

НЕЙРОМЕРЕЖЕВИЙ АНАЛІЗ МЕГ СИГНАЛІВ МОДУЛЬОВАНИХ ЗА НАПРЯМОМ РУХУ КИСТІ

Andrii Khomiak

NEURAL NETWORK ANALYSIS OF DIRECTIONALLY MODULATED MEG SIGNALS OF WRIST MOVEMENT

Реєстрація та аналіз магнітоенцефалографічних (МЕГ) сигналів є важливим інструментом як для медичної діагностики, так і для задач створення нейрокомп'ютерних інтерфейсів. У своєму дослідженні ми розглядали набір даних з BCI Competition IV, що стосується магнітоенцефалографії діяльності головного мозку під час напрямлених рухів кисті. Ці дані, зібрані з двох здорових учасників, проаналізовані з метою визначити напрямок руху використовуючи нейромережеві моделі та провалідувати доцільність застосування та ефективність цих моделей для інтерпретації низькочастотних МЕГ сигналів.

Першим кроком аналізу є попередня обробка даних МЕГ. Це включає нормалізацію та застосування смугового фільтру що фокусується на суб-8 Гц діапазоні, який вважається важливим для визначення напрямку моторної діяльності. Мета цього кроку полягає в тому щоб впевнитися що сигнал який буде подаватися на вхід нейронній мережі позбавлений шумів та нерелевантних частот, збільшуючи таким чином відношення сигнал/завада. Метод головних компонент (PCA) використовується для виявлення найбільш інформативних компонентів сигналу, що дозволяє зменшити розмірність вхідних даних та має спростити процес тренування нейромережі, збільшивши його ефективність.

Дизайн нейромережевої архітектури становить LSTM мережу з механізмом уваги. Така архітектура підходить для обробки часових зв'язків у вхідному сигналі (завдяки LSTM) та має збільшене рецептивне поле (завдяки механізму уваги), що добре моделює особливості МЕГ сигналів та його динамічність. Тренування нейромережі полягає в застосування алгоритму градієнтного спуску для підбору ваг мережі та підбору гіперпараметрів архітектури моделі - кількості шарів, функції активації, швидкості навчання. Процес тренування здійснюється з використанням бібліотеки PyTorch. Оптимізацію гіперпараметрів здійснено засобами фреймворку Optuna. Для кожного пацієнта тренується окрема модель; частина даних відведена для валідації моделі під час тренування та підбору гіперпараметрів і не перетинається з тренувальними даними для кожного пацієнта.

Оцінка якості моделі здійснюється на основі кількох метрик. Точність надає загальну характеристику якості передбачень моделі; влучність і повнота детальніше описують надійність моделі та те як вона балансує чутливість та специфічність. Основною мірою, яка використовується при оптимізації є F1, що надає цілісну картину поведінки моделі і є зручним засобом для оптимізації через Optuna.

Література

1. T. Akiba, S. Sano, T. Yanase, T. Ohta, and M. Koyama, 'Optuna: A Next-generation Hyperparameter Optimization Framework', arXiv [cs.LG]. 2019.
2. I. T. Jolliffe, "Principal Component Analysis," in Springer Series in Statistics, 2nd ed., New York, NY, USA: Springer, 2002.
3. S. Hochreiter and J. Schmidhuber, "Long Short-Term Memory," Neural Computation, vol. 9, no. 8, pp. 1735–1780, 1997.