

УДК 004.032.26

НЕЙРОННА МЕРЕЖА В СЕРЕДОВИЩІ NI LabVIEW ДЛЯ КЛАСИФІКАЦІЇ СИГНАЛІВ ЕЛЕКТРОМІОГРАМ

Соломін Андрій Вячеславович

a.solomin@kpi.ua

Борисенко Роман Володимирович

borysenko.roman@lil.kpi.ua

Національний технічний університет України «Київський
політехнічний інститут імені Ігоря Сікорського», м. Київ, Україна

Анотація – В сучасних умовах суттєво зросла потреба у створенні біонічних протезів для покращення якості життя насамперед ветеранів війни з втраченими кінцівками. Складність проблеми пов'язана, головним чином, з розпізнаванням (класифікацією) сигналів електроміограм, які реєструються сенсорами, накладеними на залишкові фрагменти втрачених кінцівок. Для вирішення цієї проблеми найкраще підходять технології, пов'язані із застосуванням нейронних мереж. В роботі показана доцільність використання в цьому плані можливостей програмного середовища NI LabVIEW, де дуже органічно реалізована взаємодія програмних засобів з електронним обладнанням, існують готові рішення для обробки сигналів та роботи з нейронними мережами. З метою оптимізації режимів функціонування нейронної мережі запропоновано оригінальні методи попередньої обробки електроміограм для виділення інформативних ознак. Навчена на реальних зразках електроміограм нейронна мережа продемонструвала високу точність щодо класифікації тестових наборів сигналів.

Ключові слова: електроміограма, нейронні мережі, інформатика, системи відображення, медична фізика, програмна інженерія, біонічні протези, NI LabVIEW

I. ВСТУП

У зв'язку з ситуацією, що склалась в галузі протезування, актуальною задачею наразі стало створення біонічних протезів для покращення якості життя насамперед ветеранів війни з втраченими кінцівками. Цим зараз займається значна кількість розробників, але у повній мірі задовільного результату поки не досягнуто [1-12]. Складність проблеми пов'язана, головним чином, з розпізнаванням (класифікацією) сигналів електроміограм, що реєструються сенсорами, накладеними на залишкові фрагменти втрачених кінцівок. Зараз з'явилась можливість суттєвого удосконалення методів вирішення цієї проблеми у зв'язку з інтенсивним розвитком технологій нейронних мереж. Одним з ефективних шляхів у цьому напрямі є використання середовища NI LabVIEW, що пов'язано з деякими його особливостями [13]. В NI LabVIEW дуже органічно реалізована взаємодія програмних засобів з електронним обладнанням. Є безліч готових рішень для різних галузей застосування, у тому числі для обробки сигналів, а також

створення, навчання та розгортання нейронних мереж. Передбачена можливість конвертації розроблених програмних засобів у файл прошивки (bitstream-файл), який можна завантажувати в програмовані логічні матриці, що спрощує і прискорює створення компактних приладів з потужними можливостями обробки інформації.

II. МЕТА ДОСЛІДЖЕННЯ

Мета роботи – запропонувати реалізацію нейронної мережі в середовищі NI LabVIEW для класифікації сигналів електроміограм шляхом виділення з них груп інформативних ознак та навчання мережі; розгорнути навчену мережу та перевірити якість класифікації сигналів на тестових даних.

Генеральна ціль дослідження – довести можливість створення і ефективність використання нейронної мережі для розпізнавання сигналів електроміограм, які відповідають різним типам рухів (жестів) кисті руки, що у свою чергу створить підґрунтя для її використання в системах біонічних протезів.

III. МАТЕРІАЛ ТА МЕТОДИ ДОСЛІДЖЕННЯ

Для реалізацій нейронної мережі запропоновано використати віртуальні прилади з бібліотеки плагіну AML (Analytics and Machine Learning Toolkit) середовища NI LabVIEW [14]. В цій бібліотеці вже є необхідний інструментарій, що дозволяє гнучко обирати конфігурацію нейронної мережі або вмикати режим автоматичної оптимізації її параметрів при навчанні та валідації. Передбачено нормалізацію вхідних даних перед навчанням, візуалізацію метрик якості результатів навчання, а також розгортання навченої нейронної мережі для тестування та експлуатації.

На наступному етапі актуальною стає задача зменшення розмірності щодо вхідної інформації нейронної мережі, тобто виділення найбільш інформативних ознак з сигналів електроміограм. Тут можливі різні підходи, і зазвичай для обробки сигналів обирають амплітудні характеристики, результати статистичної обробки, частотні характеристики, пов'язані з перетвореннями Фур'є, параметри швидкості зміни величин сигналів.

Але сигнали електроміограм мають особливості. Вони складаються з послідовностей різнополярних імпульсів різної частоти та амплітуди. Отже логічно їх аналізувати за параметрами, що пов'язані з характеристиками цих імпульсів. Тому замість спектральних характеристик – результатів перетворень Фур'є в цій роботі обрано параметри, пов'язані з кількістю і частотою перетинань сигналом часової осі, тобто кількістю змін знаку сигналу. Далі запропоновано замість амплітудних значень сигналу використовувати деяку аналогію з механікою систем матеріальних частинок. Тобто інформативною ознакою вважається немовби розташування «центру мас системи частинок», де маса частинки відповідає амплітуді частотної складової послідовності імпульсів електроміограми, а відстань від початку координат відповідає значенню цієї частоти. Так само іншою інформативною ознакою вважається аналог сумарного механічного моменту системи частинок, тобто сума добутків їх «мас»-амплітуд та

«відстаней»-частот, а також аналог сумарної маси системи – сума амплітуд частотних складових. Тобто у якості інформативних ознак сигналу виступають параметри гістограми розподілу частот повторення імпульсів електроміограми, яка аналізується по аналогії з механікою системи матеріальних частинок. І на додаток ще враховується загальна кількість імпульсів, а точніше кількість змін знаків в сигналі.

На рис. 1 наведено приклад такої гістограми частот імпульсів для сигналу електроміограми з результатами обчислених інформативних ознак, що відповідає одному з типів жестів руки.

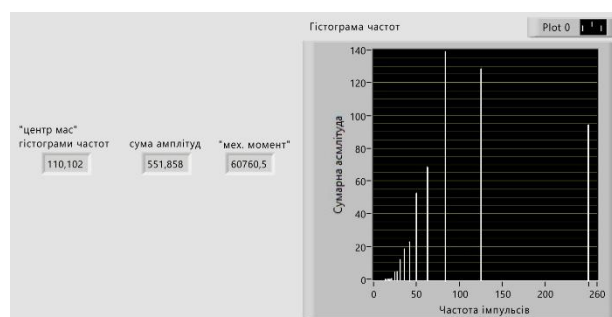


Рисунок 1 – Приклад гістограми частот імпульсів для сигналу електроміограми

Якщо для досліджуваної задачі доступно сигнали з кількох датчиків, то сукупністю інформативних ознак буде поєднання зазначених вище ознак всіх цих сигналів.

IV. ВИКОРИСТАННЯ НЕЙРОННОЇ МЕРЕЖІ ДЛЯ КЛАСИФІКАЦІЇ СИГНАЛІВ ЕЛЕКТРОМІОГРАМ

Для дослідження можливості та ефективності практичного застосування нейронної мережі із зазначеними вище особливостями використано відкриту базу сигналів електроміограм sEMG for Basic Hand movements з репозиторію UCI Machine Learning Repository [15].

З цієї бази для даної роботи використано сигнали, отримані від чотирьох досліджуваних пацієнтів (2 чоловіки та 2 жінки віком 20 – 22 роки). По кожному з них в базі містяться сигнали 6-ти класів, що відповідають 6-ти типам жестів долоні руки; в кожному класі – по 30 зразків сигналів, що

отримані при повтореннях відповідних жестів. Для формування навчальної вибірки в даній роботі використано по 25 зразків сигналів кожного жесту долоні, а для тестової вибірки – по 5 залишених невикористаними сигналів. Крос-валідація здійснюється автоматично на навчальній вибірці. Метою класифікації є розпізнавання видів рухової активності конкретного пацієнта, для якого відбувається навчання нейронної мережі. Різні пацієнти надають можливість порівняння результатів з урахуванням їх специфіки.

В прикладеному до бази протоколі зазначено: «Експерименти полягали у вільному і багаторазовому захопленні різних предметів з необхідними для цього рухами рук. Швидкість і сила були навмисно залишені на волю суб'єкта. Для збору інформації про активацію м'язів застосовувались два поверхневі ЕМГ-електроди передпліччя (Flexor Carpi Ulnaris і Extensor Carpi Radialis, Longus і Brevis), які утримувалися еластичними стрічками, а також референтний електрод посередині. Досліджувані пацієнтам було запропоновано кілька разів виконати наступні шість рухів, які можна вважати типовими рухами для захоплення предметів (Рис. 2).

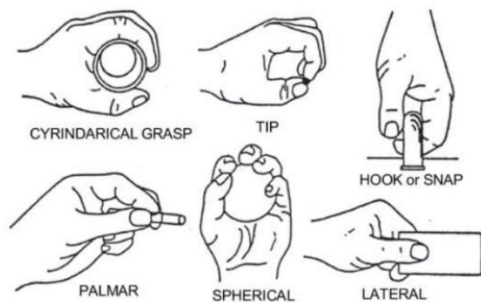


Рисунок 2 – Шість рухів, які можна вважати типовими рухами для захоплення предметів

Призначення цих рухів:

- 1) Spherical: для тримання сферичних інструментів;
- 2) Tip: для тримання дрібних інструментів;
- 3) Palmar: для захоплення предмету долонею;
- 4) Lateral: для утримання тонких плоских предметів;

5) Cylindrical: для утримання циліндричних інструментів;

6) Hook: для підтримки важкого вантажу.

Дані були записані з частотою дискретизації 500 Гц. Сигнали були відфільтровані з використанням смугового фільтру Баттерворта з низькочастотним і високочастотним відсіченням на 15 Гц і 500 Гц відповідно та режекторним фільтром на 50 Гц для усунення артефактів лінійної інтерференції.

Відповідне апаратне забезпечення являло собою плату аналого-цифрового перетворення NI USB-009, встановлену на ПК. Сигнали були отримані від двох диференціальних датчиків ЕМГ».

Приклади графічних зображень сигналів електроміограм наведено на Рис. 3.

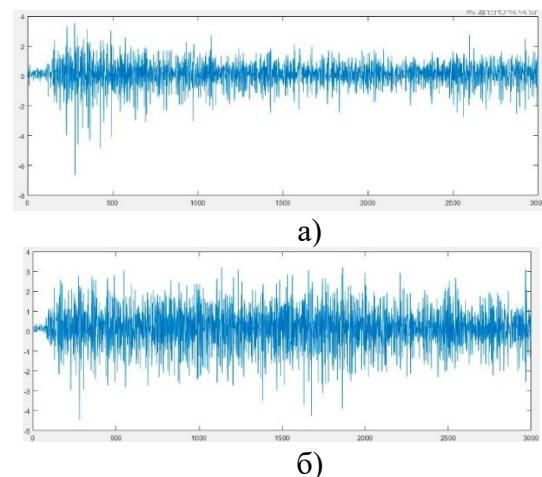


Рисунок 3 – Приклади графічних зображень сигналів електроміограм:
а) cylindrical; б) hook

Інтерфейс віртуального приладу Classification (Search Parameters, Training).vi для навчання нейронної мережі передбачає подачу на його вхід даних у вигляді таблиці Excel, де перший рядок містить розділені комами назви параметрів, а всі інші рядки – розділені комами переліки значень відповідних інформативних параметрів для кожного окремого експерименту з рухами рук. Як зазначалось в розділі III, у якості параметрів обрано аналог «центру мас» гістограми частот імпульсів, аналог сумарного механічного моменту, аналог «суми мас» та загальна кількість імпульсів в сигналі.

Тому розроблено комплекс віртуальних приладів для перетворення сигналів електроміограм із згаданої вище бази в таблицю інформативних параметрів відповідно до інтерфейсу віртуального приладу Classification (Search Parameters, Training).vi.

Для такого перетворення використовується створений в цій роботі віртуальний прилад «Create features train-array», в якому виконується по чергу зчитування та обробка файлів тренувальних сигналів з бази в такій послідовності: для кожного з шести зазначених вище рухів руки по черзі зчитуються сигнали з першого та

другого каналу (датчика). Далі вони обробляються віртуальним приладом, та створюється кінцева Excel-таблиця, яка містить сукупність інформативних ознак з 25-ти вимірів електроміограм для кожного з 6-ти типових рухів руки (5 останніх вимірів з бази залишаються для тестування системи). Згідно вимог вхідного інтерфейсу віртуального приладу Classification (Search Parameters, Training).vi остання колонка зазначеної таблиці містить порядковий номер класу, що відповідає різновиду руху руки в дослідженнях.

Блок-діаграма віртуального приладу Create features train-array наведена на Рис. 4.

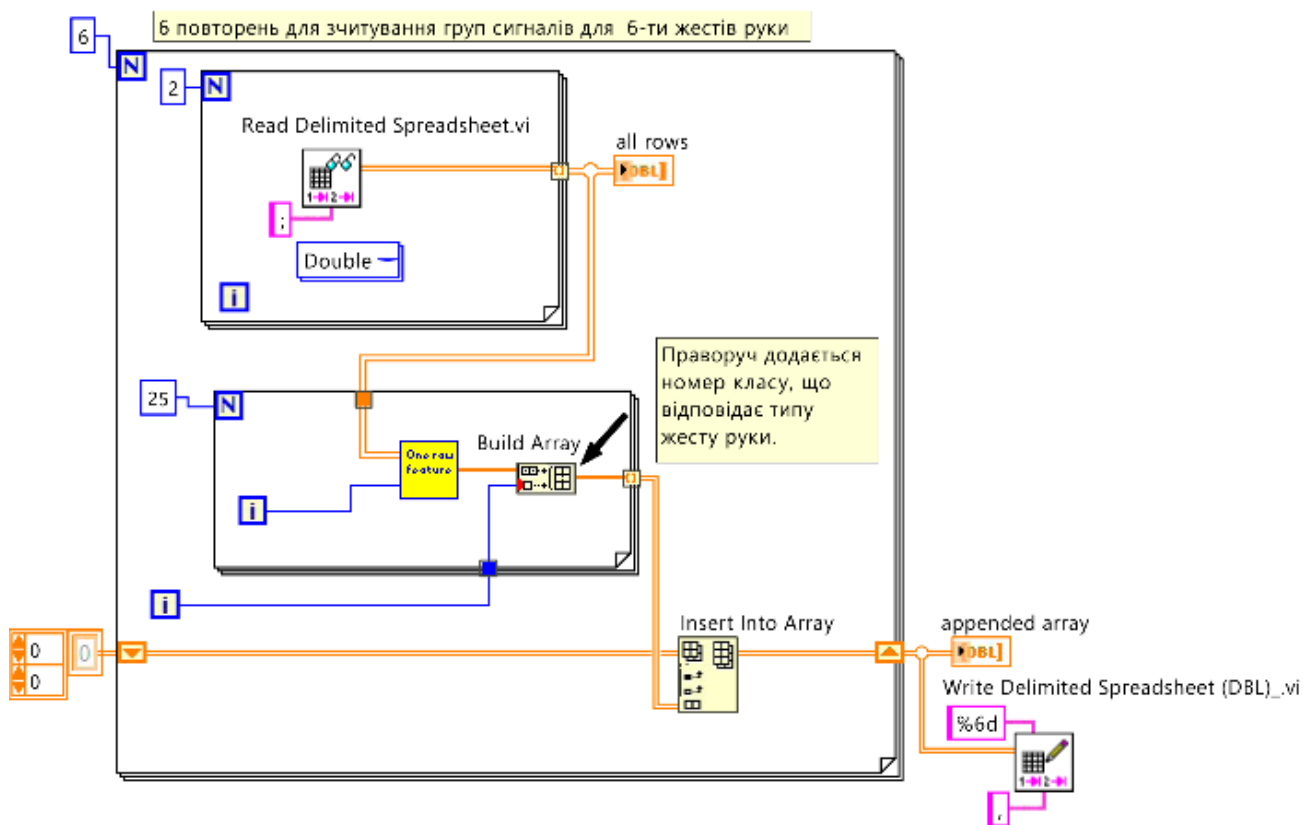


Рисунок 4 – Блок-діаграма віртуального приладу Create features train-array

Тут зовнішній цикл повторюється 6 разів для зчитування пакетів електроміограм, що відповідають шести різновидам рухів руки. У внутрішньому верхньому циклі по черзі зчитуються сигнали з двох каналів, що пов'язані з двома датчиками та створюється 3-вимірний масив з двох 2-вимірних масивів, кожний з яких є матрицею з 30 вимірювань сигналів по 3000 послідовних значень кожний.

У нижньому циклі за допомогою підприладу One-row features кожний рядок вимірів з обох каналів перетворюється в 4 ознаки (параметра): "аналог центру мас гістограми частот", "сума амплітуд", "аналог сумарного механічного моменту", та "кількість перетинань нуля", які потім об'єднуються в один рядок (одновимірний масив) з 8-ти параметрів, тобто по 4

параметри з кожного каналу, який потім доповнюється індексом від 0 до 5, що відповідає різновиду руху руки (класу). Ці процедури застосовуються лише для 25-ти з 30-ти дослідів, формуючи дані для тренування нейронної мережі. Останні 5 дослідів використовуються в подальшому для тестування системи.

В нижньому зсувному реєстрі відбувається об'єднання всіх створених масивів параметрів для різних рухів руки в один загальний масив.

На завершення за допомогою віртуального підприладу Write Delimited Spreadsheet (DBL).vi створюється підсумкова Excel-таблиця параметрів всіх сигналів. Ця таблиця надалі використовується для тренування нейронної мережі у віртуальному приладі Classification (Search Parameters, Training).vi.

Блок-діаграма віртуального підприладу One-row features, що є складовою частиною віртуального приладу Create features train-array, наведена на Рис. 5.

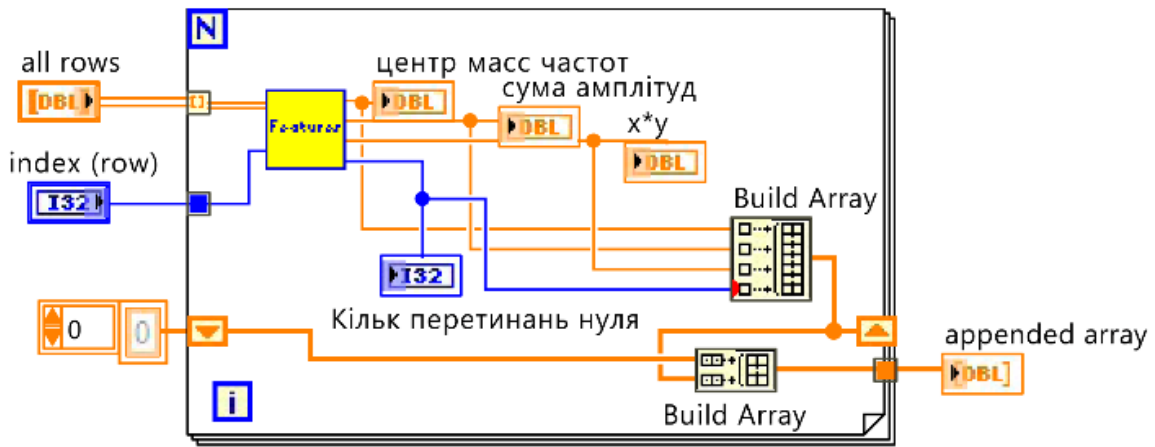


Рисунок 5 – Блок-діаграма віртуального підприладу One-row features

Блок-діаграма віртуального підприладу Features, що є складовою частиною підприладу One-row features, наведена на Рис. 6.

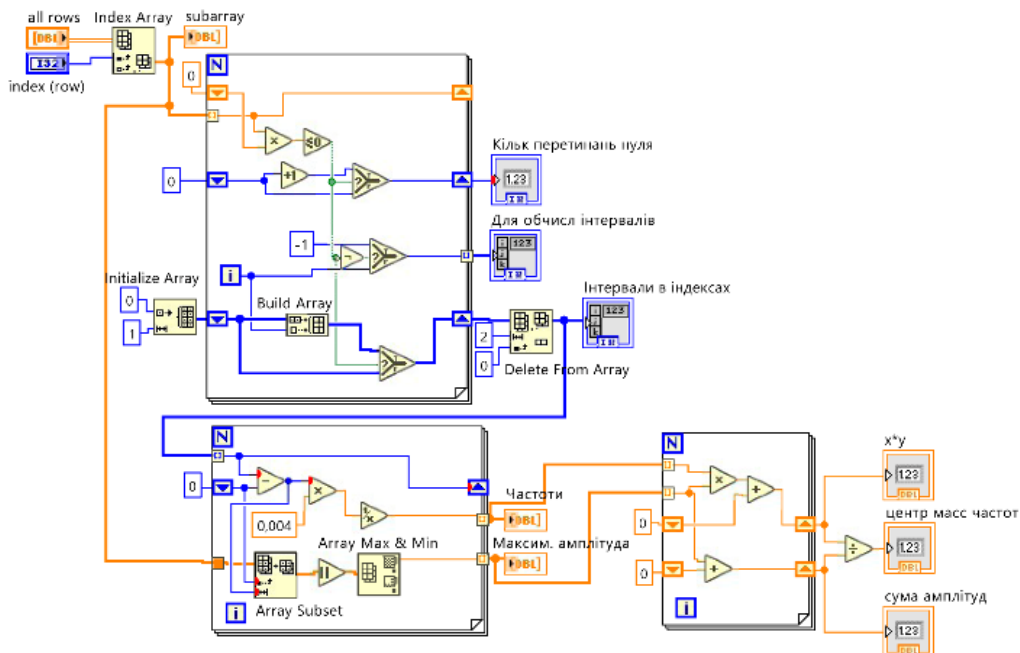


Рисунок 6 – Блок-діаграма віртуального підприладу Features

У верхній частині першого циклу обчислюються всі точки перетину сигналом осі часу, тобто всі ділянки, де величини сигналу в сусідніх вузлах мають різні знаки (їх добуток менше або дорівнює нулю).

У середній частині цього циклу створюється масив з індексами вузлів, де сигнал перетинає часову вісь, а там, де сигнал має однаковий знак, масив заповнюється значенням "-1".

У нижній частині будується масив з індексами тільки тих вузлів, де змінюється знак величин сигналів.

У нижньому циклі ліворуч визначаються частоти, з якими імпульси з'являються в сигналі. Спочатку обчислюються різниці між сусідніми індексами, де сигнал перетинає часову вісь, потім ці різниці множаться на $0,002 \times 2$ ($0,002$ – це інтервал в секундах між вимірами при частоті дискретизації 500 Гц, а множник 2 – оскільки період вдвічі більший, ніж відстань між сусідніми перетинаннями осі часу). Далі для отримання частоти береться обернена величина. Нижче обчислюються максимальні амплітуди сигналів на відповідних частотах (тобто у відповідних інтервалах індексів сигналу).

У нижньому циклі праворуч на верхньому зсувному реєстрі обчислюється

немовби аналог сумарного моменту частот (аналог сумарного механічного моменту, якщо замість частот були б маси частинок, а замість просторових відстаней по осі x – частотні відстані від нуля). На нижньому реєстрі обчислюється сума амплітуд по всім частотам (аналог суми мас частинок). Після ділення отримуємо "центр мас гістограми частот" (аналог центру мас системи частинок).

V. РЕЗУЛЬТАТИ

В результаті виконання процедур, зазначених в розділі IV, отримуємо Excel-файл з таблицею виділених параметрів електроміограм для тренування нейронної мережі. Аналогічно, після відповідного переналаштування описаних віртуальних приладів отримуємо таблицю інформативних параметрів для тестування нейронної мережі, використовуючи спеціально для цього залишені по 5 дослідів реєстрації електроміограм для кожного руху руки.

Далі, як приклад, наводяться результати щодо одного з досліджуваних пацієнтів.

Графічна ілюстрація поведінки інформативних параметрів в інтерфейсі Initialization віртуального приладу Classification (Search Parameters, Training).vi наведена на Рис. 7.

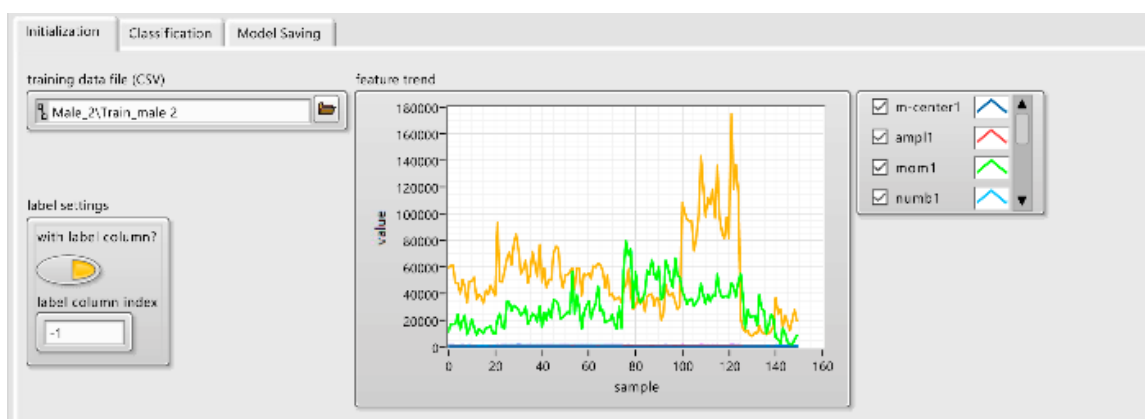


Рисунок 7 – Ілюстрація поведінки інформативних параметрів в інтерфейсі Initialization віртуального приладу Classification (Search Parameters, Training).vi

Як зазначалось вище, віртуальний прилад Classification (Search Parameters, Training).vi в процесі навчання та крос-

валідації нейронної мережі автоматично оптимізує її параметри: кількість нейронів, функції активації шарів, тип функції втрат.

На Рис. 8 наведено ілюстрацію інтерфейсу Classification віртуального приладу Classification (Search Parameters, Training).vi після завершення циклу навчання і крос-валідації. У відповідних полях правої частини інтерфейсу

відображено інформацію про результати обирання параметрів нейронної мережі в результаті оптимізації, а також метрики якості, отримані в результаті процедур крос-валідації.

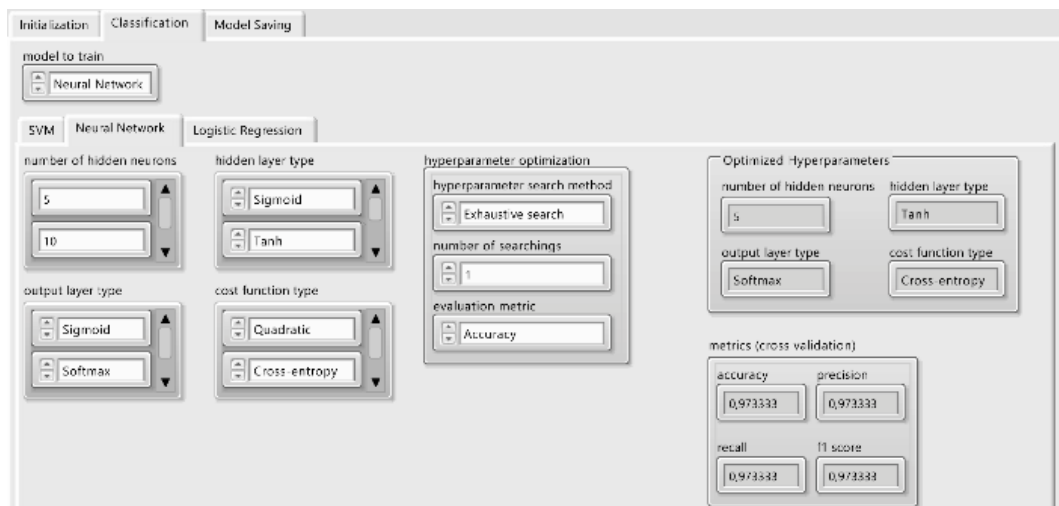


Рисунок 8 – Ілюстрація інтерфейсу Classification віртуального приладу Classification (Search Parameters, Training).vi після завершення циклу навчання та крос-валідації



Рисунок 9 – Результат розгортання і тестування нейронної мережі

Як видно з Рис. 8, для даного прикладу системою обрано наступні значення параметрів нейронної мережі: 5 нейронів прихованого шару; функція активації для прихованого шару Tanh, а для вихідного шару

Softmax; функція втрат Cross-entropy.

Параметром якості результату оптимізації при крос-валідації тут обрано метрику Accuracy (обирається на перемикачі "evaluation metric" інтерфейсу рис. 8). Тому

цей параметр відображується у всіх елементах вікна “metrics (cross validation)” і дорівнює 0,973333. Оскільки розглядається варіант нейронної мережі для багатокласової класифікації, то тут під метрикою Accuracy мається на увазі загальна точність (Overall Accuracy), тобто доля всіх правильних передбачень до всіх досліджуваних зразків.

Результатом виконання етапу навчання нейронної мережі для цього прикладу у віртуальному приладі Classification (Search Parameters, Training).vi є файл моделі Model_male 2.json.

Наступний етап – це розгортання і тестування навченої нейронної мережі. Для цього використовується віртуальний прилад Classification (Deployment).vi. До входу model file (JSON) підключається файл моделі Model_male 2.json, а до входу test data file (CSV) – файл тестових даних Test_male 2.csv, який було створено на основі спеціально залишених для тестування по 5 дослідів реєстрації електроміограм для кожного руху руки.

Результат розгортання і тестування нейронної мережі наведено на Рис. 9. Як видно з ілюстрації інтерфейсу, на етапі тестування отримана метрика Accuracy, що дорівнює 0,966667.

VI. ОБГОВОРЕННЯ

Досягнутий в результаті показник якості досить високий. Про це ж свідчать наведені тут графіки під назвою «predicted result» та матриця невідповідностей (confusion matrix). З них видно, що з п'яти повторень кожного з шести типів руху руки, тобто з 30-ти зразків сигналу, тільки в одному випадку для останнього (шостого) класу руху спостерігається одна помилка передбачення. Цей факт також пояснює недоцільність використання інших метрик якості для конкретних класів багатокласової класифікації, наприклад, макро-точність, макро-відгук, макро-F1, бо більшість з них буде відповідати 100-відсотковому передбаченню.

Цікаво звернути увагу на графік “feature trend” рис 9. На ньому зображено поведінку інформативних ознак в залежності від класів на тестових вибірках (по 5 зразків кожного

класу). Цей графік свідчить про вдалий вибір інформативних ознак, оскільки саме параметри «центру мас» та «сумарного механічного моменту» гістограми частот імпульсів, які зображені зеленим та помаранчевим графіком, найбільш суттєво відрізняються для різних класів. Такий же висновок можна зробити з графіку “feature trend” на рис. 7, що відповідає навчанню та крос-валідації нейронної мережі.

Слід зазначити, що тут детально наведені результати лише для одного з 4-х досліджуваних пацієнтів, про яких згадувалось в розділі IV. По іншим пацієнтам відповідні тестові метрики якості мають значення: 0,933333; 0,9; 0,933333. Тобто, загалом щодо цих пацієнтів спостерігається від однієї до трьох помилок передбачення нейронною мережею типу руху руки з 30-ти дослідів реєстрації та аналізу електроміограм.

VII. ВИСНОВКИ

Запропоновано та реалізовано в середовищі NI LabVIEW нейронну мережу для класифікації електроміограм.

Результати навчання, валідації та тестування свідчать про перспективність її використання для розробки біонічних протезів.

Слід зазначити, що отримані результати можуть бути суттєво покращені при використанні більшої кількості каналів реєстрації електроміограм, а також при розширенні бази досліджень, кількості вимірів електроміограм у різних умовах.

Залишається також можливість збільшення кількості інформативних ознак, які виділяються з електроміограм.

Але досягнуті результати щодо точності передбачення рухів руки за результатами аналізу електроміограм вже можуть бути використані в практичних застосуваннях.

ORCID ID та внесок авторів.

0000-0002-5226-8813 (A, B, D, F) Андрій Соломін

0009-0004-6953-6214 (C, D, E) Роман Борисенко

A - Концепція роботи та дизайн;

В - Аналіз даних;
С - Відповідальність за статистичний аналіз;
D - Написання статті;
Е - Критичний огляд;
F - Остаточне схвалення статті.

ПЕРЕЛІК ПОСИЛАНЬ

1. Merletti, R.; Cerone, G.L. Tutorial. Surface EMG detection, conditioning and pre-processing: Best practices. *J. Electromyogr. Kinesiol.* 2020, 54, 102440. <https://doi.org/10.1016/j.jelekin.2020.102440>
2. Merletti, R.; Muceli, S. Tutorial. Surface EMG detection in space and time: Best practices. *J. Electromyogr. Kinesiol.* 2019, 49, 102363. <https://doi.org/10.1016/j.jelekin.2019.102363>
3. Qi, J.; Jiang, G.; Li, G.; Sun, Y.; Tao, B. Surface EMG hand gesture recognition system based on PCA and GRNN. *Neural Comput. Appl.* 2020, 32, 6343–6351. <http://doi.org/10.1007/s00521-019-04142-8>
4. Arteaga, M.V.; Castiblanco, J.C.; Mondragon, I.F.; Colorado, J.D.; Alvarado-Rojas, C. EMG-driven hand model based on the classification of individual finger movements. *Biomed. Signal Process. Control* 2020, 58, 101834. <https://doi.org/10.1016/j.bspc.2019.101834>
5. Fajardo, J.M.; Gomez, O.; Prieto, F. EMG hand gesture classification using handcrafted and deep features. *Biomed. Signal Process. Control.* 2021, 63, 102210. <https://doi.org/10.1016/j.bspc.2020.102210>
6. Arozi, M.; Caesarendra, W.; Ariyanto, M.; Munadi, M.; Setiawan, J.D.; Glowacz, A. Pattern recognition of single-channel sEMG signal using PCA and ANN method to classify nine hand movements. *Symmetry* 2020, 12, 541. <https://doi.org/10.3390/sym12040541>
7. Mendes Junior, J.J.A.; Freitas, M.L.B.; Campos, D.P.; Farinelli, F.A.; Stevan, S.L.; Pichorim, S.F. Analysis of influence of segmentation, features, and classification in sEMG processing: A case study of recognition of brazilian sign language alphabet. *Sensors* 2020, 20, 4359. <https://doi.org/10.3390/s20164359>
8. Asif, A.R.; Waris, A.; Gilani, S.O.; Jamil, M.; Ashraf, H.; Shafique, M.; Niazi, I.K. Performance evaluation of convolutional neural network for hand gesture recognition using EMG. *Sensors* 2020, 20, 1642. <https://doi.org/10.3390/s20061642>
9. Lee, K.H.; Min, J.Y.; Byun, S. Electromyogram-Based Classification of Hand and Finger Gestures Using Artificial Neural Networks. *Sensors* 2022, 22, 225. <https://doi.org/10.3390/s22010225>
10. Abbaspour, S.; Lindén, M.; Gholamhosseini, H.; Naber, A.; Ortiz-Catalan, M. Evaluation of surface EMG-based recognition algorithms for decoding hand movements. *Med. Biol. Eng. Comput.* 2020, 58, 83–100. <https://link.springer.com/article/10.1007/s11517-019-02073-z>
11. Abbaspour, S.; Naber, A.; Ortiz-catalan, M.; Gholamhosseini, H.; Lindén, M. Real-time and offline evaluation of myoelectric pattern recognition for the decoding of hand movements. *Sensors* 2021, 21, 5677. <https://doi.org/10.3390/s21165677>
12. Wu, Y.; Hu, X.; Wang, Z.; Wen, J.; Kan, J.; Li, W. Exploration of feature extraction methods and dimension for sEMG signal classification. *Appl. Sci.* 2019, 9, 5343. <https://doi.org/10.3390/app9245343>
13. Jeffrey Travis. LabVIEW for Everyone: Graphical Programming Made Easy and Fun / Jeffrey Travis, Jim Kring. – Prentice Hall, 2006. – 1032 p.
14. Офіційний сайт National Instruments (NI) [Електронний ресурс] // Режим доступу до ресурсу: https://www.ni.com/docs/en-US/bundle/labview-analytics-and-machine-learning-toolkit-api-ref/page/lvamlconcepts/aml_related_documentation.html
15. sEMG for Basic Hand Movements [Електронний ресурс]. – Режим доступу: <https://archive.ics.uci.edu/dataset/313/semg+for+basic+hand+movements>

UDC 004.032.26

NEURAL NETWORK IN NI LabVIEW ENVIRONMENT FOR ELECTROMYOGRAM SIGNAL CLASSIFICATION

Andriy Solomin

a.solomin@kpi.ua

Roman Borysenko

borysenko.roman@lil.kpi.ua

National Technical University of Ukraine
«Igor Sikorsky Kyiv Polytechnic Institute»,
Kyiv, Ukraine

Abstract – In modern conditions, the need for the development of bionic prostheses has significantly increased to improve the quality of life, especially for war veterans with limb loss. The complexity of the problem is primarily related to the recognition (classification) of electromyogram signals, which are recorded by sensors placed on residual fragments of lost limbs. The technologies associated with the application of neural networks are most suitable for solving this problem. The study demonstrates the feasibility of using the capabilities of the NI LabVIEW software environment, where the interaction between software tools and electronic equipment is seamlessly implemented, and ready-made solutions for signal processing and working with neural networks are available. To optimize the operating modes of the neural network, original methods of preliminary processing of electromyograms for extracting informative features have been proposed. A neural network trained on real electromyogram samples has shown high accuracy in classifying test signal sets.

Keywords: electromyogram, neural networks, informatics, display systems, medical physics, software engineering, bionic prostheses, NI LabVIEW.