

بهبود عملکرد الگوریتم آنالیز مولفه های مستقل در تحلیل داده های تصویربرداری عملکردی مغناطیسی مغز به کمک فیلترهای زمانی و مکانی

آمنه برومند^۱، علیرضا احمدیان^۲، محمدعلی عقابیان^{۳*}

- ۱- دانش آموخته کارشناسی ارشد مهندسی پزشکی، دانشکده پزشکی، دانشگاه علوم پزشکی تهران
۲- استادیار گروه فیزیک و مهندسی پزشکی، مرکز تحقیقات علوم و تکنولوژی در پزشکی، دانشگاه علوم پزشکی تهران
۳- دانشیار گروه فیزیک و مهندسی پزشکی، مرکز تحقیقات علوم و تکنولوژی در پزشکی، دانشگاه علوم پزشکی تهران
تاریخ دریافت نسخه اصلاح شده: ۸۶/۷/۱۹ تاریخ پذیرش مقاله: ۸۶/۱۱/۲۴

چکیده

مقدمه: وجود منابع مختلف نویز و آرتیفکت در داده های بدست آمده از روش تصویربرداری عملکردی مغناطیسی مغز غالباً منجر به کاهش دقت و صحت نتایج بدست آمده در اکثر روشهای تحلیلی پارامتری و غیر پارامتری می شود. یکی از راه حل های متداول در مواجهه با داده های نویزی روش تصویربرداری عملکردی مغناطیسی مغز بکارگیری روشهای پیش پردازشی مناسب بر روی دیتا با هدف کاهش نویز دیتا است که می تواند در بهبود عملکرد الگوریتم های تحلیلی مختلف موثر باشد. تاکنون اثرات برخی از روشهای پیش پردازشی بر روی روشهای تحلیلی پارامتری از قبیل روش مدل خطی عمومی مورد بررسی قرار گرفته است. در این مقاله علاوه بر مقایسه الگوریتم های نویزی و غیر نویزی آنالیز مولفه های مستقل در تحلیل داده های زمانی-مکانی تصویربرداری عملکردی مغناطیسی مغز برای نخستین بار میزان بهبود عملکرد الگوریتم غیر پارامتری آنالیز مولفه های مستقل بر روی داده های نویزی روش تصویربرداری عملکردی مغناطیسی مغز در حضور تعدادی فیلتر مکانی و زمانی از نظر کمی مورد بررسی قرار گرفته است. استفاده از الگوریتم های نویزی آنالیز مولفه های مستقل دقت تحلیلی داده های تصویربرداری عملکردی مغناطیسی مغز را تا ۱۶٪ افزایش داده است. استفاده از فیلترهای زمانی و مکانی منجر به ۱۰-۸٪ افزایش در دقت الگوریتم های غیر نویزی آنالیز مولفه های مستقل شده است. با استفاده از الگوریتم نویزی احتمالی آنالیز مولفه های مستقل زمان لازم برای تحلیل داده های تصویربرداری عملکردی مغناطیسی مغز ۲۸٪ افزایش پیدا کرده است.

مواد و روشها: در این مقاله ابتدا دو دسته از الگوریتم های نویزی و غیر نویزی آنالیز مولفه های مستقل در تحلیل داده های شبیه سازی شده روش تصویربرداری عملکردی مغناطیسی مغز مورد مقایسه قرار گرفته اند. در مرحله بعد اثرات فیلترهای زمانی و مکانی در عملکرد الگوریتم های غیر نویزی آنالیز مولفه های مستقل بررسی شده است. فیلترهای مذکور در دو دسته فیلترهای پایین گذر و بالاگذر مطرح شده اند. کلیه بررسی ها با استفاده از داده های شبیه سازی شده روش تصویربرداری عملکردی مغناطیسی مغز انجام شده است.

نتایج: با بکارگیری فیلترهای بالاگذر حساسیت، ویژگی و صحت زمانی الگوریتم های غیر نویزی آنالیز مولفه های مستقل در تحلیل داده های روش تصویربرداری عملکردی مغناطیسی مغز افزایش یافته است. بکارگیری فیلترهای پایین گذر در مواجهه با داده هایی که دارای نسبت سیگنال به نویز پایینی هستند منجر به بهبود نتایج بدست آمده از الگوریتم های غیر نویزی آنالیز مولفه های مستقل شده است. در داده هایی که دارای نسبت سیگنال به نویز بالا هستند بکارگیری این فیلترها می تواند منجر به کاهش ویژگی و صحت زمانی الگوریتم های مذکور شود.

بحث و نتیجه گیری: نتایج بدست آمده از تحلیل داده های روش تصویربرداری عملکردی مغناطیسی مغز با نسبت سیگنال به نویز بالا توسط الگوریتم های نویزی و غیر نویزی آنالیز مولفه های مستقل تقریباً مشابه است. با افزایش نویز داده ها الگوریتم اینفومکس به دلیل استفاده از الگوریتم های گرادینتی در تخمین ماتریس تفکیک کننده مورد نظر از حساسیت، ویژگی و صحت زمانی بالاتری نسبت به الگوریتم سریع آنالیز مولفه های مستقل برخوردار است. استفاده از فیلترهای زمانی و مکانی مناسب می تواند راهکاری مناسب برای بکارگیری الگوریتم های غیر نویزی آنالیز مولفه های مستقل به جای الگوریتم های نویزی آنالیز مولفه های مستقل که اغلب پیچیده و زمانبر هستند باشد. (مجله فیزیک پزشکی ایران، دوره ۴، شماره ۱۴ و ۱۵، بهار و تابستان ۸۶: ۱-۱۸)

واژگان کلیدی: آنالیز مولفه های مستقل، تصویر برداری عملکردی مغز، فیلتر های زمانی، فیلترهای مکانی

* نویسنده مسؤول: محمدعلی عقابیان

آدرس: گروه فیزیک و مهندسی پزشکی، دانشکده پزشکی، دانشگاه علوم پزشکی تهران
oghabian@sina.tums.ac.ir
تلفن: ۸۸۹۷۳۶۵۳ - (۲۱) ۹۸

۱- مقدمه

یکی از روش های غیرتهاجمی مطرح در بررسی چگونگی فعالیت نواحی مختلف مغز در پاسخ به فعالیت های مختلف فیزیولوژیکی، استفاده از روش های تصویربرداری عملکردی مغناطیسی مغز^۱ است. پایه این روش بر اساس بررسی تغییرات میزان اکسیژن خونی است که در اثر وقوع فعالیت سلول های مغزی در قبال تحریکات خارجی و یا داخلی داده شده به فرد در ناحیه ای خاص رخ می دهد. وجود این الگوی تحریکی می تواند باعث تحریک ناحیه مربوطه در مغز و تغییر غلظت اکسیژن خون در آن ناحیه شود. این تغییرات بعنوان پاسخ همودینامیک مغز در قبال فعالیت انجام شده شناخته می شوند [۱]. یکی از مشکلات اساسی اکثر روش های مطرح در تحلیل تصاویر عملکردی وابستگی این روشها به شناخت کامل مدل تحریکی داده شده به فرد در مدت زمان تصویر برداری می باشد. از آنجا که در بسیاری از مطالعات مرتبط با تصویر برداری عملکردی، بعنوان مثال در حوزه های روانشناختی، شناخت کامل مدل مربوط به الگوی تحریک کاری پیچیده می باشد و یا اصولاً الگوی تحریکی خارجی برای فعال سازی نواحی مغزی وجود ندارد روش های رایج در تحلیل داده های مورد نظر کاراً نمی باشند. الگوریتم آنالیز مولفه های مستقل یک روش غیرپارامتری مناسب برای تحلیل تصاویر روش تصویربرداری عملکردی مغناطیسی مغز و سیگنال های مربوطه می باشد [۲]. از آنجا که این الگوریتم نیازی به شناخت و چگونگی الگوی تحریک ندارد می توان از آن برای تحلیل و بررسی تصاویر روش تصویربرداری عملکردی مغناطیسی مغز در مطالعات مختلف بر روی مغز استفاده نمود. داده های بدست آمده از این آزمایش ها می تواند در استخراج فعالیت نواحی مختلف مغزی در پاسخ به فرآیند های شناختی مختلف (شنوایی و بینایی، حرکتی

و...) موثر باشد. علاوه بر این نواحی کارکردی مختلفی در مغز وجود دارند که در اثر فعالیت های فیزیولوژیکی مختلف در فرد و بدون وجود الگوهای تحریکی خارجی فعال می شوند. شناخت چنین نواحی در مغز می تواند در بررسی حالات مختلف روحی و روانی فرد، تفکر، خواب، شناخت انواع بیماریها از جمله افسردگی و آلزایمر، چگونگی فعالیت های غیر قابل کنترل مغزی در حین استراحت و در افرادی که دارای سطح هوشیاری پایین هستند و یا در بررسی نواحی کارکردی مختلف مغزی در افرادی که به هر دلیل قادر به انجام آزمایشهای روش تصویربرداری عملکردی مغناطیسی مغز نیستند از جمله کودکان، بیماران دچار سایکوز و افراد معلول ذهنی و یا جسمی موثر باشد. علاوه بر آن زمانیکه فرد تحت کنترل خاصی نیست بسیاری از الگوهای تحریکی نامنظم محیطی که برای ما شناخته شده نیستند وجود دارند که نواحی مختلف مغز را فعال می کنند. به عنوان مثال نواحی شنوایی فرد می تواند در اثر وجود یک صدای خارجی ناخواسته فعال شود. یکی از مشکلات اصلی در تحلیل صحیح تصاویر روش تصویربرداری عملکردی مغناطیسی مغز و سیگنالهای مربوطه به آن وجود منابع مختلف نویز در این دیتا می باشد. کاهش نویز موجود در سیگنالها و تصاویر روش تصویربرداری عملکردی مغناطیسی مغز با استفاده از فیلترهای بهینه طراحی شده می تواند دقت آنالیز انجام شده با انواع تست های آماری را افزایش دهد [۳]. نویز می تواند در اثر عوامل مختلفی از قبیل عدم کارکرد صحیح سیستم تصویربرداری، حرکت بیمار در حین تصویربرداری، منابع بوجود آورنده تغییرات فیزیولوژیکی (تنفس و ضربان قلب) و یا بی ثباتی طولانی مدت دستگاه تصویر برداری به وجود آید. وجود نویز در تصاویر شناسایی صحیح فعالیت های مغزی را با استفاده از الگوریتم های مختلف مشکل می سازد. تاکنون روشهای مختلفی برای کاهش نویز تصاویر و سیگنالهای

یکدیگر مستقل هستند و دارای توابع چگالی احتمال غیر گوسی هستند [۴].

الگوریتم های آنالیز مولفه های مستقل در دو دسته الگوریتم های نویزی و غیر نویزی مطرح می شوند. از آنجا که در مواجهه با دیتاهای واقعی روش تصویربرداری عملکردی مغناطیسی مغز نویز بعنوان عاملی اصلی مخرب دیتا به شمار می آید، برای بهبود تحلیل داده های نویزی دو راهکار متداول زیر ارائه شده است.

۱- بکارگیری الگوریتم های نویزی آنالیز مولفه های مستقل که در مدل این الگوریتم ها نویز بعنوان یک منبع مستقل در نظر گرفته شده است. استفاده از چنین مدل هایی گرچه خطای تخمین منابع مستقل را کاهش می دهند لیکن اغلب الگوریتمهایی با محاسبات پیچیده می باشند و زمانبری بالایی دارند.

۲- انجام تعدادی مراحل پیش پردازشی مناسب روی داده های مورد نظر جهت کاهش نویز دیتا که نتیجه آن بهبود انطباق مدل های غیر نویزی آنالیز مولفه های مستقل بر داده های فوق و کاهش خطای ناشی از عدم مناسب بودن مدل استفاده شده برای داده های نویزی میباشد. استفاده از این راهکار امکان تحلیل داده های نویزی را با استفاده از الگوریتم های ساده تر و سریع تر غیر نویزی آنالیز مولفه های مستقل در اختیار می گذارد.

در این مقاله میزان حساسیت، ویژگی و صحت زمانی دو الگوریتم سریع غیر نویزی آنالیز مولفه های مستقل^۲ و اینفومکس و الگوریتم نویزی آنالیز مولفه های مستقل به روش احتمالی^۳ (PICA) در استخراج منابع فعال مکانی و سیگنال های زمانی داده های روش تصویربرداری عملکردی مغناطیسی مغز در سطوح مختلف سیگنال به نویز مورد بررسی و مقایسه قرار گرفته است. علاوه بر آن اثر فیلترهای زمانی و مکانی مناسب جهت بهبود

تصویربرداری عملکردی مغناطیسی مغز ارائه شده است. بعنوان مثال مقایسه ای بین نتایج بدست آمده از تحلیل داده های تصویربرداری عملکردی مغناطیسی مغز پس از اعمال فیلتر رایج گوسی و کاهش نویز داده های با استفاده از تبدیل موجک انجام شده است [۱۳]. در مطالعه ای آنالیز پارامتریک روش عمومی خطی^۱ درحوزه موجک و با هدف بهره گیری از ترکیب همزمان خاصیت نویز زدایی تبدیل موجک و خصوصیات آماری روش عمومی خطی انجام شده است به آن معنا که تبدیل موجک بعنوان یک مرحله پیش پردازشی قبل از اعمال الگوریتم روش عمومی خطی بکار رفته است [۱۴]. تاکنون اثرات روشهای پیش پردازشی از جمله فیلترهای مختلف در نحوه عملکرد الگوریتم های تحلیلی غیر پارامتری از جمله الگوریتم آنالیز مولفه های مستقل بررسی نشده است که در این مقاله به بررسی کمی این مساله پرداخته ایم. روشهای تحلیل تصاویر روش تصویربرداری عملکردی مغناطیسی مغز و سیگنال های مربوطه در دو گروه عمده طرح شده اند. اولین گروه روشهای پارامتریک است که به منظور تحلیل تصاویر و استخراج نواحی فعال و بررسی تغییرات زمانی و شکل تحریک ایجاد شده الگوی تحریکی اعمال شده به فرد باید در ابتدا مشخص باشد. گروه دیگر روشهایی غیر پارامتریک هستند که وابسته به شناخت الگوی تحریکی داده شده به فرد نمی باشند. الگوریتم آنالیز مولفه های مستقل یکی از مهمترین روشهای غیر پارامتریک برای تحلیل تصاویر عملکردی مغناطیسی مغز و سیگنال های مربوطه است. از آنجا که این الگوریتم نیازی به شناخت اولیه مدل تحریک و چگونگی آن ندارد می توان از آن برای تحلیل و بررسی تصاویر روش تصویربرداری عملکردی مغناطیسی مغز در مطالعات مختلف استفاده نمود. این روش فرض می کند منابعی که سیگنال فعالیت مغز را می سازند از نظر آماری از

2- Fast ICA

3- Probabilistic Independent Component Analysis

1- General Linear Model

فیزیولوژیکی بدن از جمله ضربان قلب و تنفس و یا تغییرات مربوط به اسکندر ایجاد می شود.

ستون های ماتریس A نشان دهنده سطح فعالیت هر منبع در طول زمان (سری زمانی هر وکسل) و سطرهای ماتریس S نشان دهنده وکسل های مرتبط با هر کدام از منابع فعال می باشد. M تعداد نقاط زمانی هر سیگنال، U تعداد منابع فعال در نظر گرفته شده در هر دیتاست و K تعداد وکسل های فعال هر کدام از منابع مستقل می باشد.

منابع فعال در نظر گرفته شده دارای سایز (تعداد پیکسل)، درصد فعالیت، نویز و شکل موج زمانی فعالیت متفاوت می باشد. میانگین هر کدام از سیگنال های زمانی برابر با صفر و واریانس آن برابر با یک در نظر گرفته شده است. شکل موج سیگنال های در نظر گرفته شده بصورتی انتخاب شده است که حداکثر شباهت را به پاسخ هموداینامیک موجود در داده های واقعی روش تصویربرداری عملکردی مغناطیسی مغز داشته باشد. برای این منظور سیگنال های پالسی شکل بعنوان سیگنالهای دوره ای مربوط به فعالیت^۴، شکل موج سینوسی بعنوان سیگنال گذرا مربوط به فعالیت، شکل موج مثلثی^۵ بعنوان اغتشاشات تصویر که در اثر حرکت سر بیمار رخ می دهد، سیگنال با مقادیر تصادفی که نشان دهنده منابع مرتبط با تغییرات فیزیولوژیکی از جمله تغییرات تنفسی و ضربان قلب می باشد و سیگنال های تحریک استخراج شده از داده های واقعی شنوایی- بینایی در نظر گرفته شده اند. نمونه این سیگنال ها در شکل (۱) مشاهده می شود.

عملکرد الگوریتم های غیر نویزی آنالیز مولفه های مستقل مورد بررسی قرار گرفته است. برای این کار از مجموعه ای از دیتاهای شبیه سازی شده روش تصویربرداری عملکردی مغناطیسی مغز استفاده شده است.

۲- مواد و روشها

۲-۱- شبیه سازی داده های روش تصویربرداری

عملکردی مغناطیسی

به منظور شبیه سازی داده های مربوط به تصویربرداری عملکردی مغناطیسی مغز ابتدا با تکرار یک حجم پایه با ابعاد $(6 \times 6 \times 64)$ از یک تصویربرداری صفحه ای اکوی واقعی^۱ روش تصویربرداری عملکردی مغناطیسی مغز که در حالت استراحت گرفته شده است، تصویری با ابعاد $(6 \times 6 \times 64 \times 100)$ تولید میشود.

داده های مورد نظر مطابق با رابطه زیر تولید می شود:

(۱)

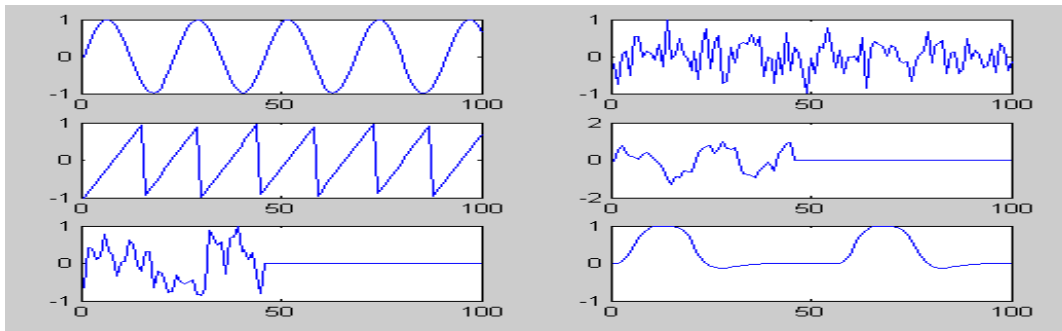
$$X_{M,k} = A_{M,U} \times S_{U,K} + N + Trend$$

$$\begin{bmatrix} x_{11} x_{12} \dots x_{1k} \\ x_{21} x_{22} \dots x_{2k} \\ \vdots \dots \dots \\ x_{M1} x_{M2} \dots x_{Mk} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} t_{11} t_{12} \dots t_{1U} \\ t_{21} t_{22} \dots t_{2U} \\ \vdots \dots \dots \\ t_{M1} t_{M2} \dots t_{MU} \end{bmatrix} \times \begin{bmatrix} p_{11} p_{12} \dots p_{1k} \\ p_{21} p_{22} \dots p_{2k} \\ \vdots \dots \dots \\ p_{u1} p_{u2} \dots p_{uk} \end{bmatrix}$$

در رابطه فوق ماتریس X نشان دهنده داده های روش تصویربرداری عملکردی مغناطیسی مغز، ماتریس A ماتریس ترکیب^۲ و ماتریس S ماتریس منابع فعال می باشد. N ماتریس نویز گوسین با میانگین صفر و واریانس یک و ترند^۳ نشان دهنده اغتشاشات فرکانس پایین در تصاویر عملکردی مغناطیسی مغز است. این تغییرات اغلب به واسطه تغییرات

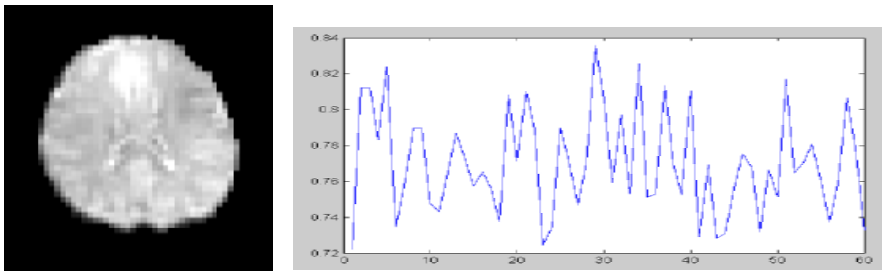
4- Task Related Signal
5- Ramp Pulse

1- Echo Planar Imaging
2- Mixing Matrix
3- Trend



شکل ۱- نمونه ای از سیگنال های زمانی فعالیت

تعداد تصاویر تولید شده ۱۰۰ عدد می باشد. نمونه ای از تصاویر شبیه سازی شده و سیگنال زمانی مربوطه در شکل (۲) مشاهده می شود.



شکل ۲- نمونه ای از داده شبیه سازی شده و سیگنال زمانی یک وکسل فعال از تصویر

هدف تمامی الگوریتم های آنالیز مولفه های مستقل پیدا کردن منابع حداکثر مستقل از هم با استفاده از تخمین ماتریس W است. برای این کار توابع هدفی^۲ بر اساس معیارهای متفاوت تعریف می شود که کمینه و یا بیشینه نمودن این توابع با استفاده از الگوریتم خاص تعیین شده منجر به تخمین ماتریس W می شود.

۲-۲-۱- الگوریتم نقطه ثابت سریع آنالیز مولفه های مستقل

تابع هدف الگوریتم پرسرعت و نقطه ثابت آنالیز مولفه های مستقل براساس بیشینه کردن خاصیت غیر گوسین منابع تخمین زده شده تعریف شده است. میزان خاصیت غیر گوسی

۲-۲-۲- الگوریتم های آنالیز مولفه های مستقل بکار رفته

اساس تمامی الگوریتم های آنالیز مولفه های مستقل استقلال میان منابع ترکیب شده و غیر گوسی بودن تابع توزیع احتمالی منابع مستقل مفروض می باشد [۲]. مدل کلی طرح شده در روش غیر نویزی آنالیز مولفه های مستقل مطابق با رابطه ۲ است که در این رابطه ماتریس X ماتریس مشاهدات، S ماتریس منابع مستقل، A ماتریس ترکیب و W معکوس ماتریس ترکیب A است. U تعداد منابع مستقل است که توسط الگوریتم توصیفگر حداقل طول^۱ تخمین زده میشود.

$$\begin{aligned} X_{n \times k} &= A_{n \times u} * S_{u \times k} \\ S_{u, k} &= W_{u, n} * X_{n, k} \end{aligned} \quad (2)$$

2-Objective Function

1 -Minimum Description Length

طرح شده است. این کار با استفاده از بیشینه سازی آنتروپی پیوسته^۲ یک تابع انتقال غیر خطی $Z = g(WX)$ صورت می گیرد که g یک تابع سیگموئید غیر خطی است. انتخاب تابع غیر خطی با توجه به کاربرد و شکل مفروض برای توزیع احتمالی منابع مستقل انجام میشود. اولین قدم این است که چگونه اطلاعات متقابل خروجی y یک شبکه عصبی را نسبت به ورودی آن x بیشینه کنیم. رابطه میان اطلاعات ورودی و خروجی بصورت زیر است.

$$I(x, y) = H(y) - H(y|x) \quad (6)$$

که در رابطه ۶، $H(y)$ ، آنتروپی خروجی و $H(y|x)$ هر آنچه از آنتروپی خروجی است که به ورودی ارتباطی ندارد. آنتروپی پیوسته مطابق با رابطه زیر است:

$$H(y) = -E[Ln f(y)] \quad (7)$$

ماتریس W طبق رابطه زیر محاسبه می شود.

$$\Delta \omega \propto \frac{1}{\omega} + x(1 - 2y) \quad (8)$$

$$\Delta \omega_0 \propto 1 - 2y$$

y یک تابع غیر خطی است که باید بگونه ای انتخاب شود که با توابع توزیع احتمال ورودی تطابق داشته باشد. به بیان دیگر اگر ورودی یک نورون، u باشد و تابع توزیع احتمال آن $f_u(u)$ ، آنگاه باید تابع سیگموئید طوری تقریب زده شود که به توزیع تجمعی ورودیها بصورت رابطه زیر نزدیک شود.

$$y = g(u) \approx \int_{-\infty}^u f_u(v) dv \quad (9)$$

در اینجا از تابع غیر خطی رابطه ۱۰ استفاده شده است.

$$y = \frac{1}{1 + e^{-u}}, \quad u = \omega x + \omega_0 \quad (10)$$

قانون به روز سازی ماتریس W یک قانون تطبیقی^۳ است. خاصیت تطبیقی بودن تخمین ماتریس W در این الگوریتم باعث می شود که این الگوریتم برای مشاهداتی که دارای نویز

توزیع احتمالی مربوطه با استفاده از معیار آنتروپی تفاضلی J که نکتروپی^۱ نامیده می شود اندازه گیری می شود. نکتروپی به صورت تفاضل میان آنتروپی یک متغیر تصادفی و آنتروپی یک متغیر گوسی با میانگین و واریانس یکسان با متغیر مفروض تعریف میشود [۴].
متغیر تصادفی مشاهده شده Y به صورت زیر است که H آنتروپی متغیر تصادفی Y است.

$$J(y) = H(y_{Gauss}) - H(y) \quad (3)$$

$$H(y) = - \int f(y) \log(f(y)) dy$$

برای استخراج منابع مستقل مورد نظر (نواحی فعال مکانی و سیگنالهای زمانی مربوطه در داده های روش تصویربرداری عملکردی مغناطیسی مغز) باید تابع زیر را که تخمینی از نکتروپی است بیشینه کنیم.

$$J(y_i) = [E\{g(w^T x)\} - E\{g(v)\}]^2 \quad (4)$$

پیدا کردن مقدار بیشینه این تابع توسط الگوریتم سریع نقطه ثابت زیر انجام می شود.

$$w^+ = E\{xg(w^T x)\} - E\{g'(w^T x)\}w \quad (5)$$

$$w^+ = w^+ / \|w^+\|$$

این الگوریتم منابع را بصورت موازی با هم و یا یکی یکی تخمین می زند. این الگوریتم برای بیشینه سازی تابع هدف ذکر شده از یک تابع غیر خطی استفاده می کند. تابع غیر خطی استفاده شده در اینجا تابع $g(u) = u^3$ است. تعیین نوع این تابع تاثیر بسزایی در سرعت همگرا شدن الگوریتم دارد. الگوریتم استفاده شده در این تحقیق منابع مستقل را بصورت تک تک تخمین می زند.

۲-۲-۲ الگوریتم اینفومکس

این الگوریتم بر پایه بیشینه سازی میزان آنتروپی یک شبکه عصبی طرح می شود. قانون آموزشی این شبکه بر اساس انتقال حداکثر اطلاعات ورودی شبکه عصبی به خروجی آن

2 - Joint Entropy
3 - Adaptive Rule

1 - Negentropy

منابع غیر گوسی، μ میانگین داده های هر وکسل و η_i نشان دهنده منبع نویز گوسین با میانگین صفر و ماتریس کواریانس است که میزان آن توسط یک الگوریتم تکرار شونده از روی داده های موجود تخمین زده می شود.

با فرض ناهمبسته بودن نویز و سیگنال رابطه ۱۲ را داریم.

$$R_x - \sigma^2 I = AA^t \quad (12)$$

در رابطه فوق R_x ماتریس کواریانس مشاهدات است. در صورتیکه X ماتریس داده های سفید شده باشد و ترکیب

SVD سیگنال بصورت $X = U(N\Lambda)^2 V$ باشد و تعداد منابع تخمین زده شده برابر با q باشد ماتریس ترکیب A با استفاده از تخمین ماکزیمم شباهت^۲ مطابق رابطه زیر تخمین زده می شود:

$$\hat{A}_{ml} = U_q (\lambda_q^2 - \sigma^2 I)^{\frac{1}{2}} q^t \quad (13)$$

در معادله بالا، q تعداد منابع تخمین زده شده است که توسط الگوریتم آنالیز مولفه های اصلی^۳ تخمین زده می شود. U_q, Λ_q اولین q مقدار بردارهای ویژه و مقادیر ویژه مربوطه ماتریس مشاهدات X هستند. در نظر گرفتن اثر نویز بعنوان یک منبع مستقل جداگانه در مدل این الگوریتم و الگوریتم تکرار شونده استفاده شده برای تخمین مقدار نویز از روی داده های موجود میزان حساسیت، ویژگی و صحت روش فوق را در تخمین تعداد صحیح منابع و جداسازی منابع مستقل نسبت به الگوریتم های الگوریتم سریع آنالیز مولفه های مستقل و اینفومکس در حضور داده های نویزی روش تصویربرداری عملکردی مغناطیسی مغز بهبود می بخشد [۶].

۳-۲- الگوریتم حداقل توصیفگر طول (MDL)

یک مشکل مهم در الگوریتم آنالیز مولفه های مستقل تخمین دقیق تعداد منابع است. الگوریتم MDL برای تخمین تعداد

هستند نسبت به الگوریتم الگوریتم سریع آنالیز مولفه های مستقل دارای حساسیت و صحت بالاتری باشد [۵].

۳-۲-۲- الگوریتم احتمالی آنالیز مولفه های مستقل (PICA)

این الگوریتم یک مدل نویزی از آنالیز مولفه های مستقل است. در رابطه اصلی این مدل نویز بعنوان یک منبع مستقل جداگانه در نظر گرفته میشود. در دو روش پیشین نویز در مدل ارائه شده برای آنالیز مولفه های مستقل در نظر گرفته نمی شد. از آنجا که در اغلب موارد داده های روش تصویربرداری عملکردی مغناطیسی مغز دارای نسبت سیگنال به نویز پایین می باشد تطبیق دادن داده های روش تصویربرداری عملکردی مغناطیسی مغز با مدل های بدون نویز آنالیز مولفه های مستقل امکان وقوع خطای تخمین را در آنالیز دیتا بالا می برد. این خطا زمانی رخ می دهد که تخمین تعداد منابع مستقل بدلیل وجود نویز در مشاهدات به درستی امکان پذیر نیست.

با در نظر گرفتن نویز در مدل آنالیز مولفه های مستقل امکان وقوع این خطا کاهش یافته و حساسیت الگوریتم در تخمین صحیح منابع مستقل افزایش می یابد. علاوه بر آن الگوریتم احتمالی آنالیز مولفه های مستقل با استفاده از آنالیز بیز میزان نویز گوسی موجود در دیتا را با استفاده از روشی تکرار شونده^۱ بصورت مرتب تخمین می زند و این باعث می شود که تخمین صحیح ابعاد دیتا که شامل منابع فعال و منابع مربوط به نویز های غیر گوسی است با دقت بیشتری صورت پذیرد.

مدل استفاده شده برای الگوریتم فوق بصورت زیر است.

$$\begin{aligned} x_i &= As_i + \mu_i + \eta_i \\ \eta_i &\sim g(0, \sigma^2 \sum_i) \end{aligned} \quad (11)$$

$$\hat{s} = wx$$

در معادله بالا، X_i برداری است که نشان دهنده داده های مشاهدات مربوط به هر وکسل از تصویر است. S نشان دهنده

2- Maximum Likelihood Estimation
3- Principle Component Analysis
4- Minimum Description Length

1- Iterative

۲-۴- اعمال انواع فیلتر زمانی و مکانی بر روی

داده های روش تصویربرداری عملکردی مغناطیسی مغز

یکی از مناسب ترین روشهای بهبود عملکرد الگوریتم های غیر نویزی آنالیز مولفه های مستقل در مواجهه با سیگنالها و تصاویر عملکردی مغناطیسی مغز که اغلب دارای نسبت سیگنال به نویز پایین هستند بهبود سیگنال توسط انواع فیلترها قبل از اعمال الگوریتم مورد نظر می باشد. با اعمال فیلترهای خطی روی داده های مورد نظر $x_i(t)$ ، سیگنال جدید $x_i^*(t)$ بدست می آید.

$$X^* = XM = ASM = AS^* \quad (15)$$

ماتریس M فیلتر خطی بکار رفته است. این رابطه نشان می دهد که با اعمال هرگونه فیلتر خطی روی دیتا مدل در نظر گرفته شده برای آنالیز مولفه های مستقل همچنان بر قرار است و مولفه های مستقل مورد نظر توسط همان فیلتری که روی ترکیب دیتا اعمال شده است فیلتر می شوند.

۲-۵- فیلترهای زمانی بکار رفته

این فیلترها در دو گروه فیلترهای زمانی پایین گذر و بالاگذر طرح می شوند. مهم ترین هدف این فیلترها حذف اثرات ناخواسته فرکانس بالا و فرکانس پایین است به صورتیکه اطلاعات مفید سیگنال حفظ شود. وجود اثرات فیزیولوژیکی مختلف از قبیل ضربان قلب و تنفس بیمار اغتشاشات فرکانس بالا را تولید می کنند که با فیلترهای پایین گذر حذف می شوند. وجود دریافت در اسکنر سیستم تصویربرداری منجر به تغییرات زمانی آرام (فرکانس پایین ~ 0.05 Hz) در روش تصویربرداری عملکردی مغناطیسی مغزی می شود که برای حذف این اثرات غالباً از فیلترهای زمانی بالاگذر استفاده می شود. مفهوم بکار رفته در انواع فیلترهای پایین گذر آن است که هر نمونه از دیتا توسط متوسط وزن دهی شده آن نقطه و نقاط قبلی اش جایگزین می شود. هدف از اعمال فیلترهای پایین گذر حذف نویز دیتا با حفظ اطلاعات مفید آن

منابع مستقل پیاده سازی شده است. قبل از پیاده سازی الگوریتم MDL، الگوریتم مولفه های اصلی^۱ (PCA) به عنوان مرحله کاهش ابعاد دیتا استفاده می شود.

مقادیر ویژه ماتریس کواریانس که به وسیله روش PCA تخمین زده می شوند، برای پیاده سازی الگوریتم MDL به کار می روند. در این الگوریتم یک فرم اصلاح شده از تابع شباهت^۲ در نظر گرفته شده و تعداد منابع مستقل با کمینه کردن آن تابع تخمین زده می شود.

اساس این الگوریتم برای تخمین تعداد منابع مستقل در یک مشاهده به صورت رابطه ۱۴ است.

$$MDL(N) = -M(K-N)\zeta(\hat{\theta}_N) + \frac{N(2K-N)}{2}$$

$$\zeta(\hat{\theta}_N) = \frac{(\lambda_{N+1} \dots \lambda_K)^{\frac{1}{K-N}}}{\left(\frac{1}{K-N}\right)(\lambda_{N+1} \dots \lambda_K)} \quad (14)$$

در معادله بالا، M تعداد وکسل ها و K تعداد نقاط زمانی در سیگنال های روش تصویربرداری عملکردی مغناطیسی مغز است. تعداد منابع به وسیله کمینه کردن تابع بالا به دست می آید. عبارت $\zeta(\hat{\theta}_N)$ نسبت دو میانگین است. نسبت میانگین هندسی $K-N$ کوچکترین مقدار ویژه به میانگین حسابی آنها. تعداد مقادیر ویژه برابر با تعداد نقاط زمانی سری های زمانی روش تصویربرداری عملکردی مغناطیسی مغز است. $K-N$ کوچکترین مقدار ویژه در نظر گرفته نمی شود و ماتریس $K * K$ بعدی بردارهای ویژه به ماتریس $N * K$ بعدی تبدیل می شود که در مرحله کاهش ابعاد، دیتا روی آن تصویر می شود.

1- Principal Component Analysis
2- Likelihood Function

فرکانس پایین سیگنال حذف میشود. این عمل معادل اعمال یک فیلتر بالاگذر به سیگنال است که اثرات آن را در عملکرد الگوریتم غیر نویزی آنالیز مولفه های مستقل مورد بررسی قرار می دهیم. تخمین اغتشاشات فرکانس پایین توسط مدل AR مطابق رابطه ۱۶ است:

$$y_s^f(t) = \sum_{r=1}^p \alpha_r y_s(t-r) + \varepsilon(t) \quad (16)$$

در رابطه فوق α_r ، p پارامتر فیلتر AR از درجه p است و $\varepsilon(t) = N(0, \sigma^2)$

۲-۵-۲- فیلتر متوسط گیر^۱

فیلتر فوق هر نمونه از دیتا را با متوسط وزن دهی شده ای از مقادیر نمونه های همسایه آن نقطه جایگذاری می کند. این کار معادل با اعمال یک فیلتر پایین گذر به سیگنال است. رابطه این فیلتر بصورت زیر است.

$$y_s(i) = \frac{1}{2N+1} (y(i+N) + y(i+N-1) + \dots + y(i-N)) \quad (17)$$

در رابطه فوق $y_s(i)$ مقدار فیلتر شده دیتا در نقطه i ام از دیتاست. N تعداد نمونه های همسایه است که روی آن متوسط گیری می شود.

۲-۵-۳- فیلتر پایین گذر باترورث

این فیلتر را برای حذف نویز موجود در سیگنالهای روش تصویربرداری عملکردی مغناطیسی مغزبکار برده ایم. رابطه این فیلتر بصورت زیر است:

$$H(z) = \frac{B(z)}{A(z)} = \frac{b(1) + b(2)z^{-1} + \dots + b(n-1)z^{-n}}{a(1) + a(2)z^{-1} + \dots + a(n-1)z^{-n}} \quad (18)$$

۲-۶- فیلترهای مکانی بکار رفته

هدف از بکارگیری این فیلترها افزایش نسبت سیگنال به نویز تصاویر روش تصویربرداری عملکردی مغناطیسی مغز است.

است. از آنجا که در الگوریتم های غیر نویزی مولفه های مستقل اثر نویز در نظر گرفته نشده است این الگوریتم ها با داده هایی که دارای درصد نویز پایین تر است بهتر کار می کنند. اشکال عمده این فیلترها حذف مقداری از اطلاعات مفید دیتا است. از آنجا که این فیلترها منجر به افزایش همبستگی میان نمونه های دیتا می شوند استفاده از این فیلتر قبل از اعمال الگوریتم آنالیز مولفه های مستقل گاهی منجر به افت نتایج بدست آمده از این روش می شود و نهایتاً باید مصالحه ای میان میزان بهبود نسبت سیگنال به نویز داده ها و افزایش همبستگی میان نمونه های دیتا صورت پذیرد. نقطه مقابل فیلترهای پایین گذر بکارگیری فیلترهای بالا گذر است که منجر به حذف عوامل مزاحم فرکانس پایین از جمله ترند موجود در سیگنال روش تصویربرداری عملکردی مغناطیسی مغزی می شوند. از آنجا که این فیلترها میزان همبستگی میان نمونه های سیگنال را کاهش می دهند برای استفاده با الگوریتم آنالیز مولفه های مستقل مناسب هستند. این بدان علت است که اختلالات فرکانس پایین موجود در دیتا منجر به افزایش همبستگی میان نمونه های دیتا است. با توجه به مطالب ذکر شده بکارگیری فیلترهای زمانی بالاگذر عملکرد الگوریتم آنالیز مولفه های مستقل را در استخراج دقیق تر منابع مستقل بهبود می بخشد. در این مقاله اثرات فیلتر زمانی AR از مرتبه ۱۴ بعنوان یک فیلتر بالاگذر، فیلتر پایین گذر باترورث، فیلتر متوسط گیر و فیلترهای مکانی وینر و گوسین روی عملکرد الگوریتم غیر نویزی آنالیز مولفه های مستقل مورد بررسی قرار گرفته است.

۲-۵-۱- فیلتر AR

فیلتر AR را به منظور تخمینی از مدل اغتشاشات فرکانس پایین سیگنالهای روش تصویربرداری عملکردی مغناطیسی مغز (ترند موجود در سیگنال هر وکسل) در نظر گرفته و با کم کردن خروجی این فیلتر از سیگنال اصلی، اغتشاشات

برای این منظور از فیلترهای مکانی گوسین 3×3 و فیلتر وینر در حوزه مکان استفاده شده است.

۲-۶-۱- فیلتر وینر

این فیلتر پایین گذر با استفاده از تخمین آماری از خصوصیات پیکسل های همسایه هر پیکسل (میانگین و واریانس) مقدار فیلتر شده هر پیکسل را با استفاده از رابطه زیر بدست می آورد.

(۱۹)

$$b(n_1, n_2) = \mu + \frac{\sigma^2 - v^2}{\sigma^2} (a(n_1, n_2) - \mu)$$

که در رابطه فوق v^2 مقدار متوسط گیری شده واریانس های بدست آمده در همسایگی هر پیکسل می باشد. بعنوان مثال در یک همسایگی η با ابعاد $M * N$:

$$\mu = \frac{1}{MN} \sum_{n_1, n_2 \in \eta} a(n_1, n_2) \quad (20)$$

$$\sigma^2 = \frac{1}{MN} \sum_{n_1, n_2 \in \eta} a^2(n_1, n_2) - \mu^2$$

۲-۶-۲- فیلتر گوسین 3×3

ضرایب این فیلتر پایین گذر بصورت زیر است:

۰/۰۳	۰/۱۱	۰/۰۳
۰/۱۱	۰/۴۴	۰/۱۱
۰/۰۳	۰/۱۱	۰/۰۳

شکل ۳- فیلتر گوسین 3×3

هرچه میزان σ این فیلتر بزرگتر باشد هموارسازی در ناحیه بزرگتری از تصویر انجام می گیرد. بنابر این برای داده های روش تصویربرداری عملکردی مغناطیسی مغز ابعاد این فیلتر بگونه ای انتخاب می شود که از ابعاد نواحی فعال بزرگتر نباشد. در غیر اینصورت برخی از نواحی فعال و متمرکزی که دارای ساینز کوچکتر از فیلتر اعمالی هستند ممکن است بعنوان نویز تلقی شده و به اشتباه حذف شوند. در اینجا از فیلتر گوسی با ابعاد 3×3 استفاده کرده ایم.

۳- نتایج

به منظور ارزیابی عملکرد سه الگوریتم الگوریتم سریع آنالیز مولفه های مستقل، اینفومکس و PICA در استخراج نواحی فعال مکانی مستقل و سیگنال های زمانی مربوطه منحنی های ROC برای این الگوریتمها بدون استفاده از فیلتر و در حضور فیلترهای مکانی و زمانی مطرح شده رسم شده است.

برای این کار از ۱۰۰ عدد داده های شبیه سازی شده که دارای نسبت سیگنال به نویز متفاوت ۶، ۱۰، ۲۰، ۳۰، ۵۰ و ۷۰ هستند استفاده شده است. داده های شبیه سازی شده تا حد امکان مشابه با داده های واقعی و با در صد نویز و فعالیت بدست آمده از الگوهای فعالیت رایج در دیتا ست های واقعی و با هدف ارزیابی دقیق روشها بکار رفته اند. علت استفاده از این داده ها شناخت کامل از محل قرارگیری و الگوی فعالیت پیکسل های فعال تصویر میباشد که می تواند در ارزیابی صحیح تر کار موثر باشد.

منابع فعال در نظر گرفته شده روی این دیتاست ها دارای ساینز (تعداد پیکسل)، درصد فعالیت و شکل موج زمانی فعالیت متفاوت هستند. الگوریتم الگوریتم سریع آنالیز مولفه های مستقل با استفاده از تابع غیر خطی $g(u) = u^3$ بکار رفته است و تعداد دفعات تکرار الگوریتم برای همگرا شدن آن ۱۰۰۰ بار می باشد. تعداد دفعات آموزشی الگوریتم اینفومکس برابر با ۵۱۲ و ضریب آموزشی آن برابر با ۰/۱ در نظر گرفته شد.

به منظور تثبیت شرایط اولیه در نظر گرفته شده در الگوریتم ها هر یک از آنها ۵۰ بار اجرا شده است. منابع مکانی بدست آمده از هر یک از الگوریتم ها به فضای استاندارد Z تبدیل می شوند و هر یک از پیکسل های این تصاویر با استفاده از مقدار آستانه برابر با ۰.۵ آستانه گذاری می شوند.

پیکسل هایی که دارای مقداری بیشتر از آستانه تعیین شده $Z = 0.5$ هستند به عنوان پیکسل های فعال در نظر گرفته شده

خاص تعیین شده بعنوان آستانه پیکسل ها بیشتر است به عنوان منابع غیر فعالی که به اشتباه فعال شناخته شده اند معرفی می شوند (FPR %).

با محاسبه رابطه زیر حساسیت هر کدام از الگوریتم ها در استخراج منابع مکانی مستقل فعال به ازای مقادیر آستانه مختلف ۱۰٪-۲۰٪-۳۰٪-۴۰٪-۶۰٪ محاسبه می شود.

$$\text{حساسیت} = \frac{TPR}{TPR + FNR} \times 100 \quad (21)$$

با محاسبه رابطه زیر ویژگی هر کدام از الگوریتم ها در استخراج منابع مکانی مستقل فعال به ازای مقادیر آستانه مختلف ۱۰٪-۲۰٪-۳۰٪-۴۰٪-۶۰٪ محاسبه می شود.

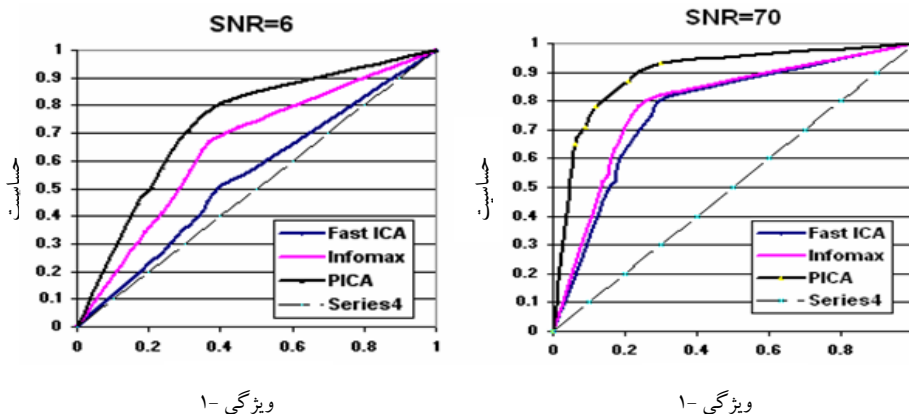
$$\text{ویژگی} = \frac{TNR}{TNR + FPR} \times 100 \quad (22)$$

منحنی های ROC مربوط به هر کدام از روشهای فوق بدون فیلتر و با استفاده از فیلترهای زمانی و مکانی طرح شده در شکل (۴) نمایش داده شده است. نقاط مختلف این منحنی ها به ازای مقادیر آستانه مختلف برابر با ۱۰٪-۲۰٪-۳۰٪-۴۰٪-۶۰٪ تعداد پیکسل های هر منبع مکانی بدست آمده اند. این منحنی ها به ازای دو نسبت سیگنال به نویز پایین و بالا رسم شده اند تا اثر الگوریتم ها در محیط هایی با نویز بالا و پایین ملاحظه شود. الگوریتمی بهتر است که منحنی آن بالای سایر منحنی ها قرار بگیرد.

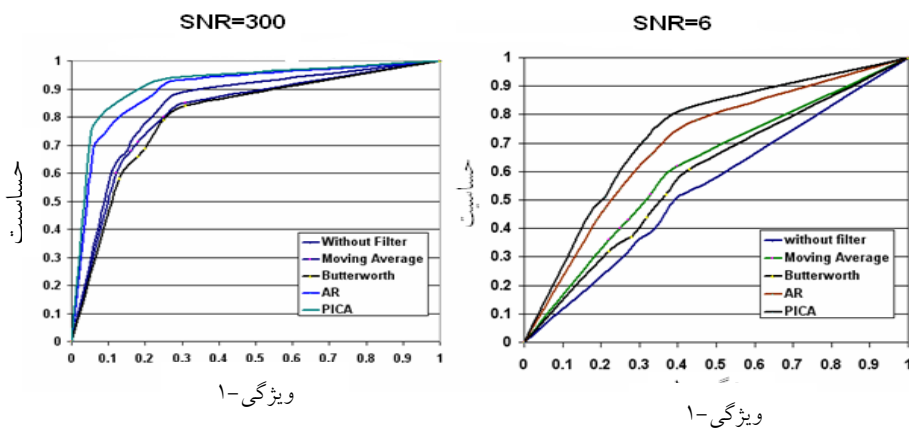
اند و سایر پیکسل ها بعنوان پیکسل غیر فعال شناخته شده اند. با اعمال هر کدام از الگوریتم های آنالیز مولفه های مستقل به داده های روش تصویربرداری عملکردی مغناطیسی مغز تعدادی منابع مکانی مستقل استخراج می شود که این تعداد غالبا از تعداد منابع اصلی که به دنبال آن هستیم بیشتر می باشند.

برای انتخاب منابع مورد نظر در مرحله اول با استفاده از معیار ضریب همبستگی زمانی بین سیگنالهای زمانی منابع استخراج شده و سیگنالهای شبیه سازی شده منابعی را که سیگنال زمانی آنها دارای حداکثر همبستگی با سیگنالهای زمانی مفروض است انتخاب می کنیم. آن تعداد از این منابع مستقل انتخاب شده که تعداد پیکسل های آن از درصد خاص تعیین شده بعنوان آستانه پیکسل ها بیشتر است بعنوان منابع فعالی که به درستی فعال تشخیص داده شده اند^۱ (TPR %) معرفی می شوند و باقی این منابع انتخاب شده که تعداد پیکسل های آن از درصد خاص تعیین شده بعنوان آستانه پیکسل ها کمتر است منابع فعالی هستند که به اشتباه غیر فعال^۲ معرفی شده اند (FNR %). این کار به ازای مقادیر متفاوت آستانه برابر با ۱۰٪، ۲۰٪، ۳۰٪، ۴۰٪ و ۶۰٪ انجام شده است. باقی منابعی که سیگنالهای زمانی آنها میزان همبستگی کمتری را با سیگنالهای زمانی مفروض داشتند نیز توسط آستانه تعیین شده آستانه گذاری می شوند. منابعی که تعداد پیکسل های آن از درصد خاص تعیین شده بعنوان آستانه پیکسل ها کمتر است بعنوان منابع غیر فعالی که به درستی غیر فعال معرفی شده اند معرفی شده (TNR %) و منابعی که تعداد پیکسل های آن از درصد

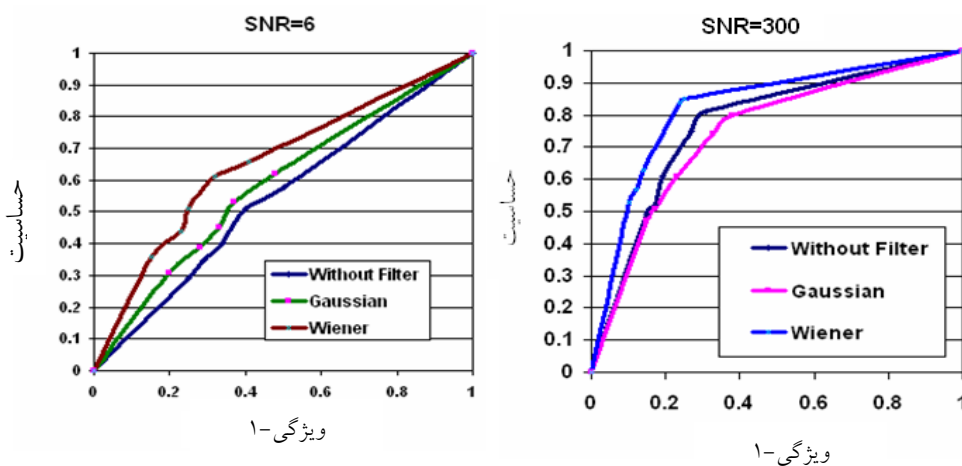
1- True Positive Rate
2- False Negative Rate



شکل ۴- مقایسه منحنی های ROC در الگوریتم های نویزی و غیر نویزی بکار رفته



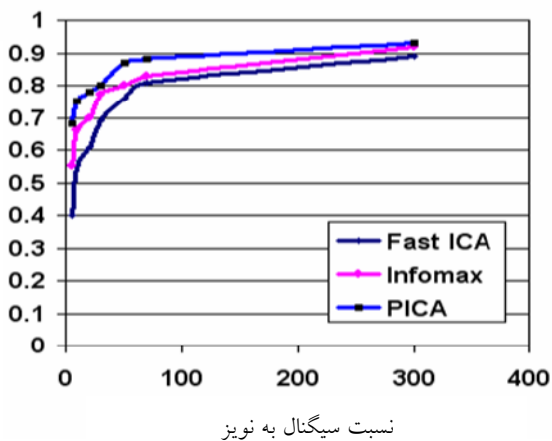
شکل ۵- مقایسه منحنی های ROC الگوریتم سریع آنالیز مولفه های مستقل در حضور فیلترهای زمانی



شکل ۶- مقایسه منحنی های ROC الگوریتم سریع آنالیز مولفه های مستقل در حضور فیلترهای مکانی

بهبود الگوریتم آنالیز مولفه های مستقل

نشان دهنده میزان شباهت میان سیگنال فعالیت استخراج شده برای هر منبع و سری زمانی شبیه سازی شده است. نمودار شکل (۷) مقایسه صحت زمانی سه الگوریتم استفاده شده را در نسبت سیگنال به نویزهای مختلف نشان می دهد. الگوریتم PICA دارای بالاترین صحت زمانی نسبت به دو الگوریتم دیگر است.



شکل ۷- مقایسه صحت زمانی سه الگوریتم در نسبت های متفاوت سیگنال به نویز

ضرایب همبستگی محاسبه شده برای الگوریتم های آنالیز مولفه های مستقل در حضور فیلتر های زمانی مطرح شده در جدول (۱) آمده است.

جدول ۱- ضرایب همبستگی محاسبه شده برای الگوریتم های غیر نویزی آنالیز مولفه های مستقل در حضور فیلتر های زمانی

بدون فیلتر	Average Moving	باترورث	AR	نسبت سیگنال به نویز
۰/۴۲	۰/۵۳	۰/۴۸	۰/۳۹	۶
۰/۴۸	۰/۵۳	۰/۵	۰/۴۹	۱۰
۰/۵۲	۰/۵۸	۰/۵۴	۰/۵۴	۲۰
۰/۷۱	۰/۷۳	۰/۷۴	۰/۷۲	۵۰
۰/۷۶	۰/۷۷	۰/۷۵	۰/۷۸	۷۰

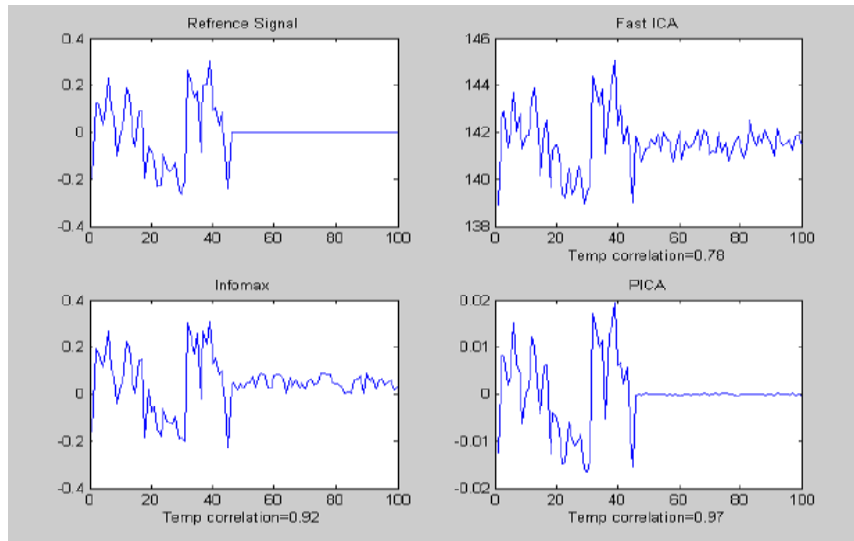
همانگونه که منحنی های فوق نشان می دهند الگوریتم نویزی PICA بدلیل در نظر گرفتن نویز در مدل خود از بالاترین مقدار حساسیت و ویژگی نسبت به دو الگوریتم دیگر برخوردار است. در نسبت های پایین سیگنال به نویز فیلترهای زمانی و مکانی استفاده شده منجر به بهبود حساسیت و ویژگی الگوریتم غیر نویزی الگوریتم سریع آنالیز مولفه های مستقل در استخراج منابع فعال مستقل مورد نظر شده اند. در نسبت های سیگنال به نویز بالا استفاده از فیلتر مکانی گوسین و فیلترهای زمانی پایین گذر باترورث و Moving Average بدلیل افزایش همبستگی میان نمونه های دیتا گاهی منجر به کاهش حساسیت و ویژگی الگوریتم غیر نویزی استفاده شده می شود. استفاده از فیلتر های بلاگذر بدلیل حذف اغتشاشات فرکانس پایین و کاهش همبستگی میان نمونه های دیتا در بهبود حساسیت و ویژگی الگوریتم های غیر نویزی آنالیز مولفه های مستقل موثر است.

۳-۱- مقایسه صحت زمانی الگوریتم ها

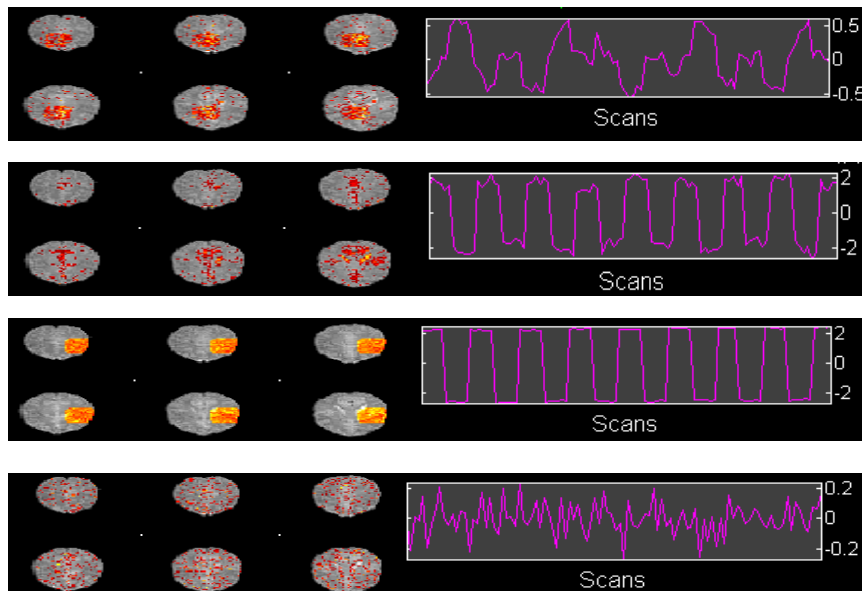
برای مقایسه صحت زمانی الگوریتم ها در استخراج منابع زمانی مفروض ضریب همبستگی میان سیگنال های زمانی استخراج شده و سری های زمانی شبیه سازی شده در سطوح مختلف سیگنال به نویز محاسبه شده است. این ضریب

افزایش داده است و لی در نسبت های بالای سیگنال به نویز استفاده از فیلترهای پایین گذر گاهی منجر به کاهش ضریب همبستگی بدست آمده شده است. نمونه ای از منابع زمانی و مکانی استخراج شده توسط سه الگوریتم در شکل های (۸) و (۹) مشاهده می شود.

فیلتر بالاگذر AR استفاده شده ضریب همبستگی منابع مستقل استخراج شده از الگوریتم غیر نویزی الگوریتم سریع آنالیز مولفه های مستقل را در تمامی نسبت های سیگنال به نویز افزایش می دهد. فیلترهای پایین گذر زمانی استفاده شده در نسبت های پایین سیگنال به نویز ضریب همبستگی را



شکل ۸- نمونه ای از منابع زمانی استخراج شده توسط سه الگوریتم

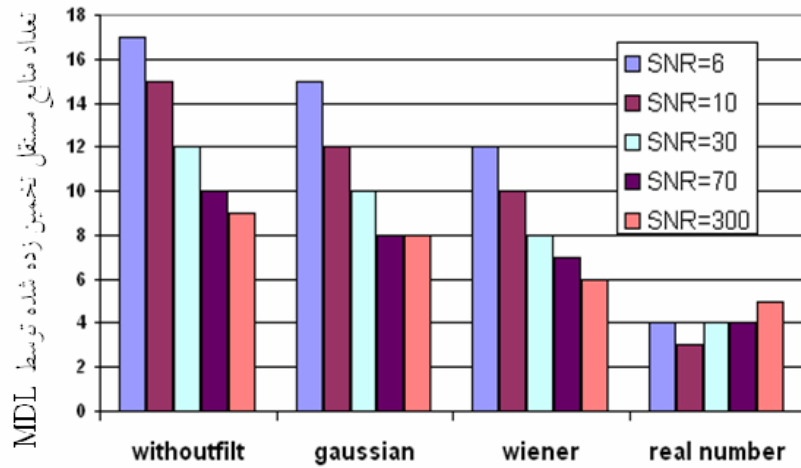


شکل ۹- نمونه ای از منابع مکانی استخراج شده توسط الگوریتم های طرح شده

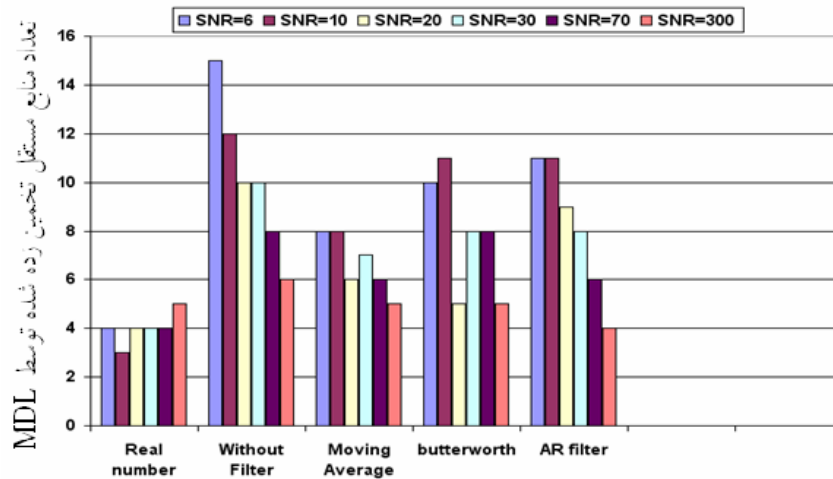
بهبود الگوریتم آنالیز مولفه های مستقل

می دهند استفاده از فیلترهای زمانی و مکانی روی دیتا منجر به کاهش تعداد منابع تخمین زده شده و به تبع آن کاهش خطای حاصل از عدم تخمین تعداد درست منابع در الگوریتم های غیر نویزی آنالیز مولفه های مستقل می شود.

علاوه بر آن تعداد منابع مستقل تخمین زده شده توسط الگوریتم حداقل طول توصیفگر در حضور فیلترهای زمانی و مکانی استفاده شده با تعداد واقعی منابع شبیه سازی شده مورد مقایسه قرار گرفته است. نمودارهای شکل (۱۰) و (۱۱) نشان دهنده این نتایج است. همان گونه که نمودارها نشان



شکل ۱۰- تعداد منابع تخمین زده شده توسط الگوریتم حداقل طول توصیفگر در حضور فیلترهای مکانی



شکل ۱۱- تخمین تعداد منابع مستقل در حضور فیلترهای زمانی

۳-۲- مقایسه زمانی سه الگوریتم

جدول شماره ۲ مقایسه زمانی سه الگوریتم الگوریتم سریع آنالیز مولفه های مستقل، اینفومکس و PICA را برای استخراج تعداد مساوی از منابع مستقل نشان می دهد.

جدول ۲- مقایسه زمانی سه الگوریتم سریع آنالیز مولفه های مستقل،

PICA و Infomax	
زمان اجرا الگوریتم	الگوریتم استفاده شده
۳۰s	الگوریتم سریع آنالیز مولفه های مستقل
۴۷s	Infomax
۶۸s	PICA

۴- بحث و نتیجه گیری

یکی از روشهای رایج برای بهبود روش های غیر نویزی آنالیز مولفه های مستقل در تحلیل داده های نویزی روش تصویربرداری عملکردی مغناطیسی مغز استفاده از الگوریتم های پیچیده و زمانبر نویزی آنالیز مولفه های مستقل است. راهکار ساده تر و سریع تر بهبود نسبت سیگنال به نویز داده ها قبل از اعمال الگوریتم مورد نظر است.

با اعمال فیلترهای مناسب مکانی و زمانی میتوان نویز داده ها را کاهش داده و این منجر به تطبیق بهتر مدل های غیر نویزی آنالیز مولفه های مستقل بر داده های نویزی روش تصویربرداری عملکردی مغناطیسی مغز و بهبود حساسیت و صحت این الگوریتم های غیر نویزی در استخراج منابع مستقل مورد نظر می شود.

در این مقاله، میزان حساسیت، ویژگی و صحت زمانی الگوریتم های غیر نویزی الگوریتم سریع آنالیز مولفه های مستقل و اینفومکس و الگوریتم نویزی PICA در مواجهه با داده های نویزی

روش تصویربرداری عملکردی مغناطیسی مغز مورد ارزیابی قرار گرفت.

علاوه بر آن نحوه عملکرد تعدادی از فیلترهای مکانی و زمانی روی الگوریتم غیر نویزی آنالیز مولفه های مستقل مورد بحث قرار گرفت.

همانگونه که نتایج نشان دادند الگوریتم نویزی PICA نسبت به دو الگوریتم غیر نویزی الگوریتم سریع آنالیز مولفه های مستقل و اینفومکس از حساسیت، صحت زمانی و ویژگی بالاتری در مواجهه با داده های نویزی روش تصویربرداری عملکردی مغناطیسی مغز برخوردار است. استفاده از الگوریتم های نویزی آنالیز مولفه های مستقل دقت تحلیلی داده های fMRI را تا ۱۶٪ افزایش داده است. استفاده از فیلترهای زمانی و مکانی منجر به ۱۰-۸٪ افزایش دقت الگوریتم های غیر نویزی آنالیز مولفه های مستقل شده است.

با استفاده از الگوریتم نویزی PICA زمان لازم برای تحلیل داده های fMRI ۲۸٪ افزایش پیدا کرده است.

در مقایسه عملکرد دو الگوریتم الگوریتم سریع آنالیز مولفه های مستقل و اینفومکس برای مشاهدات با سطح نویز بالا الگوریتم اینفومکس دارای حساسیت و صحت زمانی بالاتری در استخراج منابع مستقل مکانی و زمانی است. علت این امر استفاده این الگوریتم از قوانین بر پایه گرادینان در تخمین ماتریس تفکیک کننده W است. این امر منجر به افزایش خاصیت تطبیق پذیری این الگوریتم با محیط های نویزی می شود.

جای الگوریتم های نویری آنالیز مولفه های مستقل که اغلب دارای محاسبات پیچیده و زمانبر هستند می تواند بعنوان راهکاری موثر در تحلیل سریعتر و آسانتر داده های نویری روش تصویربرداری عملکردی مغناطیسی مغز مطرح شود.

■ بررسی کمی انجام شده در این مقاله نشان داد که استفاده از فیلترهای زمانی و مکانی موثر بر روی آن دسته از داده های fMRI که دارای نسبت سیگنال به نویز پایین هستند منجر به افزایش حساسیت و دقت نتایج بدست آمده می شود ولی استفاده از این فیلترها در مورد داده های fMRI با درصد نویز پایین بعنوان یک مرحله پیش پردازشی قبل از اعمال الگوریتم آنالیز مولفه های مستقل پیشنهاد نمی شود.

- از آنجا که در مدل الگوریتم PICA نویز بعنوان یک منبع مستقل مجزا در نظر گرفته شده و میزان نویز گوسی دیتا با استفاده از روشهای بیز در طول الگوریتم بصورت تکرار شونده تخمین زده می شود این الگوریتم دارای حساسیت، ویژگی و صحت زمانی بالاتری نسبت به دو الگوریتم غیر نویری آنالیز مولفه های مستقل می باشد. نتایج بدست آمده در سطوح مختلف سیگنال به نویز این مساله را تایید می کند.
- اعمال فیلترهای زمانی و مکانی مناسب روی دیتاهایی با درصد نویز بالا می تواند گامی موثر در جهت بهبود حساسیت، ویژگی و صحت زمانی الگوریتم های غیر نویری آنالیز مولفه های مستقل باشد.
- استفاده از این روش در تحلیل داده های نویری روش تصویربرداری عملکردی مغناطیسی مغز به

منابع

1. Forster, MacKay, Whittall, et al. Functional MRI: The Basics of the BOLD Technique. Can J Radiol. 1998; 37(7):1573-1579.
2. Calhoun V, Hansen, Larsen1 J, Pekar. ICA of Functional MRI Data: AN Overview. Neuroimage. 2003; 15:875-885.
3. Kruggel F, Cramon D.Y, Descombes X. Comparison of Filtering Methods for fMRI Datasets. J Cognitive Neurosci. 1998; 12:115-121.
4. Hyvarinen A, Oja E. A Fast Fixed Point Algorithm for Independent Component Analysis. Neural Comput. 1977; 25:425-429.
5. Bell A, Sejnowski T. An Information Maximization Approach to Blind Separation and Blind Deconvolution. Neural Comput. 2004; 40:325-331.
6. Beckmann C.F, Smith S.M. Probabilistic ICA for fMRI Noise and Inference. 4th International Symposium on Independent Component Analysis and Blind Signal Separation 2003.
7. Bai B, Kantor P, Shokoufandeh A. fMRI Brain Image Retrieval Based on ICA Components. Comp SCI. 1995; 40:152-159.

8. Smith L. A tutorial on Principal Components Analysis. *J comput Appl Math.* 2002; 25:100-113.
9. McKeownl M.J, Sejnowski1 T.J. Independent Component Analysis of fMRI Data: Examining the Assumptions. *H B M.* 1998; 7:100-112.
10. Riddera F, Pintelona R, Schoukensa J. Modified AIC and MDL Model Selection Criteria for Short Data Records. *IMTC.* 2004; 10(3):1713-1717.
11. Calhoun, Pearlson, Adali. Independent Component Analysis Applied to fMRI Data: A Generative Model for Validating Results. *FSSeeliger.* 2004; 26:100-108.
12. Lee T.W, Girolami M, Sejnowski TJ. Independent Component Analysis using an Extended Infomax Algorithm for Mixed Subgaussian and Supergaussian sources. *Neural Comput,* 1999; 110-118.
13. Wink Am, Roerdink. Denoising functional MR images: a comparison of Wavelet denoising and Gaussian smoothing. *IEEE EMBC.* 2004; 115-121.
14. Van De Ville M, Segheir. *SPM versus WSPM: Sensitivity and Specificity for Multi-Session fMRI Data.* *H BM.* 2006; 28:423-432.