



گزارش سمینار درس  
رابط مغز و رایانه

نام دانشجو:  
محمد جواد سامری

استاد درس :  
دکتر شالچیان

زمستان 96

# Classification of EEG Signals Based on Autoregressive Model and Wavelet Packet Decomposition

مقدمه

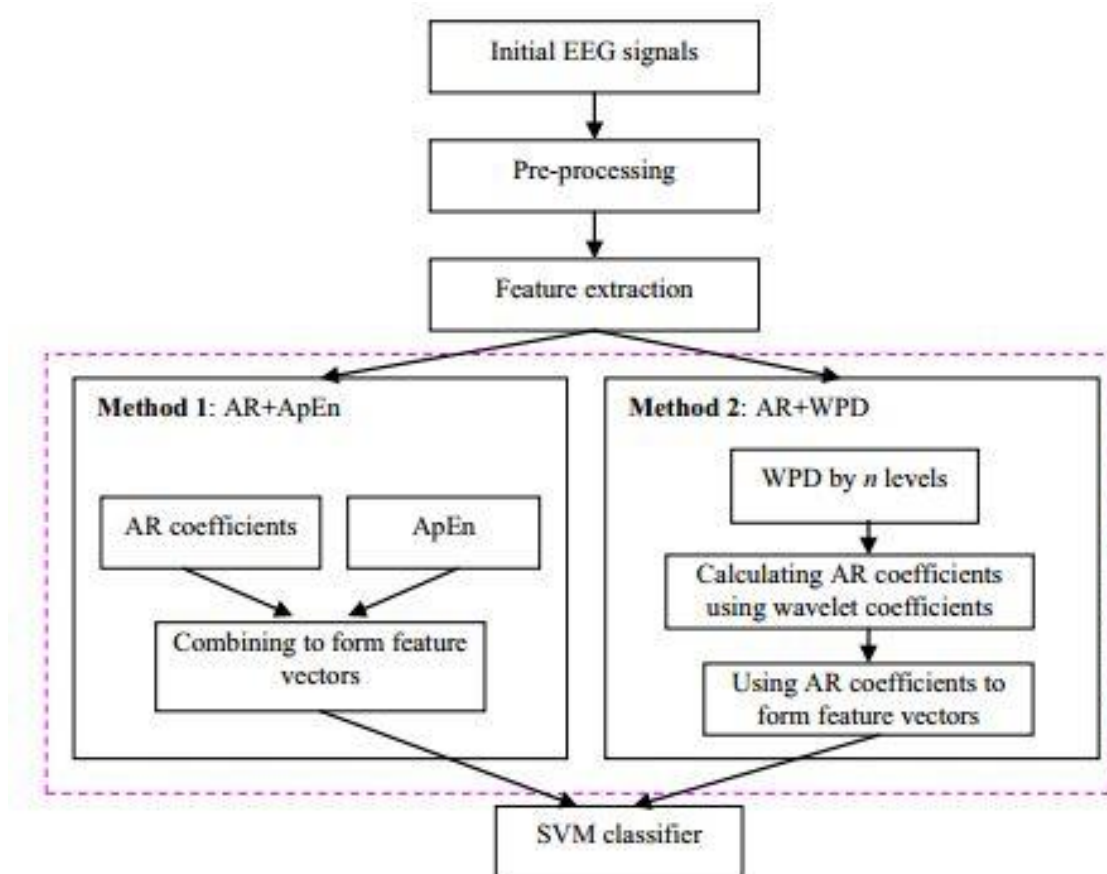
در این مقاله از بین 4 تسک اصلی پیش پردازش، استخراج ویژگی، انتخاب ویژگی و رده بندی بر روی دو تسک استخراج ویژگی و رده بندی متمرکز شده است و هدف از این مقاله تبدیل سیگنال به دست آمده توسط بردار ویژگی است تا بهترین استراتژی برای رده بندی سیگنال اتخاذ گردد.

تبدیل موجک هر سیگنال EEG را به مولفه های اولیه ان تقسیم می کند که در استخراج اطلاعات از این سیگنال ها کمک بیشتری می کند و هدف استفاده از مدل های خودکاهشی بدست آوردن متغیری است که رفتار سیستم را پیش بینی می کند. مدل های خود کاهش در رابط ذهن و رایانه استفاده شده است ولی با این حال برای این مدل ها توجیه کامل رفتار های سیگنال های EEG ممکن نبوده است.

از مدل های انتروپی محور نیز در این حوزه استخراج ویژگی نقش موثری ایفا می کنند و اطلاعات مفیدی در رابطه با فاز سیگنال در اختیار ما قرار می دهند، انتروپی به عنوانی معیاری برای از دست رفتن اطلاعات مطرح می شود که دو متد ApEn و sample entropy در این روش هستند

متد ها

در این مقاله از برای استخراج ویژگی از سه روش AR model، ApEn و WPD استفاده شده است

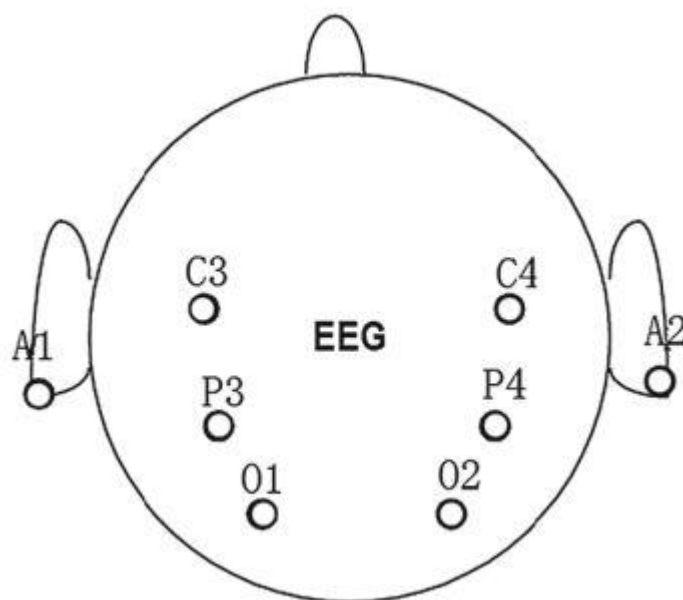


استراتژی های اتخاذ شده را در شکل بالا مشاهده می کنید در متد اول از ضرایب AR و ApEn که هر کدام اطلاعاتی را از سیگنال های EEG به ما می دهند در کنار یکدیگر استفاده کردیم و بردار ویژگی ای از ترکیب این دو ساخته ایم

در متد دوم سیگنال های EEG ابتدا تحت تبدیل موجک قرار گرفته و به زیر باندها تجزیه شده اند و سپس از زیر باند ها ضرایب AR استخراج شده است و در کنار یک دیگر قرار می گیرند و به عنوان ورودی به یک ماشین SVM داده می شوند .

مجموعه داده

مجموعه داده مورد استفاده قرار گرفته شده شامل 7 مورد آزمایشی است که از 6 کانال اصلی و دو کانال برای مرجع ثبت داده گرفته شده .



سیگنال ها با فرکانس نمونه برداری 250 هرتز انجام شده و هر شخص از هر نوع کدام از انواع آزمایشی پنج بار ثبت گرفته می شود و در نهایت مجموعه داده ای با ویژگی های زیر داریم .



ترکیب رویکرد ها

(1) مدل های AR که به طور گسترده در آنالیز سیگنال های EEG مورد استفاده قرار گرفتند را می توان در چهار چوب فرمول زیر طبقه بندی کرد

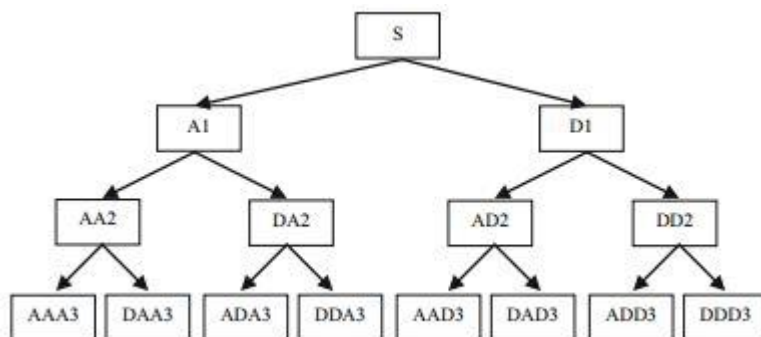
$$y(t) = \sum_{i=1}^p \phi_i y(t-i) + \varepsilon_t$$

(2) ApEn نیز که یک متد شناخته شده است را نیز می توان به این صورت مدل کرد :

$$\begin{aligned} ApEn(m, r, N) &= \Phi^m(r) - \Phi^{m+1}(r) \\ &= \frac{1}{N-m+1} \sum_{i=1}^{N-m+1} \ln \frac{C_i^m(r)}{C_i^{m+1}(r)} \end{aligned}$$

ApEn به طور قابل توجهی نسبت به تنظیم پارامترها حساس است . به طور معمول در آنالیز های EEG مقدار m را برابر 2 و مقدار r بین 0.1 و 0.25 قزاز داده می شود .

(3) WPD یک ابزار قدرتمند برای آنالیز سیگنال نا ایستا است WPD همان تبدیل موجک گسسته است که تعداد فیلترهای بیشتری را برای عبور سیگنال از آن ها به کار می گیرد

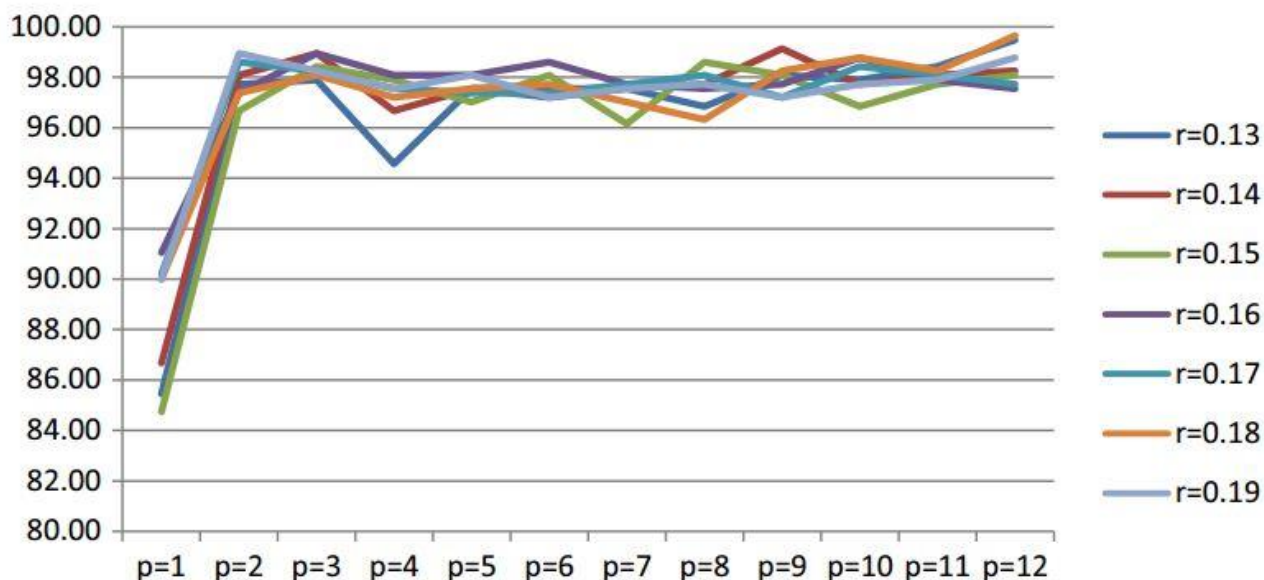


(4) بر اساس این 3 روش استخراج ویژگی که مطرح شد روش هایی ترکیبی بر اساس این سه روش در این مقاله ارایه می شود . روش اول ترکیب AR+ApEn و روش دوم AR+WPD است.

نتایج تحقیق

پس مرحله پیاده سازی در قسمت آزمایش مدل به تحقیق پیرامون یافتن مقدار r مناسب پرداخته است بدین صورت که مقدار r را در بین 0.13 تا 0.19 مورد آزمایش قرار می دهد

پس از آزمایش متد ها بر روی مجموعه داده معرفی شده نتایج به صورت زیر است :



**Fig. 4** Accuracy comparison of different order  $p$  and  $r$  for Subject 4

**Table 1** The average classification accuracy of 7 subjects (%)

Method		$p = 1$	$p = 2$	$p = 3$	$p = 4$	$p = 5$	$p = 6$	$p = 7$	$p = 8$	$p = 9$	$p = 10$	$p = 11$	$p = 12$
Subject 1	AR	59.12	83.51	<b>94.21</b>	<b>95.44</b>	<b>95.96</b>	<b>97.54</b>	95.44	97.89	97.37	98.95	99.30	99.12
	AR+ApEn	<b>68.42</b>	<b>84.11</b>	92.36	94.59	95.79	96.52	95.34	97.57	97.37	97.97	98.60	98.95
	AR+WPD	19.12	23.33	20.18	19.82	21.75	97.02	<b>98.42</b>	<b>99.30</b>	<b>99.30</b>	<b>99.47</b>	<b>99.47</b>	<b>99.30</b>
Subject 2	AR	30.18	74.39	<b>87.02</b>	<b>90.88</b>	87.02	92.98	91.93	94.39	95.09	96.84	97.89	<b>97.89</b>
	AR+ApEn	<b>54.84</b>	<b>78.55</b>	84.06	88.67	<b>87.12</b>	91.88	92.23	95.64	95.74	96.94	<b>97.94</b>	97.74
	AR+WPD	22.81	22.11	20.00	22.11	20.70	<b>97.89</b>	<b>96.14</b>	<b>96.84</b>	<b>97.19</b>	<b>97.89</b>	97.89	<b>97.89</b>
Subject 3	AR	68.42	<b>94.91</b>	<b>97.02</b>	<b>97.89</b>	97.89	<b>98.95</b>	<b>99.12</b>	<b>98.95</b>	98.07	99.47	99.30	99.30
	AR+ApEn	<b>75.41</b>	93.98	95.69	97.57	<b>98.07</b>	98.10	99.07	98.80	99.15	<b>99.60</b>	99.40	99.60
	AR+WPD	19.30	20.53	20.00	20.88	21.58	98.77	98.25	<b>98.95</b>	<b>99.47</b>	99.47	<b>99.82</b>	<b>99.82</b>
Subject 4	AR	56.49	94.39	93.33	94.74	94.04	94.56	94.56	95.26	96.14	95.96	97.02	98.77
	AR+ApEn	<b>88.30</b>	<b>97.82</b>	<b>98.40</b>	<b>97.07</b>	<b>97.59</b>	97.67	97.32	97.54	97.94	98.02	98.05	98.50
	AR+WPD	25.09	20.70	20.00	20.88	21.58	<b>98.77</b>	<b>98.25</b>	<b>98.95</b>	<b>99.47</b>	<b>98.25</b>	<b>99.65</b>	<b>99.65</b>
Subject 5	AR	62.22	<b>89.12</b>	92.63	90.18	94.50	96.37	96.26	98.01	98.13	98.13	98.95	99.18
	AR+ApEn	<b>71.19</b>	87.95	<b>92.75</b>	<b>91.57</b>	<b>95.19</b>	96.61	97.68	98.26	98.35	98.90	98.72	99.01
	AR+WPD	18.95	16.84	18.71	19.77	19.65	<b>98.60</b>	<b>99.18</b>	<b>99.30</b>	<b>99.77</b>	<b>99.88</b>	<b>99.77</b>	<b>99.88</b>
Subject 6	AR	74.74	86.84	<b>94.91</b>	<b>97.19</b>	<b>99.65</b>	97.54	98.40	<b>99.30</b>	99.12	<b>99.82</b>	<b>99.47</b>	99.47
	AR+ApEn	<b>81.48</b>	<b>91.05</b>	94.86	<b>97.19</b>	99.12	97.57	98.40	99.00	99.14	99.14	99.25	99.17
	AR+WPD	18.42	20.70	18.07	19.12	43.86	<b>98.77</b>	<b>98.60</b>	98.95	<b>100.00</b>	98.42	<b>99.47</b>	<b>100.00</b>
Subject 7	AR	64.56	<b>90.88</b>	<b>88.07</b>	<b>92.46</b>	91.93	93.33	95.79	95.79	96.84	96.14	97.54	<b>98.60</b>
	AR+ApEn	<b>68.07</b>	86.52	86.97	91.53	<b>92.33</b>	94.99	95.89	<b>96.34</b>	<b>97.49</b>	<b>97.09</b>	<b>97.84</b>	<b>98.60</b>
	AR+WPD	19.65	22.46	23.16	19.30	20.35	<b>96.84</b>	<b>97.54</b>	94.04	95.79	96.14	97.09	<b>98.60</b>

## A deep learning method for classification of EEG data based on motor imagery

در این تحقیق نویسنده مدعی است که با تکنیک‌های مانند جدا سازی گام به گام و نرمال سازی دسته‌ای و شبکه‌های کانوولشن توانسته است به کارایی قابل توجهی در مقایسه با بانک فیلترهای مکانی مشترک<sup>1</sup> دست پیدا کند .

در حالی که FBCSP در ورودی از مدولاسیون طیف توان استفاده می‌کند معماری عمیق معرفی شده چنین پیش فرضی را ندارد و نویسنده در نتیجه گیری مدعی است که معماری معرفی شده در نهایت خواهد آموخت که از طیف توان در باندهای آلفا ، بتا و در فرکانس‌های بالای گاما استفاده کند .

FBCSP در بسیاری از مسابقات که در رمز گشایی سیگنال‌های موج نگاری مغز برگزار شده است در صدر روش‌های قرار گرفته است ، نویسنده با این استدلال از این روش به عنوان روشی برای مقایسه کارایی معماری خود استفاده می‌کند و سپس به تشریح متد FBCSP می‌پردازد .

متد را به این صورت معرفی می‌کند :

- فیلترینگ میان گذر

ابتدا سیگنال را از تعدادی فیلتر میان گذر عبور می‌دهند که سیگنال ورودی را به چند سیگنال

در فرکانس‌های متفاوت تبدیل کنند

- قطعه بندی

مرحله قطعه بندی که با توجه به توضیحات ضبط داده و قرار گرفتن مکان تحریک قطعه بندی

انجام می‌شود .

- فیلترهای مشترک مکانی

در این مرحله در هر باند فرکانس جدا سازی شده الگوریتم الگوهای مشترک مکانی اعمال

می‌شود تا فیلترهای مکانی محاسبه گردد .

- اعمال فیلترهای مکانی

فیلترهای محاسبه شده در مرحله قبل بر روی مجموعه سیگنال اعمال می‌شود .

- استخراج ویژگی و رده بندی

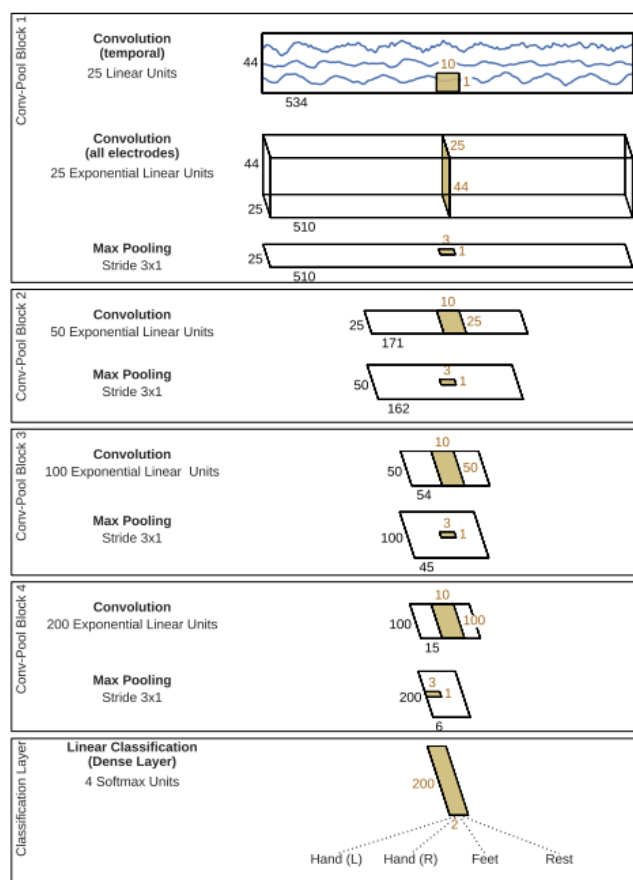
پس از آن به بیان معماری‌هایی که در تحقیق استفاده می‌شوند می‌پردازد و ما نیز در ادامه این دو معماری را

شرح می‌دهیم

## معماری عمیق

در این معماری از 4 لایه که در لایه اول به ترتیب کانولوشن ، مکس پولینگ ، و لایه‌ای ورودی برای به کار بردن سیگنال‌های موج نگاری مغز است استفاده می‌شود و لایه‌های دیگر لایه‌های کانولوشن و مکس پولینگ عادی هستند .

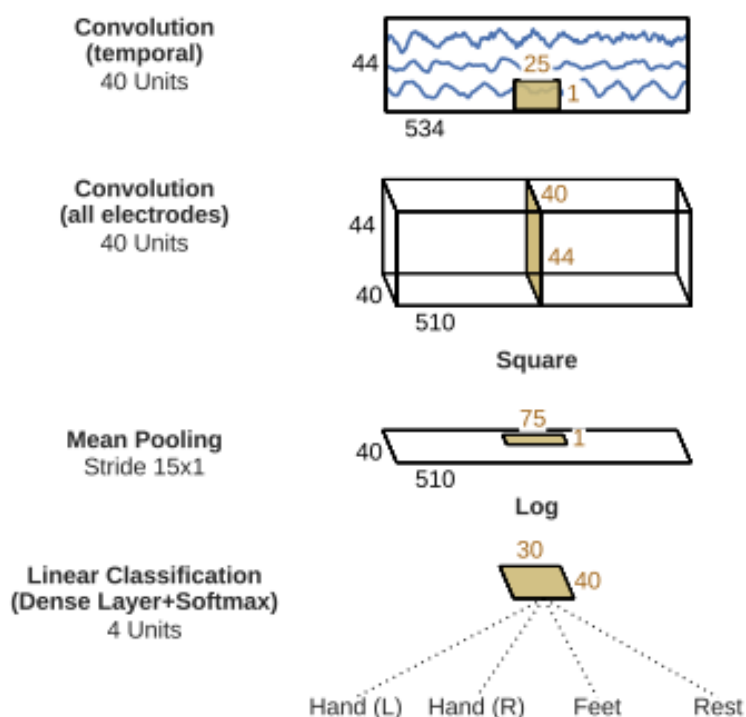
لایه اول به دو بخش کانولوشن برای حل کردن معضل تعدد کانال‌های ورودی تقسیم می‌شود - یک کانال ورودی برای هر الکتروود مانند کانال‌های ورودی به ازای هر رنگ در مسایل پردازش تصویر - کانولوشن اولیه عملیات خود را در راستای زمان و کانولوشن ثانویه عملیات خود را در راستای مکان انجام می‌دهد و به دلیل اینکه هیچ تابع فعال سازی‌ای در بین این دو نیست می‌توان هر دو را یک لایه در نظر گرفت . تمامی فیلترها در این مرحله وزن ورودی برای هر الکتروود در خود ذخیره کرده‌اند مانند الگوریتم الگوهای مشترک مکانی .



معماری عمیق به کار رفته توسط رایین تیور

## معماری کم عمق

این معماری که نویسنده هدف از مطرح کردن آن طراحی معماری تقلیدی از FBCSP بیان کرده است .  
 دولایه اول معماری کم عمق همانند معماری عمیق مطرح شده کانولوشن را در محور زمان و محور مکان اعمال می کند این دو مرحله همانند اعمال فیلترینگ میان گذر و اعمال الگوی مشترک مکانی در FBCSP است .  
 تفاوتی که در لایه کانولوشن معماری عمیق و معماری کم عمق است اندازه فیلتری است که به کار برده می شود .  
 ( 25 در مقابل 10 ) که اجازی اعمال تبدیل های بیشتری در این لایه را می دهد .



معماری کم عمق معرفی شده توسط رابین تیپور

تفاوتی که معماری کم عمق با الگوریتم FBCSP دارد این است که تمامی عملیات های ریاضی در قالب شبکه پیاده سازی شده است و قابلیت این را دارد که در یک مرحله بهینه سازی تمامی پارامترها به صورت هم زمان بهینه شده است.

نتایج ارزیابی پارامترها در معماری عمیق

پارامتر طراحی	انتخاب شده	انواع دیگر	هدف از انتخاب
تابع فعال	ELU	Square ,	انتظار داشتیم که این انتخاب ها به نوع ویژگی های



موجود در سیگنال حساس باشند از آنجا که مربع گیری و میانگیری را میتوان همان توان تفسیر کرد اگر سیگنال میانگین صفر داشته باشد .	ReLU		سازی
	میانگین	ماکسیمم گیری	نوع پولینگ
هدف برر سی پی شرفتهای اخیر یادگیری عمیق و پیدا کردن مرزهای محدود سازی مناسب	فقط نرمال سازی دسته ای یا فقط بیرون انداختن وزن ها	بیرون انداختن + نرمال سازی دسته ای + تعریف یک تابع هزینه جدید	محدود سازی و نرمال سازی میانی
به علت این که توسط معماری های موفق دیگری استفاده شده است .	دو کانولوشن $6 \times 1$ به ازای هر لایه	یک کانولوشن $10 \times 1$ به ازای هر لایه	فاکتور سازی کانولوشن های محلی
فاکتور سازی سیگنال ها به قسمت های زمانی و مکانی ممکنه دقت ما رو در رده بندی در هنگام وجود داده های فراوان بالا ببره	یک کانولوشن تک مرحله ای در مرحله اول	کانولوشن تقسیم شده در لایه اول	تقسیم کردن یا کانولوشن تک مرحله ای

نویسنده سپس به سراغ تبیین انتخاب های خود برای پارامترهای معماری عمیق معرفی شده رفته است که نتایج در جدول آورده شده است . سپس به بررسی کارایی متد معرفی بر روی مجموعه دادگان مسابقات رابط ذهن و رایانه دوره دوم و مجموعه a رفته اند .

در قسمت پیش پردازش را تنها با یک فیلتر بالا گذر از 4 هرتز انجام داده اند. با این توجیه که شبکه را وادار به یادگیری در هنگام وجود نویز کنند و تنها با این فیلتر به حذف نویزهای ناشی از حرکت چشم پرداخته اند. در قسمت نتایج گزارش خود را به این صورت ارایه کرده اند :

گزارش ۱: پیاده سازی الگوریتم FBCSP به همان کارایی ای که در مقالات اشاره شده بود رسید از آنجا که مبنای مقایسه ما کارایی این الگوریتم بود باید به صورت جداگانه این الگوریتم با همان کارایی گزارش شده در مقالات پیاده سازی می شد

گزارش 2: هردو معماری‌های پیشنهاد شده به کارایی FBCSP دست پیدا کردند و در بعضی حالات معماری عمیق تمایز آماری بهتری نسبت FBSCP داشته است .

به صورت میانگین دقت معماری کم عمق بر روی داده‌هایی که از هیچ فیلتری عبور نکردند و دقت معماری عمیق بر روی داده‌هایی که از فیلتر بالاگذر عبور کرده اند تمایز آماری چندانی با الگوریتم FBCSP نداشت و دقت معماری کم عمق بر روی داده‌هایی که از فیلتر بالاگذر عبور کرده اند و دقت معماری عمیق بر روی داده‌هایی که از فیلتر عبور نکرده‌اند از لحاظ آماری به ترتیب بهبودی در حدود 1.9٪ و 3.3٪ داشته است . قابل ذکر است تمامی این نتایج با استفاده از تکنیک برش و شیفت بدست آمده اند .

گزارش 3: ماتریس در هم ریختگی برای هر کدام از رمزگشاهای بسیار مشابه بود

تعداد خطاها بین هر کلاس توسط روش‌های مقایسه شده

	دست راست دست چپ	دست چپ پا	دست چپ استراحت	دست راست پا	دست راست استراحت	استراحت پا
FBCSP	82	28	31	2	12	42
عمیق	70	13	27	13	21	26
کم عمق	99	3	34	5	37	73