

УДК 612.741.1:681.51:617.57-77
DOI: 10.20535/1810-0546.2018.1.115941

К.П. Вонсевич, М.О. Безуглий*, А.О. Гапонюк
КПІ ім. Ігоря Сікорського, Київ, Україна

ОЦІНЮВАННЯ ЧАСОВИХ ХАРАКТЕРИСТИК ЕЛЕКТРОМІОГРАМИ ФУНКЦІОНАЛЬНИХ РУХІВ КИСТІ РУКИ ДЛЯ ІНТУЇТИВНОГО КЕРУВАННЯ БІОНІЧНИМ ПРОТЕЗОМ

Проблематика. Особливості оцінки часових характеристик (TDF-характеристик) поверхневої електроміограми при виконанні функціональних рухів кисті руки та можливість їх імплементації в системі інтуїтивного керування біонічним протезом кінцівки.

Мета дослідження. Розробка аналітичної моделі оцінки TDF-характеристик міографічних сигналів для базових функціональних рухів кисті та пальців пацієнта, а також дослідження можливостей її впровадження як базису для непараметричного методу класифікації.

Методика реалізації. Створено одноканальну мікроконтролерну інформаційно-вимірювальну систему для реєстрації поверхневої електроміограми і розроблено аналітичну модель оцінки її TDF-характеристик на основі використання показників дисперсії та трапецієдного інтеграла.

Результати дослідження. З використанням методу k -NN-класифікації вимірюваного сигналу перевірено розроблену модель при аналізі нормалізованих і ненормалізованих даних розпізнавання функціональних рухів пальців кисті руки. Гранична отримана точність класифікації рухів становила 86,11 % і є прийнятною для використання при розробці методів автоматичного управління в системах керування біонічними протезами верхніх кінцівок або пальців рук.

Висновки. Запропоновано аналітичну модель оцінки TDF-характеристик міографічних сигналів для базових функціональних рухів кисті руки на основі одноканальної вимірювальної системи та простого методу машинної класифікації. Ця модель є ефективною при роботі з невеликим набором характеристик сигналу та обмеженою кількістю вхідних даних, а точність її класифікації може бути підвищена при використанні більш широкої вибірки даних для навчання.

Ключові слова: біонічні протези; поверхнева електроміографія; TDF; k -NN-метод.

Вступ

Сучасні біонічні протези є високотехнологічними пристроями, що забезпечують не лише візуальну подібність штучної кінцівки до людської руки, а й можливість виконання нею окремих функціональних рухів. Така властивість, що вирізняє біонічні протези рук серед косметичних і механічних аналогів, реалізується завдяки використанню як сигналів керування роботою протезного пристрою біологічних імпульсів пацієнта. Методам реєстрації та аналізу біологічних сигналів, придатних для реалізації коректного і зручного інтуїтивного керування протезним пристроєм, присвячено достатньо великий обсяг наукової та методичної літератури. Серед основних методів дослідження біологічних сигналів, придатних для протезного застосування, виділяють: електроміографію (EMG), електроенцефалографію, електронейрографію, електрокортикографію, форс-міографію, механо-міографію та ультразвукові дослідження. Проте, як показує практика [1–8], використання зазначених методів для цілковитого відтворення натуральних рухів людської руки за до-

помогою протезних механізмів доволі обмежене, а переважна більшість із них застосовується, як правило, в умовах лабораторних досліджень. Винятком є метод поверхневої електроміографії (sEMG), окреме чи комбінаційне використання результатів якого, незважаючи на притаманні йому недоліки, стало свого роду “золотим стандартом” для керування протезних систем. У загальному випадку використання методу sEMG передбачає визначення потенціалів м'язового волокна пацієнта при виконанні окремих видів руху кінцівки й аналіз отриманих міограм. Основними показниками, що досліджуються при аналізі електроміограм, є напрямок і форма криивої сигналу, кількість його фаз, амплітуда коливань, довжина потенціалу дії, описана сигналом площа та часові характеристики [9]. Разом із тим, унаслідок значної кількості вихідних показників sEMG-сигналу та великої їх розмірності, безпосередні результати вимірювання поверхневої електроміограми не використовуються як однозначні правила розв'язання для класифікатора рухів кінцівки [10]. Саме тому міоелектричні сигнали доцільно перетворювати на вектори меншої роз-

* corresponding author: mikhail_bezuglyy@ukr.net

мірності – характеристичні вектори [3]. Процес їх отримання та вилучення з результуючого сигналу додаткового набору значущих величин може проводитись розбиттям характеристичного вектора на “вікна” або “сегменти даних” [10]. При цьому для уникнення погіршення класифікаційних можливостей вибраного сегмента його тривалість становить від 32 до 256 мс, а максимальне інформаційне вікно, яке застосовують у практиці біонічного протезування, – 300 мс [10].

Подальший аналіз інформаційного вікна проводиться визначенням пакета показників, які описують часові характеристики, або характеристики Хаджінза (TDF), послідовні часові характеристики, частотні або спектральні характеристики, а також частотно-часові характеристики [10, 11]. Розрахунок пакета значущих величин, що характерні для кожної із зазначених категорій, передбачає використання машинних і часових ресурсів, абсолютні показники яких залежать від виду ознак та їх математичної інтерпретації. Так, наприклад, виділення часових характеристик може передбачати визначення дисперсії функції (VAR), середнього абсолютного значення (MAV), інтегрованого абсолютного значення, середнього квадратичного значення, середнього абсолютного значення нахилу кривої, зміну знака нахилу кривої, довжину кривої, амплітуду Вільсона та кількості перетинів нульової лінії [10]. Виділення послідовних частотних характеристик передбачає визначення авторегресивних і кепстральних коефіцієнтів [12]. При аналізі частотних і спектральних характеристик визначають спектр потужності сигналу, середнє значення та медіану частоти сигналу, а також частотний коефіцієнт [10, 11]. У випадку частотно-часових характеристик використовують результати, отримані визначенням віконних перетворень Фур’є, вейвлет-перетворень і пакетних вейвлет-перетворень [12–14].

Однак розрахунку самих лише характеристик sEMG-сигналу для керування протезним пристроєм не достатньо. Здійснення окремих маніпуляцій у конкретний момент часу потребує від системи керування штучною кінцівкою точного визначення типу руху, що був запланований користувачем до виконання. Тому отриманий унаслідок аналізу пакет або окремі його компоненти використовують як класифікатори для різноманітних методів машинного навчання. Застосування частотно-часових і спектральних характеристик дає змогу точно локалізувати корисну частину сигналу, а відтак і підвищити ефективність його подальшої класифікації. Проте висока розмірність і громіздкі математичні перетворення

зумовлюють необхідність впровадження попередньої оптимізації [7, 13]. Своєю чергою категорія часових характеристик є досить простим і зручним класифікатором, який дає змогу підвищити швидкість визначення типу отриманого набору рухів. Для розрахунку показників цієї категорії достатньо простої мікроконтролерної системи керування, що особливо важливо для функціонування біонічного протезу в режимі реального часу.

Класифікація сигналу може виконуватись за допомогою методу найближчих k сусідів (k -NN), штучних нейронних мереж, лінійного дискримінантного аналізу, методів розмитої логіки, нейро-розмитої логіки, гауссових сумішей, прихованих моделей Маркова, опорних векторів тощо [14–23]. Вибір конкретного методу класифікації передбачає застосування різної кількості характеристик інформаційного вікна, відповідного математичного опису, машинних ресурсів та компонентної бази системи керування протезом і, як наслідок, визначається розробником залежно від кінцевої мети дослідження. Проектування малоканалних ефективних систем вимірювання та класифікації сигналу для протезного застосування є достатньо складним і комплексним завданням. Одним із рішень, що може забезпечити реалізацію простої та портативної адаптивної системи керування, є використання часових характеристик sEMG-сигналу з їх подальшою імплементацією в методи машинного навчання.

Постановка задачі

Метою цієї роботи є розробка аналітичної моделі оцінки TDF-характеристик міографічних сигналів для базових функціональних рухів кисті та пальців пацієнта, а також дослідження можливостей її впровадження як базису для непараметричного методу класифікації. Практична реалізація такої моделі дасть змогу підвищити функціональні можливості портативних протезних пристроїв, що потребують максимальної точності рухів.

Вихідні положення

Як базовий набір для вимірювання sEMG-сигналу було вибрано шість типів рухів кисті руки (рис. 1): чотири згинальних рухи A1–A4 окремих пальців із початкового положення A0 до досягнення відповідною проксимальною фалангою внутрішньої поверхні долоні та у зворотному напрямку, а також “L-подібний” B1 і “хапальний” B2 рухи. “L-подібний” рух B1 є одночас-

ним згинальним рухом мізинця, безіменного та середнього пальців із початкового положення в долонному напрямку і назад. “Хапальний” рух B2 характеризує одночасний згинальний рух мізинця, безіменного, середнього та вказівного пальців.

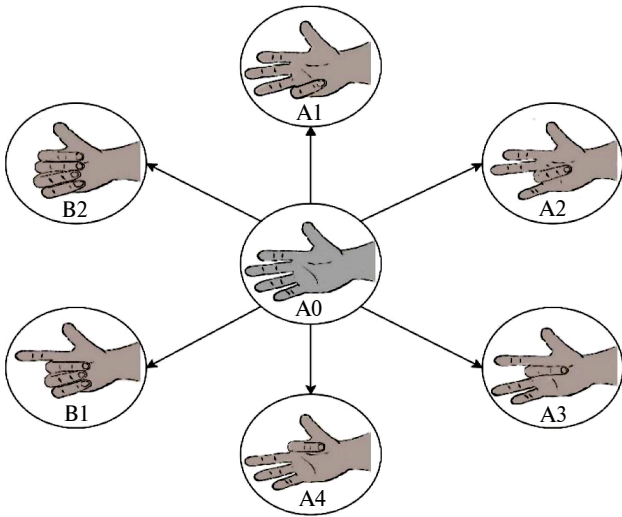


Рис. 1. Типи рухів кисті руки

Вибір такого набору рухів не обмежує можливості та необхідності дослідження інших, більш складних, типів рухів кисті руки, проте вважається авторами мінімальним достатнім базисом для забезпечення функціональних можливостей розроблюваного протезного пристрою. Практичне застосування вибраних типів може варіюватись залежно від необхідності їх використання користувачем. Отриманий при русі B2 sEMG-сигнал передбачає формування керуючого біонічного імпульсу при здійсненні охоплення протезними пальцями предметів різної форми та стиснення їх у долонному напрямку. Такий тип руху є передумовою забезпечення надійної фіксації в руці пацієнта об'ємних предметів, зокрема округлої форми, для подальшого їх переміщення у просторі.

Прикладом застосування такого типу руху є захоплення пацієнтом окремих предметів побуту або їжі (ложки, чашки, зубної щітки, фруктів тощо). Рух B1 пальців може виконувати одразу декілька функцій. Так, наприклад, використання такого типу руху дає можливість пацієнту за допомогою протезних пальців вказувати на окремий предмет чи особу, а також проводити повільне вибіркоче введення літер за допомогою фізичної або тактильної клавіатури цифрових пристроїв. Основною ж метою використання рухів A1–A4 є вивчення різниці значень показників і форми міографічного сигналу як базису для подальшого їх

використання практично в будь-якому з можливих типів хватів. Окрім того, можливість індивідуального згинання кожного пальця протеза робить його більш функціональним і антропоморфічним, надаючи при цьому більшу кількість ступенів свободи та розширюючи функціональні можливості кисті пацієнта.

Методи і засоби

Для визначення рівня sEMG-сигналу було використано пасивні поверхневі гелеві електроди моделі F-55 та F-302 (SkinTact). При цьому модель F-55 застосовувалась для переважної більшості пацієнтів. А модель F-302, що має вищий рівень чутливості та є функціонально більш придатною для молодших вікових груп, була використана для особи віком 10 років. Позиціонування двох вимірювальних електродів проводилось на передпліччі пацієнта в зоні м'язів *Flexor Digitorum Superficialis* (рис. 2, а), а 3-й референтний електрод розміщувався в ліктьовій зоні (рис. 2, б).

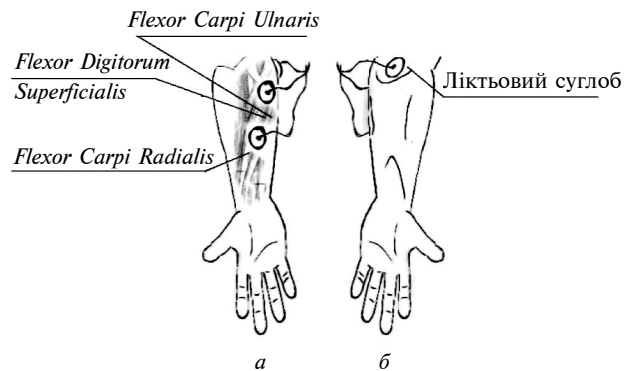


Рис. 2. Групи м'язів і зони розміщення електродів на передпліччі (а) та ліктьовому суглобі (б) пацієнта

Обробка отриманого сигналу проводилась за допомогою серійного одноканального EMG-модуля та розробленої системи вимірювання і класифікації. Функціональна схема вимірювання (рис. 3) містить одноканальний міографічний модуль Muscule Sensor V3 (SparkFun Electronics), блок мікроконтролера на базі Atmega 16, блок передачі інформації до персонального комп'ютера (USB-адаптер PL2303HX) і блок передачі інформації на керуючі мікросхеми виконавчого механізму біонічного протеза.

Варто зазначити, що перевагою використаного одноканального міографічного модуля є попереднє підсилення та фільтрація вимірюваного sEMG-сигналу і подальша його адаптація для використання в мікроконтролерних системах. Це

є суттєвим з огляду на необхідність автономності, мініатюрності й антропоморфічності виконавчої системи протезів із мікроконтролерним керуванням.

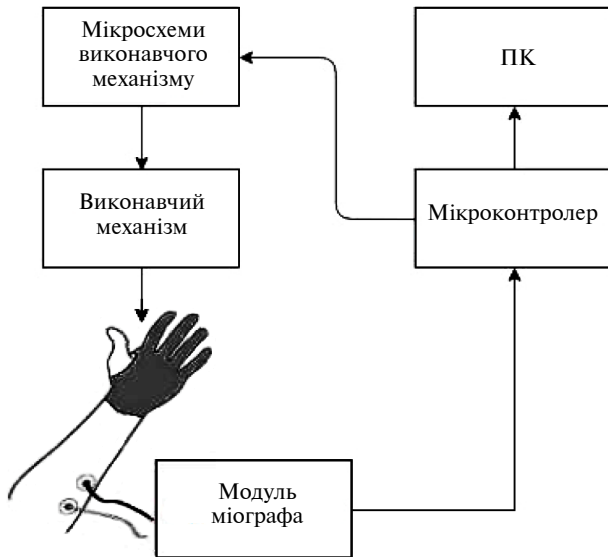


Рис. 3. Функціональна схема вимірювання sEMG

Запис отриманих даних та їх візуалізація проводились за допомогою розробленого програмного забезпечення (ПЗ), інтерфейс якого показано на рис. 4. Вихідний сигнал (значення амплітуди в сантивольтах) може бути поданий у вигляді троміограми в режимі реального часу (рис. 4, а), а також у формі числових значень, записаних у текстовий файл разом із метаданими.

Для обчислення TDF-характеристик sEMG-сигналу було проведено серію контрольних вимірювань у 6-ти здорових пацієнтів різних вікових груп від 10 до 50 років (10 ± 5 , 20 ± 5 та 45 ± 5 років). Вивчення різних наборів рухів А1–А4, а також В1 і В2 проводилося в окремих блоках досліджень у кількості $M = 6$ ітерацій для кожного з добровольців. При цьому перша ітерація $m = 1$ кожного блоку, призначена для визначення рівня фоновому сигналу (ФС) системи, відповідала початковому положенню руки А0. Вимірювання проводились у часовому інтервалі 250 мс за алгоритмом, наведеним на рис. 5. Для проведення досліджень виключно в заданому часовому інтервалі розроблене ПЗ включає сигнальну систему, яка початок кожного блоку вимірювання позначає червоним кольором вікна робочої програми. Пацієнту своєю чергою було запропоновано виконати необхідний тип руху лише при надходженні відповідного візуального сигналу.

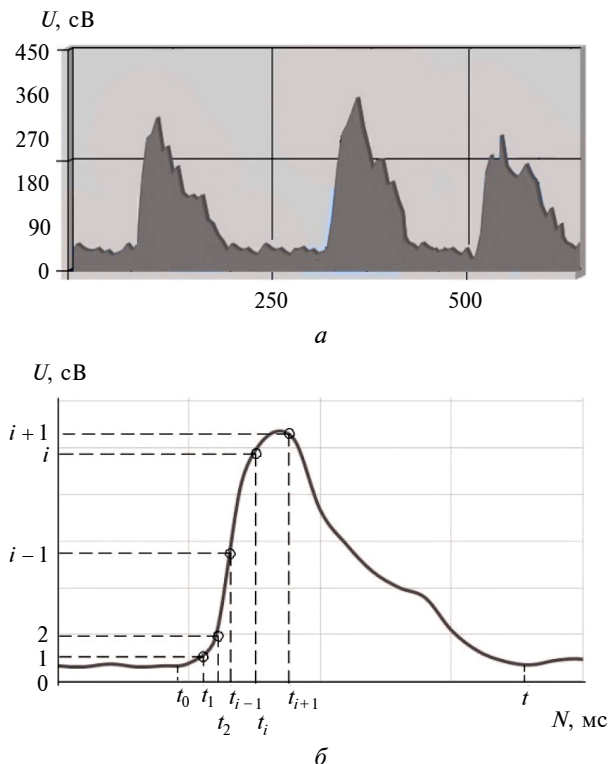


Рис. 4. Графічний протокол результатів (а) і принципи визначення TDF-характеристик сигналу (б)

Оцінка виміряних параметрів sEMG-сигналу була здійснена за декількома часовими TDF-характеристиками, а саме дисперсією VAR і значенням трапецієдного інтеграла Int , що описуються відповідно формулами [3]

$$VAR_i = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (U_i(t) - \bar{U}_i)^2,$$

$$Int = \int_{t_0}^{t_N} f(t) dt \approx (t_N - t_0) \frac{f(t_0) + f(t_N)}{2},$$

де t_0, t_N – межі інтегрування (див. рис. 4, б), $f(t)$ – sEMG-сигнал, що піддається інтегруванню, значення i , t та N вибираються за принципами, що зображені на рис. 4, б, а \bar{U}_i розраховується за формулою

$$\bar{U}_i = \frac{1}{N} \sum_{t=1}^N |U_i(t)|,$$

де $U_i(t)$ – i -те значення амплітуди сигналу в момент часу t .

Вибір такого набору TDF-характеристик можна пояснити результатами попередніх тестувань, проведених на 20 добровольцях, відповід-

но до яких лише показники дисперсії VAR [24] та інтеграла Int знаходились у досить широкому динамічному діапазоні, межі якого не перетинались для різних типів досліджуваних рухів A1–B2.

Ефективність методів машинного навчання для класифікації типів рухів за визначеними характеристиками sEMG-сигналу може варіюватись залежно від окремого завдання. При цьому “складність” реалізації та час на навчання системи залежать як від набору вхідних даних, так і від характеристик обладнання, використаного при розрахунках. При виконанні цієї роботи для класифікації сигналу було використано простий та ефективний непараметричний метод машинної класифікації – метод найближчих k -сусідів, або k -NN [23, 25]. При цьому відносно вхідного набору даних було проведено процес нормалізації та стандартизації [26] відповідно до формул

$$U_{\text{norm}} = \frac{U - U_{\text{min}}}{U_{\text{max}} - U_{\text{min}}}, \quad (1)$$

$$U_{\text{st}} = \frac{U - \mu}{\sigma}, \quad (2)$$

де U_{max} , U_{min} – максимальне та мінімальне значення амплітуди сигналу для вибраного часового інтервалу; μ , σ – середнє арифметичне значення та стандартне відхилення амплітуди сигналу U , що визначаються відповідно за формулами

$$\mu = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (U_i),$$

$$\sigma = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (U_i - \mu)^2}.$$

Залежно від виду та мети класифікації при визначенні найменш віддалених сусідів можуть застосовуватись різноманітні методи розрахунку мінімальної відстані D_{min} . У рамках дослідження було використано метод визначення відстані Чебишева (D_{CH}), Евкліда (D_{EU}), манхеттенську метрику (D_{MH}) і відстань Мінковського (D_{MN}), що визначаються відповідно до [27].

Результати досліджень

Результати порівняння точності класифікації за методом k -NN, а також 1-NN (як окремого випадку методу найближчих k -сусідів) для різних варіантів визначення мінімальної відстані та різних значень k показано в табл. 1–3. Відповідно до принципів методу k -NN, при проведенні класифікації визначались окремі відстані від розрахованих значень VAR і Int для sEMG-сигналу, що піддається аналізу, до подібних їм значень VAR та Int для sEMG-сигналів і з навчального набору даних (найближчих сусідів). При цьому показник k вказував на кількість найближчих сусідів, відстань до яких враховувалась при визначенні типу руху та відповідного йому класу досліджуваного sEMG-сигналу. У випадку

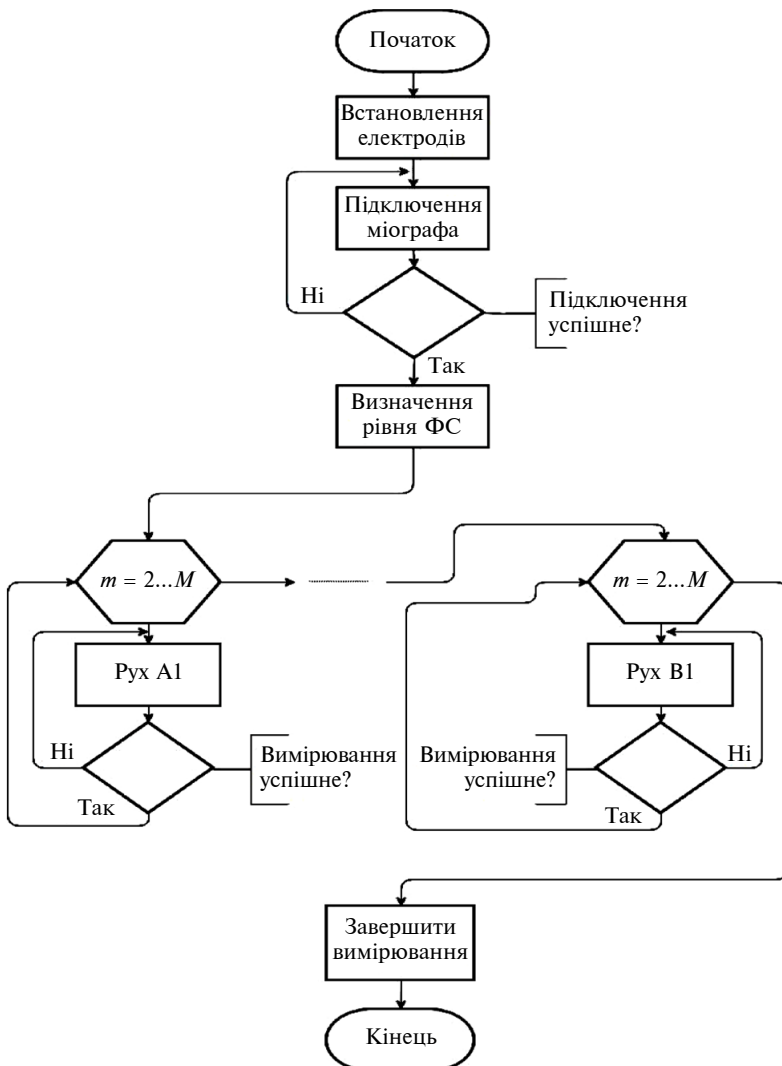


Рис. 5. Алгоритм проведення вимірювань

$k > 1$ присвоєння відповідного результату відбувалось залежно від класу, який мав найбільшу кількість найближчих сусідів. Показник k вибирався методом підбору та не перевищував значення $k = 15$. Для уникнення невизначеності при проведенні класифікації парні значення k не використовувались, а показники VAR та Int sEMG-сигналу було розраховано для 3-х типів вхідних даних: без нормалізації та впорядкованих за формулами (1) і (2). Як окрему варіацію цього методу, було застосовано також метод 1-NN, тобто метод, у якому вибір класу досліджуваного sEMG та відповідного йому типу руху здійснювався відповідно до 1-го найближчого значення з навчального набору даних.

Таблиця 1. Точність класифікації ненормалізованих sEMG-сигналів

Тип відстані D_{\min}	Показники точності відповідно до значення k , %				
	$k = 1$	$k = 7$	$k = 11$	$k = 13$	$k = 15$
D_{CH}	61,11	75,00	80,56	77,78	75,00
D_{EU}	61,11	72,22	80,56	83,33	72,22
D_{MH}	58,33	72,22	75,00	77,78	80,56
D_{MN}	61,11	69,44	77,78	80,56	75,00

Таблиця 2. Точність класифікації нормалізованих sEMG-сигналів

Тип відстані D_{\min}	Показники точності відповідно до значення k , %				
	$k = 1$	$k = 7$	$k = 11$	$k = 13$	$k = 15$
D_{CH}	47,22	75,00	80,56	77,78	80,56
D_{EU}	52,78	75,00	86,11	83,33	75,00
D_{MH}	50,00	66,67	86,11	80,56	72,22
D_{MN}	50,00	66,67	83,33	75,00	72,22

Таблиця 3. Точність класифікації стандартизованих sEMG-сигналів

Тип відстані D_{\min}	Показники точності відповідно до значення k , %				
	$k = 1$	$k = 7$	$k = 11$	$k = 13$	$k = 15$
D_{CH}	52,78	61,11	66,67	61,11	58,33
D_{EU}	58,33	58,33	63,89	61,11	63,89
D_{MH}	55,56	52,78	61,11	69,44	61,11
D_{MN}	50,00	61,11	66,67	63,89	63,89

Проведення класифікації відбувалось у порції 80/20, де 80 % із початкового набору було використано для навчання системи, а 20 % вхід-

них даних (по одній ітерації з кожного руху для всіх суб'єктів) – на її тестування. Точність класифікації розраховувалась за формулою

$$Acc = \frac{C}{S} \cdot 100 \%,$$

де C – кількість вірно позитивних відповідей для заданого k , S – загальна кількість відповідей.

Як видно з табл. 1–3, порівняння результатів точності класифікації проводилось для чотирьох методів визначення мінімальної відстані D_{\min} , а саме: для відстані Чебишева, Евкліда, манхеттенської метрики та відстані Мінковського за кількості найближчих сусідів k , що дорівнювала 1, 7, 11, 13, 15. Точність визначення типу руху стандартизованих sEMG-сигналів (див. табл. 3) є досить низькою для всіх вибраних значень k і, як наслідок, неефективна для вирішення завдання, поставленого в дослідженні. Результати, отримані на ненормалізованих sEMG-сигналах (див. табл. 1), мають значно вищі показники ефективності, однак використання окремого випадку методу 1-NN все ще є недоцільним і також демонструє досить низькі показники точності.

Найвища ж точність класифікації зі значенням 86,11 % спостерігається при використанні нормалізованого набору даних для Евклідової відстані (D_{EU}) та манхеттенської метрики (D_{MH}) при $k = 11$ (див. табл. 2). Окрім того, на цьому k показники точності для відстані D_{CH} та D_{MN} є також достатньо високими і перевищують 80 %. Ці показники є досить високим навіть порівняно з результатами для методу k -NN-класифікації, наведеними в працях [23] і [28], у яких було використано дво- та чотириканальні вимірювальні системи, більшу кількість класифікаторів та значно більший набір даних для навчання.

Запропонована аналітична модель є простою в застосуванні, не потребує багатоканальних вимірювальних пристроїв, а використання невеликої кількості вихідних характеристик сигналу та відносно простого у реалізації методу k -NN-класифікації робить її зручною для впровадження в керуючі модулі недорогих біонічних протезних пристроїв. Оцінювання запропонованої аналітичної моделі проводилось на вибірці даних із 6-ти здорових пацієнтів розміром 180 значень, 36 із яких використовувались для тестування, а 144 – для тренування моделі класифікації за методом k -NN. При цьому, незважаючи на досить обмежену кількість даних для навчання моделі, після проведення нормалізації початкового набору

ру вхідних даних точність класифікації при $k = 13$ становила більше 80 %, а при $k = 11$ – більше 86 %.

Висновки

У роботі запропоновано аналітичну модель оцінки TDF-характеристик міографічних сигналів для базових функціональних рухів кисті руки на основі одноканальної вимірювальної системи та простого методу машинної класифікації. Для успішної імплементації запропонованої моделі достатньо визначення лише двох елементарних часових характеристик вимірюваного sEMG-сигналу, а саме показників дисперсії VAR і трапеціоїдного інтеграла Int , що сумісно з методом найближчих

k -тих сусідів можуть забезпечити точність класифікації виконуваних рухів на рівні 86,11 %.

Отже, запропонована модель є ефективною при роботі навіть із невеликим набором характеристик sEMG-сигналу та обмеженою кількістю вхідних даних. У подальших дослідженнях авторами планується перевірка ефективності запропонованої системи не лише на здорових пацієнтах, а й у реальних умовах при роботі з травмованими добровольцями. Вхідний набір даних sEMG-сигналу в цьому випадку може впливати на коректність застосування запропонованої моделі, а точність її класифікації може бути підвищена при використанні більш широкої вибірки даних для навчання.

References

- [1] R.G.E. Clement *et al.*, “Bionic prosthetic hands: A review of present technology and future aspirations”, *Surgeon*, vol. 9, no. 6, pp. 336–340, 2011. doi: 10.1016/j.surge.2011.06.001
- [2] C. Pedreira *et al.*, “Neural prostheses: linking brain signals to prosthetic devices”, in *Proc. ICROS-SICE Int. Joint Conf.*, 2009, pp. 1–6.
- [3] S. Micera *et al.*, “Control of hand prostheses using peripheral information”, *IEEE Rev. Biomed. Eng.*, vol. 3, pp. 48–68, 2010. doi: 10.1109/RBME.2010.2085429
- [4] C.A. Chestek *et al.*, “Hand posture classification using electrocorticography signals in the gamma band over human sensorimotor brain areas”, *J. Neural Eng.*, vol. 10, no. 2, pp. 1–11, 2013. doi: 10.1088/1741-2560/10/2/026002
- [5] C. Castellini, “Neuro-robotics,” vol. 2, pp. 37–58, 2014. doi: 10.1007/978-94-017-8932-5
- [6] J. Shi *et al.*, “Feasibility of controlling prosthetic hand using sonomyography signal in real time: preliminary study”, *J. Rehabil. Res. Dev.*, vol. 47, no. 2, pp. 87–98, 2010. doi: 10.1682/JRRD.2009.03.0031
- [7] A. Fougner *et al.*, “Control of upper limb prostheses: Terminology and proportional myoelectric control – A review”, vol. 20, no. 5, pp. 663–677, 2012. doi: 10.1109/TNSRE.2012.2196711
- [8] N. Carbonaro *et al.*, “An innovative multisensor controlled prosthetic hand”, in *Proc. XIII Mediterranean Conf. Med. Bio. Eng. Computing*, 2013, pp. 93–96. doi: 10.1007/978-3-319-00846-2_23
- [9] A. Dobrowolski *et al.*, “Analiza widmowa potencjałów jednostek ruchowych”, *Biuletyn WAT*, vol. 56, no. 1, pp. 83–97, 2007.
- [10] M. Bezuhlyi *et al.*, “Creation of the classification of the biotechnical objects means monitoring”, *Visnyk NTUU “KPI”. Ser. Pryladobuduvannia*, no. 26, pp. 131–138, 2003 (in Ukrainian).
- [11] M. Zecca *et al.*, “Control of multifunctional prosthetic hands by processing the electromyographic signal”, *Crit. Rev. Biomed. Eng.*, vol. 30, no. 4–6, pp. 459–485, 2002. doi: 10.1615/CritRevBiomedEng.v30.i456.80
- [12] L. Liu *et al.*, “Electromyogram whitening for improved classification accuracy in upper limb prosthesis control”, *IEEE Trans. Neural Syst. Rehabil. Eng.*, vol. 21, no. 5, pp. 767–774, 2013. doi: 10.1109/TNSRE.2013.2243470
- [13] R.H. Chowdhury *et al.*, “Surface electromyography signal processing and classification techniques”, *Sensors (Basel)*, vol. 13, no. 9, pp. 12431–12466, 2013. doi: 10.3390/s130912431
- [14] A. Balbinot *et al.*, “Decoding arm movements by myoelectric signal and artificial neural networks”, *Intell. Control Autom.*, vol. 2013, no. 4, pp. 87–93, 2013. doi: 10.4236/ica.2013.41012
- [15] F. Orabona *et al.*, “Model adaptation with least-squares SVM for adaptive hand prosthetics”, in *Proc. IEEE Int. Conf. Robot. Autom.*, 2009, pp. 2897–2903. doi: 10.1109/ROBOT.2009.5152247
- [16] B. Karlık, “Machine learning algorithms for characterization of emg signals”, *Int. J. Inf. Electron. Eng.*, vol. 4, no. 3, pp. 189–194, 2014. doi: 10.7763/IJIEE.2014.V4.433
- [17] F.H.Y. Chan *et al.*, “Fuzzy EMG classification for prosthesis control”, *IEEE Trans. Rehabil. Eng.*, vol. 8, no. 3, pp. 305–311, 2000. doi: 10.1109/86.867872
- [18] S.H. Park and S.P. Lee, “EMG pattern recognition based on artificial intelligence techniques”, *IEEE Trans. Rehabil. Eng.*, vol. 6, no. 4, pp. 400–405, 1998. doi: 10.1109/86.736154

- [19] S. El-Khoury *et al.*, "EMG-based learning approach for estimating wrist motion", in *Proc. 2015 37th Annual Int. Conf. IEEE Eng. Med. Bio. Soc. (EMBC)*, 2015, pp. 6732–6735. doi: 10.1109/EMBC.2015.7319938
- [20] P. Shenoy *et al.*, "Online electromyographic control of a robotic prosthesis", *IEEE Trans. Biomed. Eng.*, vol. 55, no. 3, pp. 1128–1135, 2008. doi: 10.1109/TBME.2007.909536
- [21] A. Gmerek, "Adaptacyjny system sterowania protezą ręki wykorzystujący elektromiografię powierzchniową", *Prace Naukowe Politechniki Warszawskiej. Elektronika*, vol. 175, no. 1, pp. 99–110, 2010.
- [22] J.M. Hahne *et al.*, "Linear and nonlinear regression techniques for simultaneous and proportional myoelectric control", *IEEE Trans. Neural Syst. Rehabil. Eng.*, vol. 22, no. 2, pp. 269–279, 2014. doi: 10.1109/TNSRE.2014.2305520
- [23] M. Haris *et al.*, "EMG signal based finger movement recognition for prosthetic hand control", in *Proc. 2015 Communication, Control and Intelligent Systems (CCIS)*, 2015, pp. 194–198. doi: 10.1109/CCIntelS.2015.7437907
- [24] K. Vonsevych *et al.*, "Information-measuring system of myograph of bionic limb prosthesis", *Perspektyvni Tekhnologii ta Prilady*, vol. 10, no. 1, pp. 32–37, 2017 (in Ukrainian).
- [25] C. Altın and O. Er, "Comparison of different time and frequency domain feature extraction methods on elbow gesture's EMG", *Eur. J. Interdiscip. Stud.*, vol. 5, no. 1, pp. 35–44, 2016.
- [26] S. Raschka and M. Vahid, *Python Machine Learning Second Edition*, 2nd ed. Birmingham B3 2PB, UK: Packt Publishing Ltd., 2017.
- [27] B. Charulatha *et al.*, "A Comparative study of different distance metrics that can be used in Fuzzy Clustering Algorithms", *Ijetcs. Org*, vol. 2013, 2013.
- [28] C.P. Robinson *et al.*, "Pattern classification of hand movements using time domain features of electromyography", in *Proc. 4th Int. Conf. Movement Computing*, 2017, pp. 1–6. doi: 10.1145/3077981.3078031

К.П. Вонсевич, М.А. Безуглый, А.А. Гапонюк

ОЦЕНИВАНИЕ ВРЕМЕННЫХ ХАРАКТЕРИСТИК ЭЛЕКТРОМИОГРАММЫ ФУНКЦИОНАЛЬНЫХ ДВИЖЕНИЙ КИСТИ РУКИ ДЛЯ ИНТУИТИВНОГО УПРАВЛЕНИЯ БИОНИЧЕСКИМ ПРОТЕЗОМ

Проблематика. Особенности оценки временных характеристик (TDF-характеристик) поверхностной электромиограммы при выполнении функциональных движений кисти руки и возможность их имплементации в системе интуитивного управления бионическим протезом конечности.

Цель исследования. Разработка аналитической модели оценки TDF-характеристик миографических сигналов для базовых функциональных движений кисти и пальцев пациента, а также исследование возможностей ее внедрения в качестве базиса для непараметрического метода классификации.

Методика реализации. Создана одноканальная микроконтроллерная информационно-измерительная система для регистрации поверхностной электромиограммы, и разработана аналитическая модель оценки ее TDF-характеристик на основе использования показателей дисперсии и трапецеидального интеграла.

Результаты исследования. С использованием метода k -NN-классификации измеренного сигнала проверена разработанная модель при анализе нормализованных и ненормализованных данных распознавания функциональных движений пальцев кисти руки. Предельная полученная точность классификации движений составила 86,11 % и является приемлемой для использования при разработке методов автоматического управления в системах управления бионическими протезами верхних конечностей или пальцев рук.

Выводы. В работе предложена аналитическая модель оценки TDF-характеристик миографических сигналов для базовых функциональных движений кисти руки на основе одноканальной измерительной системы и простого метода машинной классификации. Предложенная модель является эффективной при работе с небольшим набором характеристик сигнала и ограниченным количеством входных данных, а точность ее классификации может быть повышена при использовании более широкой выборки данных для обучения.

Ключевые слова: бионические протезы; поверхностная электромиография; TDF; k -NN-метод.

K.P. Vonsevych, M.O. Bezuglyi, A.O. Haponiuk

EVALUATION OF ELECTROMYOGRAM TIME CHARACTERISTICS OF THE WRIST FUNCTIONAL MOVEMENTS FOR INTUITIVE CONTROL OF BIONIC PROSTHESIS

Background. Time evaluation features of characteristics (TDF-characteristics) of a surface electromyogram when performing the palm functional movements and the possibility of their implementation in the bionic prosthetic limb intuitive control system.

Objective. The aim of the paper is to develop the analytical model for evaluating the TDF-characteristics of myographic signals for basic functional movements of the patient's wrist and fingers, as well as studying the possibilities of its implementation as a basis for non-parametric method of classification.

Methods. A one-channel microcontroller based information measuring system was created for the registration of a surface electromyogram. The analytical model for evaluating its TDF-characteristics based on the use of variance and trapezoidal integral features was developed.

Results. The developed model was tested using the method of k -NN classification of the measured signal in the analysis of normalized and non-normalized data of recognition of the fingers' functional movements. The accuracy of movement classification was 86.11 % and is acceptable for use in the development of methods for automatic control in the control systems of bionic prosthetics of the upper limbs or fingers.

Conclusions. The analytical model for evaluating the TDF-characteristics of myographic signals for the wrist basic functional movements based on one-channel measuring system and a simple method of machine learning technique were proposed in the study. The proposed model is effective when working with a small set of signal characteristics and a limited amount of input data, and its classification accuracy can be increased by using a wider sample of data for training.

Keywords: bionic prostheses; surface electromyography; TDF; k -NN method.

Рекомендована Радою
приладобудівного факультету
КПІ ім. Ігоря Сікорського

Надійшла до редакції
22 листопада 2017 року

Прийнята до публікації
08 лютого 2018 року