

Evaluation of Nonlinear Models based on Kernel Functions for Force Decoding using Local Field Potential Signals

Fatemi, Maryam¹ / Daliri, Mohammad Reza^{2*}

¹ - Ph.D. Student, Biomedical Engineering Department, School of Electrical Engineering, Iran University of Science and Technology (IUST), Tehran, Iran

² - Professor, Biomedical Engineering Department, School of Electrical Engineering, Iran University of Science and Technology (IUST), Tehran, Iran

ARTICLE INFO

DOI: 10.22041/IJBME.2019.108563.1486

Received: 26 May 2019

Revised: 29/10/2019-2/11/2019

Accepted: 3 November 2019

KEYWORDS

Brain Computer Interface (BCI)

Local Field Potential

Continuous Force Decoding

Nonlinear Regression

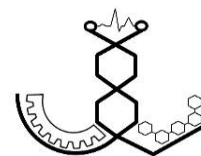
ABSTRACT

Controlling of **neuroprostheses** to restore grasping ability in patients with paralyzed or amputated upper limbs is one of the important applications of BCI systems. The ability to get objects is necessary for daily works so, for a reliable function of the **neuroprostheses**, it is necessary for the user to control the amount of force needed for grasping. For this reason, increasing the accuracy of continuous force decoding is an important issue for the convenient function of these BCI systems. In most studies in the field of force decoding, linear models such as Wiener filter, Kalman filter, PLS, etc. are used to decode force. So far, the effect of using nonlinear models is not investigated on force decoding. The goal of this study is to investigate the effect of using nonlinear regression models based on kernel functions on the accuracy of force decoding in Vistar rats using local field potential signals. To do this, we choose ridge regression, PCR and PLS methods and use the Gaussian kernel function to construct a generalized nonlinear model for the force decoding. Evaluating kernel ridge, kernel PCR and kernel PLS methods shows that considering nonlinear relations between brain signal's features improves decoding accuracy. The mean coefficient of determination (R^2) improves 12.7% in kernel ridge toward ridge regression, 25.5% in kernel PCR toward PCR and 19.1% in kernel PLS toward PLS method. The best decoding accuracy has been achieved by the kernel ridge regression method and the mean correlation coefficient between the estimated and measured force is 0.72 and R^2 is 0.62.

***Corresponding Author**

Address	Biomedical Engineering Department, School of Electrical Engineering, Iran University of Science and Technology (IUST), Tehran, Iran		
Postal Code	1684613114	Tel	+98-21-73225738
E-Mail	daliri@iust.ac.ir	Fax	+98-21-73225777





ارزیابی مدل‌های غیرخطی مبتنی بر توابع کرنل برای رمزگشایی نیرو با استفاده از سیگنال‌های پتانسیل میدانی محلی

فاطمی، مریم^۱ / دلیری، محمدرضا^{۲*}

^۱ - دانشجوی دکتری مهندسی پزشکی، گروه مهندسی پزشکی، دانشکده‌ی مهندسی برق، دانشگاه علم و صنعت ایران، تهران، ایران

^۲ - استاد، گروه مهندسی پزشکی، دانشکده‌ی مهندسی برق، دانشگاه علم و صنعت ایران، تهران، ایران

مشخصات مقاله

شناسه‌ی دیجیتال: 10.22041/IJBME.2019.108563.1486

پذیرش: ۱۲ آبان ۱۳۹۸

بازنگری: ۱۳۹۸/۸/۷ - ۱۳۹۸/۸/۱۱

ثبت در سامانه: ۵ خرداد ۱۳۹۸

واژه‌های کلیدی	چکیده
واسط مغز-کامپیوتر پتانسیل میدانی محلی رمزگشایی پیوسته‌ی نیرو رگرسیون غیرخطی	کنترل پروتز عصبی به منظور بازپایی عمل کرد دست افراد مبتلا به فلج اندام‌های فوقانی، یکی از کاربردهای مهم سیستم‌های BCI می‌باشد. توانایی گرفتن اجسام، از ابتدایی‌ترین نیازها برای انجام کارهای روزانه بوده و از این رو برای عمل کرد صحیح پروتز عصبی، لازم است تا کاربر بتواند مقدار نیروی لازم برای گرفتن اجسام را کنترل کند. به همین دلیل افزایش دقت رمزگشایی پیوسته‌ی نیرو موضوعی مهم برای عمل کرد صحیح این نوع سیستم‌های BCI می‌باشد. در اغلب پژوهش‌های صورت گرفته در زمینه‌ی رمزگشایی نیرو از مدل‌های خطی مانند فیلتر وینر، فیلتر کالمن و PLS استفاده شده و تا کنون تاثیر استفاده از مدل‌های غیرخطی بر دقت رمزگشایی نیرو مورد بررسی قرار نگرفته است. هدف این پژوهش، بررسی تاثیر استفاده از مدل‌های رگرسیون غیرخطی مبتنی بر توابع کرنل بر دقت رمزگشایی نیروی دست موش صحرایی با استفاده از سیگنال‌های پتانسیل میدانی محلی می‌باشد. بدین منظور روش‌های رگرسیون ستیغی، PCR و PLS در نظر گرفته شده و با استفاده از تابع کرنل گوسی، از تعمیم‌یافته‌ی غیرخطی آن‌ها برای تخمین پیوسته‌ی نیرو بهره گرفته شده است. ارزیابی و مقایسه‌ی روش‌های رگرسیون ستیغی کرنلی، PCR کرنلی و PLS کرنلی نشان می‌دهد که در نظر گرفتن ارتباطات غیرخطی بین ویژگی‌های سیگنال مغزی، دقت رمزگشایی نیرو را نسبت به مدل‌های خطی بهبود می‌بخشد. درصد بهبود میانگین ضریب R^2 برابر با ۱۲/۷٪ برای روش رگرسیون ستیغی کرنلی نسبت به روش ستیغی، ۲۵/۵٪ برای روش PCR کرنلی نسبت به PCR و ۱۹/۱٪ برای روش PLS کرنلی نسبت به PLS به دست آمده است. بهترین دقت رمزگشایی نیرو نیز به ازای روش رگرسیون ستیغی کرنلی، با میانگین ضریب همبستگی ۷۲٪ و مقدار R^2 برابر با ۰/۶۲ به دست آمده است.

*نویسنده‌ی مسئول

نشانی	گروه مهندسی پزشکی، دانشکده‌ی مهندسی برق، دانشگاه علم و صنعت ایران، تهران، ایران
کد پستی	۱۶۸۴۶۱۳۱۱۴
پست الکترونیک	daliri@iust.ac.ir
تلفن	+۹۸-۲۱-۷۳۲۲۵۷۳۸
دورنگار	+۹۸-۲۱-۷۳۲۲۵۷۷۷

۱- مقدمه

در دهه‌های اخیر تلاش‌های زیادی به منظور بهبود کیفیت زندگی افراد دچار ناتوانایی‌های حرکتی صورت گرفته است. در این راستا پژوهش‌های متعددی در زمینه‌ی سیستم‌های واسط مغز-کامپیوتر^۱ حرکتی انجام شده است. یک سیستم BCI، فعالیت‌های مغزی را ثبت و آنالیز کرده و آن را به خروجی مصنوعی تبدیل می‌کند که از آن برای جای‌گزینی، بازیابی، افزایش، تکمیل یا بهبود خروجی طبیعی مغز استفاده می‌شود [۱]. معماری یک سیستم BCI بدین صورت است که پس از ثبت سیگنال مغزی، ویژگی مناسب با توجه به کاربرد مورد نظر استخراج شده و سپس ترجمه می‌شود تا دستورهای کنترلی مورد نظر از روی آن تولید شود [۱].

یکی از مهم‌ترین کاربردهای سیستم‌های BCI، کنترل مستقیم پروتز عصبی برای بازیابی عمل‌کردهای دست افراد مبتلا به فلج اندام فوقانی است. توانایی گرفتن اجسام^۲ یکی از ابتدایی‌ترین نیازها برای انجام کارهای روزانه می‌باشد اما تا کنون چگونگی کنترل عصبی این حرکت به طور کامل شناخته نشده است. از طرف دیگر بیش‌تر مطالعات انجام شده در زمینه‌ی سیستم‌های BCI حرکتی، بر استخراج و رمزگشایی اطلاعات کینماتیکی حرکت متمرکز بوده در حالی که برای بازیابی عمل‌کرد گرفتن، به ترکیب اطلاعات کینماتیکی و کینماتیکی نیاز است [۲]. برای عمل‌کرد صحیح پروتز عصبی به منظور گرفتن اجسام، لازم است که کاربر بتواند مقدار نیروی لازم را کنترل کند. از این رو مطالعاتی در زمینه‌ی رمزگشایی مقدار نیروی لازم برای گرفتن اجسام و همچنین نحوه‌ی فعالیت ماهیچه‌های دست هنگام عمل گرفتن، انجام شده است. این مطالعات نشان می‌دهند که از روی سیگنال‌های اسپایک قشر حرکتی می‌توان علاوه بر جهت و سرعت حرکت، مقدار نیروی وارد شده را تخمین زده و نوع گرفتن را نیز مشخص کرد [۳-۸]. از طرفی برخی پژوهش‌ها نشان می‌دهند که با استفاده از سیگنال‌های پتانسیل میدانی محلی^۳ نیز می‌توان برخی از پارامترهای حرکت گرفتن مانند جهت حرکت، نوع گرفتن، مقدار نیرو و فعالیت EMG ماهیچه‌ها را رمزگشایی کرد [۹-۱۹]. اخیراً مطالعاتی انجام شده است که نشان می‌دهد سیگنال‌های ECoG^۴ ناحیه‌ی حرکتی نیز حاوی اطلاعات مفیدی برای تخمین پارامترهای کینماتیکی حرکت مانند نیروی وارد شده و فعالیت ماهیچه‌ها می‌باشد [۲۰، ۲۱].

یک سیستم BCI برای ترجمه‌ی داده‌های نورونی به پارامترهای حرکتی مانند مکان، سرعت و نیرو به یک الگوریتم رمزگشایی نیاز دارد. برای مدل کردن رابطه‌ی بین سیگنال‌های مغزی و پارامترهای حرکتی، می‌توان از انواع روش‌های رگرسیون بهره گرفت. در اکثر مطالعات انجام شده، برای رمزگشایی پارامترهای کینماتیکی و کینماتیکی حرکت، از مدل‌های رگرسیون خطی مانند فیلتر وینر، فیلتر کالمن و PLS^۵ استفاده شده است.

مدل‌های خطی به دلیل سادگی، تعمیم‌پذیری و مقاوم بودن نسبت به پدیده‌ی بیش‌برازش^۶، بیش‌تر از مدل‌های غیرخطی کاربرد دارند. با این وجود، این روش‌ها نمی‌توانند ارتباط‌های پیچیده‌تر بین ویژگی‌های سیگنال مغزی را مدل‌سازی کنند. در نظر گرفتن اثرات غیرخطی می‌تواند به ارائه‌ی مدل دقیق‌تری منجر شود که دقت رمزگشایی را بهبود بخشد. بدین منظور در تعدادی از مطالعات انجام شده، تاثیر استفاده از برخی روش‌های رگرسیون غیرخطی نیز بر دقت رمزگشایی مورد بررسی قرار گرفته است. برای مثال، وسبرگ و هم‌کارانش (۲۰۰۰) توانستند با استفاده از سیگنال‌های اسپایک مغزی میمون به صورت آنلاین، حرکت یک بازوی مصنوعی را کنترل کنند. آن‌ها برای رگرسیون از دو روش خطی فیلتر وینر و روش غیرخطی شبکه‌ی عصبی مصنوعی^۷ استفاده کرده و با مقایسه‌ی نتایج این دو روش مشاهده کردند که تفاوت معناداری بین آن‌ها وجود ندارد [۲۲]. هم‌چنین فلینت و هم‌کارانش (۲۰۱۲) نیز به رمزگشایی جهت و سرعت دست میمون با استفاده از روش ترکیبی غیرخطی وینر-همرشتاین پرداختند [۲۳].

کیم و هم‌کارانش (۲۰۱۴) از روش خطی رگرسیون ستیغی^۸ و تعمیم‌یافته‌ی کرنلی آن برای رمزگشایی جهت و سرعت حرکت دست انسان در سه بعد با استفاده از سیگنال‌های EEG مغزی بهره گرفتند. نتایج این پژوهش نشان داد که استفاده از روش رگرسیون ستیغی کرنلی^۹ باعث بهبود مقاومت مدل در حضور نویز و آرتیفکت و افزایش دقت رمزگشایی می‌شود [۲۴].

هان و هم‌کارانش (۲۰۱۴) در پژوهشی برای کنترل حرکات مچ دست با استفاده از سیگنال EMG، از روش رگرسیون خطی و روش غیرخطی شبکه‌ی عصبی پرسپترون چندلایه^{۱۰} و روش رگرسیون ستیغی کرنلی برای رمزگشایی استفاده کردند. نتایج پژوهش آن‌ها نشان داد که روش رگرسیون ستیغی کرنلی بهتر از سایر روش‌ها عمل می‌کند [۲۵]. در یکی از تازه‌ترین

^۶ Overfitting

^۷ Artificial Neural Network

^۸ Ridge Regression

^۹ Kernel Ridge Regression

^{۱۰} Multilayer Perceptron

^۱ Brain Computer Interface (BCI)

^۲ Grasping

^۳ Local Field Potential

^۴ Electrocorticography

^۵ Partial Least Square



مساله‌ی فوق یک مساله‌ی بهینه‌سازی مشروط است که با محدود کردن نرم دوم ضرایب تخمین با عدد ثابت c ، دقت رمزگشایی را بهبود می‌بخشد. این مساله را می‌توان به صورت زیر نیز بیان کرد که در آن، λ بیان‌گر پارامتر تنظیم^۷ است.

$$\text{Minimize } \sum_{i=1}^N \left(y_i - \sum_{j=1}^{M_1} x_{ij} \beta_j \right)^2 + \lambda \sum_{j=1}^{M_1} \beta_j^2 \quad (2)$$

در این صورت راه حل مساله‌ی ستیغی به صورت زیر به دست می‌آید.

$$\beta_{\text{ridge}} = (X^T X + \lambda I)^{-1} X^T Y \quad (3)$$

در این رابطه، $I \in \mathbb{R}^{M_1 \times M_1}$ بیان‌گر ماتریس همانی^۸ است.

۲-۲- الگوریتم PCR

یکی از راه‌های افزایش دقت تخمین، کاهش رتبه‌ی^۹ تخمین است. استفاده از تخمین با رتبه‌ی کمتر ورودی و خروجی، از پدیده‌ی بیش‌برازش جلوگیری کرده و دقت رمزگشایی را بهبود می‌بخشد. در الگوریتم PCR، با استفاده از روش تجزیه‌ی مولفه‌های اساسی^{۱۰}، ماتریس ورودی‌ها به فضایی تصویر می‌شود که در آن واریانس تصویر ماکسیمم بوده و مولفه‌های تصویر نسبت به هم ناهمبسته می‌باشند. با استفاده از PCA می‌توان مولفه‌های اساسی ماتریس ورودی را استخراج کرد، با انتخاب تعداد مناسبی از آن‌ها که درصد خوبی از واریانس سیگنال را پوشش می‌دهند، یک تخمین با رتبه‌ی کمتر از رگرسورها فراهم ساخت و سپس با استفاده از الگوریتم حداقل مربعات، خروجی را تخمین زد. اگر فرض شود که بردار $U \in \mathbb{R}^{L \times k}$ شامل k مولفه‌ی اساسی اول ورودی‌ها باشد، ماتریس ضرایب رگرسیون $\beta \in \mathbb{R}^{k \times M_2}$ به صورت زیر تخمین زده می‌شود.

$$\beta_{\text{PCR}} = (U^T U)^{-1} U^T Y \quad (4)$$

این الگوریتم نسبت به الگوریتم حداقل مربعات در برابر پدیده‌ی بیش‌برازش مقاوم‌تر می‌باشد [۲۷].

۲-۳- الگوریتم PLS

الگوریتم PLS یکی از روش‌های خطی و بسیار پرکاربرد برای پیش‌بینی متغیرهای وابسته با استفاده از ماتریس ویژگی‌ها

پژوهش‌های انجام شده در این زمینه، برای پیش‌بینی نیروی دست انسان با استفاده از سیگنال‌های پتانسیل میدانی محلی عمیق^۱ (ناحیه‌ی SNT^۲) از مدل‌های خطی فیلتر وینر، فیلتر کالمن و مدل‌های غیرخطی فیلتر وینر سری^۳ و شبکه‌ی عصبی پویا^۴ استفاده شده و نشان داده شده است که مدل غیرخطی فیلتر وینر سری، بهترین دقت رمزگشایی را دارد [۲۶].

همان‌طور که بیان شد، استفاده از مدل‌های رگرسیون غیرخطی در کاربردهای BCI محدود بوده و در اغلب مطالعات انجام شده در این زمینه، از مدل‌های خطی مانند فیلتر وینر، فیلتر کالمن و PLS استفاده شده است. در پژوهش حاضر، برای بررسی عمل‌کرد مدل‌های رگرسیون غیرخطی جهت رمزگشایی نیرو، چند الگوریتم خطی ساده‌ی رگرسیون ستیغی، PCR و PLS انتخاب شده، از تعمیم‌یافته‌ی غیرخطی آن‌ها با کرنل گوسی به منظور تخمین نیروی دست موش صحرایی استفاده شده و دقت و پیچیدگی این روش‌ها با یکدیگر مقایسه شده است.

در ادامه‌ی این مقاله، در بخش ۲ به معرفی مختصر الگوریتم‌های رگرسیون ستیغی، PCR^۵ و PLS و توصیف تعمیم‌یافته‌ی کرنلی آن‌ها پرداخته شده است. در بخش ۳، داده‌های مورد استفاده در این پژوهش معرفی شده و سپس پارادایم رمزگشایی توضیح داده شده است. در بخش ۴ نیز مقایسه‌ای بین دقت رمزگشایی و پیچیدگی محاسباتی الگوریتم‌های مختلف بیان شده در بخش ۲ صورت گرفته و تاثیر استفاده از مدل غیرخطی برای رمزگشایی نیرو مورد بررسی قرار گرفته است.

۲- مواد و روش‌ها

۲-۱- الگوریتم رگرسیون ستیغی

روش ستیغی یکی از ساده‌ترین روش‌های رگرسیون خطی مبتنی بر الگوریتم حداقل مربعات خطای جریمه شده^۶ می‌باشد. اگر فرض شود که $X \in \mathbb{R}^{L \times M_1}$ و $Y \in \mathbb{R}^{L \times M_2}$ ماتریس‌های ورودی و خروجی باشند، روش ستیغی به دنبال ماتریس ضرایب $\beta \in \mathbb{R}^{M_1 \times M_2}$ است طوری که تابع هزینه‌ی زیر حداقل شود.

$$\text{Minimize } \sum_{i=1}^N \left(y_i - \sum_{j=1}^{M_1} x_{ij} \beta_j \right)^2 \quad (1)$$

$$\text{subject to } \sum_{j=1}^{M_1} \beta_j^2 \leq c$$

^۶ Penalized Least Square Errors

^۷ Regularization Parameter

^۸ Identity Matrix

^۹ Rank

^{۱۰} Principle Component Analysis

^۱ Deep Brain Local Field Potential

^۲ Subthalamic Nucleus

^۳ Wiener Cascade Model

^۴ Dynamic Neural Network

^۵ Principle Component Regression

الگوریتم حداقل مربعات، مقدار $d=t^T u/t^T t$ را محاسبه کرد. سپس متغیر $p=X^T t$ تعریف شده و در مرحله‌ی انقباض^۴، اثر تخمین رتبه‌ی یک X و Y از X و Y کم می‌شود (رابطه‌ی ۷).

$$\begin{aligned} X &= X - tp^T \\ Y &= Y - dtq^T \end{aligned} \quad (۷)$$

برای یافتن a مولفه، لازم است که مراحل فوق a بار تکرار شود [۲۳]. پس از طی این مراحل و تخمین ماتریس‌های P ، Q ، T و U ، رابطه‌ی بین ورودی و خروجی به صورت زیر به دست می‌آید.

$$Y = XW(P^T W)^{-1} Q^T + F \quad (۸)$$

ماتریس ضرایب رگرسیون $\beta \in \mathbb{R}^{M_1 \times M_2}$ به صورت زیر است.

$$\beta_{PLS} = W(P^T W)^{-1} Q^T \quad (۹)$$

۲-۴- الگوریتم‌های غیرخطی مبتنی بر توابع کرنل

استفاده از توابع کرنل یکی از ساده‌ترین روش‌های ساخت یک مدل غیرخطی است. الگوریتم‌های کرنلی یک تعمیم ساده از رگرسیون خطی بوده به طوری که ابتدا به وسیله‌ی یک تابع کرنل غیرخطی، متغیرها به فضایی با ابعاد بالاتر تصویر شده و سپس از الگوریتم رگرسیون خطی در این فضا استفاده می‌شود. در این پژوهش الگوریتم‌های خطی رگرسیون ستیغی، PCR و PLS با استفاده از تابع کرنل گوسی به الگوریتم‌های غیرخطی تبدیل شده و از آن‌ها برای تخمین نیرو استفاده شده است. در روش ستیغی کرنلی، ابتدا متغیرها با استفاده از تابع گوسی از فضای X به فضای غیرخطی $\Phi(X)$ منتقل شده و سپس جرمی‌ی ستیغی مشابه رابطه‌ی (۳) در این فضا اعمال می‌شود.

$$\beta_{kernel ridge} = (\Phi(X)^T \Phi(X) + \lambda I)^{-1} \Phi(X)^T Y \quad (۱۰)$$

در روش PCR کرنلی برای در نظر گرفتن اثرات غیرخطی، از تابع کرنل برای استخراج مولفه‌های اساسی غیرخطی^۵ استفاده می‌شود. به طوری که ابتدا ویژگی‌ها توسط تابع کرنل به فضای با ابعاد بالاتر منتقل شده و سپس مولفه‌های اساسی در این فضا محاسبه می‌شوند [۲۷]. برای به دست آوردن مولفه‌های اساسی غیرخطی مانند PCA، ابتدا لازم است که ماتریس کوواریانس $\hat{C}$ در فضای تبدیل یافته‌ی $\Phi(X)$ محاسبه شود.

$$\hat{C} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \Phi(x_i) \Phi(x_i)^T \quad (۱۱)$$

است. در این روش مجموعه‌ای از فاکتورهای متعامد از ورودی و خروجی استخراج شده که متغیرهای پنهان^۱ نامیده می‌شوند. با استفاده از این متغیرهای پنهان، یک تخمین با رتبه‌ی کم‌تر از ورودی و خروجی محاسبه شده و مدل رمزگشایی بر اساس آن‌ها ساخته می‌شود. در روش PLS نیز مشابه PCR، داده‌های ورودی به فضای مناسب‌تری تصویر شده اما تفاوت این دو روش در انتخاب جهتی است که داده‌ها روی آن تصویر می‌شوند. روش PCR، به دنبال جهتی است که ورودی دارای ماکسیمم واریانس باشد در حالی که در PLS، جهتی انتخاب می‌شود که کوواریانس ورودی و خروجی در فضای تصویر ماکسیمم باشد. این موضوع، مزیت PLS نسبت به PCR است زیرا ماکسیمم شدن کوواریانس بدین معنی است که از روی ماتریس ویژگی‌ها، مولفه‌هایی ساخته می‌شوند که برای توصیف متغیر وابسته مناسب بوده و بهترین قدرت پیش‌بینی را داشته باشند. در روش PLS ماتریس‌های X و Y به متغیرهای پنهان T و U و متغیرهای بار^۲ P و Q تجزیه می‌شوند (رابطه‌ی ۵).

$$\begin{aligned} X &= TP^T + E \quad \text{where } T = [t_1, t_2, \dots, t_R] \in \mathbb{R}^{L \times R} \\ P &= [P_1, P_2, \dots, P_R] \in \mathbb{R}^{M_1 \times R} \\ Y &= UQ^T + F \quad \text{where } U = [u_1, u_2, \dots, u_R] \in \mathbb{R}^{L \times R} \\ Q &= [q_1, q_2, \dots, q_R] \in \mathbb{R}^{M_2 \times R} \end{aligned} \quad (۵)$$

در این رابطه، E و F بیان‌گر باقیمانده‌ها می‌باشند. برای به دست آوردن i -امین متغیر پنهان t و u که بیش‌ترین کوواریانس را دارند، باید جهت‌های w و q را به گونه‌ای یافت که با تصویر کردن X و Y روی آن‌ها، کوواریانس ورودی و خروجی در این جهت‌ها ماکسیمم باشد ($u=Yq$ و $t=Xw$).

$$\begin{aligned} \text{Maximize } (t^T u) &\Rightarrow \text{Maximize } (w^T X^T Y q) \\ w &\in \mathbb{R}^{M_1 \times 1}, q \in \mathbb{R}^{M_2 \times 1} \end{aligned} \quad (۶)$$

برای حل مساله‌ی فوق، الگوریتم NIPALS^۳ ارائه شده است. در مرحله‌ی اول این الگوریتم فرض می‌شود که q ثابت بوده و بنابراین برای ماکسیمم شدن عبارت فوق کافی است که $w=X^T u$ یا $w=X^T Y q$ برقرار باشد. در مرحله‌ی دوم فرض می‌شود که w ثابت بوده و بنابراین برای ماکسیمم شدن عبارت فوق کافی است که $q=Y^T t$ یا $q=Y^T X w$ برقرار باشد. دو مرحله‌ی فوق تکرار شده و در هر مرحله مقادیر $t=Xw$ و $u=Yq$ نیز به روزرسانی می‌شود تا مقادیر هم‌گرا شوند.

در روش PLS فرض می‌شود که متغیرهای پنهان t و u با هم رابطه‌ی خطی دارند ($u=td$). بنابراین می‌توان با استفاده از

^۴ Deflation

^۵ Nonlinear Principle Components

^۱ Latent Variable

^۲ Loading Variable

^۳ Nonlinear Iterative Partial Least Squares



حل این مساله مشابه PLS خطی بوده و تنها کافی است که در روابط پیشین به جای X ، $\Phi(X)$ جای‌گذاری شود [۲۸، ۲۹]. لازم به ذکر است که در این پژوهش، در هر سه روش کرنلی از تابع گوسی استفاده شده و مقدار عرض بهینه‌ی آن با روش اعتبارسنجی متقابل^۲ به دست آمده است.

۳- آزمایش

۳-۱- توصیف داده‌ها

در این مقاله از داده‌های پژوهش خراسانی و هم‌کارانش (ثبت شده در آزمایشگاه علوم اعصاب دانشگاه علم و صنعت ایران) با هدف رمزگشایی نیروی دست موش صحرایی با استفاده از سیگنال‌های پتانسیل میدانی محلی ثبت شده از قشر حرکتی حیوان بهره گرفته شده است [۳۰]. در این راستا، به سه موش صحرایی ویستار^۳ نر آموزش داده شده تا تکلیف^۴ فشردن^۵ را انجام دهند. موش‌ها درون یک محفظه قرار گرفته که در آن یک حسگر^۶ نیرو متصل به یک کلید کار گذاشته شده و به آن‌ها آموزش داده شده است که با فشردن کلید می‌توانند مقداری آب به عنوان پاداش دریافت کنند. پس از تکمیل فرایند آموزش، مرحله‌ی بعد یعنی ثبت سیگنال مغزی از ناحیه‌ی forelimb در بخش حرکتی کورتکس موش انجام شده است. برای ثبت سیگنال مغزی از آرایه‌ی میکرو وایر^۷ ۴×۴ استفاده شده است. پس از گذشت دو هفته از جراحی، موش برای انجام تکلیف، درون محفظه‌ی طراحی شده قرار گرفته و سیگنال‌های مغزی و نیروی دست او به طور هم‌زمان ثبت شده است. نرخ نمونه‌برداری سیگنال مغزی برابر با ۱۰ کیلوهرتز و نرخ نمونه‌برداری نیرو برابر با ۳۰ هرتز بوده و از هم‌گام‌سازی^۸ TTL برای سنکرون کردن داده‌ها استفاده شده است. هم‌چنین برای استخراج مولفه‌های LFP، سیگنال مغزی خام از فیلتر میان‌گذر (۳۰۰-۳۰۰۰ هرتز) عبور داده شده تا مولفه‌های فرکانس بالای آن (اسپایک) حذف گردد [۳۰]. برای رمزگشایی نیروی دست موش اول تا سوم به ترتیب از ۷۴، ۷۹ و ۸۰ ترايال استفاده شده است که زمان هر ترايال برابر با ۳ ثانیه می‌باشد [۳۰].

۳-۲- پیش‌پردازش داده‌ها

در مرحله‌ی پیش‌پردازش لازم است تا تغییراتی روی سیگنال مغزی و نیروی ثبت شده اعمال گردد. بدین منظور برای حذف dc و هم‌چنین نویزهای فرکانس بالا از سیگنال مغزی، از فیلتر

در این رابطه، n بیان‌گر تعداد نمونه‌ها می‌باشد. سپس تجزیه‌ی مقدار ویژه^۱ با بردارهای ویژه‌ی V و ثابت حقیقی λ به صورت زیر انجام می‌شود.

$$\lambda V = \hat{C}V \quad (۱۲)$$

با تعریف ماتریس کرنل $K \in \mathbb{R}^{n \times n}$ رابطه‌ی زیر برقرار است.

$$K_{ij} = (\Phi(x_i) \cdot \Phi(x_j)) := K(x_i, x_j) \quad (۱۳)$$

با توجه به رابطه‌ی فوق می‌توان تجزیه به بردارهای ویژه را به صورت زیر بازنویسی کرد.

$$n\lambda\alpha = K\alpha \quad (۱۴)$$

در این رابطه، بردار α به گونه‌ای تعریف می‌شود که رابطه‌ی آن با بردار ویژه‌ی V به صورت زیر باشد.

$$V = \sum_{i=1}^n \alpha_i \Phi(x_i) \quad (۱۵)$$

اکنون تصویر $\Phi(X)$ روی k -امین مولفه‌ی اساسی غیرخطی V^k به صورت زیر محاسبه می‌شود.

$$\beta(x)_k = (V^k \cdot \Phi(x)) = \sum_{i=1}^n \alpha_i^k K(x_i, x) \quad (۱۶)$$

اگر ماتریس $\beta = \Phi^*V$ ماتریس مولفه‌های اساسی فوق باشد، ماتریس ضرایب رگرسیون $\hat{W}$ برای روش PCR کرنلی به صورت زیر محاسبه می‌شود.

$$\hat{W} = (\beta^T \beta)^{-1} \beta^T Y = \Lambda^{-1} \beta^T Y \quad (۱۷)$$

در رابطه‌ی فوق، Λ بیان‌گر ماتریس قطری مقادیر ویژه می‌باشد. با حذف تعدادی از مولفه‌های اساسی غیرخطی که متناظر با مقادیر ویژه‌ی کوچک‌تر هستند، می‌توان واریانس تخمین را کاهش داده و از بیش‌برازش جلوگیری نمود [۲۷].

آخرین الگوریتم مبتنی بر توابع کرنل مورد بررسی در این پژوهش، روش PLS کرنلی است. مشابه قبل، در این روش نیز ماتریس ویژگی‌های X توسط تابع غیرخطی Φ به فضای ویژگی جدید تصویر شده و مانند قسمت قبل، مساله یافتن مدل خطی PLS بین Y و $\Phi(X)$ می‌باشد.

$$\text{Maximize } (t^T u) \Rightarrow \text{Maximize } (w^T \Phi(X)^T Y q) \quad (۱۸)$$

^۵ Push

^۶ Sensor

^۷ Microprobes Inc., Gaithersburg, USA

^۸ TTL-Synchronization

^۱ Eigenvalue Decomposition

^۲ Cross-Validation

^۳ Vistar Rat

^۴ Task

۳-۴- معیارهای ارزیابی دقت رمزگشایی

ضریب همبستگی^۵ بین نیروی واقعی ثبت شده (f) و نیروی تخمین زده شده (f[^]) به عنوان معیار عمل کرد هر یک از روش‌های رگرسیون به صورت زیر محاسبه می‌شود.

$$CC = \frac{\sum_{i=1}^n (f_i - \text{mean}(f)) * (f_i^{\wedge} - \text{mean}(f^{\wedge}))}{\sqrt{\sum_{i=1}^n (f_i - \text{mean}(f))^2} * \sqrt{\sum_{i=1}^n (f_i^{\wedge} - \text{mean}(f^{\wedge}))^2}} \quad (20)$$

در این رابطه، صورت کسر همان کوواریانس متقابل بین نیروی واقعی و نیروی تخمین زده شده و مخرج کسر نیز جذر واریانس هر کدام از نیروها است. مقدار CC در واقع نشان دهنده‌ی میزان شباهت شکلی سیگنال واقعی و تخمین زده شده می‌باشد. معیار دیگر برای ارزیابی دقت رمزگشایی، R² است که نشان می‌دهد چه میزان از تغییرات نیروی واقعی ثبت شده توسط نیروی تخمین زده شده قابل توصیف می‌باشد.

$$R^2 = 1 - \frac{\sqrt{\sum_{i=1}^n (f_i - f_i^{\wedge})^2}}{\sqrt{\sum_{i=1}^n (f_i - \text{mean}(f))^2}} \quad (21)$$

معیار R² عددی بین ۰ و ۱ است که هر چه مقدار آن به ۱ نزدیک‌تر باشد، نشان دهنده‌ی کم‌تر بودن خطای تخمین است. در این پژوهش برای ارزیابی دقت رمزگشایی از دو معیار فوق استفاده شده است. هم‌چنین داده‌های موجود ۱۰ بار به صورت تصادفی مخلوط^۷ شده و در هر بار تکرار از روش اعتبارسنجی متقابل ۱۰ لایه^۸ نیز استفاده شده است.

۴- نتایج

در این بخش نتایج رمزگشایی نیروی دست موش صحرایی با توجه به سیگنال‌های LFP مغزی و با استفاده از مدل‌های خطی رگرسیون ستیغی، PCR، PLS و تعمیم‌یافته‌ی کرنلی آن‌ها ارائه شده است. ضرایب همبستگی و R² برای روش ستیغی و ستیغی کرنلی برای سه موش صحرایی در شکل (۱) ارائه شده است. مشاهده می‌شود که استفاده از روش رمزگشایی غیرخطی موجب بهبود دقت شده است. درصد بهبود جواب برای میانگین ضریب همبستگی برابر با ۴/۳٪ و برای میانگین R² برابر با ۱۲/۷٪ است. برای بررسی بیش‌تر، از آزمون آماری غیرپارامتری ویلکاکسون نیز برای نتایج CC و R² استفاده شده است که

میان‌گذر باترورث درجه‌ی ۴ (۵۰۰-۰/۱) (هرتز) استفاده شده است. با توجه به توان ناچیز سیگنال نیرو در فرکانس‌های بالاتر از ۱۰ هرتز، سیگنال نیروی ثبت شده، ابتدا با فیلتر پایین‌گذر باترورث درجه‌ی ۴ با فرکانس قطع ۵ هرتز فیلتر شده و سپس نرخ نمونه‌برداری به ۱۰ هرتز کاهش داده شده است.

هدف این پژوهش پیش‌بینی مقدار نیروی دست موش از روی سیگنال‌های LFP بوده و بنابراین بهتر است ابتدا سیگنال‌های LFP حذف نویز شوند که برای این کار از روش مرجع میانگین مشترک^۱ استفاده شده است. میانگین سیگنال LFP در تمام کانال‌ها را می‌توان به عنوان تخمینی از نویز در نظر گرفت و با کم کردن این میانگین از تمام کانال‌ها، اثر نویز را خنثی نمود.

$$y'_{ch}(t) = y_{ch}(t) - \frac{1}{M} \sum_{i=1}^{M=16} y_i(t) \quad (19)$$

در رابطه‌ی فوق، y_{ch}(t) سیگنال اولیه‌ی LFP در هر کانال در لحظه‌ی t، M تعداد کانال‌ها و y'_{ch}(t) سیگنال LFP فیلتر شده توسط روش CAR می‌باشد.

۳-۳- استخراج ویژگی‌ها

برای رمزگشایی پیوسته‌ی نیرو، از تغییرات توان سیگنال مغزی در باندهای مختلف فرکانسی که با تغییرات نیرو رخ می‌دهد استفاده می‌شود. در این پژوهش برای محاسبه‌ی ویژگی‌های توان باند، سیگنال LFP در ۶ زیرباند فرکانسی δ (۱-۴ هرتز)، θ (۴-۸ هرتز)، α (۸-۱۲ هرتز)، β (۱۲-۳۰ هرتز)، γ low (۳۰-۱۲۰ هرتز) و γ high (۱۲۰-۲۰۰ هرتز) فیلتر شده و پوش سیگنال برای هر باند محاسبه شده است. به طوری که سیگنال ابتدا یک‌سو شده، سپس با استفاده از فیلتر Savitzky-Golay با درجه‌ی ۳ و عرض ۱۰۰^۲ میلی‌ثانیه نرم^۳ شده و پوش سیگنال محاسبه شده است. بدین صورت برای هر نمونه‌ی زمانی، ۹۶ ویژگی (۱۶ کانال × ۶ زیرباند فرکانسی) استخراج شده و سپس با استفاده از روش z-score نرمال شده است. از آن‌جا که مقدار نیرو در لحظه‌ی t، به سیگنال مغزی در لحظات قبل از t وابسته است، برای رمزگشایی نیرو در لحظه‌ی t، ۱۰ نمونه‌ی قبلی آن نیز در نظر گرفته شده است. در نتیجه برای پیش‌بینی نیرو در هر لحظه، از ۹۶۰ ویژگی (۱۶ کانال × ۶ زیرباند فرکانسی × ۱۰ تاخیر زمانی^۴) استفاده شده و ابعاد ماتریس ویژگی‌ها برابر با ۹۶۰×L است که L بیان‌گر تعداد نمونه‌های زمانی می‌باشد.

^۵ Correlation Coefficient

^۶ Coefficient of Determination

^۷ Shuffle

^۸ 10-Fold Cross Validation

^۱ Common Average Reference (CAR)

^۲ Width

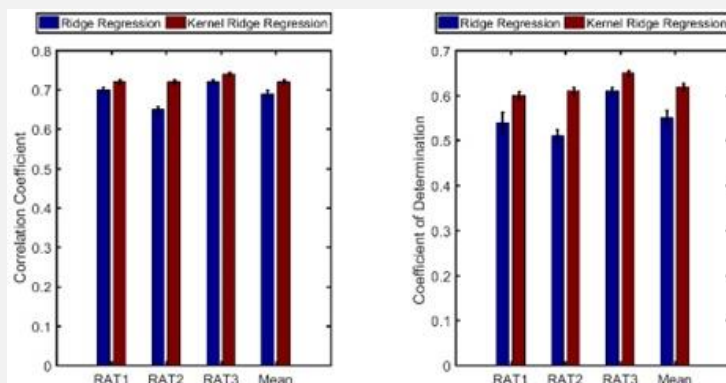
^۳ Smooth

^۴ Time Lag

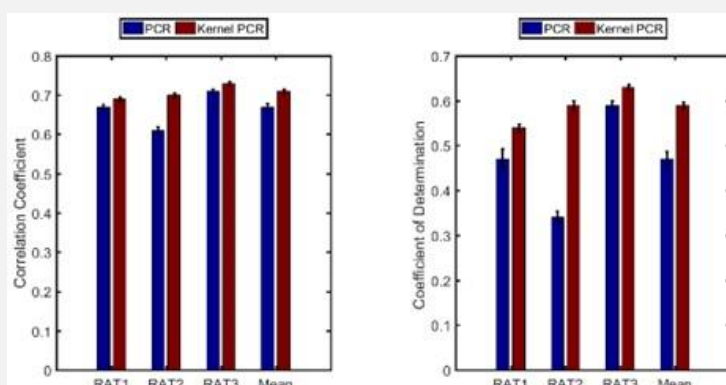


تفاوت معناداری با روش PCR داشته است ($p\text{-value} < 10^{-4}$). ضرایب همبستگی و R^2 برای روش PLS و PLS کرنلی در شکل (۳) ارائه شده است. مشاهده می‌شود که در این روش نیز استفاده از تابع کرنل موجب بهبود دقت رمزگشایی شده است. درصد بهبود جواب برای میانگین ضریب همبستگی برابر با $4/4\%$ و برای میانگین R^2 برابر با $19/1\%$ است. نتایج آزمون ویلکاکسون نیز نشان می‌دهد که عمل‌کرد روش PLS کرنلی تفاوت معناداری با روش PLS داشته است ($p\text{-value} < 10^{-2}$).

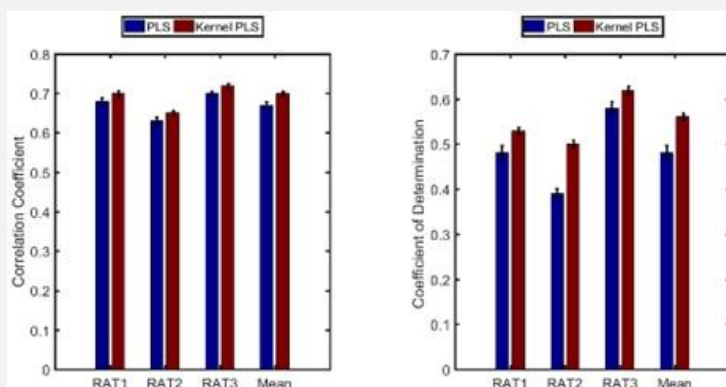
نشان می‌دهد عمل‌کرد روش رگرسیون ستیغی کرنلی تفاوت معناداری با روش ستیغی داشته است ($p\text{-value} < 10^{-2}$). ضرایب همبستگی و R^2 برای روش PCR و PCR کرنلی در شکل (۲) ارائه شده است. مشاهده می‌شود که در این روش نیز استفاده از تابع کرنل موجب بهبود دقت رمزگشایی شده است. درصد بهبود جواب برای میانگین ضریب همبستگی برابر با $5/9\%$ و برای میانگین R^2 برابر با $25/5\%$ است. نتایج آزمون ویلکاکسون نیز نشان می‌دهد که عمل‌کرد روش PCR کرنلی



شکل (۱) - میانگین و خطای استاندارد ضرایب همبستگی و R^2 بین نیروی تخمین زده شده و اندازه‌گیری شده با استفاده از روش رگرسیون ستیغی و ستیغی کرنلی



شکل (۲) - میانگین و خطای استاندارد ضرایب همبستگی و R^2 بین نیروی تخمین زده شده و اندازه‌گیری شده با استفاده از روش PCR و PCR کرنلی



شکل (۳) - میانگین و خطای استاندارد ضرایب همبستگی و R^2 بین نیروی تخمین زده شده و اندازه‌گیری شده با استفاده از روش PLS و PLS کرنلی

۵- بحث و نتیجه‌گیری

در این پژوهش، اثر استفاده از سه روش رگرسیون غیرخطی مبتنی بر توابع کرنل برای رمزگشایی نیروی دست موش صحرایی مورد بررسی قرار گرفته و مقایسه‌ای بین روش‌های خطی و غیرخطی انجام شده است. نتایج نشان می‌دهد که در تمام روش‌ها، غیرخطی‌سازی مدل با استفاده از تابع کرنل گوسی موجب افزایش دقت رمزگشایی شده و در بین روش‌های کرنلی نیز رگرسیون ستیغی کرنلی دقت بهتری داشته است. همان‌طور که در بخش مقدمه بیان شد، مدل‌های خطی به دلیل سادگی و مقاوم بودن نسبت به بیش‌برازش، در کاربردهای BCI بیش‌تر مورد استفاده قرار می‌گیرند. مزیت استفاده از مدل غیرخطی به جای خطی، در نظر گرفتن برخی روابط غیرخطی بین ویژگی‌ها است که می‌تواند باعث افزایش دقت رمزگشایی شود. اما مشکل این روش‌ها علاوه بر افزایش پیچیدگی محاسباتی این است که می‌توانند موجب بیش‌برازش شوند. برای حل این مشکل می‌توان از روش‌های جریمه و تنک‌سازی^۱ جواب استفاده نمود و یک مدل غیرخطی را ارائه کرد که خاصیت تعمیم‌پذیری بهتری نیز داشته باشد که این امر می‌تواند موضوعی برای پژوهش‌های پیش رو باشد.

۶- مراجع

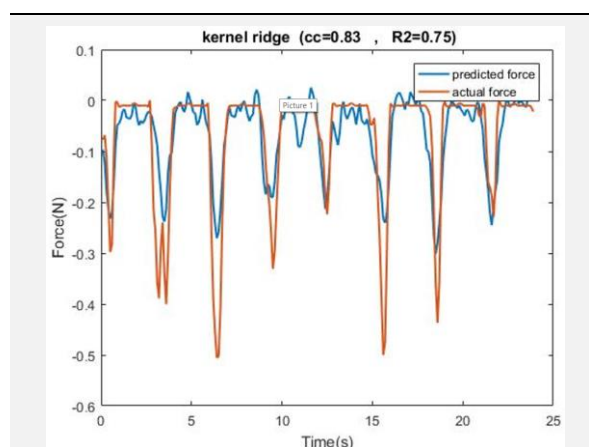
- [1] J. Wolpaw, E.W. Wolpaw, "Brain-computer interfaces: principles and practice," OUP; USA: 2012.
- [2] R. D. Flint, P.T Wang, Z. A. Wright. 'Extracting kinetic information from human motor cortical signals' Neuroimage, vol. 101, pp. 695-703, 2014.
- [3] J.M. Carmena, M.A. Lebedev, R.E. Crist, J.E. O'Doherty, D.M. Santucci, D.F. Dimitrov, P.G. Patil, C.S. Henriquez, M.A. Nicolelis, "Learning to control a brain-machine interface for reaching and grasping by primates," PLoS Biology, vol. 1, pp. 1-16, 2003.
- [4] R. Gupta, J. Ashe, "Offline Decoding of End-Point Forces Using Neural Ensembles: Application to a Brain-Machine Interface," IEEE Transaction on Neural System and Rehabilitation Engineering, vol. 17, no. 3, 2009.
- [5] A.K. Bansal, W. Truccolo, C.E. Vargas-Irwin, J.P. Donoghue, "Decoding 3D reach and grasp from hybrid signals in motor and premotor cortices: spikes, multiunit activity, and local field potentials," Journal of Neurophysiology, vol. 107, pp. 1337-1355, 2012.
- [6] M. Saleh, K. Takahashi, N.G. Hatsopoulos, "Encoding of coordinated reach and grasp trajectories in primary motor cortex," Journal of Neuroscience, vol. 32, pp. 1220-1232, 2012.

برای مقایسه‌ی روش‌های کرنلی با یکدیگر، نتایج رمزگشایی در جدول (۱) ارائه شده است. مشاهده می‌شود که بهترین دقت رمزگشایی با استفاده از روش ستیغی کرنلی (میانگین ضریب همبستگی برابر با ۰/۷۲ و R^2 برابر با ۰/۶۲) به دست آمده است. نتایج آزمون ویلکاکسون نیز نشان می‌دهد که تفاوت مقادیر به دست آمده معنادار می‌باشد ($p\text{-value} < 10^{-4}$).

جدول (۱) - میانگین و خطای استاندارد نتایج رمزگشایی نیرو با

روش‌های کرنلی		
R^2	CC	
۰/۶۲±۰/۰۰۸	۰/۷۲±۰/۰۰۶	ستیغی کرنلی
۰/۵۹±۰/۰۱۳	۰/۷۱±۰/۰۰۶	PCR کرنلی
۰/۵۶±۰/۰۰۷	۰/۷۰±۰/۰۰۶	PLS کرنلی

برای مقایسه‌ی مدل‌های خطی و غیرخطی از نظر زمان محاسبات، مدت زمان پیش‌بینی نیرو با استفاده از ۱۰۰ ثانیه از سیگنال LFP توسط هر مدل محاسبه شده و میانگین آن در ۱۰۰ بار تکرار با یکدیگر مقایسه شده است. این زمان برای روش ستیغی برابر با ۶/۵۳ ثانیه، برای روش ستیغی کرنلی برابر با ۱۲/۸۱ ثانیه، برای روش PCR برابر با ۶/۱۶ ثانیه، برای روش PCR کرنلی برابر با ۹/۲۲ ثانیه، برای روش PLS برابر با ۵/۱۸ ثانیه و برای روش PLS کرنلی برابر با ۹/۱۵ ثانیه است. مشاهده می‌شود که مدل‌های غیرخطی نسبت به مدل‌های خطی زمان محاسباتی بیش‌تری داشته و در بین روش‌های غیرخطی نیز روش ستیغی کرنلی بیش‌ترین پیچیدگی محاسباتی را دارد. نمونه‌ای از نیروی تخمین زده شده با بهترین روش تخمین ارائه شده یعنی ستیغی کرنلی به ازای بیش‌ترین مقدار R^2 در شکل (۴) نشان داده شده است. مشاهده می‌شود که نیروی تخمین زده شده با دقت مناسبی تغییرات نیروی واقعی را دنبال می‌کند.



شکل (۴) - نمونه‌ای از نیروی اندازه‌گیری شده و تخمین زده شده با استفاده از روش رگرسیون ستیغی کرنلی

^۱ Sparse

- Local Field Potentials of the Primary Motor Cortex in Freely Moving Rat,” Scientific Reports, 2016.
- [19] S. A. Shah, H. Tan, P. Brown. “Continuous Force Decoding from Deep Brain Local Field Potentials for Brain Computer Interfacing,” International IEEE EMBS Conference in Neural Engineering, pp. 371–374, 2017.
- [20] R. D. Flint, P.T Wang, Z. A. Wright, “Extracting kinetic information from human motor cortical signals,” *Neuroimage*, vol. 101, pp.695-703, 2014.
- [21] Ch. Chen, D shin. “Decoding grasp force profile from electrocorticography signals in non-human primate sensorimotor cortex,” *Neuroscience Research*, vol. 83, 1-7, 2014.
- [22] J. Wessberg, C. R. Stambaugh, J. D. Kralik, P. D. Beck, M. Laubach, J. K. Chapin, et al., “Real-time prediction of hand trajectory by ensembles of cortical neurons in primates,” *Nature*, vol. 408, pp. 361-365, 2000.
- [23] R. D. Flint, E. W. Lindberg, L. R. Jordan, L. E. Miller, M. W. Slutzky, “Accurate decoding of reaching movements from field potentials in the absence of spikes,” *Journal of neural engineering*, vol 9, 2012.
- [24] J. H.Kim, F.Biebmman, S.W. Lee, “Decoding Three-Dimensional Trajectory of Executed and Imagined Arm Movements from Electroencephalogram Signals”, *IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering*, Vol.23,num. 5,2014.
- [25] J. M. H, F. Bießmann, N. Jiang, H. Rehbaum, D. Farina, F. C. Meinecke, K. R. Müller, L. C. Parra,” Linear and Nonlinear Regression Techniques for Simultaneous and Proportional Myoelectric Control”, *IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering*, Vol.23, num.2, 2014.
- [26] S. A. Shah, .Tan, G.Tinkhauser ,P.Brown, “Towards Real-Time, Continuous Decoding of Gripping Force From Deep Brain Local Field Potentials”, *IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering*, Vol. 26, issue 7, 2018.
- [27] B. Scholkopf, A. Smola, K. R. Muller. ‘Nonlinear Component Analysis as a Kernel Eigenvalue Problem’. *Neural Computation*, vol 10, num 5, pp 1299-1319, 1998.
- [28] R. Rosipal and L. J. Trejo. ‘Kernel Partial Least Squares Regression in Reproducing Kernel Hilbert Space’. *Journal of Machine Learning Research*2, pp 97-123. 2001.
- [29] B.V. Srinivasan, Y.C. Luo, D. G. Romero. ‘A Symmetric Kernel Partial Least Squares Framework for Speaker RECoGnition’, *IEEE Transactions on Audio, Speech, and Language Processing*, vol 21, num 7, pp 1415-1423, 2013.
- [30] A. Khorasani, N. Heydari Beni, V. Shalchyan M.R. Daliri. “Continuous Force Decoding from Local Field Potentials of the Primary Motor Cortex in Freely Moving Rat”. *Scientific Reports*, 2016.
- [7] C.E. Vargas-Irwin, G. Shakhnarovich,, P. Yadollahpour, J.M. Mislow, M.J. Black, J.P. Donoghue, “Decoding complete reach and grasp actions from local primary motor cortex populations,” *Journal of Neuroscience*, vol.30, pp. 9659–9669, 2010.
- [8] M. Mollazadeh, V. Aggarwal, A.G. Davidson, A.J. Law, N.V. Thakor, M.H. Schieber, “Spatiotemporal variation of multiple neurophysiological signals in the primary motor cortex during dexterous reach-to-grasp movements,” *Journal of Neuroscience*, vol. 31, pp. 15531–15543, 2011
- [9] R.D. Flint, E.W. Lindberg, L.R. Jordan, L.E. Miller, M.W. Slutzky, ‘Accurate decoding of reaching movements from field potentials in the absence of spikes,’ *Journal of Neural Engineering*, vol 9, 2012.
- [10] R.D. Flint, C. Ethier, E.R. Oby, L.E. Miller, M.W. Slutzky, “Local field potentials allow accurate decoding of muscle activity,” *Journal of Neurophysiology*, vol. 108, pp. 18–24 2012.
- [11] C. Mehring, J. Rickert, E. Vaadia, S. Cardoso de Oliveira, A. Aertsen, S. Rotter, “Inference of hand movements from local field potentials in monkey motor cortex,” *Nature Neuroscience*, vol. 6, pp. 1253–1254, 2003.
- [12] D.A. Markowitz, Y.T. Wong, C.M. Gray, B. Pesaran, “Optimizing the decoding of movement goals from local field potentials in macaque cortex,” *Journal of Neuroscience*, vol. 31, pp. 18412–18422, 2011.
- [13] A.K. Bansal, C.E. Vargas-Irwin, W. Truccolo, J.P. Donoghue, “Relationships among low-frequency local field potentials, spiking activity, and three-dimensional reach and grasp kinematics in primary motor and ventral premotor cortices,” *Journal of Neurophysiology*, vol. 105, pp. 1603–1619, 2011.
- [14] J. Rickert, SC. Oliveira, E. Vaadia, A. Aertsen, S. Rotter, C. Mehring, “Encoding of movement direction in different frequency ranges of motor cortical local field potentials,” *Journal of Neuroscience*, vol. 25, pp.8815–8824, 2005.
- [15] C. Mehring, MP. Nawrot, SC. de Oliveira, E. Vaadia, A. Schulze-Bonhage, A. Aertsen, T. Ball, “Comparing information about arm movement direction in single channels of local and epicortical field potentials from monkey and human motor cortex,” *Physiology Paris*, vol. 98, pp. 498–506, 2004.
- [16] J. Zhuang, W. Truccolo, C. Vargas-Irwin, J.P. Donoghue, “Decoding 3-D reach and grasp kinematics from high frequency local field potentials in primate primary motor cortex,” *IEEE Transaction on Biomedical Engineering*, vol. 57, pp. 1774–1784, 2010.
- [17] T. Milecovic, W. Trocolo, “Local field potentials in primate motor cortex encode grasp kinetic parameters,” *Neuroimage*, vol. 114, pp. 338-355, 2015.
- [18] A. Khorasani, N. Heydari Beni, V. Shalchyan, M.R. Daliri, “Continuous Force Decoding from