HAL
open science

Класифікація комбінованих уявних рухів за допомогою бінарних класифікаторів у нейрокомп'ютерних інтерфейсах

Oleksii Avilov, Anton Popov, Vladimir Ivanovich Timofeyev, Laurent Bougrain, Patrick Henaff

To cite this version:

Oleksii Avilov, Anton Popov, Vladimir Ivanovich Timofeyev, Laurent Bougrain, Patrick Henaff. Класифікація комбінованих уявних рухів за допомогою бінарних класифікаторів у нейрокомп'ютерних інтерфейсах. XVII International scientific and technical conference "Physical processes and fields of technical and biological objects", Nov 2018, Kremenchuk, Ukraine. ⟨hal-01928217⟩

HAL Id: hal-01928217

https://hal.science/hal-01928217

Submitted on 20 Nov 2018

HAL is a multi-disciplinary open access archive for the deposit and dissemination of scientific research documents, whether they are published or not. The documents may come from teaching and research institutions in France or abroad, or from public or private research centers.

L'archive ouverte pluridisciplinaire **HAL**, est destinée au dépôt et à la diffusion de documents scientifiques de niveau recherche, publiés ou non, émanant des établissements d'enseignement et de recherche français ou étrangers, des laboratoires publics ou privés.

КЛАСИФІКАЦІЯ КОМБІНОВАНИХ УЯВНИХ РУХІВ ЗА ДОПОМОГОЮ БІНАРНИХ КЛАСИФІКАТОРІВ У НЕЙРОКОМП'ЮТЕРНИХ ІНТЕРФЕЙСАХ

Авілов О.О., Попов А.О., Тимофєєв В.І.
Національний технічний університет України "Київський політехнічний інститут імені Ігоря Сікорського", Київ, Україна. E-mail: lesha.avilov@gmail.com
Бугрен Л., Енафф П.
Університет Лотарингії, Нансі, Франція.

Наведено результати класифікації комбінованих уявних рухів за допомогою трьох паралельно з'єднаних бінарних класифікаторів. Показано переваги фільтрування сигналів одночасно в багатьох вузьких частотних діапазонах.

Ключевые слова: нейрокомп'ютерні інтерфейси, машинне навчання, наука про дані, ЕЕГ.

COMBINED IMAGINARY MOVEMENTS CLASSIFICATION USING BINARY CLASSIFIERS IN BRAIN-COMPUTER INTERFACES

Avilov O., Popov A., Timofeyev V.
National Technical University of Ukraine "Igor Sikorsky Kyiv Polytechnic Institute, Kyiv, Ukraine. E-mail: lesha.avilov@gmail.com
Bougrain L., Henaff P.
University of Lorraine, Nancy, France.

The results of combined imaginary movements classification using three parallel-connected binary classifiers are presented The advantage of filtering signals simultaneously in many narrow frequency bands is shown.

Key words: brain-computer interface, machine learning, data science, EEG.

АКТУАЛЬНІСТЬ РОБОТИ. Нейрокомп'ютерні інтерфейси, засновані на руховій активності, спрямовані на відновлення рухових навичок у людей з паралічем або надання пристроїв для допомоги таким людям (інтерфейси з комп'ютерами, роботизовані руки, інвалідні крісла) [1, 2]. Основними напрямками розробки в даній сфері є підвищення точності розпізнавання рухів шляхом розробки нових методів, архітектур машинного навчання та наборів ознак, скорочення часу прийняття рішення, збільшення кількості ступенів свободи систем. В таких інтерфейсах широко використовуються уявні рухи. Уявні рухи відбуваються в результаті ментального процесу, під час якого людина уявляє певний рух [3], в наслідок чого модулюється нейронна активність в моторних областях кори головного мозку, яка може спостерігатись за допомогою електроенцефалограм [4,5]. Для визначення уявних рухів використовують методи електроенцефалографії, магнітоенцефалографії, функціональної магніто-резонансної томографії. За допомогою кожного з цих методів вимірюється зміна нейронної активності в мю-, альфа-, бета-ритмах в моторних областях кори головного мозку та безпосередньо у первинній моторній корі, яка відповідає за свідомі рухи.

Зазвичай у нейрокомп'ютерних інтерфейсах використовуються 2-3 уявні рухи (права рука, ліва рука, ноги). Проте, комбінуючи ці рухи можна отримати вісім різних команд. Завдяки збільшенню кількості команд можливо збільшити кількість ступенів свободи пристрою, що управляється. Комбіновані уявні рухи використовуються для управління роботизованою рукою. Точність класифікації для такої 8-класової задачі, суттєво нижче ніж при бінарних задачах, — приблизно 25-30% [6]. Такий рівень точності суттєво вищий ніж випадкова величина (12,5% для 8-класової задачі). Проте даний рівень точності наразі унеможливлює застосування даного підходу для реальних пристроїв і потребує доопрацювання.

В цій роботі пропонується використовувати три паралельно зв'язані бінарні класифікатори замість мультикласового класифікатора. Ідея полягає в тому, щоб навчати три бінарні класифікатори на даних з окремими уявними рухами, а тестувати їх на наборі, який складатиметься з усіх можливих комбінацій цих рухів.

МАТЕРІАЛИ ТА МЕТОДИ. В експерименті взяло участь 11 праворуких суб'єктів (8 чоловіків та 3 жінки від 19 до 43 років), яким було запропоновано виконувати уявні рухи. Вони не мали хвороб, які могли б вплинути на завдання. Всі експерименти проводилися за згодою (затвердженою етичним комітетом INRIA) кожного учасника та слідуючи положенням WMA декларації Хельсінкі про етичні принципи проведення медичних досліджень з використанням людей. Сигнали ЕЕГ були записані з частотою дискретизації 256 Гц та стиснені до частоти дискретизації. Сигнали містять 26 каналів ЕЕГ згідно з міжнародною системою 10-20 (Fp1; Fpz; Fp2; Fz; FC5; FC3; FC1; FCz; FC2; FC4; FC6; C5; C3; C1; Cz; C2; C4; C6; CP5; CP3; CP1; CPz; CP2; CP4; CP6 та Pz). Суб'єкти мали виконувати вісім різних уявних моторних завдань (рух правою рукою, лівою рукою, ногами, обома руками, правою рукою та ногами, лівою рукою та ногами, обома руками та ногами та стан відносного спокою), що відображались на екрані за звуковим сигналом впродовж чотирьох сесій. В кожній сесії міститься по 10 уявних рухів кожного виду.

ЕКСПЕРИМЕНТ. Сигнали з трьох електродів (C3, C4, Cz), що відповідають моторним зонам кори головного мозку, фільтруються в альфа- та бета-діапазонах частот. Використовується смуговий фільтр Баттерворта 5-го порядку в альфа- та бета-діапазонах частот. По отриманим фільтрованим сигналам розраховується набір ознак на основі «десинхронізації» та «синхронізації» (event-related desynchronization (ERD) and synchronization (ERS) [7]. Використовуючи цей показник, можна побачити спадання та зростання коливань в

альфа- та бета- ритмах, які мають місце в локалізованих ділянках моторної кори головного мозку [8, 9]. В даній роботі використовується набір з 30 ознак: ERD в діапазонах (7-10 Гц, 11-13 Гц, 8-12 Гц, 7-30 Гц) та ERS (15-17 Гц, 18-20 Гц, 21-23 Гц, 24-26 Гц, 17-25 Гц, 7-30 Гц), кожна для трьох каналів ЕЕГ, як описано вище.

Дані поділяться на тестову та тренувальну вибірки (три сесії на тренування, одна сесія на тест) для кожного суб'єкта окремо. Для створення тренувального набору даних використовувався підхід «один проти всіх», що означає що один клас позначався як «1» в той час як інші три класи позначались як «0» для кожного з трьох класифікаторів: для детектування активності правої руки; лівої руки; ніг. Кожен тренувальний набір мав рівну кількість спостережень кожного з класів на кожному кроці крос-валідації (наприклад 30 спостережень уявного руху правою рукою проти 10 спостережень стану спокою + 10 уявного руху лівою рукою + 10 уявного руху ногами). Тестовий набір даних містив одну сесію для кожного з восьми класів.

Було порівняно три різні класифікатори: лінійний дискримінантний аналіз (з регуляризатором), метод опорних векторів з різними ядрами, дерево ухвалення рішень. Кожен з трьох бінарних класифікаторів передбачає наявність однієї з моторних активностей (права рука / ліва рука / ноги) у сигналі. В кінці класифікації отримується комбінація з 3 станів (True або False). Для розшифрування використовували формула:

$$\text{PredictedLabel} = 2^0 \times \text{pred}_1 + 2^1 \times \text{pred}_2 + 2^2 \times \text{pred}_3,$$

де pred_1 – передбачений клас ('0' або '1') першого класифікатора, що відповідає активності лівої руки, pred_2 – прогнозування активності в правій руці, pred_3 – прогноз активності ніг. Таким чином, отримується код для кожного комбінованого руху (0 – стан спокою; 1 - ліва рука; 2 - права рука; 3 - обидві руки; 4 - ноги; 5 - ліва рука і ноги; 6 - права рука і ноги; 7 - обидві руки і ноги). В результаті були отримані точності класифікації уявних рухів (табл. 1).

Таблиця 1 — Середня точність класифікації комбінованих уявних рухів.

Набір ознак	Класифікатори			
	SVM (linear)	SVM (RBF)	LDA	Decision Tree
3-ERD (7-30 Гц) — стандартний набір	0.264 ± 0.08	0.255 ± 0.08	0.261 ± 0.09	0.194 ± 0.08
Набір з 30 ознак	0.323 ± 0.11	0.326 ± 0.1	**0.332 ± 0.11**	0.215 ± 0.07

ВИСНОВКИ. Для 8-класової класифікації був створений новий підхід з трьома паралельно зв'язаними бінарними класифікаторами. Цей підхід може бути корисним, щоб заощадити час на реєстрацію сигналів для тренування нейрокомп'ютерного інтерфейсу та подальшого калібрування пристрою. Результати класифікації показують низьку точність при детектуванні стану спокою та класів, що не були відомі для класифікатора. Проте отримана точність на наборі з 30 ознак суттєво перевищує точність для стандартного набору з 3 ознак, що підтверджує гіпотезу про те, що фільтрування сигналів в різних частотних діапазонах може бути корисним. Проте, ознаки повинні бути вдосконалені, щоб краще розділяти класи. Також низька точність класифікаторів може бути пояснена фактом невеликої кількості тренувальних зразків, що є основною проблемою суб'єкто-специфічних класифікаторів. Суб'єктивна специфіка цієї області вимагає створення користувацьких профілів з унікальними параметрами для кожного профілю.

ЛІТЕРАТУРА

1. J. Wolpaw, Brain-computer interfaces. New York: Oxford University Press, 2012, ISBN: 9780195388855.
2. A. Butler and S. Page, "Mental Practice With Motor Imagery: Evidence for Motor Recovery and Cortical Reorganization After Stroke", Archives of Physical Medicine and Rehabilitation, vol. 87, no. 12, pp. 2-11, 2006, DOI: 10.1016/j.apmr.2006.08.326.
3. M. Jeannerod, "Mental imagery in the motor context", Neuropsychologia, vol. 33, no. 11, pp. 1419-1432, 1995, DOI: 10.1016/0028-3932(95)00073-C.
4. M. Lotze and U. Halsband, "Motor imagery", Journal of Physiology-Paris, vol. 99, no. 4-6, pp. 386-395, 2006, DOI: 10.1016/j.jphysparis.2006.03.012.
5. C. Neuper, R. Scherer, M. Reiner and G. Pfurtscheller, "Imagery of motor actions: Differential effects of kinesthetic and visual–motor mode of imagery in single-trial EEG", Cognitive Brain Research, vol. 25, no. 3, pp. 668-677, 2005, DOI: 10.1016/j.cogbrainres.2005.08.014.
6. C. Lindig-Leon, S. Rimbert, O. Avilov and L. Bougrain, "Scalp EEG activity during simple and combined motor imageries to control a robotic ARM", *IEEE First Ukraine Conference on Electrical and Computer Engineering (UKRCON)*, pp. 322-327, 2017, DOI: 10.1109/UKRCON.2017.8100502.
7. G. Pfurtscheller and F. Lopes da Silva, "Event-related EEG/MEG synchronization and desynchronization: basic principles", Clinical Neurophysiology, vol. 110, no. 11, pp. 1842-1857, 1999, DOI: 10.1016/S1388-2457(99)00141-8.
8. G. Pfurtscheller and A. Berghold, "Patterns of cortical activation during planning of voluntary movement", Electroencephalography and Clinical Neurophysiology, vol. 72, no. 3, p. 250–258, 1989, DOI: 10.1016/0013-4694(89)90250-2.
9. W. Klimesch, G. Pfurtscheller, W. Mohl, and H. Schimke, "Event-related desynchronization, erd-mapping and hemispheric differences for words and numbers", International Journal of Psychophysiology, vol. 8, no. 3, p. 297–308, 1990, DOI: 10.1016/0167-8760(90)90020-E.