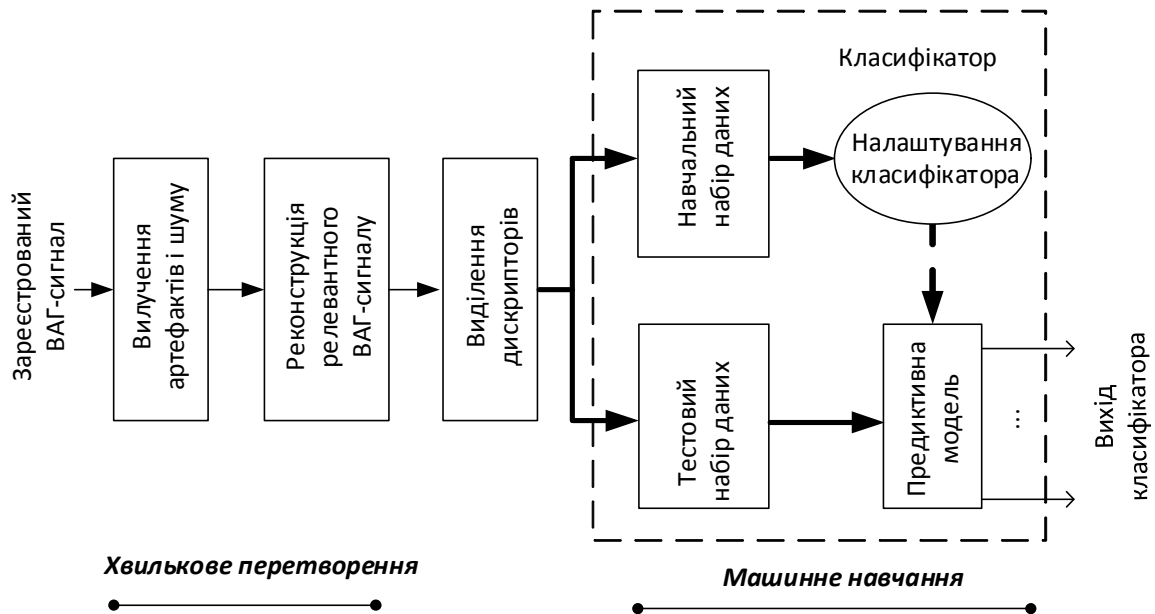


Рис. 1. Схема комп'ютерного опрацювання сигналів віброартроскопії

Якість роботи систем комп'ютерного опрацювання біосигналів традиційно оцінюють за допомогою таких показників-естиматорів [2,13]:

- точність (англ. Accuracy) – естиматор правильної роботи класифікатора:

$$ACC = (TP+TN)/(TP+TN+FP+FN); \quad (2)$$

- чутливість (англ. Sensitivity), або коефіцієнт істинно позитивних класифікацій (True Positive Rate) – імовірність того, що класифікатор дає ствердну відповідь за наявності захворювання:

$$TPR = TP/P = TP/(TP+FN); \quad (3)$$

- специфічність (англ. Specificity), або коефіцієнт істинно негативних класифікацій (True Negative Rate) – імовірність того, що класифікатор дає заперечну відповідь за відсутності захворювання:

$$TNR = TN/N = TN/(TN+FP); \quad (4)$$

- позитивна умовна точність (англ. Positive Predictive Value) – імовірність наявності захворювання у випадку позитивного результату тесту:

$$PPV = TP/(TP+FP); \quad (5)$$

- негативна умовна точність (англ. Negative Predictive Value) – імовірність відсутності захворювання у випадку негативного результату тесту:

$$NPV = TN/(TN+FN); \quad (6)$$

де TP (True Positive) і TN (True Negative) – кількість правильних рішень відповідно щодо позитивних і негативних подій; FP (False Positive) і FN (False Negative) – помилкових рішень відповідно щодо позитивних і негативних подій; P і N – кількість позитивних і негативних подій.

4. Хвилькова декомпозиція та реконструкція релевантних сигналів віброартроскопії

Хвилькове перетворення є поширеним і потужним інструментом часово-частотного аналізу нестационарних сигналів і передбачає представлення сигналу $x(t)$ у вигляді хвилькових коефіцієнтів $C(a,b)$, які обчислюють за формулою [14]:

$$C(a,b) = \frac{1}{\sqrt{a}} \int_{-\infty}^{+\infty} x(t) \times \Psi\left(\frac{t-b}{a}\right) dt, \quad (7)$$

де Ψ – материнська базова функція хвилькового перетворення; a і b – відповідно коефіцієнт масштабування за частотою та зміщення у часі. В обчислювальному сенсі ефективнішим є

дискретне діадичне хвилькове перетворення (ДХП), за якого величини $a = 2^m$ і $b = k 2^m$ є цілими числами, кратними до степеня два. Таке перетворення забезпечує багаторівневу декомпозицію (розкладання) аналізованого сигналу на набір частотних інтервалів із однаковою шириною (в логарифмічному за основою “два” масштабі – так звана логарифмічна вибірка частот).

Крім того, зареєстрований ВАГ-сигнал є цифровим, тому у виразі (7) неперервний час можна замінити його дискретними значеннями $t = nT_s$, взятими із кроком $T_s = 1/F_s = 100$ мкс, а оператор інтегрування – сумою. Отже, у результаті хвилькового перетворення сигнал зазнає декомпозиції і репрезентується коефіцієнтами $C(m,k)$, які відображають часові зміни на різних рівнях розкладу m . Властивість хвилькового перетворення дає можливість аналізувати вищі частоти в коротших часових вікнах, а нижчі – у довших, забезпечуючи компроміс між роздільною здатністю часу і частоти.

На практиці хвилькове перетворення ґрунтується на особливому його трактуванні в частотній області з використанням апарату частотної фільтрації. За цим підходом частотну область хвильок можна розбити на дві складові: низькочастотну і високочастотну, а границею їх поділу є $F_s / 2$. Для їх розділення достатньо використати два цифрові фільтри (нижніх L_0 і верхніх H_1 частот), на входи яких подається аналізований сигнал. Фільтр L_0 дає частотний образ для апроксимації (наближення) сигналу, а фільтр H_1 – для його деталізації.

Оскільки фільтри передають лише половину всіх частотних компонент сигналу, то можна застосувати операцію прорідження або децимації на два. На виходах фільтрів одержуємо відповідно апроксимуючі $C_A(m,k)$ та деталізуючі $C_D(m,k)$ коефіцієнти хвилькової декомпозиції сигналу. Проте сигнал L_0 -фільтра можна далі розкласти на дві складові $C_A(m+1,k)$ та $C_D(m+1,k)$ наступного рівня декомпозиції. Так можна сформувати ітераційну систему декомпозиції сигналу до заданого рівня, в результаті чого коефіцієнти $C(m,k)$ відповідають компонентам віброартрограми на певному часовому відрізу та у відповідній смузі частот.

Вибирали тип і параметри вейвлету емпірично, в результаті чого остаточно вибрано вейвлет Добеші 7 порядку. Враховуючи, що частота дискретизації становила $F_s = 10$ кГц, а інформативні компоненти віброартрографічного сигналу за даними різних авторів знаходяться на інтервалі від 50 до 1000 Гц, було обрано 7 рівнів розкладу.

Таблиця 1

Частотні інтервали різних рівнів хвилькової екомпозиції

Рівень декомпозиції	1	2	3	4	5	6	7
Частотний інтервал, Гц	2500–5000	1250–2500	625–1250	312–625	156–312	78–156	39–78
Компоненти деталізації	S_{D1}	S_{D2}	S_{D3}	S_{D4}	S_{D5}	S_{D6}	S_{D7}

Отже, складова апроксимації, яка відображає дрейф ізолінії, займає смугу від 0 до $F_s/2^{7+1} \approx 39$ Гц, а випадкові шуми зосереджені на 1 і 2 рівнях деталізації – смуга $1250 \div 5000$ Гц. Додаткові дослідження показали, що для цієї бази віброартроскопічних сигналів частотний інтервал, що містить релевантну інформацію, можна дещо звужити: знизу – від $F_{MIN} = 78$ Гц, а згори – до $F_{MAX} = 781$ Гц. Ці частоти збігаються відповідно з нижньою межею частотної смуги вузла декомпозиції (6.1) і верхньою – вузла (5.4).

На рис. 2 показано вигляд сирого та відновленого релевантного сигналу, а також артефакти (дрейф ізолінії та високочастотні шуми).

На рис. 3 наведено приклад очищених віброартрографічних сигналів для пацієнтів, які репрезентують кожну із п’яти груп.

На наведених графіках видно моменти, що відповідають появі віброакустичних сигналів, зумовлених згинанням і розгинанням коліна (чотири фази). Простежується також зростання інтенсивності сигналів у міру деградації колінного суглоба. Масштаб, у якому зображено сигнал від здорового пацієнта, збільшено в п’ятеро. Для класифікації подібних сигналів методами машинного навчання потрібно сформувати дескриптори, тобто характерні ознаки, які відображають особливості сигналів, віднесених до різних класів.

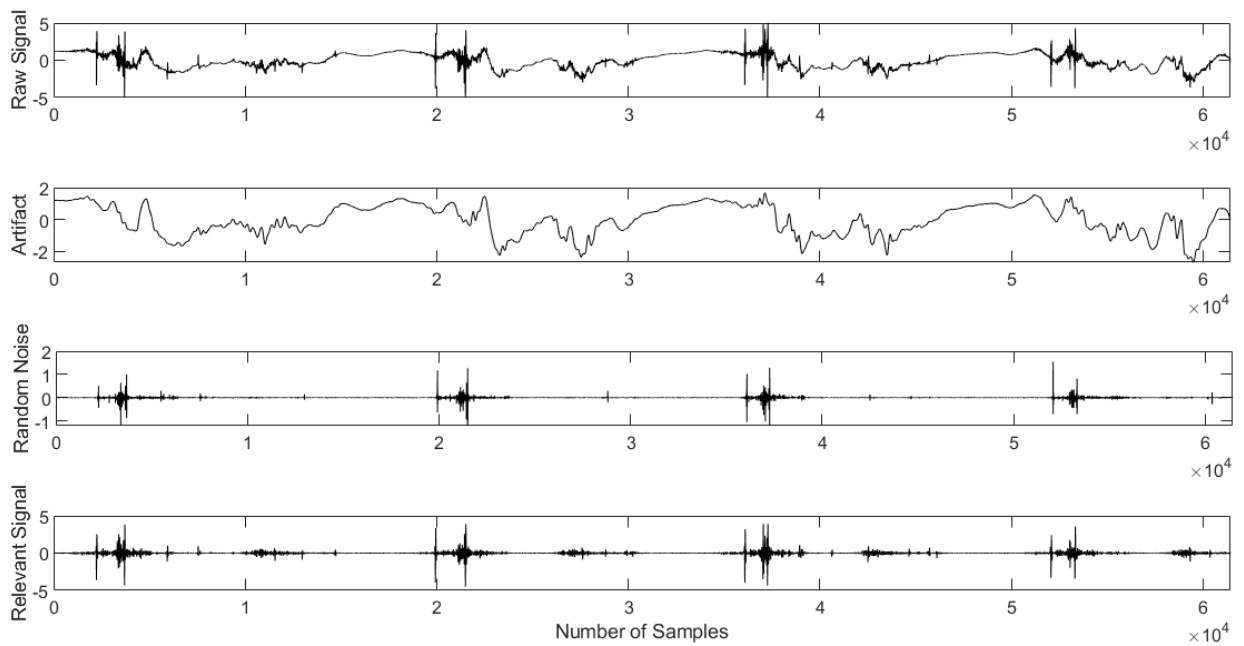


Рис. 2. Вигляд сирого віброартрографічного сигналу (а), дрейфу ізоляції (б), шумів (в) та релевантного сигналу (г): по вертикальній осі позначено амплітуду сигналу у Вольтах

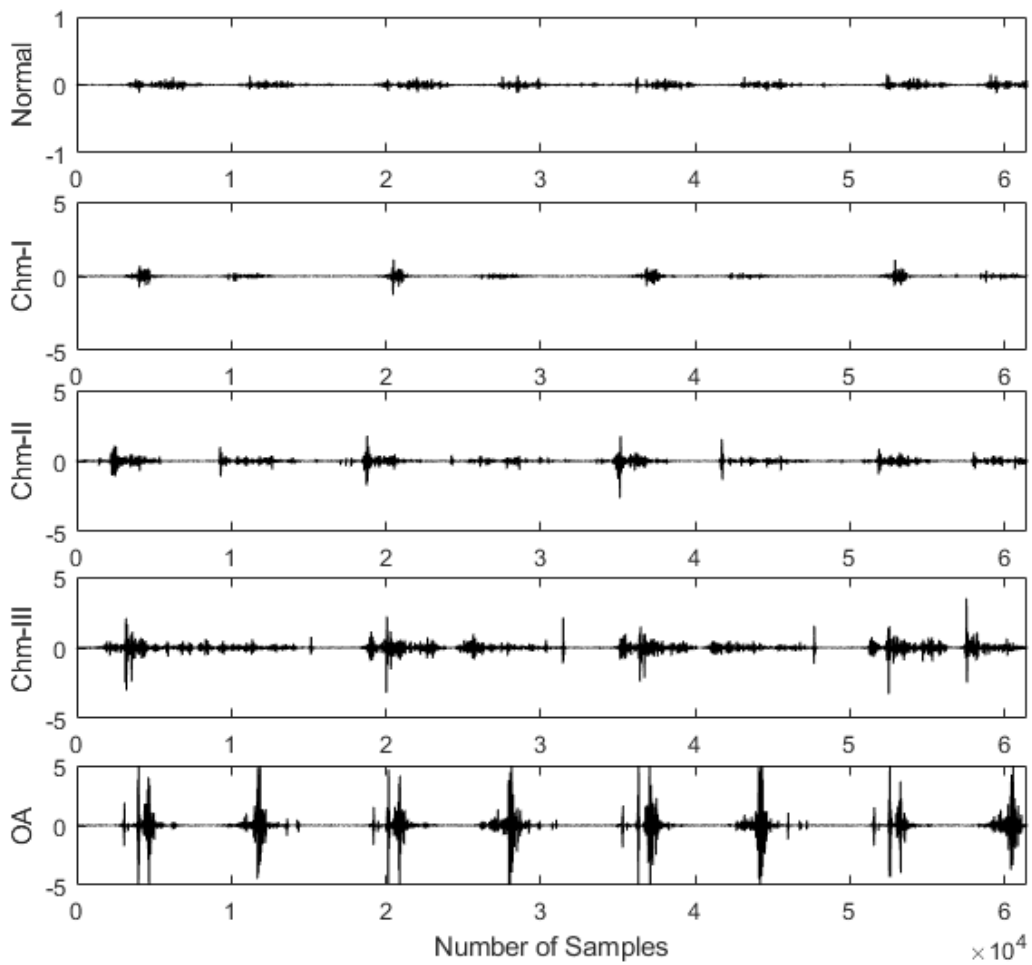


Рис. 3. Часовий перебіг очищених віброартрографічних сигналів для нормального стану колінного суглоба (а), 1, 2 і 3 стадії хондромалачії – відповідно (б), (в) і (г), а також у випадку остеоартриту (д)

5. Формування дескрипторів та класифікація

За результатами хвилькового перетворення зареєстрований віброартроскопічний сигнал вдалося очистити від впливу артефактів і шумів та реконструювати релевантний сигнал із таких чотирьох компонент:

$$S_{REL} = SD(6,1) + SD(5,1) + SD(4,1) + SD(5,4). \quad (8)$$

Проте у такому вигляді сигнал і надалі містить надлишкову інформацію, тому з нього видобувають дескриптори, що мають діагностичну значимість. Для точної і надійної класифікації видобуті дескриптори із ВАГ-сигналів, що належать різним класам, повинні бути добре розрізнявальними. Це забезпечить надійне визначення стану колінного суглоба за реєстрованим сигналом віброартроскопії. Також важливо забезпечити якомога простіший спосіб обчислення дескрипторів, що сприятиме ефективній реалізації класифікатора.

ВАГ-сигнали мають нестационарний характер, тому і компоненти деталізації, що містять релевантну діагностичну інформацію, є випадковими величинами. Але можна допустити, що деякі числові характеристики відновлених віброартроскопічних сигналів містять діагностичну інформацію, тобто можуть слугувати дескрипторами.

До найпоширеніших числових характеристик випадкових величин належать математичне очікування (середнє значення) і стандартне відхилення:

$$E_L = \frac{1}{N} \sum_n^N SD_L(n), \quad (9)$$

$$s_L = \sqrt{\sum_n^N \frac{[SD_L(n) - E_L]^2}{N - 1}}, \quad (10)$$

де L – рівень хвилькового розкладу; N_L – кількість вибірок сигналу.

Потрібно зазначити, що відновлені за допомогою смугових фільтрів ВАГ-сигнали не містять сталої складової. З цих міркувань середнє значення як дескриптор відхилено. Натомість використано такі характеристики, як мода m_L (значення сигналу, що найчастіше зустрічається у цьому записі) і середнє значення від модуля:

$$a_L = \frac{1}{N} \sum_n^N \text{abs}[SD_L(n)]. \quad (11)$$

Для формування дескрипторів у цьому дослідженні обрано 4 деталізуючі компоненти, на основі яких реконструйовано очищений ВАГ-сигнал (8). Враховуючи, що для кожної із зазначених складових сигналу розраховували стандартне відхилення, мода і середнє значення від модуля, для класифікації відібрано 12 дескрипторів.

Як зазначали, класифікатор збудовано на засадах лінійної регресії. Для цього використано вбудовані функції комп'ютерного пакета MATLAB [15]:

- 1) `fitlm(X_train, T_train, 'linear')` – функція навчання моделі класифікатора на навчальній X_{train} вибірці віброартрографічних сигналів;
- 2) `predict(lmModel, X_test)` – функція верифікації роботи класифікатора на тестовій вибірці X_{test} .

Поділ на навчальну і тестову вибірки здійснювали випадково відповідно у пропорції 70 % і 30 %.

6. Результати дослідження та їх аналіз

Дослідження проводили для двох випадків класифікації:

- 1) 2 групи – “normal” vs “abnormal”;
- 2) 5 груп – “normal”, “cmp1”, “cmp2”, “cmp3”, “oa”.

Як зазначали у п. 2, кожен із п'яти класів “normal”, “cmp1”, “cmp2”, “cmp3”, “oa” містить по 26 записів сирих ВАГ-сигналів. Клас “abnormal” утворено введенням 6 сигналів із класу “cmp1”, 7 – із класу “cmp2”, 7 – із класу “cmp3” та 6 – із класу “oa” (разом 26 сигналів).

На рис. 4 зображено графіки статистичних оцінок відібраних 12 дескрипторів для класів людей із здоровим коліном “normal” і пацієнтів із різними ступенями дисфункції колінного суглоба “abnormal”.

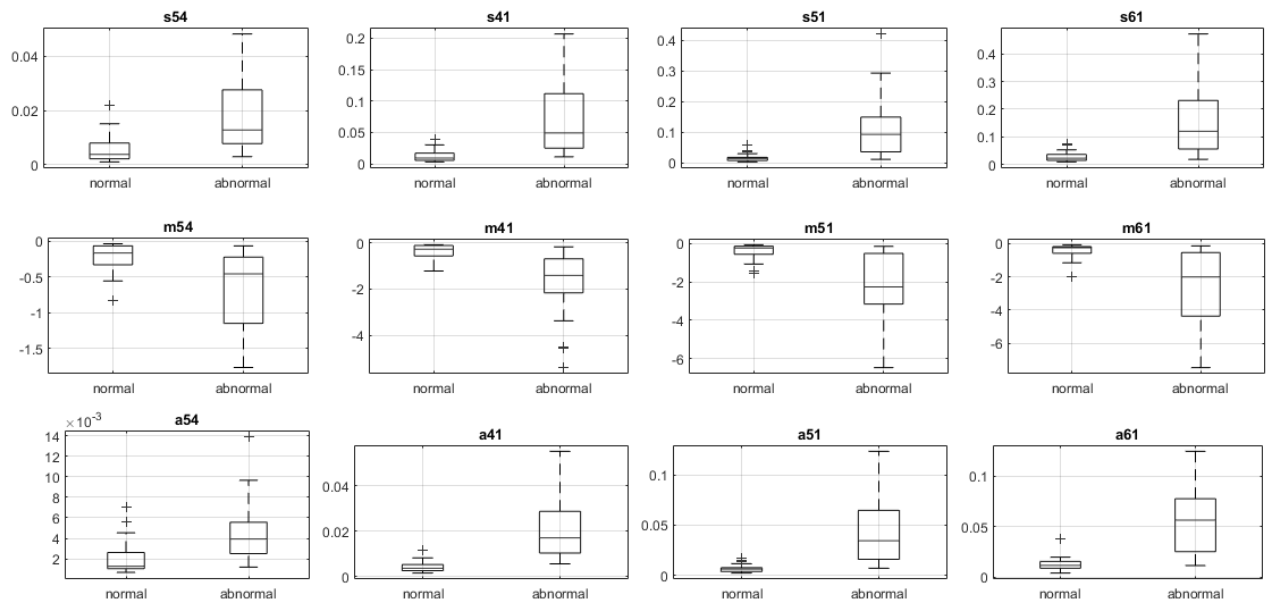


Рис. 4. Візуалізація статистичних оцінок дескрипторів для двох класів: “normal” vs “abnormal”

На рис. 5 зображено графіки статистичних оцінок дескрипторів для 5 класів.

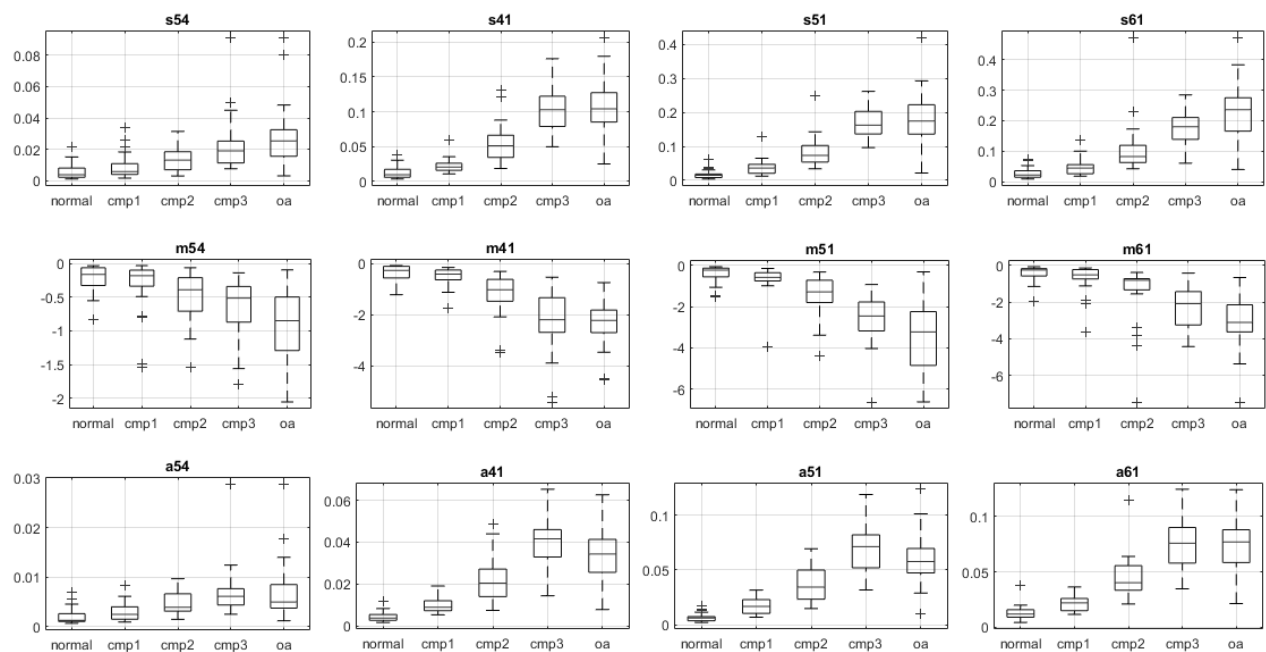


Рис. 5. Візуалізація статистичних оцінок дескрипторів для п'яти класів пацієнтів: “normal”, трьох ступенів хондромалії колінного суглоба “cmp1”, “cmp2”, “cmp3” та з остеоартрозом “oa”

На наведених графіках типу “boxplot” нижні та верхні межі прямокутників визначають відповідно 25-ти і 75-ти проценти стандартного відхилення дескрипторів обчисленого для кожного з класів. Горизонтальною лінією всередині прямокутників позначено медіани розподілів

кожного дескриптора, пунктирною лінією – максимальне і мінімальні значення дескрипторів, знаками “+” – викиди (англ. *Outlier*).

Статистичний аналіз дескрипторів для випадку двох класів (рис. 4) дає змогу зробити такі висновки:

- для класу “abnormal” значення таких дескрипторів, як стандартне відхилення і середнє від модуля компонентів ВАГ-сигналу більші, ніж для класу “normal”, а моди, навпаки, менші;
- цілком очікувано розмах розподілів кожного дескриптора для збірного класу “abnormal” є ширшим порівняно із класом “normal”;
- для більшості дескрипторів (напр. s61, m51, a41) класи “abnormal” і “normal” можна відрізнити між собою за допомогою певного порогу з відносно високою точністю.
- Для п’яти класів (рис. 5) на основі статистичного аналізу дескрипторів можна зробити такі висновки:
 - у міру збільшення дисфункції колінного суглоба збільшуються і значення таких дескрипторів, як стандартне відхилення і, в основному, середнього від модуля компонентів ВАГ-сигналу, а для моди, навпаки, зменшується;
 - як і для двох класів, зі збільшенням дисфункції зростає і розмах розподілів кожного дескриптора;
 - розрізнявальна здатність дескрипторів є нижчою порівняно із випадком двох класів;
 - цілком очікувано найбільше перекриття дескрипторів спостерігається для сусідніх класів; при цьому найскладніше відрізнити між собою класи “сmp3” та “oa”.

Для навчання моделі класифікатора на основі методу лінійної регресії застосовано навчальний набір, утворений випадковим чином із 70 % зареєстрованих 26 віброартроскопічних сигналів у кожному класі. Отже, навчальний набір містить:

– для 2 класів

$$\text{TrSet}_2 = 2 \times 26 \times 0,7 = 36;$$

– для 5 класів

$$\text{TrSet}_5 = 5 \times 26 \times 0,7 = 91.$$

Перевіряли роботу класифікатора на тестових наборах даних, що складають 30 % випадково відібраних сигналів, що належать різним класам:

– для 2 класів

$$\text{TestSet}_2 = 2 \times 26 - \text{TrSet}_2 = 16;$$

– для 5 класів

$$\text{TestSet}_5 = 5 \times 26 - \text{TrSet}_5 = 39.$$

Результати класифікації для двох і п’яти класового випадків наведено відповідно в табл. 2 і 3.

Таблиця 2

Естиматор	<i>Acc</i>	<i>Sens</i>	<i>Spec</i>	<i>PPV</i>	<i>NPV</i>
Значення, %	94	100	88	89	100

Таблиця 3

Естимато	<i>Acc</i>	<i>Sens</i>	<i>Spec</i>	<i>PPV</i>	<i>NPV</i>
р					
Значення	83	89	58	62	90
, %					

Результати, наведені в роботі, підтверджують придатність методу лінійної регресії для класифікації віброартроскопічних сигналів з метою діагностування патологічних змін колінного суглоба. Для поділу на дві групи “abnormal” і “normal” одержано результати, які добре корелюються із даними відомих джерел: точність 94 %, чутливість – 100 %, а специфічність – 88 %. Найбільше на одержані результати вплинуло те, що коліна пацієнтів, віднесені до групи “сmp1”,

характеризуються незначними ураженнями суглобового хряща, які помітні лише за МРТ-дослідження. Вигляд ВАГ-сигналів від цих пацієнтів лише трохи відрізняються від сигналів у здорових осіб, а деякі з них класифікатор інтерпретував як “normal”.

Проте незважаючи на доволі високі значення показників точності, чутливості і специфічності, класифікація за двома класами має обмежене клінічне застосування і може підтримувати лише скринінгові тести [16]. Тому в цьому і деяких інших дослідженнях [4,5] було збільшено до чотирьох кількість груп пацієнтів, залежно від стадії розладів їхнього колінного суглоба.

За такої класифікації із 5 групами (додано також одну контрольну групу пацієнтів із здоровими колінами) отримано такі результати: значення точності – 83 %, чутливості і специфічності – відповідно 89 % і 62 %. Ці значення істотно нижчі за відповідні значення, які отримано для двох класів (нормально-аномальної класифікації), але попри це добре відображають рівень дисфункцій колінного суглоба. Зниження показників можна пояснити незначними відмінностями в рівні деградації хряща між двома сусідніми групами. Наприклад, можна бачити (рис. 5) схожість дескрипторів сигналів, що належать групам “normal” проти “cmp1” або “cmp3” проти “oa”. Це ускладнює класифікацію цих випадків за допомогою машинного навчання. Однак за даними наукових джерел [17–19], у медичній діагностиці з використанням типових методів дослідження (візуалізація та фізичне обстеження), розрізнити патології також доволі складно.

Це пояснюється тим, що в групі “cmp1” спостерігаються лише незначні порушення цілісності хряща, які істотно не впливають на кінематику суглобової функції, що аналізується методом віброартрографії. З іншого боку, група “cmp3” асоціюється із звуженням суглобового простору через втрату понад половини товщини колінного хряща, що наближає її до “oa”, де також спостерігається не лише втрата суглобового хряща, але також ураження кісток.

У сукупності результати виконаних досліджень показують, що прогресування дегенеративних змін у хондрональних структурах і зниження змащення суглобових поверхонь призводить до збільшення потужності (стандартне відхилення і середнє випрямлене значення). Проте у дослідженні було використано лише найпростіші дескриптори. Можна припустити, що використання складніших методів аналізу, наприклад, порогу для модифікації коефіцієнтів у вузлах хвилькової декомпозиції (6,1), (5,1), (4,1) і (5,4) дасть змогу підвищити відношення “сигнал/шум” і розрізнявальність дескрипторів. Також для відбору більш значущих дескрипторів можна обчислювати ентропію коефіцієнтів хвилькової декомпозиції. Варто також застосувати й інші методи машинного навчання для класифікації ВАГ-сигналів. Однак ключовим завданням щодо підвищення достовірності результатів класифікації є збільшення кількості записів ВАГ-сигналів у кожній групі пацієнтів.

Висновки

Віброартроскопія, яка ґрунтується на реєстрації і аналізі віброакустичних сигналів під час згинання/розгинання колінного суглоба, є достатньо чутливим методом для оцінювання ступеня його дисфункції. ВАГ-сигнали мають нестаціонарний характер, тому для його аналізу у цьому дослідженні застосовано дискретне хвилькове перетворення, яке уможливує не лише вивчення частотного вмісту сигналу, але і його локалізацію щодо часу. Аналіз скалограми 6-рівневого хвилькового розкладу дав змогу виділити смугу від 78 до 780 Гц, де зосереджено корисну діагностично значущу інформацію. Реконструкція сигналу у цій смузі забезпечила усунення дестабілізуючих впливів дрейфу ізоляції та високочастотних шумів.

За результатами хвилькового перетворення було вибрано такі прості дескриптори, як стандартне відхилення, мода і середнє значення модуля окремих компонент сигналів, що відповідають рівням розкладу (6.1), (5.1), (4.1) і (5.4). Статистичний аналіз показав достатньо розрізнявальну здатність дескрипторів, особливо для двох груп. Застосовано один із найпростіших методів машинного навчання – лінійну регресію – для класифікації тестової вибірки. Для двох груп одержано високу точність і чутливість класифікатора, а для п'яти класів результати класифікації були посередні. Основним обмеженням у даному дослідженні була мала кількість сигналів – по 26 у кожній групі.

Подальші дослідження будуть спрямовані на застосування складніших методів аналізу для виділення більш релевантних компонент ВАГ-сигналу, а також на пошук дескрипторів із кращим

розрізненням між сусідніми класами. Також варто дослідити й інші інструменти машинного навчання, наприклад, нейронні мережі, що однак потребуватиме збільшення обсягу навчального і тестового набору даних.

Список літератури

1. Wu Y. Knee Joint Vibroarthrographic Signal Processing and Analysis, Knee Joint Vibroarthrographic Signal Processing and Analysis, Springer, London 2015.
2. Bączkiewicz D., Majorczyk E. Joint motion quality in vibroacoustic signal analysis for patients with patellofemoral joint disorders, BMC Musculoskelet Disord, 2014;15:426-433.
3. Bączkiewicz D., Majorczyk E. Joint motion quality in chondromalacia progression assessed by vibroacoustic signal analysis, Pm&r 8 (2016) 1065–1071.
4. Dołęgowski M., Szmajda M., Bączkiewicz D. Use of incremental decomposition and spectrogram in vibroacoustic signal analysis in knee joint disease examination // Przegląd elektrotechniczny, 2018, Nr 7, p. 162–166.
5. Krecisz K., Bączkiewicz D. Analysis and multiclass classification of pathological knee joints using vibroarthrographic signals, Computer Methods and Programs in Biomedicine, 154, 2018, 37–44.
6. Rangayyan R. M., Oloumi F., Wu Y., Cai S. Fractal analysis of knee-joint vibroarthrographic signals via power spectral analysis, Biomed. Signal Process. Control. 8 (2013) 23–29.
7. Bączkiewicz D., Majorczyk E. Joint motion quality in vibroacoustic signal analysis for patients with patellofemoral joint disorders, BMC Musculoskeletal Disord. 15, 2014.
8. Ferreira Moreira D. B. Classification of knee arthropathy with accelerometer-based vibroarthrography // Dissertation submitted to Faculdade de Engenharia da Universidade do Porto to obtain the degree of Master in Bioengineering, 2015, 112 p.
9. Song C. G., Kim K. S., Seo J. H. Non-invasive monitoring of knee pathology based on automatic knee sound classification. In Proceedings of the World Congress on Engineering and Computer Science, San Francisco, USA, 2009.
10. Meng Lu, Suxian Cai, Fang Zheng, Shanshan Yang, Ning Xiang, and Yunfeng Wu. Adaptive noise removal of knee joint vibration signals using a signal power error minimization method. In Computing and Convergence Technology (ICCCT), 2012 7th International Conference on, pp. 1193–1196. IEEE, 2012.
11. Wu Y., Yang S. Zheng F., Cai S., Lu M., Wu M. Removal of artifacts in knee joint vibroarthrographic signals using ensemble empirical mode decomposition and detrended fluctuation analysis. Physiol. Meas. 35 (3), 429–439.
12. Krishnan S., Rangayyan R. M. Automatic denoising of knee-joint vibration signals using adaptive time-frequency representations. Medical and Biological engineering and Computing, 38(1):2–8, 2000.
13. Rangaraj M. Rangayyan. (2002) Biomedical Signal Analysis. A Case-Study Approach. Jhon Willey and Sons Inc. 556 pp.
14. Смоленцев Н. К. Основы теории вейвлетов. Вейвлеты в MATLAB. – М.: ДМК, Пресс, 2014. – 628 с.
15. MathWorks. Support. Documentation. Отримано з <https://www.mathworks.com/help/stats/fitlm.html>.
16. Rangayyan R. M., Wu Y. Screening of knee-joint vibroarthrographic signals using probability density functions estimated with Parzen windows, Biomed. Sig- nal Process. Control 5 (2010) 53–58.
17. Pihlajamäki H. K., Kuikka P.-I., Leppänen V.-V., Kiuru M. J., Mattila V. M. Reliability of clinical findings and magnetic resonance imaging for the diagnosis of chondromalacia patellae, J. Bone Jt. Surg. Am. 92 (2010) 927–934.
18. Samim M., Smitaman E., Lawrence D., Moukaddam H. MRI of anterior knee pain, Skeletal Radiol. 43 (2014) 875–893.
19. Tanaka N., Hoshiyama M. Vibroarthrography in patients with knee arthropathy, J. Back Musculoskeletal Rehabil 25 (2012) 117–122.

References

1. Wu Y. *Knee Joint Vibroarthrographic Signal Processing and Analysis*, Knee Joint Vibroarthrographic Signal Processing and Analysis, Springer, London 2015.
2. Bączkiewicz D., Majorczyk E. Joint motion quality in vibroacoustic signal analysis for patients with patellofemoral joint disorders, *BMC Musculoskelet Disord*, 2014;15:426–433.
3. Bączkiewicz D., Majorczyk E. Joint motion quality in chondromalacia progression assessed by vibroacoustic signal analysis, *Pm&r* 8 (2016) 1065–1071.
4. Dołęgowski M., Szmajda M., Bączkiewicz D. Use of incremental decomposition and spectrogram in vibroacoustic signal analysis in knee joint disease examination // *Przegląd elektrotechniczny*, 2018, Nr 7, p. 162–166.
5. Krecisz K., Bączkiewicz D. Analysis and multiclass classification of pathological knee joints using vibroarthrographic signals, *Computer Methods and Programs in Biomedicine*, 154, 2018, 37–44.
6. Rangayyan R. M., Oloumi F., Wu Y., Cai S. Fractal analysis of knee-joint vibroarthrographic signals via power spectral analysis, *Biomed. Signal Process. Control*. 8 (2013) 23–29.
7. Bączkiewicz D., Majorczyk E. Joint motion quality in vibroacoustic signal analysis for patients with patellofemoral joint disorders, *BMC Musculoskeletal Disord*. 15, 2014.
8. Ferreira Moreira D. B. Classification of knee arthropathy with accelerometer-based vibroarthrography // Dissertation submitted to Faculdade de Engenharia da Universidade do Porto to obtain the degree of Master in Bioengineering, 2015, 112 p.
9. Song C. G., Kim K. S., Seo J. H. Non-invasive monitoring of knee pathology based on automatic knee sound classification. In *Proceedings of the World Congress on Engineering and Computer Science*, San Francisco, USA, 2009.
10. Meng Lu, Suxian Cai, Fang Zheng, Shanshan Yang, Ning Xiang, and Yunfeng Wu. Adaptive noise removal of knee joint vibration signals using a signal power error minimization method. In *Computing and Convergence Technology (ICCCCT)*, 2012 7th International Conference on, pp. 1193–1196. IEEE, 2012.
11. Wu Y., Yang S. Zheng F., Cai S., Lu M., Wu M. Removal of artifacts in knee joint vibroarthrographic signals using ensemble empirical mode decomposition and detrended fluctuation analysis. *Physiol. Meas.* 35 (3), 429–439.
12. Krishnan S., Rangayyan R. M. Automatic denoising of knee-joint vibration signals using adaptive time-frequency representations. *Medical and Biological engineering and Computing*, 38(1):2–8, 2000.
13. Rangaraj M. Rangayyan. (2002) *Biomedical Signal Analysis. A Case-Study Approach*. Jhon Willey and Sons Inc. 556 pp.
14. Smolentsev N. K. *Basics of wavelet theory. Wavelets in MATLAB*. – M.: DKM, Press, 2014. – 628 p.
15. MathWorks. Support. Documentation. Retrieved from <https://www.mathworks.com/help/stats/fitlm.html>.
16. Rangayyan R. M., Wu Y. Screening of knee-joint vibroarthrographic signals using probability density functions estimated with Parzen windows, *Biomed. Signal Process. Control* 5 (2010) 53–58.
17. Pihlajamäki H. K., Kuikka P.-I., Leppänen V.-V., Kiuru M. J., Mattila V. M. Reliability of clinical findings and magnetic resonance imaging for the diagnosis of chondromalacia patellae, *J. Bone Jt. Surg. Am.* 92 (2010) 927–934.
18. Samim M., Smitaman E., Lawrence D., Moukaddam H. MRI of anterior knee pain, *Skeletal Radiol.* 43 (2014) 875–893.
19. Tanaka N., Hoshiyama M. Vibroarthrography in patients with knee arthropathy, *J. Back Musculoskeletal Rehabil* 25 (2012) 117–122.