



پنجمین کنفرانس ملی کامپیوتر، فناوری اطلاعات و
کاربردهای هوش مصنوعی
۱۴۰۰ اسفندماه ۱۱۵



تشخیص حمله صرع از روی سیگنالهای EEG با استفاده از روش یادگیری فعال فازی

سید حسن ملقب به مجتبی علوی، دانشجوی کارشناسی ارشد ،
^۱hasanmojtaba@yahoo.com

محمد جوادیان، استادیار، عضو هیات علمی
^۲mo.javadian@gmail.com

ناصر پریز، استاد، عضو هیات علمی ، ایمیل^۳

چکیده

بیماری صرع یکی از بیماری‌های رایج در سیستم اعصاب مرکزی است که متاسفانه ۱ درصد از مردم جهان درگیر آن هستند. تشخیص حمله صرع در یک شخص جهت کمک به بیمار توسط اطرافیان او میتواند بسیار مفید واقع گردد. ما در این مقاله ویژگی‌های مختلفی از سیگنال‌های EEG افراد سالم و افرادی که دچار حمله صرع شده‌اند را استخراج کرده و مورد بررسی قرار داده‌ایم. نهایتاً مهمترین ویژگی‌های بدست آمده را انتخاب نموده و از آن برای تشخیص حمله صرع توسط الگوریتم فازی "روش یادگیری فعال" استفاده نموده ایم. نتایج بدست آمده نشان دهنده کارایی این روش در تشخیص حمله صرع میباشد. نتایج بدست آمده از روش یادگیری فعال با روش ANFIS نیز مقایسه شده است. از نتایج این تحقیق میتوان جهت اطلاع رسانی به بستگان بیمار در صورت وقوع حمله صرع استفاده نمود.

واژه‌های کلیدی: حمله صرع، روش یادگیری فعال، روش ANFIS

^۱دانشگاه فردوسی مشهد

^۲دانشکده فن آوری اطلاعات، دانشگاه صنعتی کرمانشاه

^۳دانشکده مهندسی برق، دانشگاه فردوسی مشهد

۱- مقدمه

صرع یک اختلال عصبی است که بیشتر با بروز تشنج در فرد معلوم می‌شود و نگرانی در مورد صدمه خوردن و یا حتی فوت ناشی از تشنج، زندگی این افراد را در خطر قرار داده است. صرع در لغت به معنی زمین افکنندن و در اصطلاح پزشکی نوعی بیماری عصبی و تنفسی است که با تشنج، بروز اختلال در هوشیاری حرکات غیر ارادی و آشفتگی‌های حسی یا رفتاری همراه است [۱].

یکی از متداولترین و بهترین روش‌ها برای تشخیص و پیش‌بینی بیماری صرع تحلیل سیگنال‌های EEG یا نوار مغز است. چرا EEG چرا خوب می‌توان تشخیص داد. بنابراین روش EEG یک روش ارزان قیمت و ساده جهت تشخیص و پیش‌بینی صرع است [۳, ۲].

در این مقاله از دیتاست داده‌های EEG که در دانشگاه بون فرایبورگ استخراج شده است. این مجموعه داده مربوط به ۵ فرد سالم و ۵ فرد بیمار صرع است در مجموع از افراد سالم در دو حالت چشم باز A و چشم بسته B و در افراد بیمار در حالت غیر تشنج از دو ناحیه مقابل ناحیه صرع در هیپوکامپ C و ناحیه صرع در هیپوکامپ D و در زمان حمله صرع دسته E بندی شده‌اند. در هر دسته ۱۰۰ ترایال یا نمونه نوار به مدت ۲۳/۶ ثانیه در فرکانس نمونه برداری ۱۷۳/۶ وجود دارد یعنی در هر ترایال جمعاً ۴۰۹۷ نمونه گرفته شده از یک کانال وجود دارد. این دیتاست به علت دقت ملاحظه شده در جمع‌آوری آن و استفاده از الکترودهای عمیق یک داده خوب جهت تشخیص صرع با استفاده از روش‌های یادگیری ماشین محسوب می‌شود.

یادگیری ماشین شاخه‌ای از علم است که در آن الگوریتم‌هایی ارائه شده است تا ماشین مانند موجودات زنده بتواند با استفاده از داده‌های ورودی یادگیری را انجام دهد. در یادگیری ماشین به جای برنامه نویسی همه چیز، داده‌ها به یک الگوریتم وارد می‌شوند و این الگوریتم است که براساس داده‌ها منطق خود را می‌سازد.

الگوریتم‌های یادگیری ماشین را می‌توان به طور کلی به سه دسته نظارت شده، نظارت نشده و تقویتی تقسیم نمود [۴]. در یادگیری نظارت شده سیستم تلاش می‌کند تا از نمونه‌های پیشین که در اختیار دارد بیاموزد. در این نوع یادگیری برای هر داده برچسب آن نیز وجود دارد و قصد ما این است ماشینی داشته باشیم تا هنگام ورود داده جدید برچسب (دسته) آن را تعیین کند. در یادگیری بدون ناظر برخلاف یادگیری نظارت شده، برچسب برای داده‌ها وجود ندارد. در این نوع یادگیری، الگوریتم باید به دنبال ساختارهای موجود در داده‌ها باشد و آن‌ها را کشف نماید. یادگیری تقویتی، مبتنی بر ارائه پاداش یا تنبیه در هنگام یادگیری است. در این نوع یادگیری یک برنامه رایانه‌ای که با محیط پویا در تعامل است باید به هدف خاصی دست یابد. این برنامه بازخوردهایی را به عنوان پاداش‌ها و تنبیه‌ها فراهم کرده و فضای مسئله خود را بر همین اساس هدایت می‌نماید.

الگوریتم‌های یادگیری ماشین را می‌توان از نظر قطعیت یا عدم قطعیت به دو نوع قطعی و فازی تقسیم‌بندی نمود [۵]. روش‌های فازی یا روش‌های غیر قطعی مناسب برای تحلیل پدیده‌های طبیعی هستند که این پدیده‌ها معمولاً غیر خطی بوده و پارامترهای ورودی نیز غیر قطعی می‌باشند. این نوع تحلیل به تحلیل مغز انسان شباهت بیشتری دارد. زیرا مغز انسان مقادیر را بصورت کیفی اندازه‌گیری نموده و بر اساس مقادیر غیر قطعی و کیفی استنتاج لازم را انجام می‌دهد. برخلاف روش‌های قطعی که در این روش‌ها توسط سنسورها و تجهیزات اندازه‌گیری دقیق ورودی‌ها محاسبه شده و سپس توسط یک رابطه ریاضی دقیق استنتاج صورت می‌گیرد.

با توجه به اینکه سیگنال های مغزی حالت سامانه آشوبی و عدم قطعیت را دارند به نظر می رسد که تحلیل های فازی بتواند نتایج خوبی روی این نوع سیگنال ها خصوصا در حضور نویز و اغتشاش ارائه بدهند. لذا در این پژوهش ما از دو روش فازی ANFIS که مبتنی بر روش سوگنو-یاسوکاوا-کانگ [۶] بوده و نیز از روش یادگیری فعال فازی جهت تشخیص حمله صرع از روی سیگنال های EEG استفاده نموده ایم و نتایج آنها را با هم مقایسه کردہ ایم.

در ادامه مقاله، در فصل ۲ الگوریتم های یادگیری ماشین فازی با تاکید بر دو الگوریتم ANFIS و ALM مورد بررسی قرار می گیرند. در فصل سوم آماده سازی داده و استخراج ویژگی های حوزه زمان و فرکانس مورد بحث و بررسی قرار گرفته است. در فصل چهارم الگوریتمی جهت استخراج بهترین ویژگی ها ارائه می گردد. سپس در فصل پنجم نتایج شبیه سازی دو الگوریتم فازی ANFIS و ALM مورد بررسی قرار می گیرد. در نهایت در فصل ششم نتیجه گیری از کل مقاله را خواهیم داشت.

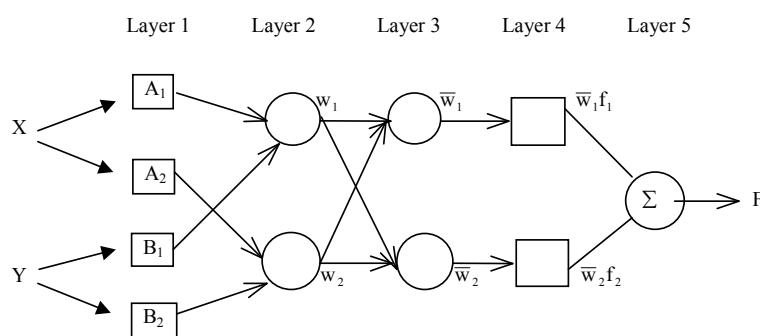
۲- الگوریتم های یادگیری ماشین فازی

الگوریتم های مختلفی جهت مدل سازی و دسته بندی تا کنون ارائه شده است. از این میان الگوریتم های فازی با درنظر گرفتن عدم قطعیت در داده های ورودی می توانند در تحلیل داده های نویزی مفید واقع گردند. در این بخش ما ابتدا در مورد الگوریتم ANFIS توضیحاتی ارائه میدهیم و سپس اصول روش یادگیری فعال فازی را بیان خواهیم کرد.

۲-۱- روش ANFIS

الگوریتم ANFIS سامانه استنتاج عصبی فازی تطبیقی نوعی شبکه عصبی مصنوعی است بر مبنای سیستم فازی تاکاگی سوگنو می باشد [۶]. این سیستم شبکه های عصبی و مفاهیم منطق فازی را با هم ترکیب می کند. در واقع در این الگوریتم یادگیری ماشین استنتاج بر اساس روابط و قواعد فازی صورت می گیرد اما یادگیری و تنظیم پارامترها با استفاده از روش معروف پسانشار خطا که در شبکه های عصبی مصنوعی مطرح شده است، استفاده می گردد.

در شکل ۱ ساختار یک شبکه ANFIS نمایش داده شده است. همانگونه که ملاحظه می شود این ساختار از چندین لایه مختلف تشکیل شده است. در ادامه وظیفه هر لایه شرح داده می شود.



شکل ۱- ساختار یک شبکه ANFIS

الگوریتم ANFIS مانند سایر الگوریتم‌های فازی از دو بخش قواعد فازی و توابع عضویت تشکیل شده است. در نهایت نیز نتایج قواعد فازی بر اساس میزان درجه عضویت بدست آمده از t-norm ورودی‌ها ترکیب می‌گردند. در الگوریتم ANFIS قواعد فازی و توابع عضویت با توجه به داده‌ها یادگرفته می‌شوند. در ادامه دو قاعده فازی بر اساس ANFIS نشان داده شده است.

$$\begin{array}{ll} \text{If } x \text{ is } A_1 \text{ and } y \text{ is } B_1 & \text{THEN } f_1 = p_1x + q_1y + r_1 \\ \text{If } x \text{ is } A_2 \text{ and } y \text{ is } B_2 & \text{THEN } f_2 = p_2x + q_2y + r_2 \end{array} \quad (1)$$

الگوریتم ANFIS مانند سایر الگوریتم‌های فازی از دو بخش قواعد فازی و توابع عضویت تشکیل شده است. در نهایت نیز نتایج قواعد فازی بر اساس توابع عضویت ورودی و درجه عضویت هر قاعده با یکدیگر ترکیب می‌شوند. برای آموزش شبکه مسیر مستقیم و مسیر معکوس استفاده می‌شوند. در مسیر مستقیم بردار ورودی لایه به سمت خروجی حرکت می‌کند و در مسیر معکوس خطاب مطابق الگوریتم پسانشتر خطا را به عقب منتشر می‌شود. لایه ۱: خروجی این لایه برای هر گره، درجه عضویت ورودی به آن گره را تعیین می‌کند. تابع عضویت هر چیزی می‌تواند باشد، برای مثال ما در این تحقیق تابع عضویت زنگوله‌ای شکل درنظر گرفته‌ایم، زیرا نتایج نسبتاً بهتری را ارائه می‌دهد.

$$\mu_A(x) = \frac{1}{1 + \left| \frac{x - c_i}{a_i} \right|^{2b_i}} \quad (2)$$

لایه ۲: در این لایه بین درجه عضویت‌های هر قاعده، t-norm گرفته می‌شود. که می‌تواند بصورت ضرب یا مینیمم گیری باشد.

$$O_{2,i} = w_i = \mu_{A_i}(x)\mu_{B_i}(y), \quad i = 1, 2 \quad (3)$$

لایه ۳: در این لایه قدرت هر قاعده بصورت نرمالیزه (بین ۰ و ۱ با مجموع ۱) درمی‌آید.

$$O_{3,i} = \bar{w}_i = \frac{w_i}{w_1 + w_2} \quad (4)$$

لایه ۴: گره‌ها در این لایه بصورت تطبیقی بخش نتیجه قواعد فازی را مشخص می‌کنند. رابطه زیر

$$O_{4,i} = \bar{w}_i f_i = \bar{w}_i (p_i x + q_i y + r_i) \quad (5)$$

لایه ۵: یک گره واحد است که خروجی نهایی را تعیین می‌کند.

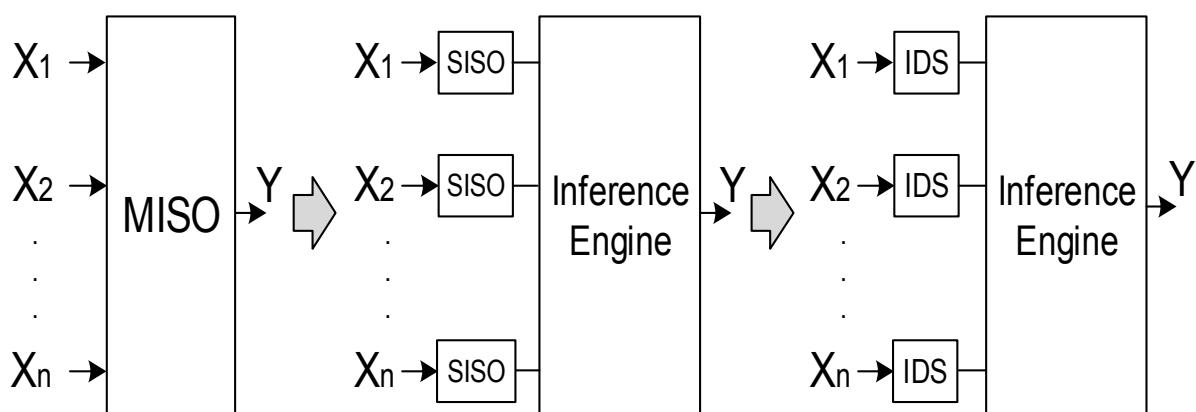
$$O_{5,i} = \sum_i \bar{w}_i f_i = \frac{\sum_i w_i f_i}{\sum_i w_i} \quad (6)$$

در بخش آموزش، بطور کلی پارامترهای بخش جواب شرط با استفاده از روش حداقل مربعات خطأ (ماتریس شبیه معکوس) تعیین می‌گردد. همچنین، پارامترهای بخش شرط با استفاده از روش پس-انتشار-خطأ که در شبکه‌های عصبی مصنوعی مورد استفاده قرار می‌گیرد، تعیین می‌گردد.

۲-۲- روشن یادگیری فعال ALM

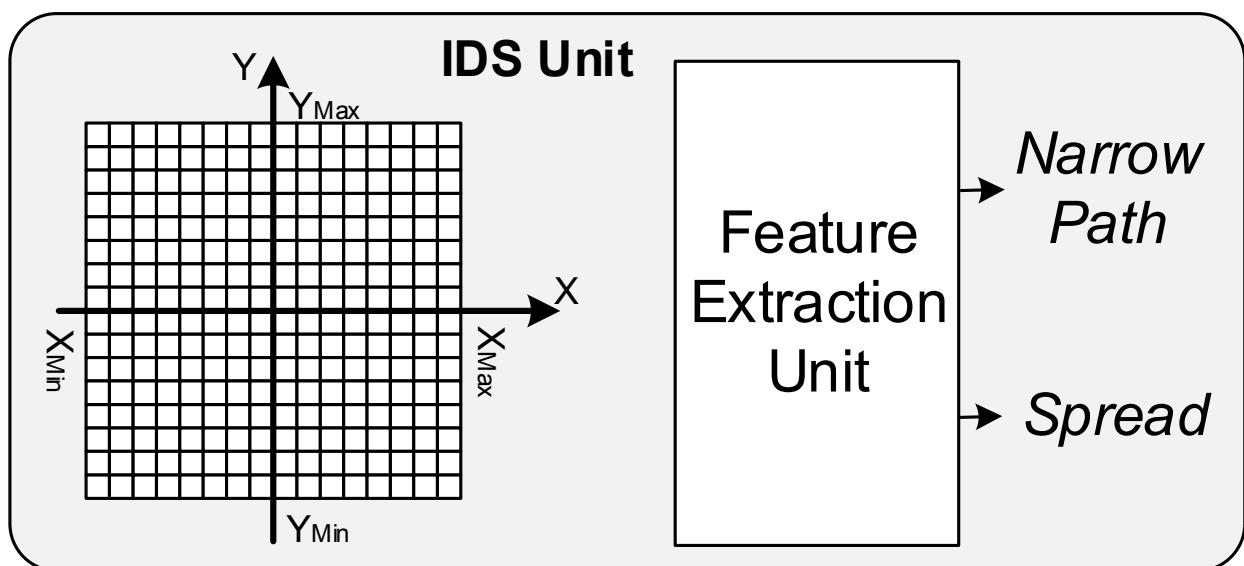
روشن یادگیری فعال که در سال ۱۹۹۷ توسط پروفسور باقری شورکی ارائه شده است [۷، ۸]، یک روش مدلسازی فازی است که در الگوریتم آن از نحوه برخورد مغز انسان در هنگام مواجهه با مسائل پیچیده الهام گرفته شده است. این روش محاسباتی نرم با درنظر گرفتن عدم قطعیت در داده‌ها توانسته است یک روش محاسباتی قدرتمند و کارا ارائه دهد. این روش فرض می‌کند که مغز انسان اطلاعات را به صورت اطلاعات عددی و منطقی بلکه بصورت تصاویر و الگوها بیان و ذخیره می‌کند و سپس محاسبات را از طریق اجرای عملیاتی از نوع زبانی و مفهومی بر روی این الگوها انجام می‌دهد. در نتیجه می‌توان گفت که در روش یادگیری فعال، به ازای هر مفهوم تازه، یک الگوی جدید شکل می‌گیرد و مفاهیم پیچیده از تلفیق و ترکیب مفاهیم ساده‌تر ساخته می‌شوند. در واقع این روش ابتدا یک سیستم پیچیده را به زیر سیستم‌هایی ساده‌تر شکسته و سپس با درنظر گرفتن عدم قطعیت در هر یک از این زیرسیستم‌ها الگوهای مربوطه را استخراج نموده و در نهایت نتایج بدست آمده از هر یک از این زیر سیستم‌ها را با یکدیگر ترکیب می‌کند. از جمله مهمترین مزایای این روش می‌توان به روش استخراج نتایج بدست آمده از هر زیر سیستم و طریقه ترکیب نتایج آن‌ها با یکدیگر اشاره نمود. برخلاف بسیاری از الگوریتم‌های محاسباتی که عموماً سعی در استخراج روابط خطی و در نهایت ترکیب این نتایج دارند، الگوهای استخراج شده از هر زیر سیستم در روش یادگیری فعال بصورت کاملاً غیرخطی بوده و در نتیجه این روش می‌تواند براحتی جهت مدلسازی سیستم‌های غیرخطی مورد استفاده قرار بگیرد.

همانگونه که در شکل ۲ نشان داده شده است، این روش ابتدا یک سیستم چند ورودی تک خروجی را به چندین زیر سیستم تک ورودی تک خروجی می‌شکند و سپس هر یک از زیرسیستم‌های تک ورودی تک خروجی را توسط یک واحد پردازشی گسترنده قطره جوهر مدل می‌نماید. یک صفحه گسترنده قطره جوهر از دو بخش اصلی تشکیل شده است، صفحه گسترنده قطره جوهر و واحد استخراج ویژگی (شکل ۳). صفحه گسترنده قطره جوهر یک صفحه دو بعدی است که الگوی نشان دهندهٔ نحوه ارتباط مابین متغیر i ام ورودی (X_i) و متغیر خروجی (y) بر روی آن شکل می‌گیرد. نقش واحد استخراج ویژگی نیز استخراج دو نوع ویژگی مهم بنام‌های مسیر باریک و پراکندگی از الگوی شکل گرفته بر روی صفحه گسترنده قطره جوهر است. ویژگی‌های مهم استخراج شده از واحدهای گسترنده قطره جوهر، در واحد استنتاج برای تعیین و پیش‌بینی خروجی نهایی با یکدیگر ترکیب خواهند شد.



شکل ۲- روش یادگیری فعال یک سیستم چند ورودی تک خروجی (MISO) را به چندین زیر سیستم تک ورودی تک خروجی (SISO) می‌شکند. سپس هر سیستم تک ورودی تک خروجی توسط یک واحد گسترنده قطره جوهر مدل می‌شود. در نهایت موتور استنتاج نتیجه رفتار هر یک از زیر سیستم‌ها به منظور حصول نتیجه نهایی با یکدیگر تجمعی می‌کند.

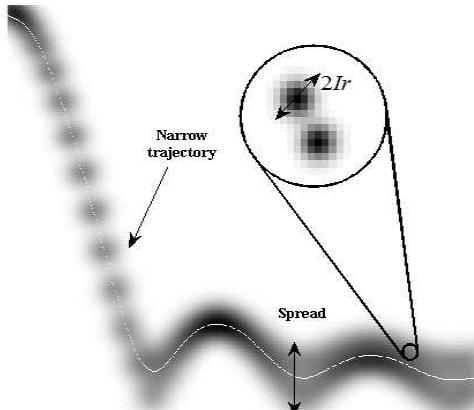
A



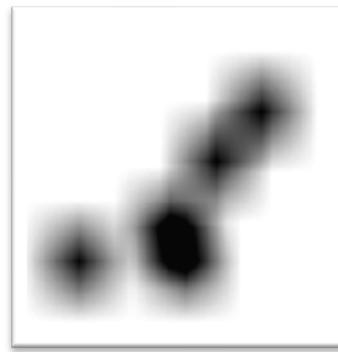
شکل ۳- واحد گسترنده قطره جوهر از یک صفحه گسترنده قطره جوهر و یک واحد استخراج ویژگی تشکیل شده است. واحد استخراج ویژگی، دو ویژگی مسیر باریک و پراکندگی را استخراج می‌کند.

در یک واحد گسترنده قطره جوهر دو بعدی، به منظور پخش اطلاعات مربوط به یک داده بر روی صفحه گسترنده قطره جوهر، از یکتابع عضویت سه بعدی فازی استفاده می‌شود. سپس با جمع اثرات مربوط به همه نقاط داده، الگوی مربوطه شکل می‌گیرد. ایده پخش قطره جوهر نقش مهمی در این فرایند بازی می‌کند. توسط این ایده هوشمندانه عدم قطعیت در داده‌ها می‌تواند بخوبی مدل شود. به بیان دیگر پخش قطره جوهر در اطراف هر نقطه بیان می‌کند که هر نقطه داده نه تنها در محل خود آن داده دارای اطلاعاتی است بلکه ما به نقاط اطراف آن نیز اعتقاد خواهیم داشت ولی با درجه تعلق‌های کمتر. هرچه از اطراف آن نقطه دورتر می‌شویم، میزان اطمینان ما نیز کمتر می‌شود. در واقع ایده پخش قطره جوهر می‌تواند بعنوان انتشار جریانی از اطلاعات در نواحی‌ای که مشاهده‌ای در آن صورت نگرفته است، در نظر گرفته شود. شکل ۴-الف دوتابع عضویت را که کنار یکدیگر قرار دارند و اثرات آن‌ها با هم جمع شده است را نشان می‌دهد. صفحه گسترنده قطره جوهر بعد از پخش و جمع آثار پنج نمونه داده در شکل ۴-ب نشان داده شده است.

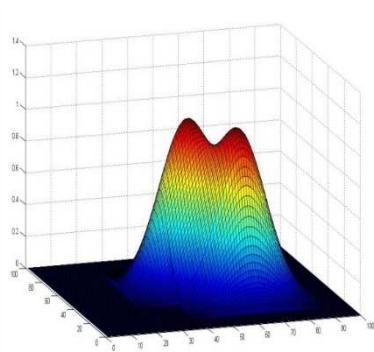
در هنگام استفاده از این روش و به منظور کاهش حجم محاسبات و همچنین امکان پیاده‌سازی آن بر روی سخت‌افزار، حوزه‌های ورودی و خروجی به n سطح کوانتیزه می‌شوند. اعمال همه نقاط داده مربوط به یک ست داده به یک واحد گسترنده قطره جوهر منجر به ایجاد پترنی مانند شکل ۵ می‌شود. برای هر نقطه (سطح کوانتیزه) در n امین واحد گسترنده قطره جوهر (صفحه $y - x_i$) دو ویژگی مهم مسیر باریک و پراکندگی استخراج می‌شود. مسیر باریک رابطه کلی متغیر x_i با خروجی y را بیان می‌کند در حالیکه پراکندگی اهمیت n امین ورودی را در پیش‌بینی خروجی بیان می‌کند. به بیان دیگر مسیر باریک تخمینی از خروجی را بر اساس تک متغیر x_i ارائه می‌دهد در حالیکه پراکندگی بیان کننده اندازه صحت و اعتقاد ما به این رابطه را بیان می‌کند. برای



شکل ۵: مسیر باریک و اسپرد



شکل ۶: a) دو قطره جوهر در کنار هم. b) اثر ۵ قطره جوهر در نمای دو بعدی



الف

مثال، هرچه پراکندگی در صفحه $y - x_i$ در مقایسه با سایر صفحات کمتر (باریکتر) باشد، بیشتر به این موضوع معتقد خواهیم بود که خروجی بطور غالب متأثر از ورودی x_i است. از سوی دیگر هرچه پراکندگی بیشتر (پهن تر) باشد بیشتر معتقد خواهیم بود که خروجی بطور غالب متأثر از ورودی های دیگر غیر از x_i است.

فرض کنید $IDS_i = \{(x, y), x \in X_i, y \in Y\}$ صفحه کوانتیزه شده گسترنده قطره جوهر $y - x_i$ با یک رزولوشن مشخص باشد. بطوريکه X_i و Y بترتیب در بازه های $[x_{i\min}, x_{i\max}]$ و $[y_{\min}, y_{\max}]$ قرار دارند. فرض کنید $d(x, y)$ میزان تاریکی صفحه گسترنده قطره جوهر در مختصات (x, y) باشد. پخش کردن قطره جوهر مربوط به نقطه داده (x_s, y_s) را میتوان بصورت رابطه (۱) بیان نمود.

$$\Delta d(x_s + u, y_s + v) = h(u, v), \quad -Ir \leq u, v \leq Ir \quad (7)$$

بطوريکه Δd تغییر در میزان تاریکی در مختصات $(x_s + u, y_s + v)$ خواهد بود. Ir و h نیز بترتیب شاعر قطره جوهر وتابع توصیف کننده شکل قطره جوهر هستند. Ir اغلب حدود ۵٪ رزولوشن صفحه گسترنده قطره جوهر انتخاب می شود. تابع h می تواند گاووسی، مخروطی، هرمی یا هر تابع محدبی در نظر گرفته شود که دارای این خاصیت باشد که با دور شدن از مرکز آن، مقدار آن کاهش یابد. اگر تابع گاووسین انتخاب شود مقدار انحراف استاندارد σ در بازه $\frac{2\sqrt{2}Ir}{3} < \sigma < \frac{2\sqrt{2}Ir}{4}$ انتخاب می شود تا از اعمال جمع بر روی تمام فضا خودداری نموده و از حجم محاسبات کم نماییم.

روش های مختلفی برای استخراج مسیر باریک وجود دارد که از آن جمله می توان به روش میانگین وزن دار، روش ماکریم و روش میانه اشاره نمود. رابطه استخراج مسیر باریک در n امین صفحه گسترنده قطره جوهر با استفاده از روش میانگین وزن دار را میتوان بصورت رابطه (۸) نشان داد.

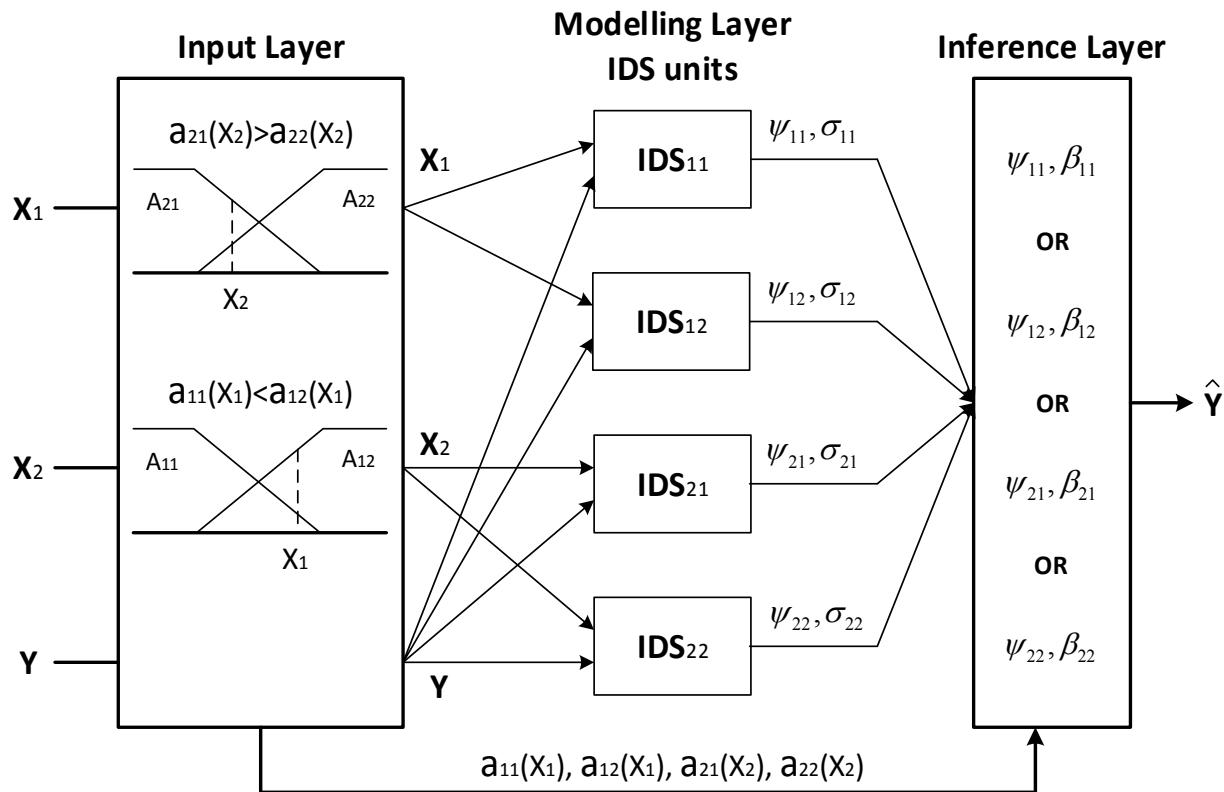
$$\psi_i(x) = \{b \in Y \mid \sum_{y=y_{\min}}^b d(x, y) \approx \sum_{y=b}^{y_{\max}} d(x, y)\}, \quad (8)$$

پراکندگی در n امین صفحه گسترنده قطره جوهر میتواند بصورت رابطه (۹) محاسبه شود.

$$\sigma_i(x) = \max\{y \in Y | d(x, y) > Th\} - \min\{y \in Y | d(x, y) > Th\}, \quad (9)$$

که در آن Th آستانه مربوط به صفحات گسترنده قطره جوهر است که توسط کاربر تعیین می‌شود. (برای مقاصد مدل‌سازی این پارامتر غالباً برابر با $0 = Th$ در نظر گرفته می‌شود).

عكس پراکندگی که با $(x)\beta$ نشان داده می‌شود، بیانگر درجه اعتقاد است که در موتور استنتاج به عنوان شاخص اعتبار-سننجی مسیر باریک در هر نقطه در نظر گرفته می‌شود. همانطور که قبل گفته شد پراکندگی زیاد به این معنی است که ویژگی (متغیر) مورد بررسی در صفحه گسترنده قطره جوهر رفتار خروجی را بدرستی بیان نمی‌کند. به بیان دیگر به این معنی است که متغیرهای دیگر بر روی خروجی تأثیر گذاشته‌اند. به منظور افزایش تأثیر متغیر مورد نظر بر روی خروجی یک را این است که محدوده تغییرات متغیرهای دیگر را که بر روی خروجی تأثیر گذاشته‌اند را محدود کرد. به همین منظور روش یادگیری فعال از شکستن فضای ناچی (بازه) مربوط به سایر ورودی‌ها کاهش داده و باریک نمود. با این کار میزان تغییرات خروجی در زیرفضای جدید کاهش یافته و باعث می‌شود که الگوی تشکیل شده بر روی صفحه گسترنده قطره جوهر، رابطه بین هر ورودی با خروجی را بهتر بیان کند.



شکل ۶-ساختار سه لایه‌ای روش یادگیری فعال برای یک سیستم دو ورودی تک خروجی با دو بخش فازی بر روی هر ورودی. لایه ورودی فضای متغیرهای ورودی را شکسته و در نتیجه سنت داده اولیه را به چندین زیر مجموعه داده تقسیم می‌کند. لایه مدل‌سازی بر روی هر یک از این زیر فضاهای عملیات واحد گسترنده قطره جوهر را اعمال می‌کند. لایه استنتاج نتایج حاصله از لایه قبل را به منظور تخمین خروجی تجمعی می‌کند.

شکل ۶ نشان دهنده مراحل مختلف روش یادگیری فعال برای یک تابع ساده دو ورودی تک خروجی است، در حالیکه هر ورودی به دو بخش شکسته شده است. در این شکل روش یادگیری فعال در سه لایه بیان شده است. لایه اول (ورودی) مسئول شکستن فضای ورودی‌ها و درنتیجه تقسیم بندی مجموعه داده اولیه به چندین زیر مجموعه داده است. همانطور که در قبل گفته شد، شکستن فازی محدوده یک ورودی مشخص می‌تواند باعث تنک شدن صفحات گسترنده قطره جوهر مربوط به سایر ورودی‌ها بشود. برای مثال آن نقاط داده‌ی $(p(x_1, y))$ که ورودی x_2 مربوط به آنها در ساپورت سمت A_{21} قرار ندارند نمی‌توانند در صفحه گسترنده قطره جوهر IDS_{11} پخش شوند. در لایه مدل سازی، یک واحد گسترنده قطره جوهر به هر زیرفضا اختصاص داده می‌شود تا دو ویژگی مسیر باریک و پراکندگی استخراج گردد. سپس اطلاعات استخراج شده مربوط به کل سیستم در لایه استنتاج با یکدیگر ترکیب می‌شوند که در واقع این لایه تشکیل دهنده پایگاه قواعد برای تخمين خروجی است. به این ترتیب مقدار خروجی از جمع وزن دار مقادیر توابع مسیر باریک استخراج شده از صفحات دو بعدی در نقطه x بدست می‌آید که بصورت زیر قابل بیان است.

$$y(x) = \sum_{i=1}^N \beta_i \psi_{x_i}(x_i) \quad (10)$$

۳- آماده سازی داده و استخراج ویژگی‌های حوزه زمان و فرکانس

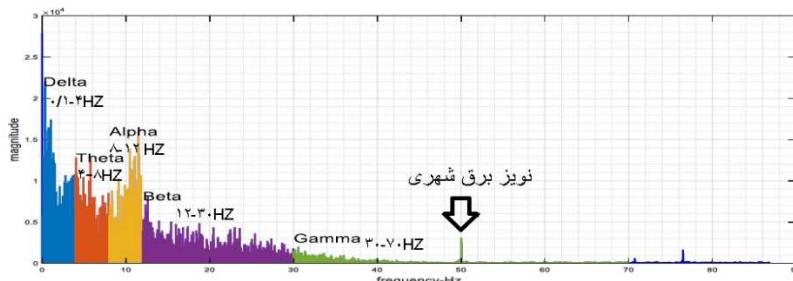
در این فصل ابتدا در مورد دیتابست مورد استفاده توضیحاتی ارائه میدهیم. سپس در مورد باندهای مختلف فرکانسی سیگنال EEG توضیحاتی ارائه کرده ایم. سپس ویژگی‌های مختلف آماری را که از باندهای مختلف استخراج می‌گردند را توضیح داده ایم. در نهایت نحوه استخراج ریتم‌های مختلف را در حوزه زمان، فرکانس و تبدیل موجک توضیح میدهیم.

۱-۳- مشخصات داده استفاده شده

داده‌هایی که در اختیار داریم مربوط به دیتا ست جمع آوری شده توسط دانشگاه بن آلمان است. این داده‌ها مربوط به تک کانال و مربوط به شرایط قبل از حمله صرع، در حین حمله و مربوط به فرد سالم است. این داده‌ها با نرخ نمونه برداری ۱۷۳,۶ هرتز نمونه برداری شده و هر ترایال شامل ۴۰۹۷ نمونه است. تعداد ۲۰۰ ترایال مربوط به فرد سالم در حالت چشم باز و چشم بسته است. ۱۰۰ ترایال مربوط به زمان حمله و ۲۰۰ نمونه هم مربوط به فرد بیمار اما در زمان غیر حمله است که از دو کانال مختلف نمونه برداری شده اند.

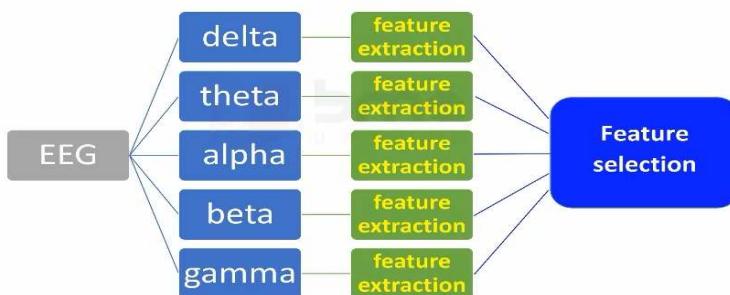
۲-۳- باندهای مختلف فرکانس

مهمترین ریتم‌های EEG در پنج مورد خلاصه می‌شوند: ریتم نخست حالت خواب ۰ تا ۴ هرتز یا دلتا، ریتم دوم حالت خواب آلودگی با هوشیاری کم ۴ تا ۸ هرتز یا تتا، ریتم سوم حالت هوشیاری با آرامش یا چشمان بسته ۸ تا ۱۲ هرتز یا آلفا، ریتم چهارم حالت هوشیاری کامل با تمرکز و گاهی استرس و نگرانی ۱۲ تا ۳۰ هرتز یا بتا و ریتم پنجم حالت تصور ذهنی یا خیال پردازی ۳۰ تا ۱۰۰ هرتز یا گاما است. شکل ۷ نمودار تفکیک ریتم‌ها را نشان می‌دهد.



شکل ۷: نمودار تفکیک ریتم‌های مهم فرکانسی سیگنال EEG

در این مقاله ویژگی‌های میانگین، واریانس، چولگی، کشیدگی، انتروپی، توان و متوسط مجذورمربعات را در نظر گرفتیم، شکل ۸ نمودار استخراج ویژگی پس از تفکیک ریتم‌ها را نشان می‌دهد.



شکل ۸- نمودار تفکیک ریتم‌ها قبل از استخراج ویژگی و انتخاب ویژگی‌های برتر

میانگین یا Average از جمع داده‌ها بر تعداد n بدست می‌آید.

$$\mu = \frac{\sum_{i=1}^n X_i}{n} \quad (11)$$

واریانس Variance در مجموعه داده‌ها از جمع مجذورات فاصله داده‌ها با میانگین تقسیم بر تعداد آنها بدست می‌آید.

$$\text{Var}(X) = \frac{\sum_{i=1}^n (x_i - \mu)^2}{n} \quad (12)$$

چولگی یا Skewness

میزان عدم تقارن در توزیع احتمالی داده‌ها یاتابع توزیع داده‌ها می‌باشد. اگر داده‌ها متقارن توزیع شده باشند مقدار چولگی صفر است. مقدار چولگی با گشتاور سوم نرمال شده برابر است.

$$Skew(x) = E\left[\left(\frac{(x - \mu)}{\sigma}\right)^3\right] = \frac{\mu^3}{\sigma^3} \quad (13)$$

کشیدگی یا Kurtosis

نشاندهنده ارتفاع یک توزیع است به عبارت دیگر معیاری از بلندی و تیزی منحنی در نقطه ماکزیمم است. مقدار کشیدگی برای توزیع نرمال ۳ می‌باشد. از مقدار ۳ بزرگتر کشیدگی مثبت و از ۳ کمتر کشیدگی منفی می‌باشد. مقدار کشیدگی برابر گشتاور چهارم نرمال شده می‌باشد.

$$Kurt(X) = E\left[\left(\frac{X - \mu}{\sigma}\right)^4\right] = \frac{\mu_4}{\sigma^4} \quad (14)$$



پنجمین کنفرانس ملی کامپیوتر، فناوری اطلاعات و

کاربردهای هوش مصنوعی

۱۴۰۰ اسفندماه ۱۱۵



انتروپی یا آشفتگی یا درگاشت Entropy

یک مفهوم علمی یا خاصیت فیزیکی است که قابل اندازه گیری می باشد و میزان تصادفی بودن یا عدم قطعیت را در یک سیستم یا سامانه مشخص می کند.

۱-۳- استخراج ویژگی ها در حوزه زمان

در مرحله اول تحلیل سیگنال های EEG ابتدا باید فرکانس ۵۰ هرتز برق شهر را حذف کنیم. این کار توسط یک فیلتر میان نگذر یا Notch انجام داده ایم. برای جلوگیری از اثر رینگینک افکت در تغییرات موج به جای استفاده از فیلتر ایده آل از فیلتر با ترورث استفاده نمودیم سپس با فیلتر میان گذر با ترورث ۵ ریتم (بازه فرکانسی) مهم سیگنال های مغزی را استخراج کرده ایم.

۲-۳- استخراج ویژگی ها در حوزه فرکانس

در این مرحله نیز بعد از حذف فرکانس برق شهر از سیگنال EEG تبدیل فوریه گرفته و سپس دامنه سیگنال های محدوده های ۰ تا ۴ هرتز، را با هم جمع کرده تا نماینده باند فرکانسی دلتا باشد. همین کار را برای محدوده های فرکانسی ۴ تا ۸ هرتز، ۸ تا ۱۲ هرتز، ۱۲ تا ۳۰، و ۳۰ تا ۱۰۰ نیز جهت استخراج دامنه فرکانس های موجود در باندهای تتا، آلفا، بتا و گاما انجام داده ایم.

۳-۳- استخراج ویژگی ها در تبدیل موجک

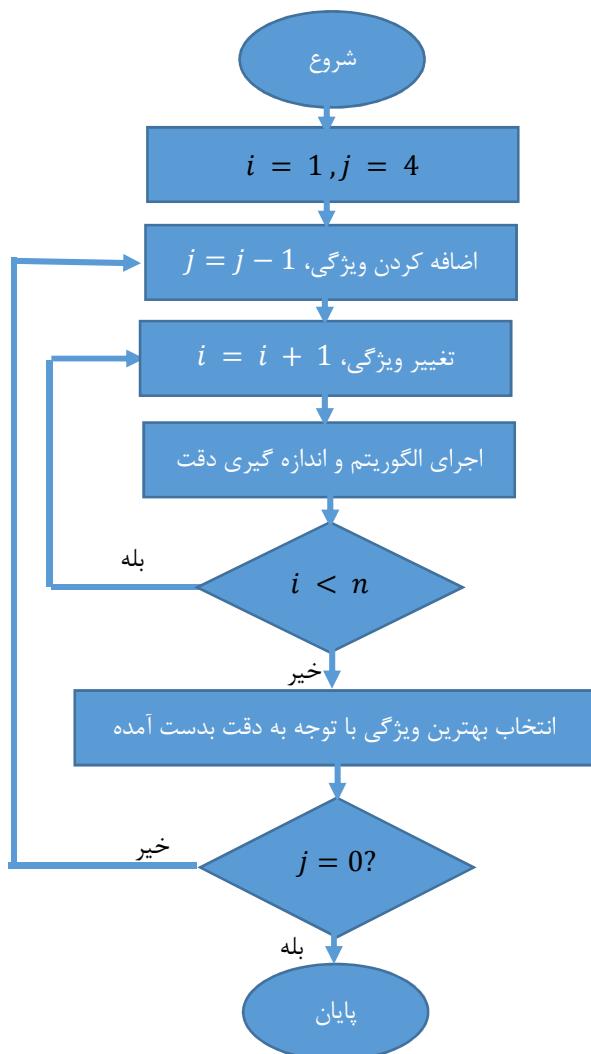
همانطور که می دانیم در شناسائی الگو می خواهیم تفاوت ها دیده شوند در تبدیل فوریه ما حوزه زمان را نداریم و تغییرات ناگهانی در حوزه زمان با تبدیل فوریه به درستی دیده نمی شود. تبدیل موجک با در نظر گرفتن همزمان حوزه زمان و فرکانس این مشکل را برطرف میکند.

ایده اصلی تبدیل موجک این است که بر ضعفها و محدودیت های موجود در تبدیل فوریه غلبه کند. این تبدیل را بر خلاف تبدیل فوریه، می توان در مورد سیگنال های غیر ایستا و سیستم های دینامیک نیز مورد استفاده قرار داد. نکته ای که در مورد تبدیل فوریه می توان به آن اشاره کرد این است که در حوزه فرکانس دارای رزولوشن بالایی است، در حالی که در حوزه زمان از رزولوشن صفر برخوردار است. به عبارت دیگر، تبدیل فوریه این توانایی را دارد که به ما بگوید دقیقا چه فرکانس هایی در یک سیگنال وجود دارند، اما نمی توان با استفاده از آن تعیین کرد که فرکانس مورد نظر در چه لحظه ای از زمان در سیگنال اتفاق می افتد. در واقع در حوزه زمان پنجره یا بازه ها جهت اعمال تبدیل فوریه ثابت هستند اگر این بازه ها کوچک باشند همه تغییرات ناگهانی دیده نمی شوند و اگر بزرگ باشد رزولوشن زمانی کم می گردد که این عیب تبدیل موجک بر طرف شده و اندازه پنجره ها متغیر می باشد. در تبدیل موجک از دو فیلتر بالاگذر و پائین گذر به صورت متوالی کمک گرفته شده است.

در این مقاله یک درخت دودوئی که بازه ها را مکرر به جزئیات و کلیات تقسیم می کند استفاده شده است. باند ریتم های فرکانسی ۰ تا ۶۰ هرتز در نظر گرفته شده است. در سطح اول دو قسمت ۳۰ تا ۶۰ هرتز به عنوان جزئیات و ۰ تا ۳۰ هرتز کلیات جدا می شود سپس ۰ تا ۳۰ هرتز فیلتر شده در دو بازه ۰ تا ۱۵ و ۱۵ تا ۳۰ تقسیم می گردد. در سطح سوم دو بازه ۰ تا ۸ و ۸ تا ۱۵ در نظر گرفته شده است. و در سطح آفر دو بازه ۰ تا ۴ هرتز و ۴ تا ۸ هرتز در نظر گرفته ایم. که بازه باقیمانده آخر، ۰ تا ۴ هرتز همان بازه دلتا است که بیشترین دامنه را نیز دارد. سپس از بازه های فرکانسی استخراج شده، ویژگی های آماری مورد نظر (شامل: میانگین، واریانس، چولگی، کشیدگی و انتروپی) بدست آمدند.

۴- انتخاب ویژگی های مناسب و نرمال سازی داده ها

تعداد کل ویژگی هایی که در بخش قبل استخراج شده اند ۹۵ ویژگی بود که ۳۵ ویژگی مربوط به تبدیل موجک بوده و ۳۰ ویژگی مربوط به حوزه زمان و ۳۰ ویژگی مربوط به حوزه فرکانس است. با توجه به اینکه تعداد ویژگی ها بسیار زیاد است و روش ANFIS تعداد قواعد فازی "اگر - آنگاه" زیادی تولید میکند، سرعت پردازش بسیار کم شده و همچنین حافظه کافی برای پردازش وجود نخواهد داشت. لذا سعی کردیم تا ارائه الگوریتمی فضای ویژگی ها را کاهش دهیم و بهترین ویژگی ها را انتخاب نماییم. قبل از اعمال الگوریتم های یادگیری ماشین فازی نیاز داریم تا داده را نرمال نماییم.



شکل ۸- فلوچارت الگوریتم انتخاب ویژگی

شکل ۸ فلوچارت انتخاب بهترین ویژگی ها را نشان میدهد. همانگونه که مشخص است این فلوچارت دارای دو حلقه اصلی است. حلقه بیرونی مشخص کننده تعداد ویژگی هایی هست که بطور همزمان بهترین دقت را ارائه خواهند داد. و حلقه داخلی جهت یافتن بهترین ویژگی از بین کل ویژگی ها مورد استفاده قرار میگیرد. نحوه عملکرد به این صورت است که ابتدا عمل دسته بندی با استفاده از تنها یک ویژگی صورت میگیرد. ویژگی ای که بهترین دقت را از بین ۹۵ ویژگی ارائه دهد، عنوان اولین ویژگی انتخاب میشود. سپس در مرحله بعدی سعی میشود تا دومین ویژگی مناسب پیدا گردد. به این نحو که، ویژگی انتخاب شده از مرحله قبل

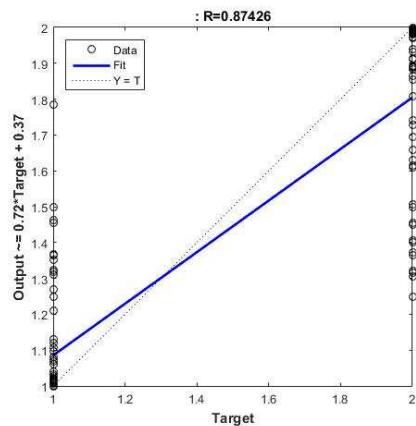
با تک تک ویژگی های دیگر در نظر گرفته شده و ویژگی ای که بهترین نتیجه را در ترکیب با ویژگی اول ارائه میدهد، بعنوان ویژگی دوم انتخاب میگردد. در مرحله بعد این دو ویژگی به همراه تک تک ویژگی های دیگر جهت یافتن سومین ویژگی ترکیب شده و همینطور این کار تا یافتن حداقل تعداد ویژگی های مورد نظر ادامه می یابد. که ما در این مقاله انتخاب ۴ ویژگی را مد نظر قرار داده ایم.

بعد از اجرای الگوریتم بهترین ویژگی هایی که بدست آمدند عبارتند از : میانگین باند فرکانسی بتا، واریانس حوزه فرکانس بتا، واریانس حوزه زمان تتا و انتروپی تبدیل موجک تتا، که در بخش بعد از این ۴ ویژگی برای تشکیل شبکه نروفازی و همچنین تست الگوریتم ALM استفاده می گردد

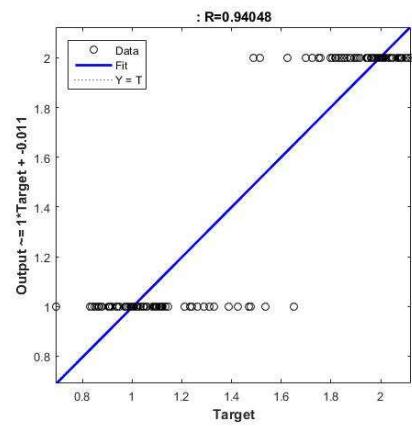
۵- شبیه سازی و مقایسه

در این فصل الگوریتم های فازی مطرح شده در بخش دوم این مقاله را جهت تشخیص حمله صرع مورد بررسی و ارزیابی قرار میدهیم. برای این منظور بهترین ویژگی های بدست آمده از فصل گذشته را استفاده خواهیم کرد.

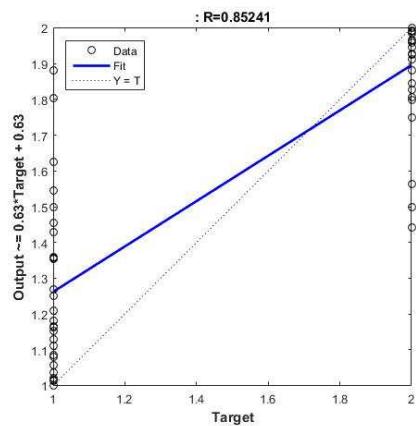
شکل ۹-الف نمودار رگرسیون روش ANFIS بر روی داده های آموزش و شکل ۹-ب نمودار رگرسیون روش ALM را بر روی داده های آموزش نمایش میدهد. همچنین شکل ۹-ج نمودار رگرسیون روش ANFIS بر روی داده های تست و شکل ۹-د نمودار رگرسیون روش ALM را بر روی داده های تست نمایش میدهد.



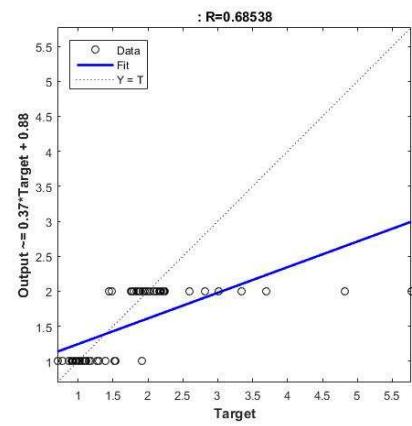
ب



ب



د



ج

شکل ۹. الف) نمودار رگرسیون مربوط به داده‌های آموزش برای الگوریتم ANFIS، ب) نمودار رگرسیون مربوط به داده‌های آموزش برای الگوریتم ALM، ج) رگرسیون مربوط به داده‌های تست برای الگوریتم ANFIS، د) رگرسیون مربوط به داده‌های آموزش برای الگوریتم ALM

در جدول زیر نیز دقیق‌تر بدست آمده برای داده‌های تست گزارش شده است. توجه شود که برای این منظور و برای بدست آوردن مقایسه بهتر از 10-fold cross validation استفاده شده است.

جدول ۱: مقایسه بین دقیق‌تر دو الگوریتم فازی

Accuracy	
۹۵,۲۲	ANFIS
۹۶,۶۷	ALM

همانگونه در شکل ۹-الف مشاهده می‌شود، روش انفیس بعلت ساختار پیچیده غیر خطی آن روی داده‌های آموزش به خوبی آموزش دیده و نمودار رگرسیون آن کاملاً خطی شده است. اما بعلت over-train شدن همانگونه که ملاحظه می‌گردد روی داده‌های تست جواب مناسبی ارائه نداده است. از سوی دیگر روش ALM به خوبی هم روی داده‌های تست و هم آموزش پاسخ مناسبی ارائه می‌کند.

۶- نتیجه گیری

در این مقاله دو روش یادگیری ماشین فازی جهت تحلیل سیگنال‌های EEG مغز به منظور تشخیص حمله صرع مورد بررسی قرار گرفتند. هر دو روش فازی نتایج قابل قبولی ارائه دادند. روش انفیس به دلیل ساختار غیرخطی الگوریتم آن بر روی داده‌های آموزشی با دقیق‌تر زیاد یادگیری را انجام میدهد اما بعلت حفظ شدن داده‌های آموزش قابلیت تعمیم خود را بر روی داده‌های تست از دست میدهد. روش یادگیری فعال فازی بر روی داده‌های تست نتایج بهتری را نسبت به روش ANFIS ارائه داده است.

مراجع

- [1] V. K. Mehla, A. Singhal, P. Singh, and R. B. Pachori, "An efficient method for identification of epileptic seizures from EEG signals using Fourier analysis," *Physical and Engineering Sciences in Medicine*, vol. 44, no. 2, pp. 443-456, 2021.
- [2] K. Das, D. Daschakladar, P. P. Roy, A. Chatterjee, and S. P. Saha, "Epileptic seizure prediction by the detection of seizure waveform from the pre-ictal phase of EEG signal," *Biomedical Signal Processing and Control*, vol. 57, p. 101720, 2020.
- [3] A. Aarabi and B. He, "Seizure prediction in hippocampal and neocortical epilepsy using a model-based approach," *Clinical Neurophysiology*, vol. 125, no. 5, pp. 930-940, 2014.
- [4] M. Javadian and S. B. Shouraki, "UALM: Unsupervised active learning method for clustering low-dimensional data," *Journal of Intelligent & Fuzzy Systems*, vol. 32, no. 3, pp. 2393-2411, 2017.
- [5] M. Javadian, S. B. Shouraki, and S. S. Kourabbasou, "A novel density-based fuzzy clustering algorithm for low dimensional feature space," *Fuzzy Sets and Systems*, vol. 318, pp. 34-55, 2017.
- [6] J.-S. Jang, "ANFIS: adaptive-network-based fuzzy inference system," *IEEE transactions on systems, man, and cybernetics*, vol. 23, no. 3, pp. 665-685, 1993.
- [7] S. B. Shouraki, N. Honda, and G. Yuasa, "Fuzzy interpretation of human intelligence," *International Journal of Uncertainty, Fuzziness and Knowledge-based Systems*, vol. 7, no. 04, pp. 407-414, 1999.



پنجمین کنفرانس ملی کامپیوتر، فناوری اطلاعات و
کاربردهای هوش مصنوعی

۱۴۰۰ اسفندماه ۱۱۵



- [8] M. Javadian, A. Malekzadeh, G. Heydari, and S. B. Shouraki, "A clustering fuzzification algorithm based on ALM," *Fuzzy Sets and Systems*, vol. 389, pp. 93-113, 2020.