آزمایشگاه ملی نقشه برداری مغز

گزارش نشست کارگروه مهندسی عصبی شاخه‌ی دانشجویی آزمایشگاه ملی نقشه برداری مغز

عنوان نشست : ژورنال کلاب" بررسی شبکه های عصبی اسپایکی الهام گرفته از مغز برای فهم و رمزگشایی فعالیت عضلانی و حرکتی در حین انجام حرکات دست با استفاده از سیگنالهای EEG"

دبیر کارگروه : مهندس پریناز محمدی – کارشناس ارشد مهندسی پزشکی دانشگاه علم و صنعت ایران

سخنران : پریناز محمدی – کارشناس ارشد مهندسی پزشکی گرایش بیوالکتریک– دانشگاه علم و صنعت ایران

زمان نشست : جمعه ۲۱ خرداد ۱۴۰۰ ساعت ۱۱:۰۰ الی ۱۳:۰۰

گزارش کامل :

در این مقاله، به بیان روشی نوین از شبکه های عصبی اسپایکی پرداخته شد. این روش را به اختصار BI-SNN مینامند که سبب یادگیری تدریجی توالی های اسپایک میشود.

این مدل، فعالیت اسپایکینگ را از کانال های ورودی در یک source-space با ابعاد بالا نگاشت میکند. در این مقاله، محققان از مدل BI-SNN به منظور پیش بینی فعالیت و حرکات عضلانی از سیگنالهای EEG در طول حرکات اندام فوقانی (بازو) استفاده کردند.

در این جلسه به بیان برخی مطالعات قبلی پرداخته شد که امکان استخراج فعل و انفعالات neuro-muscular را از سیگنال های EEG در حین حرکات عملکردی اندام فوقانی مانند grasp و lift را میدهند. به عنوان مثال بیان شد که Pirondini و همکارانش در سال ۲۰۱۷ مطالعه ای را روی تشخیص EEG microstates در افراد سالم در حین انجام حرکات اندام فوقانی که reaching و grasping بود، انجام دادند. این مطالعه ارتباط بین انتقال دینامیکی microstate ها و فعالیت عضلانی اندام فوقانی را نشان میدهد. یا به عنوان مثالYoshimura و همکارانش در سال ۲۰۱۷، یک روش منبع جریان کورتیکال برپایه‌ی تخمین را برای استخراج فعالیت کورتیکال سنکرون شده مغز با استفاده از سیگنال های EEG، برای رمزگشایی حرکات انگشت ارائه دادند.

همچنین در این جلسه به بیان مجدد شبکه اسپایکی عصبی پرداخته شد. در این جلسه بیان شد که شبکه های عصبی اسپایکی، نسل سوم شبکه های عصبی مصنوعی میباشند که نزدیکترین و شبیه ترین مدل برای نشان دادن رفتار یک سیستم عصبی زنده هستند. این شبکه ها هم جنبه های زمانی و هم جنبه های فضایی ورودی را برای ساختن یک مدل محاسباتی در نظر میگیرند. مدل BI-SNN، اسپایک تایمینگ دقیقی را در جمعیت های عصبی اسپایکینگ با استفاده از قوانین یادگیری بر پایه spike-time فراهم میکند و یک نوع جدیدی از BCI را به نام BI-BCI’s میسازد.

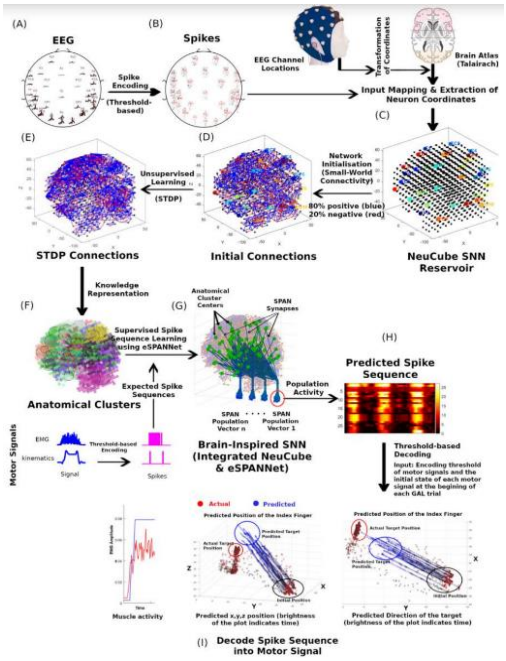
علاوه بر موارد ذکر شده، به توضیح مختصری از معماری NeuCube نیز پرداخته شد. بیان شد که بر پایه مدل های ریاضی اسپایکینگ نورون ها و یادگیری سیناپسی، یک مدل شبکه عصبی اسپایکی فضایی-زمانی به نام NeuCube شناخته شده است. با ترکیب اطلاعات آناتومیکال و فیزیولوژیکال، این مدل فهم بهتری را از اینکه چگونه فعالیت ها در سطح شبکه پدیدار میشوند و چگونه فرآیند یادگیری در سطح شبکه رخ میدهد به ما میدهد. رمزگذاری اسپایک، نقشه برداری ورودی، مقداردهی

اولیه SNN، یادگیری با نظارت و بدون نظارت از مراحل مهم و اصلی در مدل سازی و آنالیز دیتاهای فضایی-زمانی با استفاده از چهارچوب NeuCube SNN میباشد.

همانطور که میدانید یکی از محدودیت ها و ضعف های سیستم های واسط مغز و رایانه، نقص در تفسیر پذیری مدل های محاسباتی برای رمزگشایی فعالیت عصبی میباشد. بنابراین، با استفاده از این مدل میتوان تا حدی این محدودیت و ضعف سیستم های واسط مغز و رایانه را بهبود بخشید.

این مطالعه، یکی از اولین مطالعاتی است که امکان یافتن همبستگی عصبی فعالیت و حرکات عضلانی را از سیگنالهای EEG با استفاده از مدل محاسباتی الهام گرفته از مغز مورد بررسی قرار میدهد. نتایج این بررسی ها نشان میدهد که BI-SNN، برای سیستم های غیر تهاجمی واسط مغز و رایانه میتواند جزو بهترین رمزگشاهای عصبی باشد. همچنین در این پژوهش به بیان دو روشی پرداخته شد که محققان در مطالعات قبلی خود به آنها اشاره کرده اند. این دو مدل عبارت اند از مدل محاسباتی eSPANNet و NeuCube SNN برای مطالعه بیشتر در خصوص این دو مدل میتوانید به مقاله های زیر مراجعه فرمایید. در این مقاله، محققان از ادغام دو مدل eSPANNet و NeuCube SNN برای ایجاد مدل جدید BI-SNN استفاده کرده اند.

1) **Kasabov, N. K. Neucube: A spiking neural network architecture for mapping, learning and understanding of spatio-temporal brain data. Neural Netw. 52, 62–76 (2014)**
2) **Kasabov, N. et al. Evolving spatio-temporal data machines based on the neucube neuromorphic framework: Design methodology and selected applications. Neural Netw. 78, 1–14 (2016)**
3) **Kasabov, N. K. Time-Space, Spiking Neural Networks and Brain-Inspired Artifcial Intelligence (Springer, Berlin, 2018)**
4) **Kumarasinghe, K., Taylor, D. & Kasabov, N. espannet: Evolving spike pattern association neural network for spike-based supervised incremental learning and its application for single-trial brain computer interfaces. In 2019 International Joint Conference on Neural Networks (IJCNN), 1–8 (IEEE, 2019)**



این مطالعه، عملکرد پیش بینی فعالیت ۵ گروه عضلانی و ثبت های حسگر سینماتیک دست را از سیگنالهای EEG با استفاده از مدل BI-SNN در مقایسه با مدل GLM ارزیابی میکند.

این ۵ گروه عضلانی شامل عضلات زیر میشوند :

- Anterior Deltoid (AD) muscle
- Brachoradial (B) muscle
- Flexor Digitorum (FD) muscle
- Common Extensor Digitorum (CED) muscle
- First Dorsal Interosseous (FDI) muscle

تسک به کار رفته در این پژوهش : از شرکت کنندگان خواسته شد مجموعه ای ز ترایال های برداشتن (grasp) و بلند کردن (lift) یک شی کوچک را طبق مراحل زیر انجام دهند.

- دست یابی به شی (reach)
- برداشتن (grasp) شی با استفاده از انگشت اشاره و انگشت شست
- بلند کردن (lift) شی
- شی را در حالت تعادل به مدت چند ثانیه نگه داشتن
- قرار دادن شی در جای خود (replace & released)

مجموعه دیتای به دست آمده در این پژوهش شامل موارد زیر میشود :

- سیگنال های همزمان EEG
- سیگنال های EMG
- سیگنال های Force و Kinematic ثبت شده از ۱۲ شرکت کننده سالم هنگام انجام حرکات برداشتن و بلند کردن

نتایج :

- ارزیابی عملکرد بازسازی ۲۹ سیگنال حرکتی از طریق همبستگی متقابل بین سیگنال های حقیقی (actual) و سیگنال های پیش بینی شده (predicted)
- به دست آوردن ضرایب همبستگی متقابل بین فعالیت حقیقی و پیش بینی شده با استفاده از رویکردهای BI-SNN، eSPANNeT و GLM
- بیشترین ضریب همبستگی بیانگر بهترین برازش بین سیگنال های حقیقی و سیگنال های پیش بینی شده است
- ۴ محدوده برای ضرایب همبستگی به دست آمد : $(0.7 \leqslant r)$, $(0.5 \leqslant r < 0.7)$، $(0.3 \leqslant r < 0.5)$، $(r < 0.3)$
- روش پیشنهادی BI-SNN، رویکردی است که از طریق آن میتوان یک رمزگشای عصبی قابل تفسیر را ایجاد کرد و این رمزگشا میتواند به تدریج پیش بینی حرکات پیچیده را در لحظه از طریق سیگنال های EEG انجام دهد.