

**ВИКОРИСТАННЯ СИНТЕТИЧНИХ СИГНАЛІВ ДЛЯ ПОКРАЩЕННЯ КЛАСИФІКАЦІЇ  
МЕГ СИГНАЛІВ****IMPROVEMENT OF MEG SIGNAL CLASSIFICATION VIA THE USAGE OF  
SYNTHETIC SIGNALS**

Для підвищення ефективності класифікації сигналів магнітоенцефалограм (МЕГ), особливо у випадках, коли обсяг доступних розмічених даних обмежений, пропонується застосувати стратегію попереднього навчання, яка базується на відновленні коефіцієнтів перетворення Фур'є. Цей підхід спрямований на формування надійних та узагальнених представлень сигналів у частотній області, що може покращити точність класифікації.

Процес починається з генерації різноманітного набору синтетичних даних, що імітують характеристики реальних МЕГ-сигналів. Для цього використовуються методи моделювання, такі як системи ітераційних функцій та фрактальний броунівський рух, які дозволяють створювати складні та реалістичні патерни сигналів[1]. Кожен згенерований сигнал піддається перетворенню Фур'є, що дозволяє представити його у вигляді спектра частот.

На наступному етапі задіюється модель кодувальника-декодувальника, побудована на архітектурі Transformer[2], яка попередньо навчається на цих синтетичних даних. Кодувальник, аналізуючи вхідний МЕГ-сигнал, витягує з нього найважливіші ознаки, використовуючи механізм самостійної уваги. Цей механізм дозволяє моделі ефективно враховувати взаємозв'язки між різними частинами сигналу, навіть якщо вони знаходяться на значній відстані одна від одної. Декодувальник, в свою чергу, намагається відновити початкові коефіцієнти перетворення Фур'є на основі інформації, отриманої від кодувальника.

Для навчання моделі використовується метод мінімізації середньоквадратичної помилки (MSE) між передбаченими та фактичними коефіцієнтами Фур'є. Такий підхід спонукає модель до формування максимально точного та стиснутого представлення інформації про частотний спектр сигналу.

Після завершення попереднього навчання кодувальник використовується як ефективний витягувач ознак для класифікації реальних МЕГ-сигналів[3]. Вивчені представлення частотної області передаються до класифікатора, побудованого на основі повністю зв'язаної нейронної мережі (FCNN).

Очікується, що використання такої стратегії попереднього навчання дозволить значно покращити продуктивність класифікатора FCNN, особливо в умовах обмеженого доступу до розмічених МЕГ-даних. Завдяки здатності моделі узагальнювати знання, отримані на синтетичних даних, вона зможе ефективніше розпізнавати важливі патерни в реальних сигналах та підвищити точність класифікації.

**Література**

1. H. Kataoka *та ін.*, «Pre-Training without natural images», *Int. J. Comput. Vis.*, т. 130, № 4, с. 990–1007, лют. 2022. Дата звернення: 11 груд. 2024. [Онлайн]. Доступно: <https://doi.org/10.1007/s11263-021-01555-8>.
2. A. Vaswani *та ін.* «Attention is all you need». [Онлайн]. Доступно: <https://arxiv.org/abs/1706.03762>.
3. H. Ismail Fawaz, G. Forestier, J. Weber, L. Idoumghar та P.-A. Muller, «Transfer learning for time series classification», у *2018 IEEE Int. Conf. Big Data (Big Data)*. 2018, с. 1367–1376. [Онлайн]. Доступно: <https://doi.org/10.1109/BigData.2018.8621990>.