شناسایی میکرو آمبولی مغزی در سیگنال داپلر از روی ویژگی‌های غیرخطی

سعید راحتی قوچانی[1]، محمود رضا آذرپژوه[2] و آزاده معلمی‌دمنه[3]
[1] گروه مهندسی برق، دانشکده مهندسی، دانشگاه آزاد اسلامی واحد مشهد،
[2] گروه مغز و اعصاب، دانشگاه علوم پزشکی مشهد،
[3] گروه مهندسی پزشکی، دانشکده مهندسی، دانشگاه آزاد اسلامی واحد مشهد
نویسنده‌ی عهده‌دار مکاتبات: سعید راحتی قوچانی

چکیده:

آمبولی، توده‌های مجتمع از گلبول‌های قرمز، چربی و یا حباب‌های گاز می‌باشند که آزادانه در سیستم گردش خون در جریان هستند و وجود آن‌ها نشانه‌ی خطر اسکیمی می‌باشد. در بررسی جریان خون در زمان واقعی به روش داپلر ترانس کرانیال (TCD) با عبور میکرو آمبولی جامد و یا گاز از منطقه‌ی تحت بررسی با داپلر، سیگنالی کوتاه‌مدت با دامنه‌ی زیاد ایجاد می‌گردد. در هنگام ثبت، عواملی مانند حرکت پروب و یا سرفه، باعث ایجاد آرتیفکت با دامنه‌ی زیاد در سیگنال داپلر می‌شود که شناسائی آن‌را از آمبولی را دشوار می‌کند. صرف وقت زیاد و همچنین احتمال خطای فرد متخصص در تشخیص آمبولی از آرتیفکت، انگیزه‌ی اصلی طراحی سیستم‌های تشخیص خودکار می‌باشد. پیاده‌سازی این‌گونه سیستم‌ها همواره با دو چالش عمده‌ی استخراج ویژگی‌های مناسب و طراحی دسته‌بند مطلوب روبرو می‌باشد. در این تحقیق هر دو موضوع مورد مطالعه قرار گرفت. در بخش ویژگی، ضرایب موجک، آنتروپی موجک، بُعد فرکتالی و ویژگی Besov از سیگنال استخراج شد و به کمک تحلیل آماری ویژگی‌های با بالاترین میزان تفکیک معرفی شد. در بخش دسته‌بند، شیوه‌ی جدیدی برای شناسایی آمبولی و تفکیک آن از آرتیفکت به‌وسیله مدل مارکف پنهان (HMM) ارائه شد و نتایج آن با نتایج دسته‌بند شبکه‌ی عصبی فازی تطبیقی (ANFIS) مقایسه شد. در مجموع با استفاده از ضرایب موجک و مدل مارکف پنهان طراحی شده، توانستیم به صحت ۹۵/۳٪ و وضوح ۹۲/۷٪ در شناسایی آمبولی برسیم.

واژه‌های کلیدی: MES، شبکه عصبی فازی تطبیقی، مدل مارکف پنهان، آنتروپی، ضرایب موجک.

۱- مقدمه

آمبولی[1] به توده‌ای از ماده‌ی غیر قابل حل در خون گفته می‌شود که می‌تواند مانع از حرکت خون در عروق و بروز ایسکمی[2] شود. آمبولی‌های بزرگ و یا تعدادی آمبولی کوچک (میکروآمبولی[3]) می‌توانند تولید انسداد رگ کنند.

امروزه تلاش‌های فراوانی برای تشخیص آمبولی‌های سرگردان در سیستم گردش خون که هیچ نشانه‌ی بالینی ندارند، صورت می‌گیرد. هدف اصلی از انجام این‌گونه تلاش‌ها این است که، بتوان بیمارانی را که ریسک بالایی برای حملات ترومبو آمبولیک دارند، شناسایی کنند. [۱] تعیین آمبولی در تشخیص بیماریهای عروق مغزی کاربرد متنوعی دارد: [۲]

- تعیین پاتوفیزیولوژی ایسکمی (خون به قسمتی از مغز نرسد)
- تعیین بیمارانی که در خطر بالای سکته هستند و از ملاحظات درمانی و یا دارویی سود می‌برند.
- ارزیابی مفیدبودن داروهای پلاکتی
- پارگی رگ کاروتید
- استنوز خارج گردنی کاروتید (تنگ شدن رگ که می‌تواند به‌دلیل گرفتگی باشد)
- آترواسکلروز قوس آئورت (در این حالت قابلیت ارتجاعی رگ از بین می‌رود)
- آترواسکلروز عروق داخل مغز
- بررسی وضعیت عملکرد قلب
- حمله‌ی ایسکمی‌حاد
- آمبولی در سیستم ورتبروبازیلار (مربوط به قسمت تعادل)
- خون‌ریزی بین پرده‌های مغزی
- آمبولی مغزی و نقش شعور.

سیگنال‌های مربوط به آمبولی، سیگنال‌های گذرا با دوره‌ی زمانی کوتاه می‌باشند که در هنگام مانیتورینگ جریان خون توسط داپلر اولتراسوند ظاهر می‌شوند. TCD یک روش

[1] Emboli
[2] Ischaemia
[3] Micro Emboli

[Downloaded from jsdp.rcisp.ac.ir on 2026-11-22]

سریع، غیرتهاجمی[1] و قابل تکرار برای آزمون و بررسی جریان خون داخل عروق مغز بوده که در سال‌های اخیر به‌طور گسترده‌ای برای تعیین و پیش‌بینی پاتوفیزیولوژی استروک به کار رفته است.

در هنگام ثبت به وسیله TCD، عواملی مانند حرکت پروب و سرفه باعث ایجاد آرتیفکت با دامنه‌ی زیاد در سیگنال داپلر می‌شود که شناسایی آن را از آمبولی دشوار می‌کند. در حال حاضر نقطه‌ی ضعف اصلی TCD، عدم امکان جداسازی مناسب آمبولی و آرتیفکت می‌باشد. به‌طور معمول تشخیص آمبولی توسط فرد متخصص و با گوش‌دادن به صدای داپلر اولتراسوند و نگاه‌کردن به سونوگرام صورت می‌گیرد. صرف وقت زیاد و همچنین احتمال خطای فرد، انگیزه‌های اصلی طراحی و پیاده‌سازی سیستمی است که بتواند وقوع آمبولی را به طور خودکار تشخیص دهد.

- بهبود کیفیت تعیین خودکار آمبولی به دو عامل زیر وابسته است:
- روشی مناسب در پردازش سیگنال که شدت نسبی نسبت آمبولی به خون زمینه یا EBR[2] را افزایش دهد. علاوه بر آن استخراج ویژگی‌هایی با بیشترین اطلاعات از دید دسته‌بند سیگنال نیز در این مرحله مورد نظر می‌باشد.
- یک الگوریتم دسته‌بندی که با استفاده از ویژگی‌های سیگنال داپلر، آمبولی و آرتیفکت را افتراق دهد.

محور اصلی بیشتر تحقیقات انجام شده در این زمینه، بر پایه‌ی بهبود یکی یا هر دو مرحله‌ی فوق بوده است.

در مقاله‌ی [۳] دو روش پردازشی مبتنی بر فرکانس و مبتنی بر تبدیل موجک مقایسه است. در این مقاله بر برتری تبدیل موجک در قدرت تفکیک زمانی و تمرکز زمانی تأکید شده است.

کمنی و همکارانش به کمک FFT ۱۲۸ نقطه‌ای با ۷۵٪ هم‌پوشانی و شبکه عصبی رو به جلوی سه لایه به عنوان دسته‌بند، فقط قادر به شناسایی آرتیفکت‌هایی قوی (بیش از ۱۰dB) می‌باشد. در این مقاله، آسیب‌پذیری ویژگی‌های استخراج شده نسبت به نویز، حساسیت سیستم را نسبتاً پایین آورده است. [۴]

در مقاله‌ی [۵] با محاسبه‌ی بهترین نوع پنجره، بهترین اندازه‌ی پنجره و بهترین نرخ هم‌پوشانی از STFT استفاده شده است. آن‌ها بهترین قدرت تفکیک را با پنجره‌های همینگ و هنینگ(یا بارتلت)و حداقل به‌اندازه‌ی ۶۴ نقطه و با نرخ هم‌پوشانی حداقل ۵۵٪ گزارش کرده‌اند.

اعتبار این نتایج کاملاً به داده‌های مورد بررسی و اطلاعات پیشین مورد استفاده وابسته می‌باشد.

در مقاله‌ی [۶] از آشکارساز Chirp-CW استفاده شده است که انطباق بهتری با شکل سیگنال آمبولی دارد. نتایج ارائه شده در این مقاله برای داده‌های ساختگی نشان می‌دهد که روش پیشنهادی مقاله نسبت به STFT و موجک به نتایج بهتری رسیده است. از لحاظ پیچیدگی محاسباتی، این روش نسبت به دو روش دیگر به مراتب پیچیده‌تر می‌باشد و لذا برای پردازش‌های زمان حقیقی[3] به‌کار گرفته نمی‌شود.

در مقاله‌ی [۷] از مقایسه‌ی روش مبتنی بر تبدیل موجک پیوسته با روش‌های مبتنی بر FFT و مدل AR برای آنالیز سیگنال داپلر اولتراسوند، چنین نتیجه‌گیری شده است که روش مبتنی بر تبدیل موجک، از لحاظ قدرت تفکیک طیفی، تخمین بهتری را از طیف سیگنال به‌دست می‌دهد و شکل جریان را بهتر نشان می‌دهد.

در مقاله‌ی [۸] روش‌های بردار ویژه با روش‌های متداول و روش‌های مبتنی بر مدل، مورد مقایسه قرار می‌گیرد.

در مقاله‌ی [۹] روش‌های غیرپارامتری و پارامتری برای شناسایی سیگنال آمبولی (ساختگی) مورد بررسی قرار گرفته است. از STFT، تبدیل ویگنر-ویل[4]، و تبدیل موجک مورلت[5] به‌عنوان روش‌های غیرپارامتری برای شناسایی داپلر اولتراسوند و به‌عنوان یک روش پارامتری از یک مدل AR مرتبه‌ی ۲ اصلاح شده برای مدل‌سازی سیگنال زمینه‌ی داپلر اولتراسوند استفاده شده است. در روش پارامتری، ناپیوستگی‌ها و تغییرات ناگهانی سیگنال تشخیص داده می‌شوند و پارامترهای مدل به‌صورت تطبیقی با استفاده از روش ALS (Adaptive Least Square Method) تنظیم می‌شوند. در لحظه‌ی پدید آمدن ناپیوستگی‌ها و تغییرات ناگهانی در سیگنال، خطای مدل به‌صورت لحظه‌ای زیاد می‌شود که پس از مدتی دوباره مدل خود را اصلاح می‌کند. از آنجا که آمبولی به‌صورت یک سیگنال گذرا ظاهر می‌شود، می‌توان از روی محل تغییرات ناگهانی خطای مدل و یا ضرایب، محل وقوع آمبولی را مشخص کرد. در این مطالعه برای روش پارامتری براساس یک آستانه‌گیری ثابت ویژگی‌های سیگنال استخراج شده و در شرایط EBR=3, 6, 8, 10dB و داده‌های ساختگی مقاله، مقایسه با روش‌های غیرپارامتری انجام می‌شود. نتایج شبیه‌سازی‌ها نشان می‌دهد که روش پیشنهادی مقاله در عمل بسیار مؤثر بوده و در

[1] Noninvasive
[2] Embolus-to-Blood Ratio
[3] Real time
[4] Wigner-Ville
[5] Morlett

[Downloaded from jsdp.rcisp.ac.ir on 2026-11-22]

مواردی، خیلی بهتر از روش‌های غیرپارامتری عمل کند.

در مقاله‌ی [۱۰] از یک موجک دابیچیز درجه‌ی هشتم برای پردازش سیگنال و استخراج ویژگی و نیز برای آشکارسازی آمبولی از یک سیستم تصمیم‌گیری مبتنی بر منطق فازی استفاده شده است. ضرایب جزئی موجک به صورت مستقل بازسازی و یک سری مقادیر آماری ساده مثل مقدار بیشینه، واریانس و توان لحظه‌ای مقیاس بازسازی شده محاسبه شده‌اند. نتایج تحقیق آن‌ها نشان می‌دهد که سیگنال آمبولی در مقیاس‌های پایین (۲، ۳ و ۴) و آرتیفکت در مقیاس‌های بالا (۵، ۶ و ۷) و لکه‌های داپلر در مقیاس ۱ و ۲ و ۳ تمرکز دارند. علاوه بر آن، در این مطالعه‌ی اثر نویز سفید گوسی نیز مورد ارزیابی قرار گرفته است و نتایج مطالعه‌ی آن‌ها نشان می‌هد که با افزایش مقیاس توان نویز و واریانس آن کاهش می‌یابد، که البته این نتیجه برای سیستم آشکارسازی آمبولی مورد انتظار می‌باشد.

در مقاله‌ی [۱۱] از تبدیل موجک برای فیلتر کردن و از ضرایب AR به‌عنوان ویژگی و از یک شبکه‌ی عصبی برای تشخیص سیگنال آمبولی از آرتیفکت استفاده کرد.

کوامه و همکارانش از ترکیب مدل‌سازی پارامتری AR و دسته‌بند شبکه عصبی فازی تطبیقی[1] برای شناسایی میکروآمبولی‌های کوچک استفاده کردند. [۱۲]

ژانگ و همکارانش از بسط چیرپلت تطبیقی[2] برای بازنمایی سیگنال TCD استفاده کرده‌اند. [۱۳]

در مقاله‌ی [۲۴] از مدل پنهان مارکف (HMM) و در مقاله [۲۶] از ماشین‌های بردار پشتیبان (SVM) برای تفکیک آمبولی از آرتیفکت استفاده شده است.

از آنجا که تشخیص آمبولی از طریق داپلر اولتراسوند روش شناخته شده‌ای است، و از طرفی موفقیت‌های به دست آمده در طراحی یک سیستم تشخیص خودکار آمبولی با چالش‌های فراوانی روبرو است، توجّه به تحقیقات پایه‌ای از اهمیت ویژه‌ای برخوردار است. هر چند در طی سال‌های اخیر تحقیقات نسبتاً زیادی در این زمینه صورت پذیرفته است، لیکن هنوز سؤالات مهم و اساسی مطرح است. از جمله‌ی این که آیا می‌توان ویژگی‌های بهتری از سیگنال استخراج کرد که از میزان تفکیک‌پذیری بیشتری برخوردار باشد؟ همچنین آیا روش‌های دیگری به جز روش‌های متداول وجود دارد که بتواند آمبولی را از آرتیفکت بهتر تفکیک کند؟

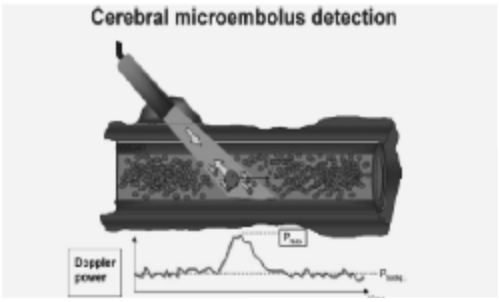
در این تحقیق در گام اول ویژگی‌های ضرایب موجک، آنتروپی موجک، بُعد فرکتالی سیگنال و ویژگی Besov سیگنال استخراج می‌شود. این ویژگی‌های اخیر قادرند خواص کل سیگنال را منعکس کنند و برای تفکیک آمبولی از آرتیفکت مناسب هستند؛ سپس از آنجا که وقوع آمبولی در سیگنال داپلر یک فرآیند تصادفی است، از HMM برای مدل‌سازی استفاده می‌شود. به‌همین منظور از HMMهای مختلف برای مدل‌سازی رفتار آمبولی و آرتیفکت و سیگنال زمینه آموزش داده شد. تصمیم‌گیری در HMM براساس مدلی با بیشترین درست‌نمایی[3] صورت می‌گیرد.

در بخش نتایج تجربی علاوه بر انجام آزمایش با HMM، آزمایشی به کمک شبکه‌ی عصبی فازی تطبیقی نیز صورت می‌پذیرد و نتایج با یکدیگر مقایسه شده است.

۲- اصول کار TCD و داده‌های آمبولی:

شکل (۱) نمایی از یک آمبولی و شناسایی آن با امواج داپلر را نشان می‌دهد. دستگاه TCD با استفاده از امواج اولتراسونیک، در اندازه‌گیری میزان جریان خون در عروق، کاربرد گسترده‌ای دارد. از این دستگاه می‌توان برای تشخیص آمبولی‌های سرگردان در دستگاه گردش خون نیز بهره جست. [۵]

با عبور میکروآمبولی‌ها از مقابل پروب TCD در سیگنال آن ناهنجاری‌هایی ایجاد می‌شود. این ناهنجاری، سیگنال-هایی متفاوت با سیگنال‌های تولید شده توسط گلبول‌های قرمز خون ایجاد می‌کند. به‌طور معمول، تشخیص آمبولی توسط فرد متخصص و با گوش دادن به صدای داپلر اولتراسوند و نگاه کردن به سونوگرام صورت گیرد. به دلیل احتمال وجود خطای انسانی، این کار به کندی صورت می‌گیرد. به دلیل احتمال وجود خطای انسانی، این کار به کندی صورت می‌پذیرد.



شکل ۱) آشکارسازی میکروآمبولی مغزی با استفاده از اولتراسوند داپلر که نشان دهنده افزایش توان اولتراسوند بازگشتی ناشی از آمبولی می‌باشد.

اصول کار TCD، برپایه‌ی آشکارسازی یک فاز متعامد و

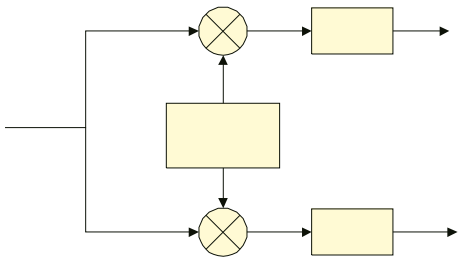
[1] ANFIS
[2] Adaptive Chirplet expansion
[3] Maximum likelihood

[Downloaded from jsdp.rcisp.ac.ir on 2026-11-22]

جریان رفت و برگشت می‌باشد که در ادامه به شرح آن پرداخته می‌شود.

۲-۱- آشکارسازی فاز متعامد و جریان رفت و برگشت

شکل (۲) نمودار جعبه‌ای آشکارسازی فاز متعامد را نشان می‌دهد. از این روش به‌صورت گسترده‌ای در آشکارسازی اطلاعات جهت، استفاده می‌شود و برای آشکارسازی دقیق سیگنال آمبولی نیز از این روش استفاده می‌شود که اطلاعات جهت را در خود حفظ کند.



شکل ۲) آشکارسازی فاز متعامد.]۱۴[

سیگنال داپلر برگشتی با استفاده از دو سیگنال مرجع که ۹۰ درجه اختلاف فاز بین آن‌ها وجود دارد، دمدوله می‌شود. مؤلفه‌های فرکانسی بالا با فیلتر پایین‌گذر حذف می‌شوند و خروجی در محدوده فرکانسی شنوایی قرار می‌گیرد؛ با این عمل یک سیگنال متعامد مختلط متشکل از بخش حقیقی و موهومی[1] (هم‌فاز و متعامد) مؤلفه‌های سیگنال داپلر ایجاد می‌شود. اطلاعات جهت، در روابط فاز بین این مؤلفه‌ها نهفته می‌باشد. [۱۵]

در خون داخل رگ، اجزای مختلفی با اندازه‌های مختلف و سرعت‌های مختلف در حرکت می‌باشند و سیگنال دریافتی توسط پروب، حاصل جمع اثر بازتاب سیگنال فرستاده شده توسط هر یک از این ذرات می‌باشد. معمولاً برای مشاهده‌ی جریان خون از طیف سیگنال استفاده می‌شود.

خروجی دستگاه داپلر اولتراسوند به‌صورت مؤلفه‌های هم‌فاز و متعامد[2] می‌باشد. برای مشاهده‌ی جریان‌های رفت و برگشت از روی آن‌ها، سیگنال $x(t)$ را به‌صورت زیر تشکیل می‌دهیم:

$$x(t) = i_f(t) + j\,q_f(t)$$

با رسم اسپکتروگرام $(x\ t)$، سرعت ذرات مختلف درون خون در زمان‌های مختلف به‌دست می‌آید. فرکانس‌های مثبت مربوط به جریان‌های رفت و فرکانس‌های منفی مربوط به جریان‌های برگشت می‌باشند. (در حالت طبیعی جریان برگشت نسبت به جریان رفت مقدار ناچیزی است) برای جدا کردن سیگنال رفت و برگشت از فیلترهای غیرمتقارن استفاده می‌کنیم.

۲-۱- داده‌های آمبولی

برای تحلیل و پردازش، از ثبت‌هایی که توسط *آذرپژوه* و همکارانش در بیمارستان ملبورن استرالیا انجام گرفته، استفاده شده است. [۲] داده‌های مورد استفاده در این تحقیق داده‌هایی هستند که به‌وسیله دستگاه TCD مدل DWL ساخت کشور آلمان، از بیماران مختلف با سربند[3] روی رگ مغزی میانی به صورت یک طرفه به سمت رگ کاروتید با یک سیستم تجاری قابل دسترس و ترانسدیوسر دو مگا هرتز ثبت شده است. به هنگام ثبت، توسط یک هدست ترانسدیوسر در محل مورد نظر ثابت نگه داشته شده است. ثبت‌ها بر روی یک نوار صوتی دیجیتال ذخیره و به یک کامپیوتر انتقال داده شده است. تمام ثبت‌ها به فرمت دو طرفه می‌باشند. همه‌ی پردازش‌های صورت گرفته بعد از دمدولاسیون جهت‌دار که در بخش (۲-۱) به آن اشاره شد، انجام می‌گیرد. در حقیقت به‌جای استفاده از داده‌های RF خام که به وسیله‌ی ترانسدیوسر ۲ مگاهرتز گرفته شده، از این سیگنال با فرکانس ۸ کیلوهرتز نمونه‌برداری می‌شود.

این ثبت‌ها، مربوط به بیمارانی با مشکلات مختلف طبی از جمله تنگی کاروتید روبرو می‌باشد. [۲] این داده‌ها توسط چندین گروه تحقیقاتی استفاده شده و معتبر می‌باشند.

۳- استخراج ویژگی:

به‌طور کلی روش‌های پردازش سیگنال (و استخراج ویژگی) به دو گروه روش‌های غیرپارامتری و روش‌های پارامتری تقسیم می‌شوند. تبدیل فوریه گسسته (یا DFT[4])، تبدیل فوریه زمان کوتاه (یا STFT[5])، ضرایب MFCC، تبدیل وینگر-ویل[6]، تبدیل موجک، تبدیل CW-Chirp، هسته *Cohen*، تبدیل Karhunen-Loeve و فیلتر تطبیقی از مهترین روش‌های غیرپارامتری و AR[7]، نظریه‌ی آماری معکوس[8] و SVD[9]

[1] Imaginary
[2] in-phase/quadrature

[3] Headframe
[4] Wigner-Ville
[5] Short-Time Fourier Transform
[6] Wigner-Ville
[7] Auto Regressive
[8] Statistical inverse theory
[9] Singular Value Decomposition

[Downloaded from jsdp.rcisp.ac.ir on 2026-11-22]

از مهمترین روش‌های پارامتری می‌باشند که در مقالات، مورد استفاده قرار گرفته است.

ما از تبدیل موجک، آنتروپی، بعد فرکتالی و فضای Besov به عنوان ویژگی استفاده خواهیم کرد. [۲۳]

۳-۱- تبدیل موجک:

یکی از روش‌هایی که در تجزیه و تحلیل سیگنال‌های غیرایستان[1] بسیار مورد توجه قرار گرفته، تبدیل موجک است. تبدیل موجک هم موقعیت زمانی و هم خواص فرکانسی رویدادهای موجود در سیگنال مورد بررسی را با دقت بالایی حفظ می‌کند و این امر دلیل برتری این تبدیل بر تبدیل فوریه کوتاه مدت است که در آن افزایش دقت در هر یک از حوزه‌های زمان یا فرکانس موجب کاهش دقت در حوزه‌ی دیگر می‌گردد. تبدیل موجک سیگنال تابع دو متغیر مقیاس و موقعیت است. هر مقیاس خاص، باند فرکانسی خاصی را دربرمی‌گیرد و هر موقعیت مشخص، محدوده زمانی مشخصی را شامل می‌شود. [۷]

در تبدیل موجک شباهت سیگنال، با تابع موجک مادر (انتقال یافته و اتساع یافته) محاسبه می‌شود. به‌همین دلیل ضرایب موجک می‌توانند به نوعی توصیف‌کننده مشخصات سیگنال تلقی شوند. در این تحقیق از موجک دابیچز مرتبه‌ی ۸ استفاده شده و چون سیگنال آمبولی در مقیاس‌های دوم و سوم و چهارم بیشتر نمایان گردیده و آرتیفکت‌ها در مقیاس‌های بالاتر نمایان می‌شود، لذا این سه مقیاس به‌عنوان ویژگی‌های برتر برای آموزش مدل مورد استفاده قرار گرفته است. در شکل (۳) مقیاس‌های دوم و سوم و چهارم سیگنال آمبولی و آرتیفکت دیده می‌شود.

۳-۲- آنتروپی[2]:

در نگاه اول سیگنال داپلر مانند یک سیگنال شبه نویز به نظر می‌رسد، امّا در واقعیت سیگنالی با درجاتی از نظم می‌باشد. حال وقوع آمبولی و یا آرتیفکت در سیگنال داپلر، این میزان نظم و یا به عبارتی میزان پیچیدگی سیگنال را بر هم می‌زند. لذا براساس این مفهوم، آنتروپی ویژگی مناسبی می‌باشد. [۲۳]

۳-۲-۱- آنتروپی شانون[3]:

در نظریه‌ی اطلاعات، شانون آنتروپی را این چنین تعریف می‌کند:

$$H = -\sum_i P_i \log_2 P_i \qquad (۱)$$

در تعریف وی، آنتروپی معیاری از گستردگی اطلاعات است. اگر توزیع داده یکنواخت باشد مقدار آنتروپی، حداکثر و برای داده‌های دارای پیک، کمترین مقدار به دست می‌آید.

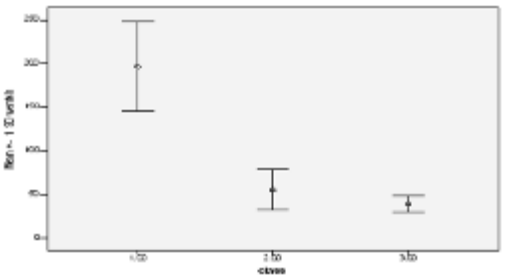
می‌توان آنتروپی را برای سیگناهای حوزه‌ی زمان، فرکانس و زمان- فرکانس محاسبه کرد. در حوزه‌ی فرکانس، آنتروپی شانون با اعمال به طیف توان سیگنال به فرم زیر بیان می‌شود:

$$SEN = \sum P_i \log_2 P_i / \log_2 N \qquad (۲)$$

که P_i دامنه‌ی مؤلفه‌ی فرکانسی iام و N تعداد نمونه‌های سیگنال است؛ اگر طیف توان، توزیع یکنواختی داشته باشد (طیف ناشی از نویز سفید) در آن صورت مقدار آنتروپی، ۱ و در حالتی که تنها شامل یک مؤلفه‌ی فرکانسی باشد، صفر خواهد شد. آنتروپی شانون حالت خاصی از سری آنتروپی‌هایی است که به آنتروپی رنیه[4] معروف می‌باشند:

$$REN = -a/(1-a)\sum_k \log_2 P_k^a \qquad (a \neq 1) \qquad (۳)$$

در اینجا ما از آنتروپی رنیه با a=-1 استفاده می‌کنیم. با این مقدار a، فرکانس‌های پایین تأثیر بیشتری در مجموع نهایی آنتروپی دارند. شکل (۴) میانگین و واریانس ویژگی آنتروپی شانون برای سیگنال‌های آرتیفکت، آمبولی و نرمال را نشان می‌دهد.



شکل ۴) میانگین و واریانس ویژگی آنتروپی شانون در سه دسته آرتیفکت (دسته ۱)، آمبولی (دسته ۲) و نرمال (دسته ۳)

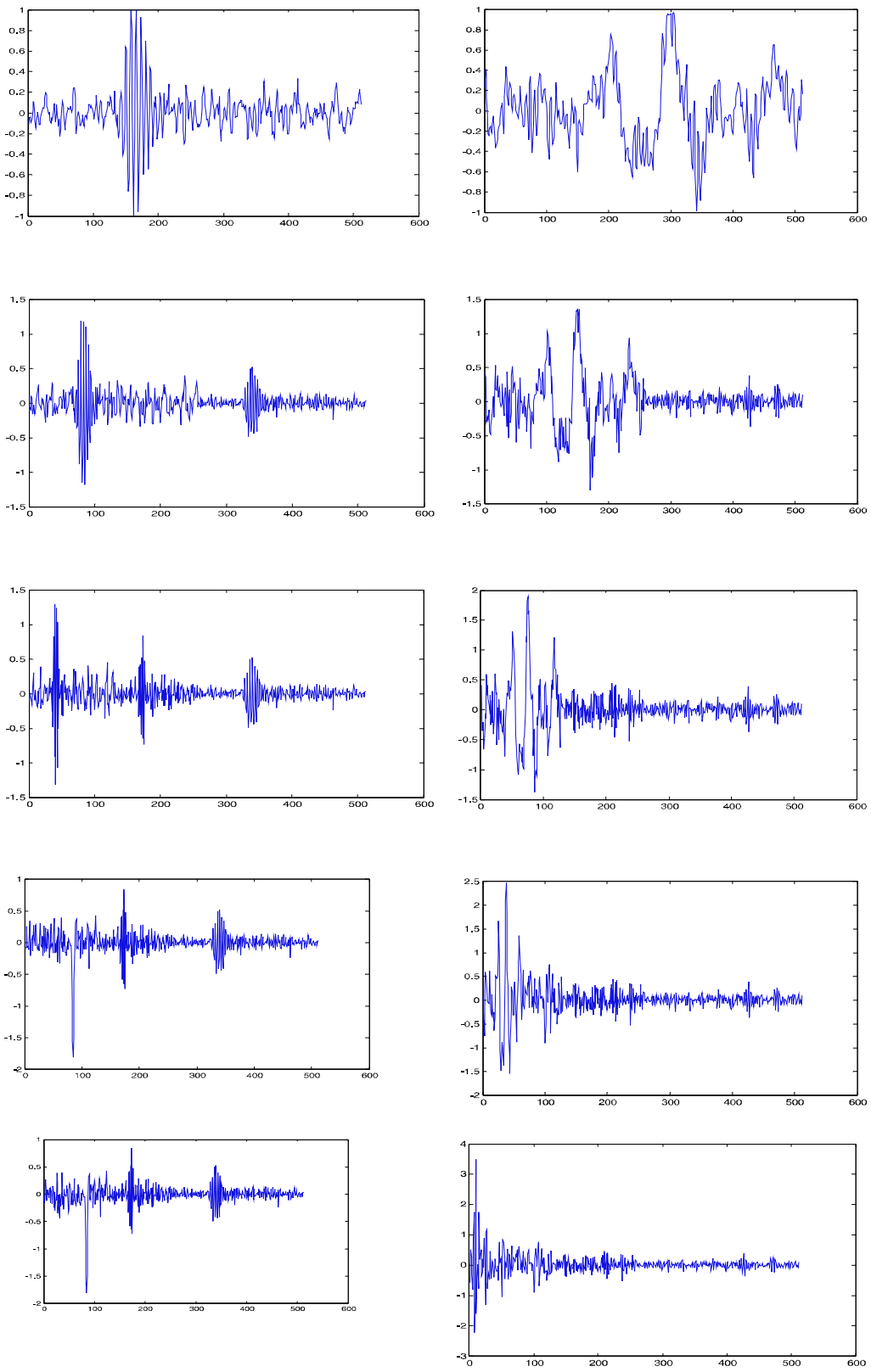
۳-۲-۲- آنتروپی تقریبی[5]:

سیگنال N نقطه‌ای $\{x(1), x(2), \cdots, x(N)\}$ را در نظر بگیرید. $APEN(m,r,N)$ آنتروپی تقریبی است که در آن m، طول پنجره و r، سطح آستانه می‌باشد.

قبل از محاسبه‌ی آنتروپی باید دو پارامتر m (طول بردارها) و انتخاب شوند. طول بردار از روی بردار داده‌ها

[1] Nonstationary
[2] Entropy
[3] Shannon
[4] Renyi
[5] Approximation Entropy (APEN)

[Downloaded from jsdp.rcisp.ac.ir on 2026-11-22]

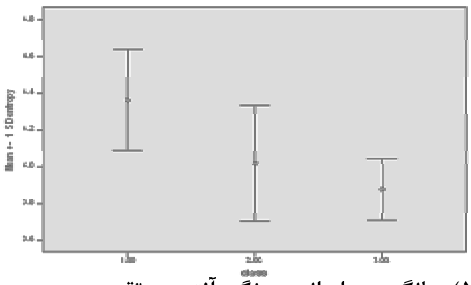


ب) الف)

شکل (۳) تجزیه موجک سیگنال داپلر در مقیاسهای اول، دوم، سوم و چهارم (به ترتیب از بالا تا پایین). الف) آرتیفکت ب) آمبولی.

[Downloaded from jsdp.rcisp.ac.ir on 2026-11-22]

مشخص می‌باشد و مقدار r متناسب با انحراف معیار سیگنال انتخاب می‌شود. [۱۶]



شکل ۵) میانگین و واریانس ویژگی آنتروپی تقریبی در سه دسته آرتیفکت (دسته ۱)، آمبولی (دسته ۲) و نرمال (دسته ۳)

آنتروپی تقریبی، تابعی از طول بردار اولیه، سطح آستانه و نوع سیگنال است. آنتروپی تقریبی معیاری از درجه‌ی تولید الگوی جدید در سیگنال است. به‌عنوان نمونه، وقتی از طول بردار ۳ به ۲ می‌رویم، درصورتی که سیگنال متناوب باشد، مقدار کمتری برای این آنتروپی به دست می‌آید تا وقتی که سیگنال نویز سفید باشد. شکل (۵) میانگین و واریانس ویژگی آنتروپی تقریبی برای سیگنال‌های آرتیفکت، آمبولی و نرمال را نشان می‌دهد.

۳-۲-۳- آنتروپی موجک[1]:

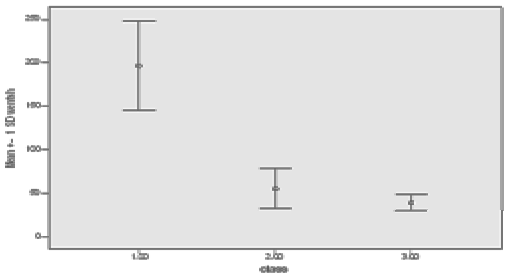
تعریف آنتروپی موجک بسیار شبیه تعریف آنتروپی در نظریه-ی اطلاعات و یا آنتروپی طیفی در پردازش سیگنال‌ها می‌باشد. در آنتروپی موجک، از ضرایب تبدیل موجک برای محاسبه آنتروپی استفاده می‌شود. به‌همین دلیل این روش برای سیگنال‌هایی مانند سیگنال داپلر که به سرعت تغییر حالت داده و شدیداً غیر ایستان هستند، مناسب می‌باشد. استفاده از پنجره‌هایی با طول متغیر و قدرت تفکیک زمانی- فرکانسی بهتر از مزایای این روش می‌باشد. [۱۷]

ضرایب به دست آمده برای سیگنال داپلر شامل حالت نرمال، آمبولی و آرتیفکت، نشان‌دهنده‌ی این است که این معیار رابطه‌ی مستقیم با میزان نظم و یا بی‌نظمی سیگنال دارد (شکل ۶)

مقدار این ضریب برای حالت نرمال کمتر، برای آمبولی، کمی بیشتر و برای آرتیفکت، بیشتر از مقدار آمبولی به دست آمد. به همین دلیل این ویژگی برای تفکیک آمبولی از آرتیفکت مناسب بود. این نتایج نشان داد که WE را می‌توان به‌عنوان معیاری برای ارزیابی رفتار سیگنال برای اندازه‌گیری و کمّی‌سازی میزان نظم و یا پیچیدگی سیگنال

[1] Wavelet Entropy

استفاده کرد. مزیت این روش عدم نیاز به فرض ایستانی سیگنال می‌باشد.



شکل (۶) میانگین و واریانس ویژگی آنتروپی موجک در سه دسته آرتیفکت (دسته ۱)، آمبولی (دسته ۲) و نرمال (دسته ۳).

با بررسی اشکال ۴، ۵ و ۶ دیده می‌شود آنتروپی موجک ویژگی مناسبی برای جداسازی آرتیفکت است.

۳-۳- بُعد فرکتالی:

یکی از خواص مهم و جالب توجّه فرکتال‌ها، بُعد آن‌ها می‌باشد. بُعد فرکتال‌ها به کمک هندسه‌ی کلاسیک غیرقابل تعریف است. به‌طور کلی بُعد اندازه‌ای است که توسط ابزارهای مختلف به‌دست می‌آید و ممکن است برای یک مجموعه‌ی خاص، اعداد مختلفی به‌دست آید. بُعد فرکتال یک ویژگی سراسری است و خصوصیات کلی یک سیگنال را منعکس می‌کند.

تعریف بُعد این گونه است: بُعد عبارت است از یک توصیف برای یک مجموعه که این مجموعه چه مقدار از فضا را پر می‌کند. ابزارهای محاسبه بُعد زیاد هستند، در این تحقیق ما از روش شمارش جعبه‌ای[2] برای محاسبه بُعد استفاده می‌کنیم. [۱۸]

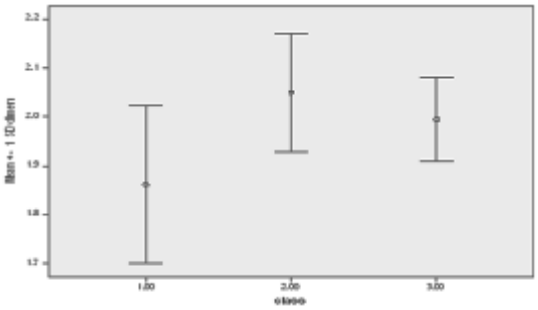
بُعد فرکتال سیگنال داپلر به نوعی پیچیدگی سیگنال را نشان می‌دهد. در این مقاله، بُعد فرکتال سیگنال داپلر به روش شمارش جعبه‌ای محاسبه شده است. شکل (۷) میانگین و واریانس بعد فرکتال برای سیگنال‌های آرتیفکت، آمبولی و نرمال را نشان می‌دهد

۳-۴- فضای Besov:

در نظریه‌ی تقریب، طرح‌های مختلف تقریب یک سیگنال را در فضای پایه‌های متعامد[3] مورد مطالعه قرار می‌گیرد. می‌توان در فضای Besov کارآیی تقریب غیرخطی موجک را مورد توجّه قرار داد.[۱۹]

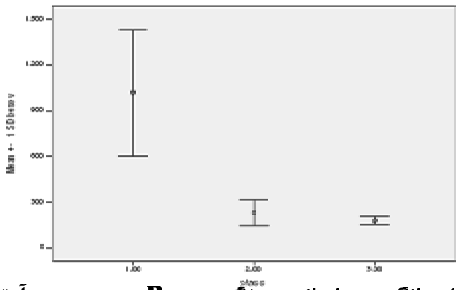
[2] Box Counting
[3] Orthogonal basis

[Downloaded from jsdp.rcisp.ac.ir on 2026-11-22]



شکل ۷) میانگین و واریانس ویژگی بُعد فرکتال در سه دسته آرتیفکت (دسته ۱)، آمبولی (دسته ۲) و نرمال (دسته ۳)

شکل (۸) مقدار متوسط و واریانس ویژگی فضای Besov را نشان می‌دهد. هر چند این ویژگی برای جداسازی آرتیفکت از آمبولی مناسب است، ولی برای تشخیص آمبولی از حالت نرمال مناسب نیست.



شکل ۸) میانگین و واریانس ویژگی Besov در سه دسته آرتیفکت (دسته ۱)، آمبولی (دسته ۲) و نرمال (دسته ۳).

۳-۵- نتایج تحلیل آماری داده‌ها براساس ویژگی‌های آنتروپی و آنتروپی موجک و بُعد فرکتال:

جداول ۱، ۲ و ۳ نتایج ناشی از اجرای آنالیز تفکیکی قدم به قدم را با استفاده از نرم‌افزار آماری SPSS برای تفکیک آمبولی از آرتیفکت و حالت نرمال نشان می‌دهند. برای محاسبه‌ی میزان تفکیک داده‌های آزمون از روش LOO بهره برده شده است.

در روش LOO، در هر مرحله یک داده به‌عنوان داده‌ی آزمون جدا شده و آموزش با تمام نمونه‌های دیگر انجام می‌شود و پس از آموزش تابع تفکیک، میزان تفکیک با داده‌ی آزمون، آزمایش می‌شود و این کار برای تمام داده‌ها تکرار می‌شود. همان‌طور که مشاهده می‌شود، بیشترین میزان تفکیک برای داده‌های آموزش و آزمون برای ویژگی‌های آنتروپی به دست آمده است.

جدول ۱) نتایج آنالیز تفکیکی قدم به قدم و روش LOO بر روی مجموعه ویژگیهای آنتروپی و آنتروپی موجک و میزان تفکیک آن [b, c]

		Class	Predicted Group Membership 1.00	2.00	3.00	Total
Original	Count	1.00	39	3	0	42
		2.00	0.	29	13	42
		3.00	0.	13	29	42
	%	1.00	92.9	7.1	0	100.0
		2.00	0.	69.0	31.0	100.0
		3.00	0.	31.0	69.0	100.0
Cross-validated [a]	Count	1.00	37	5	0.	42
		2.00	0.	29	13	42
		3.00	0.	13	29	42
	%	1.00	88.1	11.9	0.	100.0
		2.00	0.	69.0	31.0	100.0
		3.00	0.	31.0	69.0	100.0

a. Cross validation is done for those cases in the analysis. In cross validation, each case is classified by the function derived from all cases other than the case.
b. 77.0% of original grouped cases correctly classified.
c. 75.4% of cross-validated grouped cases correctly lassified.

جدول ۲) نتایج آنالیز تفکیکی قدم به قدم و روش LOO بر روی مجموعه ویژگیهای فرکتال و میزان تفکیک آن [b, c].

Class			Predicted Group Membership 1.00	2.00	3.00	Total
Original	Count	1.00	36	3	3	42
		2.00	0.	23	19	42
		3.00	0.	14	28	42
	%	1.00	85.7	7.1	7.1	100.0
		2.00	0.	54.8	45.2	100.0
		3.00	0.	33.3	66.7	100.0
Cross-validated [a]	Count	1.00	34	5	3	42
		2.00	0.	23	19	42
		3.00	0.	14	28	42
	%	1.00	81.0	11.9	7.1	100.0
		2.00	0.	54.8	45.2	100.0
		3.00	0.	33.3	66.7	100.0

a. Cross validation is done for those cases in the analysis. In cross validation, each case is classified by the function derived from all cases other than the case.
b. 69.0% of original grouped cases correctly classified.
c. 67.5% of cross-validated grouped cases correctly classified.

[Downloaded from jsdp.rcisp.ac.ir on 2026-11-22]

جدول ۳) نتایج آنالیز تفکیکی قدم به قدم و روش LOO بر روی مجموعه ویژگیهای فرکتال و آنتروپی و آنتروپی موجک و میزان تفکیک آنها [b, c]..

		Class	Predicted Group Membership 1.00	2.00	3.00	Total
Original	Count	1.00	41	0	1	42
		2.00	0.	23	19	42
		3.00	0.	11	31	42
	%	1.00	97.6	0	2.4	100.0
		2.00	0.	54.8	45.2	100.0
		3.00	0.	26.2	73.8	100.0
Cross-validated[a]	Count	1.00	41	0	1	42
		2.00	0.	23	19	42
		3.00	0.	11	31	42
	%	1.00	97.6	0	2.4	100.0
		2.00	0.	54.8	45.2	100.0
		3.00	0.	26.2	73.8	100.0

a. Cross validation is done for those cases in the analysis. In cross validation, each case is classified by the function derived from all cases other than the case.
b. 75.4% of original grouped cases correctly classified.
c. 75.4% of cross-validated grouped cases correctly lassified.

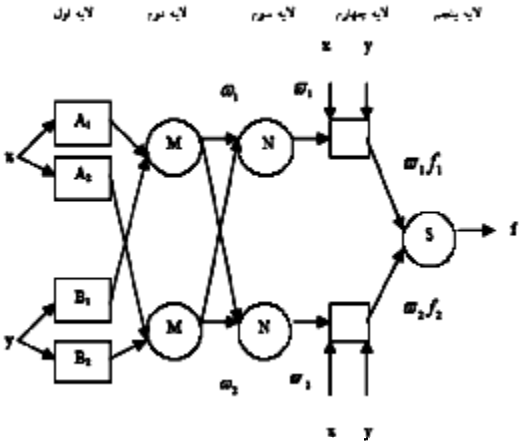
۴- دسته‌بندی:

۴-۱- شبکه‌ی عصبی فازی تطبیقی:

شبکه‌ی عصبی فازی تطبیقی، یک مدل فازی سوگینو در چهارچوب یک سیستم تطبیقی است. ساختار ANFIS به‌گونه‌ای است که وابستگی آن را به دانش خبره، کمتر ساخته است. برای بیان ساختار ANFIS دو قانون if-then فازی را که بر پایه‌ی مدل سوگینوی درجه‌ی اوّل است در نظر می‌گیریم:

Rule 1:
if (x is A_1) and (y is B_1)
then ($f_1=p_1x+q_1x+r_1$) (۴)
Rule 2:
if (x is A_2) and (y is B_2)
then ($f_2=p_2x+q_2x+r_2$)

که x و y ورودی‌ها، A_i و B_i مجموعه‌های فازی، f_i خروجی‌های سیستم فازی می‌باشند و p_i و q_i و r_i پارامترهای طراحی هستند که در طی روند آموزش تعیین می‌شوند. ساختار ANFIS برای اجرای این دو قانون در شکل (۹) دیده می‌شود که دایره‌ها بیان‌کننده‌ی گره‌های ثابت و مربع‌ها گره‌های تطبیقی هستند.



شکل ۹) ساختار ANFIS.

در لایه‌ی اوّل، تمامی‌گره‌ها تطبیقی هستند و خروجی این لایه، درجه‌ی عضویت فازی ورودی‌ها است؛ در لایه‌ی دوم، گره‌ها ثابت بوده (گره‌های با برچسب M) و بیان می‌کنند که به‌عنوان یک ضرب کننده‌ی ساده عمل می‌کنند. در لایه‌ی سوم نیز گره‌ها ثابت بوده و با N نشان داده شده‌اند و در نقش نرمال‌کننده‌ی قدرت‌های آتش از لایه‌ی قبلی عمل می‌کند. در لایه‌ی چهارم، گره‌ها تطبیقی بوده و خروجی هر گره حاصل‌ضرب قدرت آتش نرمال شده و چندجمله‌ای درجه‌ی اوّل برای یک مدل سوگینوی درجه اول است. در لایه‌ی پنجم، یک گره‌ی ثابت با برچسب S می‌باشد که خروجی آن حاصل جمع سیگنال‌های ورودی به آن می‌باشد.

همان‌طور که شکل (۹) نشان می‌دهد، در ساختار *ANFIS* دو لایه‌ی تطبیقی وجود دارد (لایه‌ی اوّل و چهارم). یک الگوریتم ترکیبی، مرکّب از روش حداقل مربعات و کاهش گرادیان می‌تواند برای آموزش این شبکه به کار برده شود. این الگوریتم مرکب، از یک مسیر رو به جلو و یک مسیر رو به عقب ترکیب شده است. روش حداقل مربعات (مسیر رو به جلو) برای بهینه کردن پارامترهای تالی با پارامترهای مقدم ثابت به‌کار می‌رود. هنگامی‌که پارامترهای تالی بهینه پیدا شدند، بلافاصله مسیر رو به عقب شروع می‌شود. روش کاهش گرادیان (مسیر رو به عقب) برای تنظیم بهینه‌ی پارامترهای مقدم وابسته به مجموعه‌های فازی در دامنه‌ی ورودی به‌کار می‌رود. خروجی *ANFIS* با استفاده از پارامترهای تالی پیدا شده در مسیر روبه‌جلو محاسبه می‌شود. خطای خروجی نیز برای تنظیم پارامترهای مقدم، به‌وسیله‌ی الگوریتم بازگشتی استاندارد استفاده می‌گردد. ثابت شده است که این الگوریتم مرکب کارآیی بالایی در آموزش *ANFIS* دارد. [۲۰]

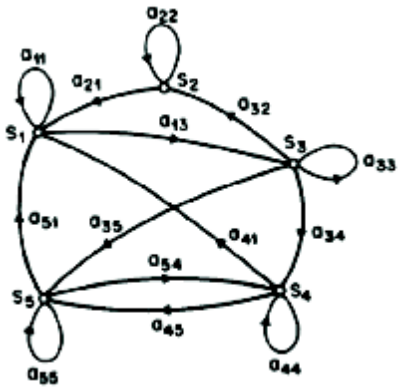
[Downloaded from jsdp.rcisp.ac.ir on 2026-11-22]

۴-۲- مدل مارکف پنهان:

HMM یک مدل تصادفی است که دنباله‌ای از مشاهدات را طی دو مرحله فرآیند تصادفی ایجاد می‌کند. در مرحله‌ی اول یک وضعیت براساس فرآیند مرتبه اول مارکف انتخاب شده و در مرحله بعد یک مشاهده براساس تابع احتمال تجمعی خاص انتخاب می‌شود. شکل (۱۰) تصویر یک مدل مارکف پنهان با ۵ حالت را نشان می‌دهد.

به‌کارگیری HMM به صورت مدل چپ به راست با مشاهده‌ی گسسته، از دو فاز تخمین و آزمایش تشکیل می‌شود. در فاز تخمین، مجموعه داده‌هایی که برای هر دسته در نظر گرفته شده توسط دنباله‌ی مشاهدات به دست آمده از سیگنال و براساس الگوریتم باوم-ولش[1] تخمین زده می‌شود [۲۱،۲۲]. این الگوریتم روش مؤثری جهت تخمین پارامترهای HMM براساس معیار بیشترین شباهت می‌باشد.

در فاز آزمایش مجموعه‌ای از داده‌ها را که برای مدل ناشناس هستند به هر یک از HMM داده و احتمال خروجی، محاسبه می‌شود. دسته‌ی مربوطه براساس مدلی با بیشترین احتمال فوق مشخص می‌شود. دنباله‌ی مشاهدات که در بالا به آن اشاره شد، همان ویژگی‌های استخراج شده‌ی سیگنال هستند.



شکل ۱۰) تصویر یک مدل مارکف پنهان با ۵ حالت.

۵- تشخیص آمبولی:

تاکنون روش‌های استخراج ویژگی بیان شد. در این بخش، از این ویژگی‌ها به‌عنوان ورودی‌های سیستم تشخیص دهنده استفاده می‌شود. در این تحقیق، در ابتدا یک شبکه‌ی ANFIS برای دسته‌بندی سیگنال داپلر مورد بررسی قرار می‌گیرد؛ سپس از آنجا که سیگنال داپلر دارای ماهیت احتمالی است، یک روش مبتنی بر احتمالات نیز پیشنهاد شده است. مدل پیشنهادی ما مدل مارکف پنهان است که از آن به‌منظور دسته‌بندی سه دسته‌ی آمبولی، آرتیفکت و نرمال استفاده می‌شود. در انتها نتایج حاصل از دسته‌بندی HMM با شبکه ANFIS مقایسه می‌شود.

برای ارزیابی کارآیی دسته‌بند به‌صورت زیر عمل شد: آمبولی‌ها به‌عنوان وقایع مثبت و غیرآمبولی‌ها به‌عنوان وقایع منفی در نظر گرفته می‌شوند. یک نتیجه‌ی مثبت صحیح، TP وقتی که یک دسته‌بند (مانند HMM) و متخصص (انسانی) هر دو رویداد را به‌عنوان آمبولی تشخیص دهند به‌دست می‌آید و به‌همین ترتیب نتایج مثبت غلط FP، منفی صحیح TN و منفی غلط FN نیز تعریف می‌شوند. TP مجموع کلیه نتایج صحیح مثبت است و همین‌طور FN، TN و FP نیز مجموع کلیه‌ی نتایج از نوع خود هستند. با استفاده از این تعاریف حساسیت و وضوح به صورت زیر تعریف می‌شوند.

$$\text{حساسیت} = (TP / (TP + FN) \times 100)$$
$$\text{وضوح} = (TN / (TN + FP) \times 100) \quad (۵)$$

درحقیقت حساسیت، مجموع کل آمبولی‌هایی است که توسط سیستم شناخته شده‌اند به کل داده‌های آمبولی در آن ثبت مورد نظر و وضوح، مجموع کل رویدادهای غیرآمبولی که توسط سیستم شناخته شده‌اند به کل رویدادهای غیرآمبولی است.

۵-۱- آشکارسازی آمبولی با شبکهٔ عصبی فازی تطبیقی:

مهمترین مسأله شبکه‌های ANFIS در این نکته است که در اثر افزایش تعداد ورودی‌ها، تعداد قوانین شبکه به‌صورت تصاعدی بالا می‌رود و درنتیجه در عمل نمی‌توان ورودی‌ها را از تعداد معینی بالاتر برد. لذا در بهترین حالت حداکثر از ۳ الی ۴ ویژگی بهینه به‌عنوان ورودی شبکه استفاده گردید و مدل ANFIS تحت آموزش قرار گرفت. با توجه به این که ویژگی‌های استخراج شده، زیاد بودند هر بار از یک شبکه‌ی ANFIS با یک مجموعه از ۳ الی ۴ ویژگی استفاده شد و نتایج ثبت گردید.

داده‌های موجود نیز به دو قسمت آموزشی و آزمایشی تقسیم گردید.

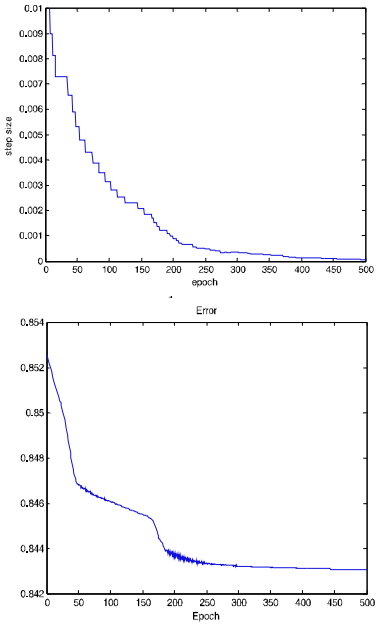
با دقّت در این مسأله که عملکرد مناسب ANFIS وابسته به اندازه‌ی داده‌های آموزش و آزمایش می‌باشد، لذا در این تحقیق تعداد داده‌های آموزش برای یادگیری مدل ANFIS ، ۵۲ و تعداد داده‌های آزمون جهت ارزیابی صحت[2] و

[1] Baum-Welch

[2] Accuracy

[Downloaded from jsdp.rcisp.ac.ir on 2026-11-22]

وضوح[1] ANFIS، ۳۲ قرار داده شد. همچنین مدل ANFIS از ۳ الی ۴ ویژگی به عنوان ورودی و تعداد تکرار برابر ۵۰۰ و با پارامتر طول گام برابر ۰/۰۱ با تعداد تابع عضویت برابر ۴ و از نوع گوسی در نظر گرفته شد و شبکه با استفاده از نرم‌افزار Matlab 7.1 آموزش داده شد. (شکل ۱۱)



شکل ۱۱) یادگیری ANFIS الف) تطبیق پارامتر طول گام.

ب) خطای آموزش

در نهایت با استفاده از گروه ویژگی (آنتروپی موجک، بعد فرکتال و Besov) در بهترین حالت به درصد تفکیک در داده‌های آموزشی و آزمایشی و با توجه به نتایج جدول (۴) رسیدیم. به‌دلیل زیاد بودن تعداد ضرایب موجک و مشکل همگرایی در ANFIS نتوانستیم از این ویژگی استفاده کنیم. [۲۴]

۵-۲-آشکارسازی آمبولی با مدل مارکف پنهان:

از آنجا که وقوع آمبولی در سیگنال داپلر یک فرآیند تصادفی است، می‌توان از HMM برای مدلسازی آن استفاده کرد. [۲۵]

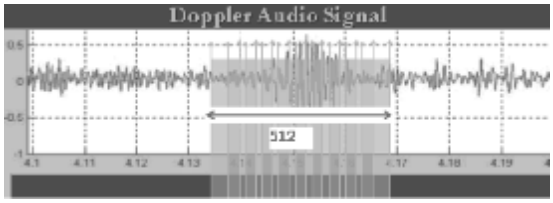
در این مطالعه برای آموزش HMM، از ۴۲ سیگنال آمبولی، ۴۲ سیگنال آرتیفکت و ۴۲ سیگنال نرمال استفاده شده است. از آنجا که سیگنال‌های داپلر به‌صورت سیگنال‌های صوتی استریو (یعنی یک جریان رفت و یک جریان برگشت)

[1] Specificity

هستند، برای هر دسته، دو HMM در نظر گرفته شد. بنابراین در مجموع از شش HMM برای دسته‌بندی سیگنال داپلر استفاده شد. هر HMM کار مدل‌سازی یک دسته از مجموعه دسته‌های آمبولی، آرتیفکت و نرمال را بر عهده دارد.

در اینجا، هر یک از HMMها دارای ۱۲ وضعیت ابتدایی بوده که براساس فرآیند مرتبه‌ی اول مارکف تخمین زده می‌شوند. در آموزش HMM، باید احتمالات انتقال و احتمالات خروجی متناسب با احتمال تولید تمام مشاهدات خروجی که در مجموعه مشاهدات آموزش قرار دارند، تعیین و بهینه شوند. با این کار احتمال این که داده‌های جدید نیز توسط مدل به‌درستی تشخیص داده شود، افزایش می‌یابد.

مجموعه‌های مختلفی از ویژگی‌های استخراج شده در نظر گرفتیم و مدل را تخمین زدیم. تعداد حالت‌های مدل، به‌منظور جواب بهینه برای ویژگی موجک برابر با ۱۲ و برای ویژگی‌های (آنتروپی، فرکتال) برابر با ۶ در نظر گرفته شد. تعداد حالت‌های بهینه به‌صورت سعی و خطا به دست آمده است. به‌منظور خروج از الگوریتم، مقدار حداقل خطای محاسبات ۰/۰۰۱ یا تکرار ۴۰ بار تعیین شد.



شکل ۱۲) عملکرد بر روی یک سیگنال نمونه، حاوی یک آمبولی.

برای بررسی کارآیی HMM، بخشی از سیگنال داپلر شامل چندین آمبولی انتخاب شد. این سیگنال به بازه‌های ۵۱۲ نمونه‌ای تقسیم می‌شود و به‌دلیل حذف اثر لبه از یک سوم هم‌پوشانی استفاده کردیم. در مرحله‌ی بعدی هر بازهٔ ۵۱۲ نمونه‌ای، به ۱۰ تکّه ۶۴ نمونه‌ای با در نظر گرفتن هم‌پوشانی یک سوم تقسیم شد. درنهایت از هر تکّه، بردار ویژگی را استخراج کردیم. شکل ۱۲ نحوهٔ انجام این کار را بر روی یک سیگنال نمونه که حاوی یک آمبولی است، را نشان می‌دهد.

جدول (۴) نتایج دسته‌بندی با استفاده از ANFIS.

گروه ویژگیهای استخراج شده	حساسیت	وضوح	صحت
Entropy-Dim-Wentropy	٪۷۸/۳	٪۸۲/۷	٪۷۹/۱
Wetropy-Besov-Wentropy sh	٪۷۵/۳	٪۸۱/۱	٪۷۸/۳
Wetropy- Entropy-BoxDim	٪۸۱/۲۵	٪۸۳/۲	٪۸۲/۳

[Downloaded from jsdp.rcisp.ac.ir on 2026-11-22]

جدول ۵) نتایج دسته‌بندی با استفاده از مدل مارکف پنهان.

وضوح	حساسیت	گروه ویژگیهای استخراج شده
٪۹۴/۷	٪۸۲/۳	Entropy-Dim-Wentropy
٪۸۹/۵	٪۸۵/۱	Wetropy-Besov-Wentropy sh
٪۹۱/۲	٪۸۳/۲۵	Wetropy- Entropy-BoxDim
٪۹۲/۷	٪۹۵/۳	موجک

هر مدل با تعداد حالت‌های متفاوت و ویژگی‌های متفاوت تخمین و آزمایش شده است و بهترین دقت دسته‌بندی در آن مدل خاص به‌عنوان بهترین نتیجه در نظر گرفته شده است. بهترین نتایج شناسایی آمبولی برای گروههای مختلف ویژگی‌های استخراج شده، در جدول (۵) آمده است.

۶- نتیجه‌گیری و بحث:

در این مقاله، جداسازی سیگنال آمبولی از نرمال و آرتیفکت در سیگنال داپلر اولتراسوند مورد بررسی قرار گرفت. بدین منظور ویژگی‌های تبدیل موجک، آنتروپی، بعد فرکتالی و فضای Besov از سیگنال داپلر استخراج شد و از دسته‌بندهای ANFIS و HMM برای تفکیک آن‌ها از یکدیگر استفاده شد.

ویژگی‌های آنتروپی، آنتروپی موجک و بعد فرکتال جهت جداسازی آمبولی از آرتیفکت، ویژگی‌های بسیار مناسبی هستند. در میان ویژگی‌های استخراج شده، بهترین نتایج مربوط به ضرایب موجک گسسته می‌باشد. آمبولی در مقیاس‌های دوم و سوم و چهارم موجک بیشتر ظاهر می‌شود و آرتیفکت در مقیاس‌های بالاتر ظاهر می‌گردد.

از نظر دسته‌بند هم می‌توان براساس آزمایش‌های صورت گرفته، چنین ادعا کرد که به‌کارگیری موجک به‌همراه HMM نسبت به ANFIS نتایج بهتری را به همراه دارد. با توجه به رفتار متمایز آمبولی از آرتیفکت در سیگنال داپلر، HMM برای تفکیک سیگنال آمبولی مناسب‌ترین دسته‌بند به نظر می‌رسد. حتی در زمان‌هایی که آرتیفکت بر روی سیگنال حاوی آمبولی سوار بود، این مدل توانست آمبولی را شناسایی نماید.

ویژگی مدل مارکف پنهان، در این مسأله است که چون در ابتدا وضعیت‌های ابتدایی مدل به صورت اتفاقی انتخاب می‌شوند، لذا در هر بار تخمین مدل، نتایج متفاوتی بروز می‌کرد. اما در حالتی که مدل، آموزش کافی را دیده باشد، در نتایج حاصل از دوره‌ی آزمایش تغییری ایجاد نشد.

در بیشتر مطالعات گذشته فقط از روش‌های معین برای شناسایی آمبولی استفاده شده ولی در این تحقیق یک روش اتفاقی[1] پیشنهاد شده است، که برای یافتن دینامیک پیچیده موجود در سیگنال مناسبتر است.

آرتیفکت‌های حاصل از حرکت پروب، بیشترین آرتیفکت‌های سیگنال را ایجاد می‌کنند، لذا با توجه به این که باید یک سیستم TCD در محیط واقعی مورد استفاده قرار گیرد، اگر بتوان این آرتیفکت‌ها را به‌وسیله‌ی حسگرهایی که در ابتدای پروب قرار می‌گیرند، شناسایی نمود، می‌توان به‌وسیله فیلترهای تطبیقی، آنها را حذف کرد و سیگنال بهتری را برای پردازش آماده نمود. درنتیجه بازده‌ی کار افزایش قابل ملاحظه‌ای خواهد داشت.

راه کار دیگر آن است که می‌توان تمام حالت‌هایی چون انواع مختلف آمبولی را که در سیگنال اولتراسوند موجود است به‌صورت HMM مدل‌سازی کرد و برای هر کدام مدل خاص خود را ایجاد نمود. در این تحقیق از سه مدل مارکف پنهان مختلف برای شناسایی آمبولی، آرتیفکت و حالت نرمال استفاده شده است، که با گسترش این مدل‌ها می‌توان تعداد حالت‌های مختلف موجود در سیگنال را بیشتر بررسی و تفکیک نمود.

۷- تشکر و قدردانی:

مؤلفین از دکتر محمدعلی خلیل‌زاده مدیر گروه مهندسی پزشکی دانشگاه آزاد اسلامی مشهد به جهت بازخوانی مقاله و ارائه‌ی نکات ارزشمند تشکر می‌نمایند.

۸- مراجع:

[۱] E. B. Ringelstein, D. W. Droste, V. L. Babikian, D. H. Evans, D. G. Grosset, M. Kaps, H. S. Markus, D. Russell, and M. Siebler, "Consensus on Microembolus Detection by TCD," Stroke, vol. 29, pp. 725-729, 1998.

[۲] M. R. Azarpazhooh and B. R. Chambers , "Clinical application of transcranial Doppler monitoring for embolic signals," Journal of Clinical Neuroscience, vol. 13, pp. 799-810, 2006.

[۳] N. Aydin and T. Araslan, "Frequency and Scale Domain Analysis of Complex Quadrature Embolic Doppler Ultrasound Signals," Proceedings of the 3rd International Symposium on Image and Signal Processing and Analysis (ISPA), vol. 2, pp. 1054-1059, 2003.

[۴] V. Kemeny, D. W. Droste, S. Hermes, D. G. Nabavi, G. S. Altedorneburg, M. Siebler, and

[1] Stochastic process

[Downloaded from jsdp.rcisp.ac.ir on 2026-11-22]

E. B. Ringelstein, "Automatic Embolus Detection by a Neural Network," Stroke, vol. 30, pp. 807-810, 1999.

[۵] N. Aydin and H. S. Markus, "Optimization of processing parameters for the analysis and detection of embolic signals," European journal of ultrasound, vol. 12, pp. 69-79.۲۰۰۰ ,

[۶] B. J. Krongold, A. M. Sayeed, M. A. Moehring, J. A. Ritcey, M. P. Spencer, and D. L. Jones, "Time-scale detection of microemboli in flowing blood with Doppler ultrasound," IEEE Transaction on Biomedical Engineering, vol. 46, pp. 1081-1089, 1999.

[۷] I. Guler, F. Hardalac, and M. Kaymaz, "Comparison of FFT and adaptive ARMA methods in transcranial Doppler signals recorded from the cerebral vessels," Computers in Biology and Medicine, vol. 32, pp. 445–453, 2002.

[۸] E. D. Ubeyl and I. Guler, "Comparison of eigenvector methods with classical and model-based methods in analysis of internal carotid arterial Doppler signals," Computers in Biology and Medicine, vol. 33 pp. 473–493, 2003.

[۹] J. M. Girault, D. Kouame, A. Ouahabi, and F. Patat, "Micro-emboli detection: an ultrasound doppler signal processing viewpoint," IEEE Transaction on Biomedical Engineering, vol. 47, pp. 1431-1439, 2000.

[۱۰] N. Aydin, F. Marvasti, and H. S. Markus, "Embolic doppler ultrasound signal detection using discrete wavelet transform," IEEE Transaction on Information Technology in Biomedicine, vol. 8, pp. 182-190, 2004.

[۱۱] S. Marvasti, M. Ghandi, A. Marvasti, A. Deb, and H. Markus, "Improved Detection of Embolic Signals using Multi Scale Wavelet Filtering, AR and ANN, for TCD Ultrasound," in IEE International Seminar of Medical Applications of Signal Processing (MASP05), London, UK, November 3-4, 2005.

[۱۲] D. Kouamé, M. Biard, J. M. Girault, and A. Bleuzen, "Adaptive AR and Neuro-fuzzy approaches: access to cerebral particle signatures," IEEE Transactions on Information Technology in Biomedicine, vol. 10, pp. 559-566, 2006.

[۱۳] Y. Zhang, H. Zhang, and N. Zhang, "Microembolic Signal Characterization Using Adaptive Chirplet Expansion," IEEE transactions on ultrasonics, ferroelectrics, and frequency control, vol. 52, 2005.

[۱۴] N. Aydin and D. H. Evans, "Implementation of directonal Doppler techniques using a digital signal processor," Electrocardiography, Myocardial Contraction and Blood Flow supplement, 1994.

[۱۵] R. Dittrich, M. A. Ritter, and D. W. Droste, "Microembolus detection by transcranial doppler sonography," European Journal of Ultrasound, vol. 16 pp. 21-30, 2002.

[۱۶] S. M. Pincus, "approximate entropy (ApEn) as complexity measure," in Proc Natl Acad, Sci USA . vol. 88, 1991, pp. 2297-2301.

[۱۷] O. A. Rosso, S. Blanco, J. Yordanova, V. Kolev, A. Figliola, M. Schurmann, and E. Basar, "Wavelet Entropy: A new tool for analysis of short duration brain electrical signals," Journal of Neuroscience Methods vol. 105 ,pp. 65-75, 2001.

[۱۸] G. Wornell, Signal Processing with Fractals: A Wavelet-Based Approach: Prentice Hall PTR, 1996.

[۱۹] S. Mallat, A Wavelet Tour Of Signal Processing, second ed.: Academic Press, 1999.

[۲۰] J.-S. R. Jang, C. T. Sun, and E. Mizutani, Neuro-Fuzzy and Soft Computing: A Computational Approach to Learning and Machine Intelligence. Upper Saddle River, NJ: Prentice-Hall, 1997.

[۲۱] Z. Ghahramani, "An Introduction to Hidden Markov Models and Bayesian Networks," journal of pattern recognition and artificial intelligence, vol. 15, pp. 9-42, 2001.

[۲۲] L. R. Rabiner, "A Tutorial on Hidden Markov Models and Selected Applications in Speech Recognition," Proceedings of the IEEE, vol. 77, pp. 257-286, 1989.

[۲۳] محمد میکائیلی، محمدرضا هاشمی گلپایگانی، "ارزیابی میزان پیچیدگی یا نظم امواج گذرای مغزی (EEG) در حین خواب براساس تئوری پاره موج و مفهوم آنتروپی" مجله علم و تکنولوژی ایران، دوره ۲۶، شماره B4، پاییز ۱۳۸۱، ۶۳۹-۶۴۶.

[۲۴] آ. معلمی دمنه، م. ر. آذرپژوه، و س. ر. قوچانی، "شناسائی میکروآمبولی به وسیله شبکه عصبی فازی (ANFIS) در سیزدهمین کنگره بیماریهای مغز و اعصاب، تهران، ۱۳۸۵.

[۲۵] سید رضا هاشمی، سعید راحتی قوچانی "تشخیص آمبولی و آرتیفکت در سیگنال TCD با استفاده از HMM" سیزدهمین کنفرانس مهندسی پزشکی، دانشگاه صنعتی شریف، ۲-۳ اسفند ۱۳۸۵.

[۲۶] سید رضا هاشمی، سعید راحتی قوچانی، محمود رضا آذرپژوه، "تفکیک آمبولی و آرتیفکت در سیگنال ترانس‌کرانیال‌داپلر با استفاده از ماشینهای بردار پشتیبان" سیزدهمین کنفرانس مهندسی کامپیوتر، دانشگاه صنعتی شریف، ۱۹-۲۱ اسفند ۱۳۸۶.

[Downloaded from jsdp.rcisp.ac.ir on 2026-11-22]



سعید راحتی قوچانی، متولد ۱۳۴۶ شهرستان قوچان، دانش‌آموخته کارشناسی الکترونیک سال ۱۳۶۹ دانشکده فنی دانشگاه تهران و کارشناسی ارشد مخابرات ۱۳۷۲ دانشگاه آزاد اسلامی تهران جنوب و دکترای مخابرات ۱۳۷۷ دانشگاه آزاد اسلامی واحد علوم و تحقیقات می‌باشد. وی پژوهشگر برتر جشنواره فردوسی ۱۳۷۹، رتبه اول پژوهش سال ۱۳۸۶ و رتبه دوم پژوهش سال ۱۳۸۵ دانشگاه آزاد اسلامی مشهد شده است. او از سال ۱۳۷۸ به عنوان استادیار مخابرات دانشگاه آزاد اسلامی مشهد مشغول به کار می‌باشد. ایشان از ۱۳۷۸ به مدت سه سال به‌عنوان معاون آموزشی پژوهشی و بعد از آن به مدت سه سال به عنوان رئیس دانشکده مهندسی دانشگاه آزاد اسلامی مشهد بود. وی از سال ۱۳۸۴ معاون آموزشی و پژوهشی دانشگاه امام رضا (ع) می‌باشد. ایشان تاکنون بیش از ۵۰ مقاله در کنفرانس‌های داخلی و خارجی و نشریات به چاپ رسانده است. گرایش‌های تحقیقاتی ایشان پردازش گفتار و آموزش شبکه‌های عصبی و کاربرد آن در مدل‌سازی سیستم‌های بیولوژیک می‌باشد.

نشانی رایانامک (پست الکترونیکی ایشان) عبارت است از:
Email: Rahati@mshdiau.ac.ir



محمود رضا آذرپژوه، متولد ۱۳۴۸ شهرستان آمل، دانش‌آموخته پزشکی عمومی ۱۳۷۴دانشگاه علوم پزشکی مشهد و تخصص مغز اعصاب ۱۳۸۰دانشگاه علوم پزشکی مشهد و فلوشیپ فوق تخصصی سکته و نوروسونولوژی ۱۳۸۳ دانشگاه ملبورن استرالیا می‌باشد. وی نفر اول کشور در آزمون نهایی گواهینامه‌ی مغز و اعصاب ۱۳۸۰ و نفر اول کشور در آزمون نهایی دانشنامه‌ی مغز و اعصاب ۱۳۸۰ و نیز پژوهشگر برتر جشنواره فردوسی ۱۳۸۰ شده است. ایشان تاکنون در سال‌های ۱۳۸۵ و ۱۳۸۷ به‌عنوان پزشک نمونه‌ی شهرستان مشهد برگزیده شده است. وی از سال ۱۳۸۰ به‌عنوان استادیار مغز و اعصاب دانشگاه علوم پزشکی مشهد و از سال۱۳۸۱ به‌عنوان سرپرست علمی اورژانس‌های بیمارستان قائم (عج) - دانشگاه علوم پزشکی مشهد و از ۱۳۸۲ به‌عنوان سرپرست بخش مراقبت‌های ویژه‌ی اعصاب بیمارستان قائم (عج)- دانشگاه علوم پزشکی مشهد و نیز رییس و مسئول فنی بخش نوروسونولوژی بیمارستان قائم (عج)- دانشگاه علوم پزشکی مشهد مشغول به‌کار می‌باشد. گرایش‌های تحقیقاتی ایشان سکته‌های مغزی و نوروسونوگرافی می‌باشد.

نشانی رایانامک (پست الکترونیکی ایشان) عبارت است از:
Email: azarpazhooh@yahoo.com



آزاده معلمی دمنه، متولد ۱۳۵۷ شهرستان اصفهان، کارشناسی مهندسی برق، گرایش الکترونیک دانشگاه آزاد اسلامی واحد نجف آباد، فارغ‌التحصیل تابستان ۱۳۸۱، کارشناسی ارشد مهندسی‌پزشکی گرایش بیوالکتریک دانشگاه آزاد اسلامی واحد مشهد، فارغ‌التحصیل شهریور ۱۳۸۵ می‌باشد. وی تحقیقات خود در دوره کارشناسی ارشد را در طراحی و پیاده‌سازی سیستم هوشمند برای جداسازی آمبولی در عروق مغزی از آرتیفکت توسط امواج اولتراسوند داپلر انجام داده است. ایشان در حال حاضر مدرس گروه برق دانشگاه آزاد اسلامی واحد نجف آباد و مدیر گروه برق دانشگاه آزاد اسلامی واحد اردستان می‌باشد.

نشانی رایانامک (پست الکترونیکی ایشان) عبارت است از:
Email: azad_moalemi@yahoo.com

[Downloaded from jsdp.rcisp.ac.ir on 2026-11-22]