

طراحی و پیاده سازی بانک فیلتر و ماتریس ویژگی تصاویر ماموگرافی به منظور یکپارچه سازی تبدیل موجک با شبکه عصبی مصنوعی در تشخیص سرطان سینه

محدثه برقی^۱ - دانشجوی دکتری تخصصی مهندسی پزشکی - دانشگاه آزاد اسلامی واحد تهران جنوب

Mohadese.barghi@gmail.com

مهدی اسلامی - عضو هیئت علمی - دانشگاه آزاد اسلامی واحد تهران غرب

eslami@wtiau.ac.ir

چکیده

به دلیل پیچیدگی مسائل حوزه تشخیص سرطان، باید بتوانیم روش های موثر مبتنی بر تجربه را با تکنیک های حوزه هوش مصنوعی و حوزه ریاضیات پیشرفته مهندسی ترکیب نماییم. هدف طراحی، پیاده سازی بانک فیلتر و ماتریس ویژگی تصاویر ماموگرافی به منظور یکپارچه سازی تبدیل موجک با شبکه عصبی در تشخیص سرطان سینه می باشد. ابتدا با معرفی پایگاه داده MIAS به انتخاب ۲۰۵ تصویر ماموگرافی مرتبط با سرطان سینه که از این میزان ۱۳۵ فرد، دارای توده خوش خیم و ۷۰ فرد، دارای توده بدخیم پرداخته شد. در گام اول به جداسازی ناحیه مشکوک تصویر ماموگرافی، فیلتر گذاری به منظور بهبود دید تصویر و کاهش نویز، بهبود کنتراست تصویر با استفاده از هیستوگرام، تشخیص لبه در تصویر ماموگرافی پرداخته شده است. در گام دوم به اعمال چهار نوع از خانواده های مختلف موجک گسسته Haar- db -Sym- Coif بر روی تصاویر ماموگرافی پرداخته شد. برای انواع مختلف تبدیل موجک، مصالحه بین فشردگی و صاف بودن با یکدیگر تفاوت دارند. این ویژگی بدین معنی است که می توانیم نوع خاصی از تبدیل موجک را انتخاب کنیم که با ویژگی مورد نظر برای استخراج از سیگنال تناسب بیشتری داشته باشد. در گام سوم به طراحی و پیاده سازی تبدیل موجک گسسته به صورت یک بانک فیلتری پرداختیم تا به صورت دنباله ای از فیلترهای پایین گذر و بالا گذر عمل کند و با استفاده از بانک فیلتری به دنبال دسترسی به یک راه بسیار موثر برای تجزیه یک سیگنال و تصاویر ماموگرافی به زیر باندهای فرکانسی به منظور استخراج و تعیین ماتریس ویژگی به عنوان ورودی شبکه عصبی مصنوعی بودیم. در گام چهارم برای نمونه هایی از تصاویر ماموگرافی با اعمال تبدیل موجک گسسته Sym-II و از هر زیر باند ویژگی های آماری همانند میانگین، انحراف معیار، میانه را به عنوان ماتریس ویژگی و به عنوان ورودی، در طراحی شبکه عصبی یکپارچه شده با تبدیل موجک ملاک عمل قرار دادیم. فرآیند ذکر شده در محیط MATLAB R-۲۰۱۷b پیاده سازی شده است.

واژگان کلیدی

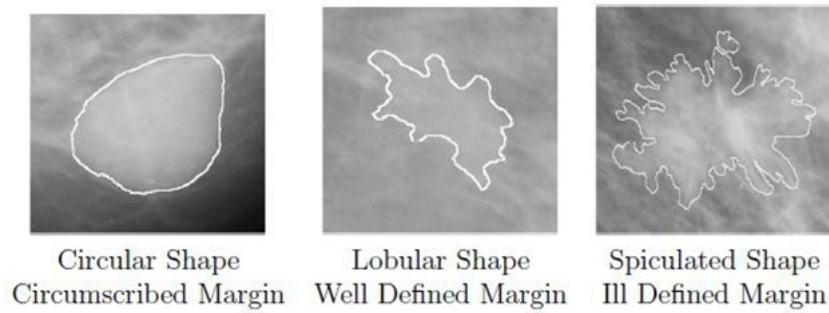
تبدیل موجک، شبکه عصبی، بانک فیلتر، ماتریس ویژگی، تصاویر ماموگرافی، سرطان سینه، مدل یکپارچه.

^۱. نویسنده مسئول مقاله

۱- مقدمه

سرطان سینه^۲، شایع‌ترین سرطان در زنان و اولین علت مرگ ناشی از سرطان در زنان ۴۰-۵۰ ساله می‌باشد [۱]. علایم سرطان پستان در ماموگرافی را می‌توان به دو دسته کلی توده (خوش خیم و بدخیم) و ذرات بسیار ریز آهکی تقسیم‌بندی کرد که این دو نشانه در تصاویر ماموگرافی وجود دارند ولی تشخیص آنها دشوار است و نیاز به دقت بالای رادیولوژیست دارند. توده خوش خیم از لحاظ تصویری حاشیه‌هایی بسیار ملایم و یکنواخت دارد در حالیکه توده‌های بدخیم حاشیه‌های تیره رنگ برجسته دارند و با گذشت زمان این حاشیه‌ها به صورت تیز و سوزنی شکل در می‌آید. ذرات بسیار ریز آهکی، ذرات کلسیم هستند که به صورت نقاط روشن در تصاویر ماموگرافی ظاهر می‌شوند [۲].

تشخیص خوش خیم و بدخیم بودن میکروکلسیفیکشن‌ها به علت تنوع مرتبط با ظاهر انواع سرطان‌ها بسیار دشوار است. پستان بطور قابل ملاحظه‌ای از لحاظ ترکیب و ساختار تغییر می‌کند و اشکال و تصاویر ماموگرافی مختلفی را بدست می‌دهد و نیز ناهنجاری‌ها می‌توانند از لحاظ شکل و ظاهر تغییر کنند [۳]. در شکل (۱) انواع توده‌های سرطانی نمایش داده شده است.



شکل (۱) سه توده با شکل و لبه‌های متفاوت؛ شکل اخر احتمال بیشتری به سمت بدخیمی دارد.

لی و همکاران یک الگوریتم تشخیص توده‌های سرطانی بر اساس میدان تصادفی مارکوف ارائه دادند، نتایج استفاده از این روش نشان می‌دهد که حساسیت ۹۰ درصدی در تشخیص توده‌های سرطانی دارد ولی در تشخیص توده‌هایی با سایز کمتر از ۵۱۰ میلی متر موفق نبوده است [۴]. سابرامانیام و همکارانش با استفاده از خصوصیات آماری تصاویر ماموگرافی به تحلیل و بررسی آنها پرداختند و توانستند در شناسایی توده‌ها تا حدودی موفق باشند و روش دیگری برای تشخیص سرطان پستان با استفاده از آنالیز تصویری ارائه کردند [۵]. تومار و همکاران روش دیگری برای تعیین و تشخیص توده‌های سرطانی با استفاده از آنالیز تصویری ارائه داده‌اند که توانستند درصد خطا را کاهش دهند [۶]. منکاتینی و همکاران الگوریتم جدیدی برای تشخیص توده‌های سرطانی در تصاویر با استفاده از تبدیل ویولت دو بعدی معرفی کرده‌اند [۷]. در مطالعه گارق و باپد از الگوریتم LBG^3 برای جداسازی تصاویر ماموگرافی استفاده کرده‌اند نتایج به دست آمده به خوبی با الگوریتم‌های آب پخشان مقایسه شده است در حالی که LBG نتایج بسیار بهتری دارد از آنجایی که وجود میکرو کلسیفیکشن‌ها اولین نشانه سرطان پستان می‌باشند، تشخیص آنها یکی از کلیدهای کنترل سرطان پستان می‌باشد [۸]. چنگ و همکاران یک روش جدید برای تشخیص میکروکلسیفیکشن بر اساس روش منطق فازی ارائه دادند.

^۲ Breast Cancer

^۳ Linde-Buzo-Gray Algorithm

روش ارائه شده از پنج مرحله تشکیل شده است. علیرغم اینکه ماموگرافی‌ها حاوی مقدار زیادی از بافت‌های متراکم هستند با حذف بافتهای اضافه پستان، میکروکلسیفیکیشن‌ها ویژگی‌های خود را حفظ کرده‌اند و جداسازی آن با موفقیت صورت گرفت [۹]. مطالعات جیانگ و همکاران نشان دهنده یک گروه مدولارو مبتنی بر تصویر است که می‌تواند فضای تصویری را با ابعاد بزرگ را از طریق یادگیری همزمان و رقابتی از ماژول‌های آن تقسیم کند [۱۰]. در مطالعات موگار و همکاران با توجه به این تصاویر ماموگرافی تصاویر پرنویزی هستند که از فیلترهای گرادیان و لاپلاس برای کاهش نویز استفاده می‌کنند و برای بهبود روش جداسازی، تبدیل ویولت دو بعدی با مقایسه‌های متفاوت رابا عملگرهای مورفولوژی کال ترکیب می‌کنند مزیت اصلی این روش با توجه به روش‌های دیگر ارائه شده سازگاری آن با طبیعت مختلف تشخیص است و اجازه استفاده از الگوریتم را برای هردو تشخیص توده و میکروکلسیفیکیشن می‌دهد [۱۱]. کاسار و همکاران در مقاله خود با عنوان «هیستوپاتولوژی پستان به کمک تبدیل موجک‌ها و شبکه عصبی پیچشی» به طبقه‌بندی تصاویر با دقت ۹۸/۲٪ پرداخته‌اند [۱۲]. یاهیا و همکاران در مقاله خود، یک رویکرد طبقه‌بندی مبتنی بر یادگیری عمیق و شبکه عصبی موجک برای تشخیص سرطان سینه ارائه کرده‌اند [۱۳]. کیکوچی و همکاران موفق شدند با استفاده از هوش مصنوعی یک سیستم تشخیصی سونوگرافی پستان در زمان واقعی با کنترل کیفیت در پستان ایجاد کنند با این قصه که با اضافه کردن داده‌های یادگیری بیشتر برای کاربردهای بالینی حساسیت و ویژگی را در آینده نزدیک بر بهبود ببخشند [۱۴].

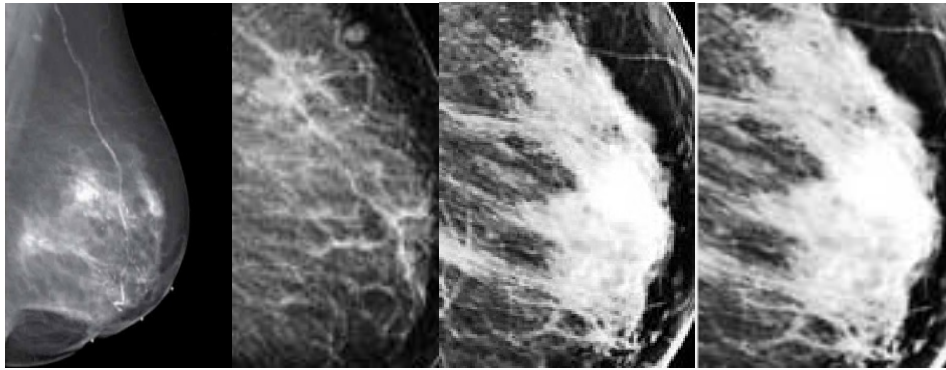
۲-تحقیق

پایگاه داده MIAS شامل گروهی از سازمان‌های تحقیقاتی انگلیسی می‌باشد که حاوی تصاویر سینه چپ و راست افراد مختلف است. ضمیمه هر تصویر اطلاعاتی شامل نوع سینه، نوع ناهنجاری و محل آن وجود دارد. محل ناهنجاریها با سه متغیر مشخص (مختصات آن نقطه و شعاع دایره ای آن) توسط یک رادیولوژیست مشخص شده است. در تحقیق حاضر، از ۲۰۵ تصویر ماموگرافی مرتبط با سرطان سینه از پایگاه داده MIAS استفاده شده است که از این میزان ۱۳۵ فرد، دارای توده خوش خیم و ۷۰ فرد، دارای توده بدخیم می‌باشند. در این تحقیق در گام اول به طراحی، پیاده سازی و تجزیه و تحلیل نتایج حاصل از پردازش تصاویر ماموگرافی و در گام دوم به طراحی، پیاده سازی و تجزیه و تحلیل نتایج حاصل از تبدیل موجک در پردازش تصاویر ماموگرافی و در گام سوم به طراحی، پیاده سازی و تجزیه و تحلیل نتایج حاصل از تبدیل موجک گسسته به صورت بانک فیلتری و در گام چهارم به طراحی، پیاده سازی و تجزیه و تحلیل ماتریس ویژگی و یکپارچه سازی تبدیل موجک با شبکه عصبی مصنوعی خواهیم پرداخت.

۲-۱-طراحی، پیاده سازی و تجزیه و تحلیل نتایج حاصل از پردازش تصاویر ماموگرافی

در این قسمت تحقیق، به جداسازی ناحیه مشکوک تصویر، فیلتر گذاری به منظور بهبود دید تصویر و کاهش نویز، بهبود کنتراست تصویر با استفاده از هیستوگرام، تشخیص لبه در تصویر خواهیم پرداخت. فرایند ذکر شده در محیط نرم افزار MATLAB R-۲۰۱۷b پیاده‌سازی شده است.

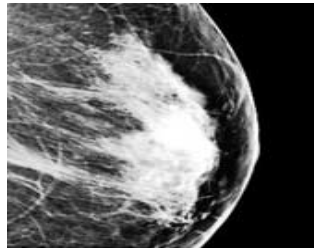
نمونه هایی از جداسازی ناحیه مشکوک تصویر به شرح زیر شکل (۲) ارائه شده است:



شکل (۲) جداسازی ناحیه مورد علاقه تصویر

تجزیه و تحلیل: در تصاویر ماموگرافی مناطق مشکوک، روشن تر از اطراف خود بافت است که شدت میکروکلسیفیکیشن‌ها در آن مناطق بالاتر از شدت متوسط بافت سینه می‌باشد. تصاویر ماموگرافی حاوی مقدار زیادی از بافت‌های متراکم هستند که با حذف بافت‌های اضافه سینه، میکروکلسیفیکیشن‌ها ویژگی‌های خود را حفظ کرده و جداسازی آن با موفقیت صورت می‌گیرد. این منطقه مطلوب^۴ می‌تواند به‌طور موثر با کنترل الگوریتم‌های هوشمند برای تجزیه و تحلیل بیشتر و اقدامات بعدی مورد استفاده قرار گیرد.

کاربرد فیلترها در پردازش تصاویر شامل بهبود تصویر (بهبود کنتراست تصویر)، ملایم‌سازی تصویر (حذف نویز تصویر) و تشخیص الگوها در تصویر (قطعه‌بندی تصویر) می‌باشد. در این تحقیق، نمونه‌ای از این فیلترمیانه به شرح زیر در شکل (۳) ارائه شده است:



شکل (۳) بهبود دید تصویر و کاهش نویز با فیلتر میانه

تجزیه و تحلیل: با اعمال فیلترهای ملایم کننده ۵ تفاوت بین شدت پیکس‌ها کاهش می‌یابد که این فیلترها باعث مات شدن^۶ تصویر و حذف جزییات می‌شوند. هرچه ماتریس ماسک در این فیلترها بزرگتر باشد درجه مات شدن تصویر و حذف جزییات بیشتر خواهد

^۴ Region Of Interest

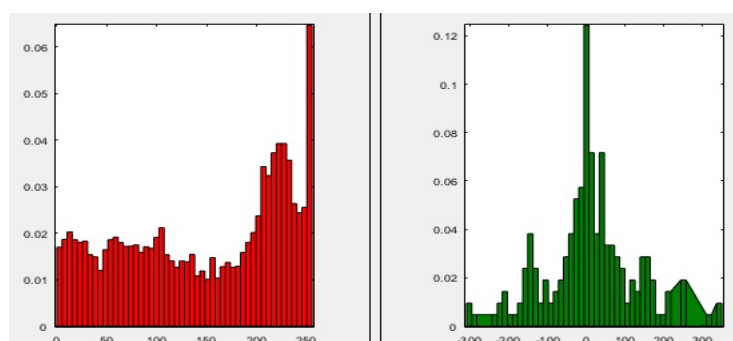
^۵ Smoothing Filter

^۶ Blurred

شد. نمونه‌هایی از فیلتر ملایم کننده شامل فیلتر میانگین^۷، فیلتر میانه^۸ و فیلتر گوسی^۹ می‌باشد. فیلتر میانه یک فیلتر غیرخطی است که یک همسایگی اطراف پیکسل را در نظر گرفته و میانه اعداد موجود در آن همسایگی را به عنوان تبدیل آن پیکسل در نظر می‌گیرد و سبب حذف نویز در تصویر می‌شود. با اعمال فیلترهای تیزکننده^{۱۰} (بالاگذر) تفاوت بین شدت پیکس‌ها افزایش می‌یابد که این فیلترها باعث تیز شدن تصویر و افزایش جزئیات می‌شوند. فیلتر لاپلاس یک فیلتر خطی بالاگذر با ماتریس ماسک 3×3 بوده که مولفه‌های ماتریس ماسک ضرایب عددی اپراتور لاپلاس می‌باشد که برای تیز کردن و تشخیص لبه تصویر مورد استفاده قرار می‌گیرد.

هیستوگرام تعداد دفعاتی که هر سطح خاکستری، در تصویر تکرار می‌شود را نمایش می‌دهد. به کمک هیستوگرام میتوان ویژگی‌های تصویر را مشخص کرد. بهبود کنتراست تصویر با استفاده از هیستوگرام به این معنی است که با اطلاعات موجود در هیستوگرام تصویر به تغییر شدت سطح خاکستری پیکسل‌ها پرداخته شود. یک راه ساده برای بهبود کنتراست یک تصویر این است که شدت سطوح خاکستری طوری تغییر کند که هیستوگرام تصویر اولیه کشیده شود و کل محدوده شدت رنگ را بپوشاند.

در این تحقیق، نمونه‌هایی از هیستوگرام‌های ذکر شده به شرح زیر در شکل (۴) ارائه شده است:



شکل (۴) نمونه‌هایی از هیستوگرام

تجزیه و تحلیل: اگر هیستوگرام نمودار چسبیده و فشرده باشد آنگاه در این حالت پیکسل‌ها متمرکز و در مرکز هیستوگرام می‌باشند و کنتراست تصویر پایین است و درواقع سطح روشنایی نقاط، خوب از هم تفکیک نشده و کیفیت تصویر کم خواهد بود. حال اگر هیستوگرام باز و گسسته باشد آنگاه تفکیک نقاط به خوبی صورت گرفته و تصویری با کنتراست بالا و کیفیتی خوب خواهیم داشت. هرچه هیستوگرام تخت^{۱۱} باشد آنگاه تصویر مطلوب می‌باشد.

تشخیص لبه در تصویر با الگوریتم‌های موسوم به الگوریتم‌های لبه یاب انجام می‌شود که این الگوریتم‌ها عموماً از فیلتر برای یافتن لبه‌های تصویر استفاده می‌کنند که به آن فیلترها، فیلترهای لبه یاب گفته می‌شود. فیلترهای لبه یاب از فیلتر خطی استفاده می‌کنند.

^۷ Average Filter

^۸ Median Filter

^۹ Gaussian Filter

^{۱۰} Sharpening Filter

^{۱۱} Flat

از جمله فیلترهای لبه یاب می‌توان به فیلتر لاپلاس اشاره کرد. در این تحقیق ، نمونه‌هایی از انواع آستانه گذاری ذکر شده به شرح در شکل (۵) ارائه شده است:



شکل (۵) نمونه‌هایی از آستانه‌گذاری تطبیقی با درجه حساسیت از ۴۳ (راست) تا ۹۵ (چپ)

تجزیه و تحلیل: در خیلی از موارد موقع ثبت تصویر، ممکن است اثرات نامطلوب به تصویر اضافه شود که باعث شود تجزیه و تحلیل تصویر بغرنج باشد. برای همین از آستانه‌گذاری^{۱۲} کمک می‌گیریم تا این اثرات نامطلوب را حذف کنیم. یا در یک تصویر بخشهایی از تصویر برای ما مهم هستند و مابقی بخشها برای ما اهمیتی ندارند. ما با کمک آستانه‌گذاری تصویر نواحی مهم را حفظ و مابقی را حذف می‌کنیم. روشهای آستانه‌گذاری تصویر به آستانه‌گذاری سراسری^{۱۳}، آستانه‌گذاری محلی^{۱۴} و آستانه‌گذاری تطبیقی^{۱۵} تقسیم می‌شوند. در آستانه‌گذاری سراسری یک سطح آستانه برای همه پیکسل‌های تصویر تعریف می‌شود. در آستانه‌گذاری محلی سطح آستانه به صورت محلی تعریف می‌شود. به عبارتی به ازای هر پیکسل یک سطح آستانه مجزایی تعریف می‌شود. در روش آستانه‌گذاری محلی، تصاویری که دارای روشنایی متفاوت در قسمتهای مختلف می‌باشند خروجی جالبی ندارند. در آستانه‌گذاری تطبیقی، بر خلاف آستانه‌گذاری محلی، مقدار آستانه در هر مکان پیکسل، بستگی به شدت روشنایی پیکسل همسایه دارد. در واقع مقدار آستانه برای ناحیه کوچکی از تصویر محاسبه می‌شود و ما دارای آستانه‌های متفاوت زیادی می‌باشیم. پیش فرض این است که مناطق کوچکتر تصویر، احتمال بیشتری برای روشنایی یکنواخت دارند، بنابراین برای آستانه‌گذاری بیشتر مناسب هستند.

۲-۲- طراحی، پیاده سازی و تجزیه و تحلیل نتایج حاصل از تبدیل موجک در پردازش تصاویر ماموگرافی

هر خانواده از موجک‌ها دارای شکل، فشردگی و همواری، متفاوتی هستند و برای هدف متمایزی مورد استفاده قرار می‌گیرد. چون

^{۱۲} Thresholding

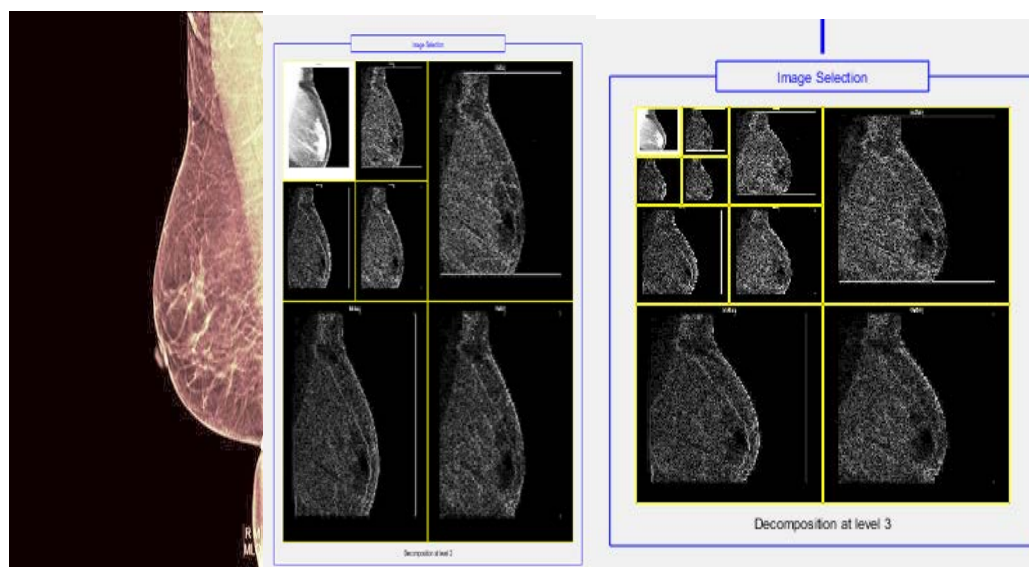
^{۱۳} Global Thresholding

^{۱۴} Loal Thresholding

^{۱۵} Adaptive Thresholding

فقط دو شرط ریاضی وجود دارد که تابع موجک باید در آن صدق کند، که این موضوع مبنای تولید انواع مختلف موجک می باشد. دو شرط ریاضی که موجک باید در آن ها صدق کند، عبارت از قیود متعامدسازی^{۱۶} و نرمال سازی^{۱۷} می باشند. بر اساس این قیود، یک موجک باید اولاً انرژی محدود^{۱۸} داشته باشد و دوماً اینکه میانگین آن برابر با صفر باشد. انرژی محدود به این معنی است که سیگنال در زمان و فرکانس متمرکز^{۱۹} باشد، انتگرال پذیر باشد و ضرب داخلی بین سیگنال و موجک همیشه وجود داشته باشد. همچنین بر اساس شرط مقبولیت دوم، موجک باید دارای میانگین صفر در حوزه زمان باشد یا به عبارت دیگر، در حوزه زمان و در فرکانس صفر، مقدار آن برابر با صفر باشد. این شرط برای اطمینان از انتگرال پذیری و نیز محاسبه معکوس تبدیل موجک بسیار ضروری است. علاوه بر این، یک موجک می تواند متعامد^{۲۰} یا غیر متعامد، متعامد دو طرفه^{۲۱}، متقارن^{۲۲} یا غیرمتقارن و حقیقی یا مختلط باشد. یک موجک نرمالیزه می شود تا دارای انرژی واحد باشد.

در این قسمت تحقیق، به شرح زیر به اعمال چهار نوع از خانواده های مختلف موجک گسسته Haar- db -Sym- Coif بر روی تصاویر ماموگرافی خواهیم پرداخت. فرایند ذکر شده در محیط نرم افزار MATLAB R-۲۰۱۷b پیاده سازی شده است. نتایج حاصل از اعمال تبدیل موجک گسسته db^۱ در سطح یک و سطح سه در شکل (۶) ارائه شده است.



شکل (۶) اعمال تبدیل موجک گسسته db^۱ در سطح یک و سطح سه

^{۱۶} Orthogonalization

^{۱۷} Normalization

^{۱۸} Finite Energy

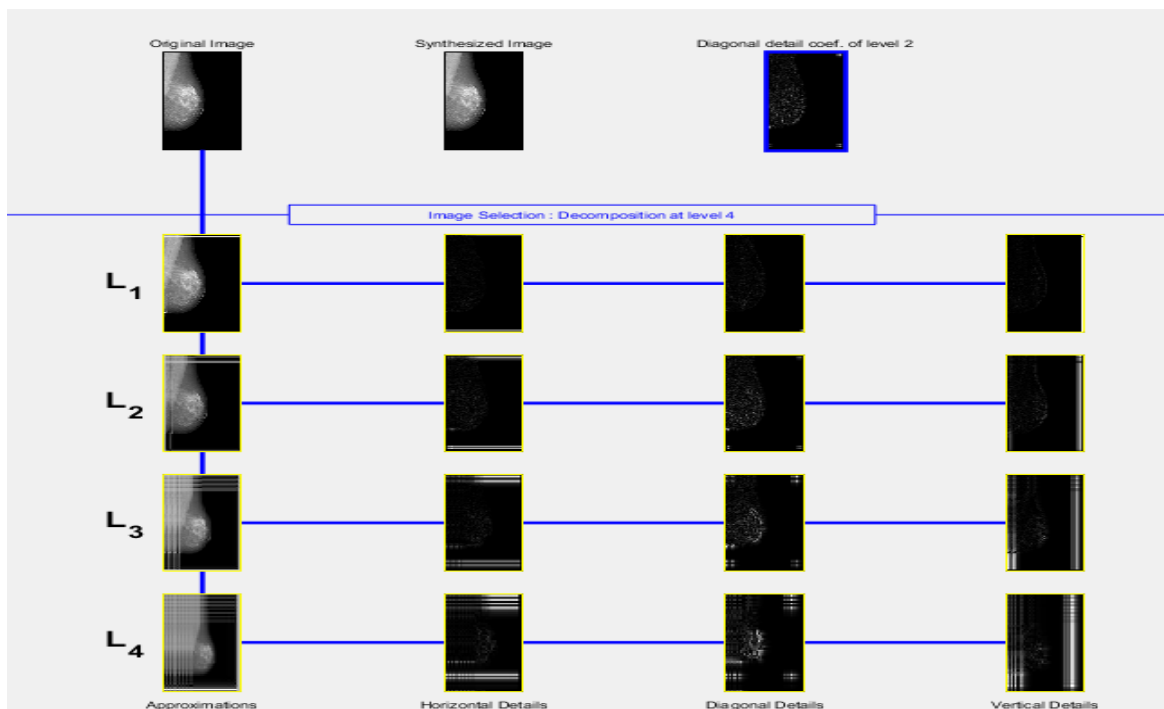
^{۱۹} Localized

^{۲۰} Orthogonal

^{۲۱} Bi-Orthogonal

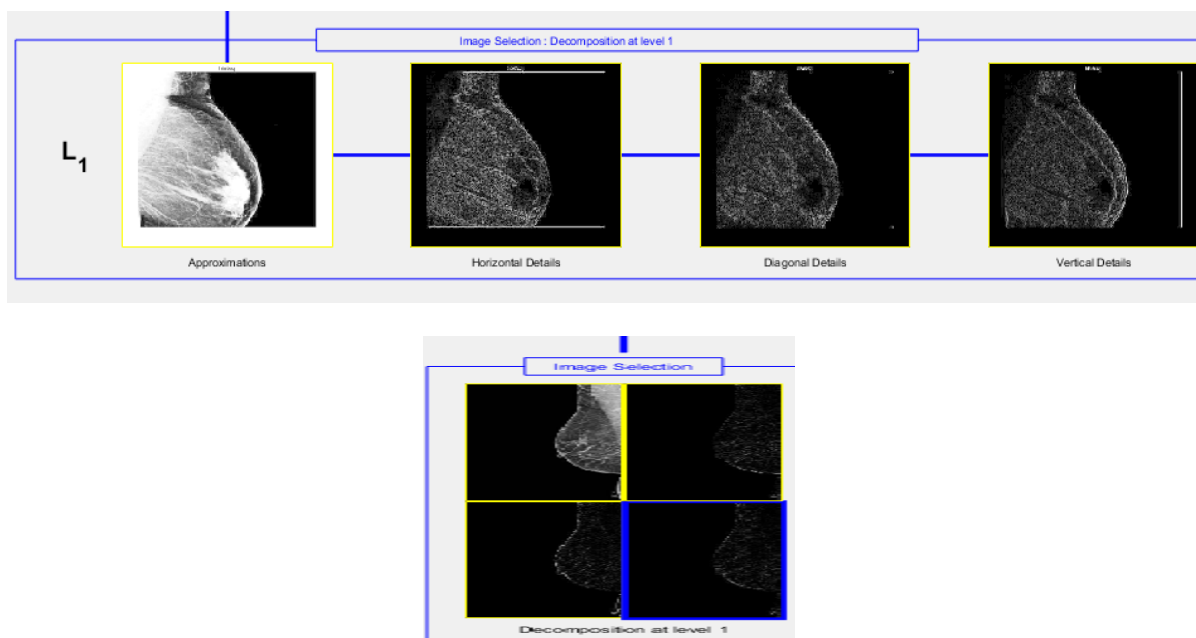
^{۲۲} Symmetric

نتایج حاصل از اعمال تبدیل موجک گسسته $db10$ در سطح چهار در شکل (۷) ارائه شده است.



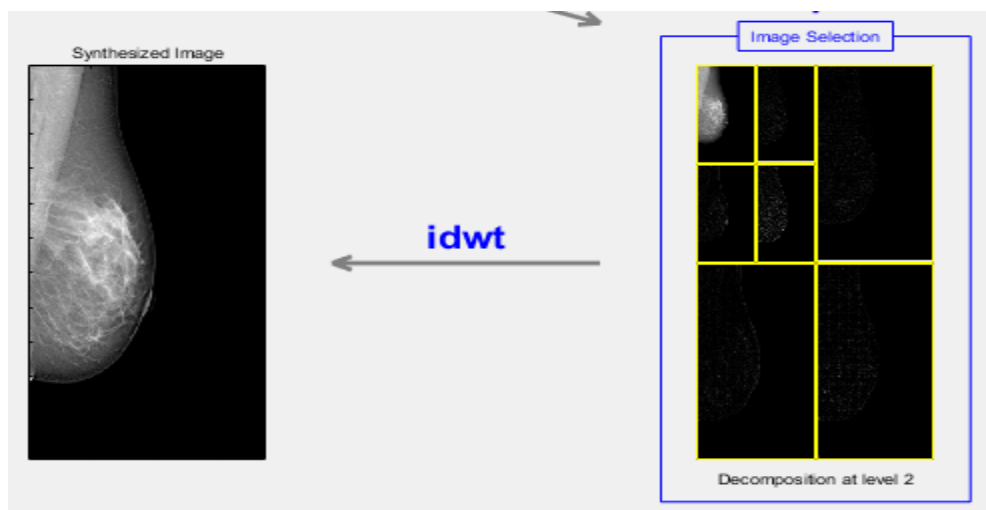
شکل (۷) اعمال تبدیل موجک گسسته $db10$ در سطح چهار

نتایج حاصل از اعمال تبدیل موجک گسسته **Haar** در سطح یک در شکل (۸) ارائه شده است.



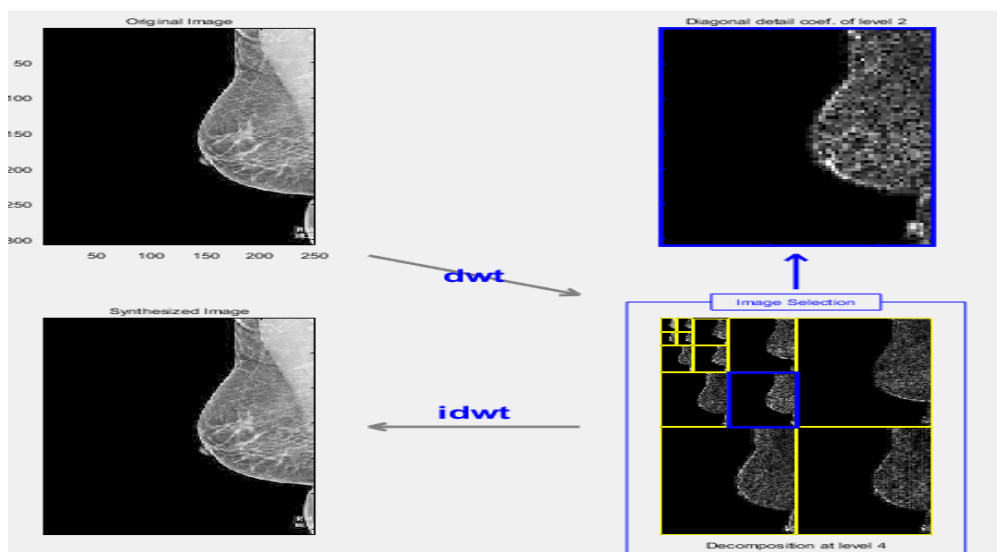
شکل (۸) اعمال تبدیل موجک گسسته Haar در سطح یک

نتیجه حاصل از اعمال تبدیل موجک گسسته **Coif** در سطح سه در شکل (۹) ارائه شده است.



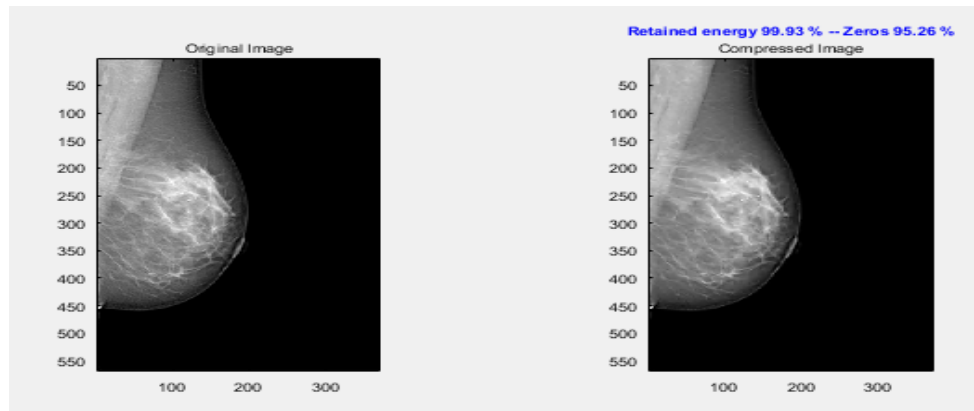
شکل (۹) اعمال تبدیل موجک گسسته Coif در سطح سه

نتیجه حاصل از اعمال تبدیل موجک گسسته Sym^2 در سطح چهار در شکل (۱۰) ارائه شده است.



شکل (۱۰) اعمال تبدیل موجک گسسته Sym^2 در سطح چهار

نتیجه فشرده‌سازی تصویر حاصل از اعمال تبدیل موجک گسسته Sym^2 در سطح چهار در شکل (۱۱) ارائه شده است.



شکل (۱۱) اعمال تبدیل موجک گسسته Sym^2 در سطح چهار در خصوص فشرده‌سازی تصویر ماموگرافی

تجزیه و تحلیل: در هر یک از خانواده‌های موجک، زیرگروه‌های موجک مختلفی نیز وجود دارد که متعلق به آن خانواده است. برای تشخیص زیرگروه‌های مختلف در هر خانواده از موجک، باید به تعداد ضرایب و سطح تجزیه^{۲۳} توجه کنیم. تعداد مرتبه‌های تبدیل موجک نشان‌دهنده تعداد لحظات محوشدگی است. بنابراین db^3 دارای سه لحظه محوشدگی^{۲۴} و db^5 دارای پنج لحظه محوشدگی است. تعداد لحظات محوشدگی به درجه تقریب و همواری تبدیل موجک بستگی دارد. برای انواع مختلف تبدیل موجک، مصالحه بین فشرده‌گی^{۲۵} و صاف بودن^{۲۶} با یکدیگر تفاوت دارند. این ویژگی بدین معنی است که می‌توانیم نوع خاصی از تبدیل موجک را انتخاب کنیم که با ویژگی^{۲۷} مورد نظر برای استخراج از سیگنال تناسب بیشتری داشته باشد.

۲-۳- طراحی، پیاده‌سازی و تجزیه و تحلیل نتایج حاصل از تبدیل موجک گسسته به صورت بانک فیلتری

در گام سوم از تحقیق به دنبال طراحی و پیاده‌سازی تبدیل موجک گسسته به صورت یک بانک فیلتری هستیم تا به صورت دنباله‌ای از فیلترهای پایین‌گذر و بالا‌گذر عمل کند و با استفاده از بانک فیلتری به دنبال دسترسی به یک راه بسیار موثر برای تجزیه یک سیگنال و تصاویر ماموگرافی به زیرباندهای فرکانسی^{۲۸} به منظور استخراج و تعیین ماتریس ویژگی به عنوان ورودی شبکه عصبی مصنوعی باشیم.

در شکل (۱۲) فرایند عملکرد تبدیل موجک گسسته به عنوان بانک فیلتر نشان داده شده است.

^{۲۳} Level of Decomposition

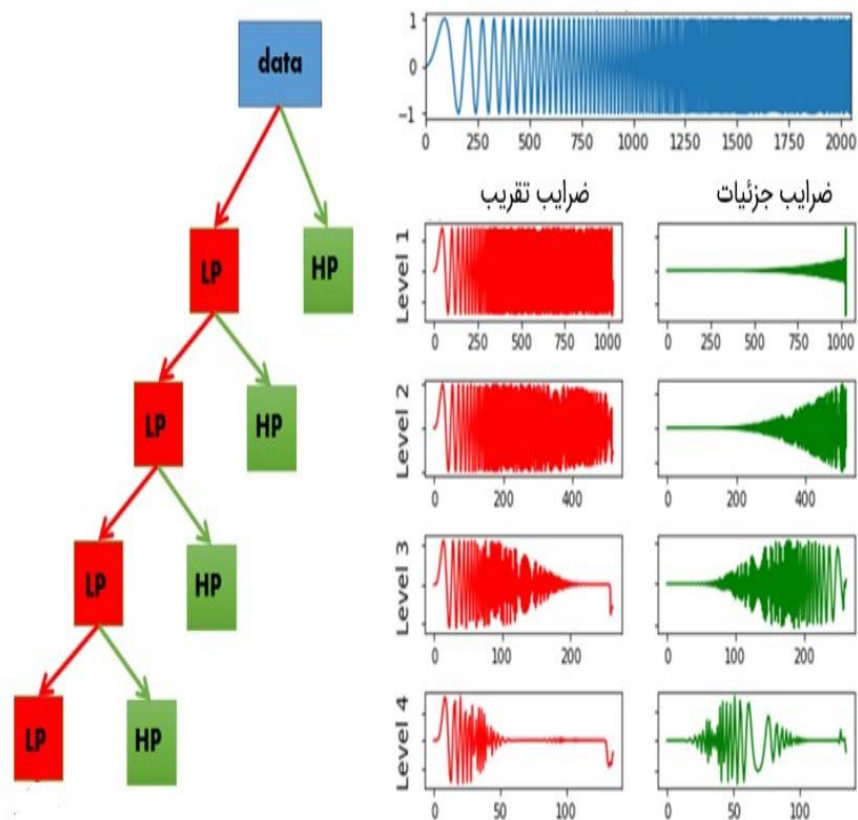
^{۲۴} Vanishing Moment

^{۲۵} Compact

^{۲۶} Smoothness

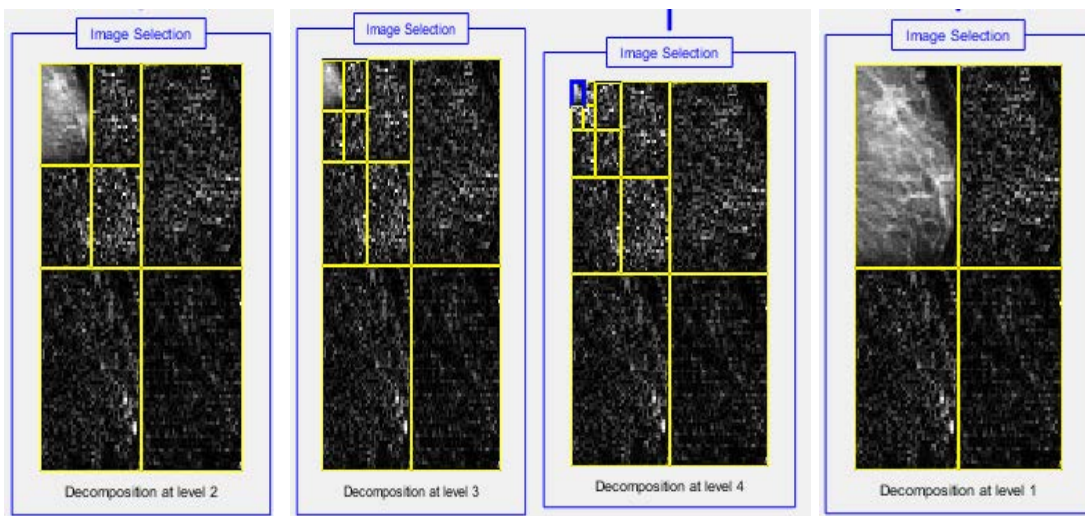
^{۲۷} Feature

^{۲۸} Frequency Sub-band



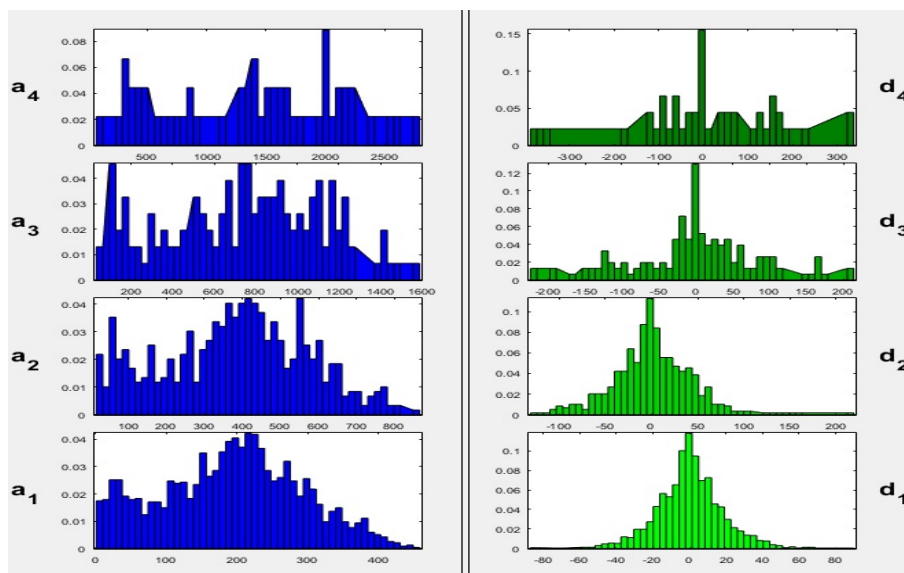
شکل (۱۲) فرایند عملکرد تبدیل موجک گسسته به عنوان بانک فیلتر

به عنوان نمونه برای تصویر ماموگرافی یک در شکل (۱۳) پیاده‌سازی تبدیل موجک‌ها در سطح یک، سطح دو، سطح سه و سطح چهار با هدف ایجاد بانک فیلتری نمایش داده شده است.



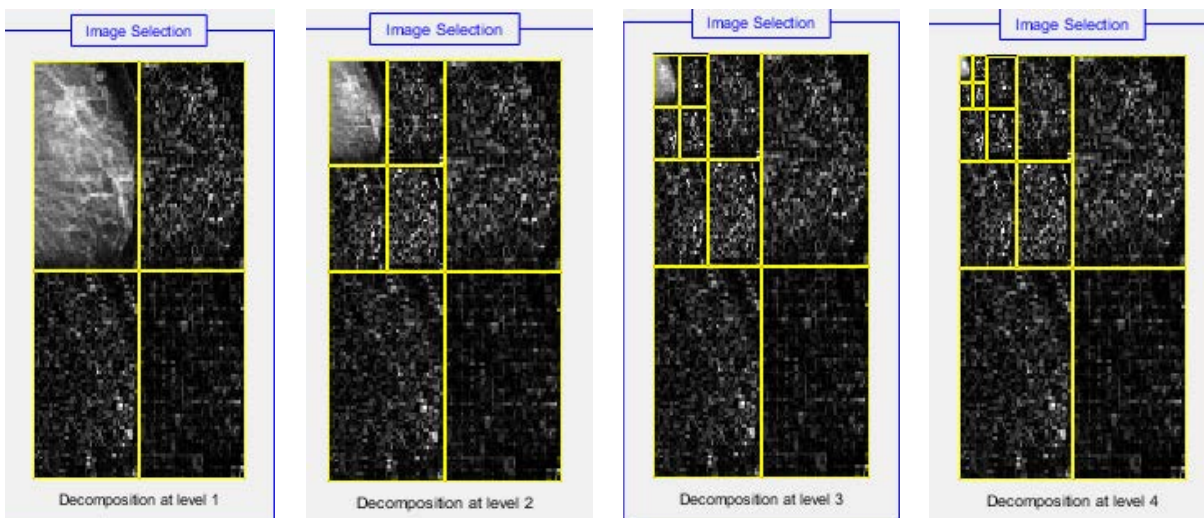
شکل (۱۳) پیاده‌سازی تصویر ماموگرافی یک با تبدیل موجک‌ها در سطح یک، سطح دو، سطح سه و سطح چهار با هدف ایجاد بانک فیلتری

به عنوان نمونه برای تصویر ماموگرافی یک در شکل (۱۴) هیستوگرام تصویر تقریب و تصاویر جزئیات با تبدیل موجک‌ها در سطح یک، سطح دو، سطح سه و سطح چهار نمایش داده شده است.



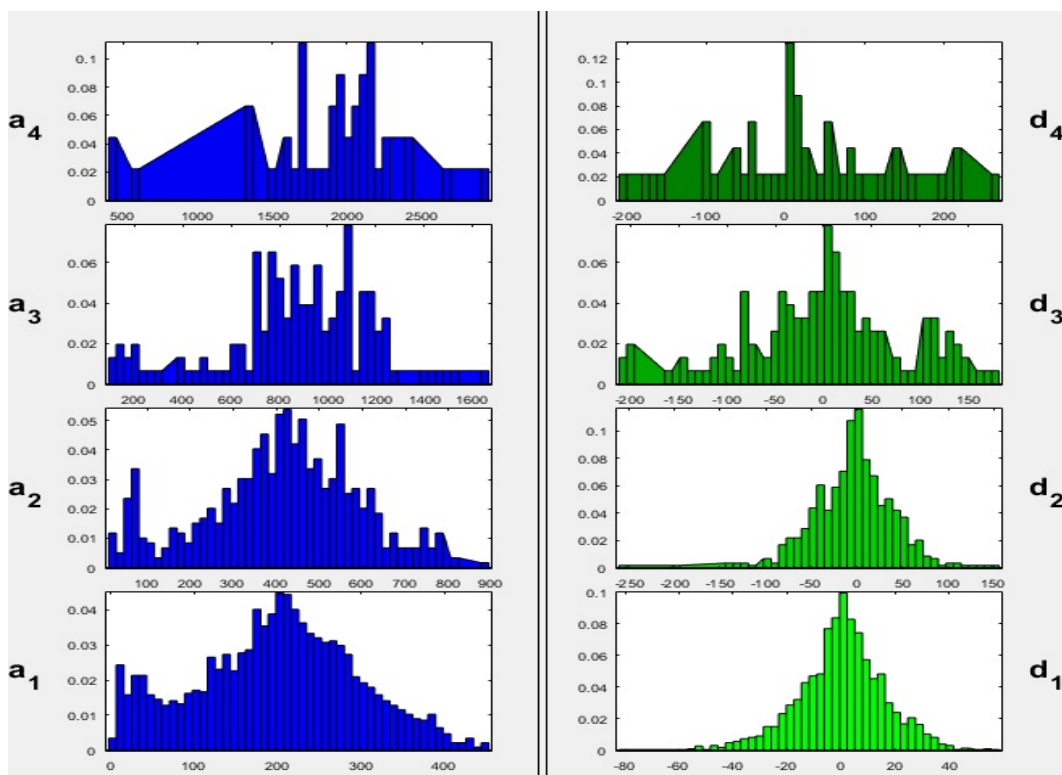
شکل (۱۴) هیستوگرام تصویر ماموگرافی یک: تصویر تقریب و تصاویر جزئیات با تبدیل موجک‌ها در سطح یک، دو، سه و سطح چهار

به عنوان نمونه برای تصویر ماموگرافی یک در شکل (۱۶) پیاده‌سازی تبدیل موجک Coif در سطح یک، سطح دو، سطح سه و سطح چهار با هدف ایجاد بانک فیلتری نمایش داده شده است.



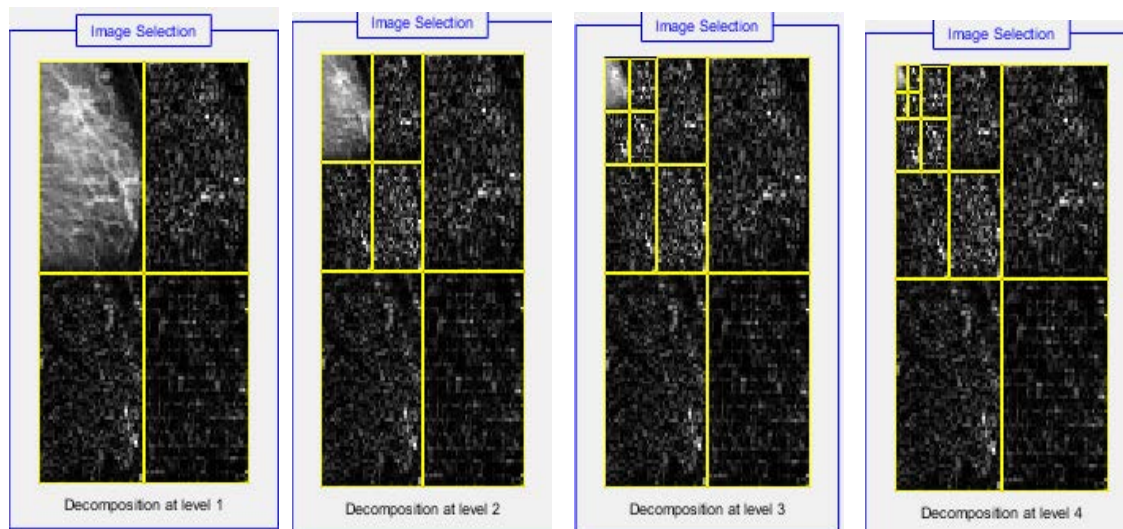
شکل (۱۶) پیاده‌سازی تصویر ماموگرافی یک با تبدیل موجک Coif در سطح یک، سطح دو، سطح سه و سطح چهار با هدف ایجاد بانک فیلتری

به عنوان نمونه برای تصویر ماموگرافی یک در شکل (۱۷) هیستوگرام تصویر تقریب و تصاویر جزئیات با تبدیل موجک Coif در سطح یک، سطح دو، سطح سه و سطح چهار نمایش داده شده است.



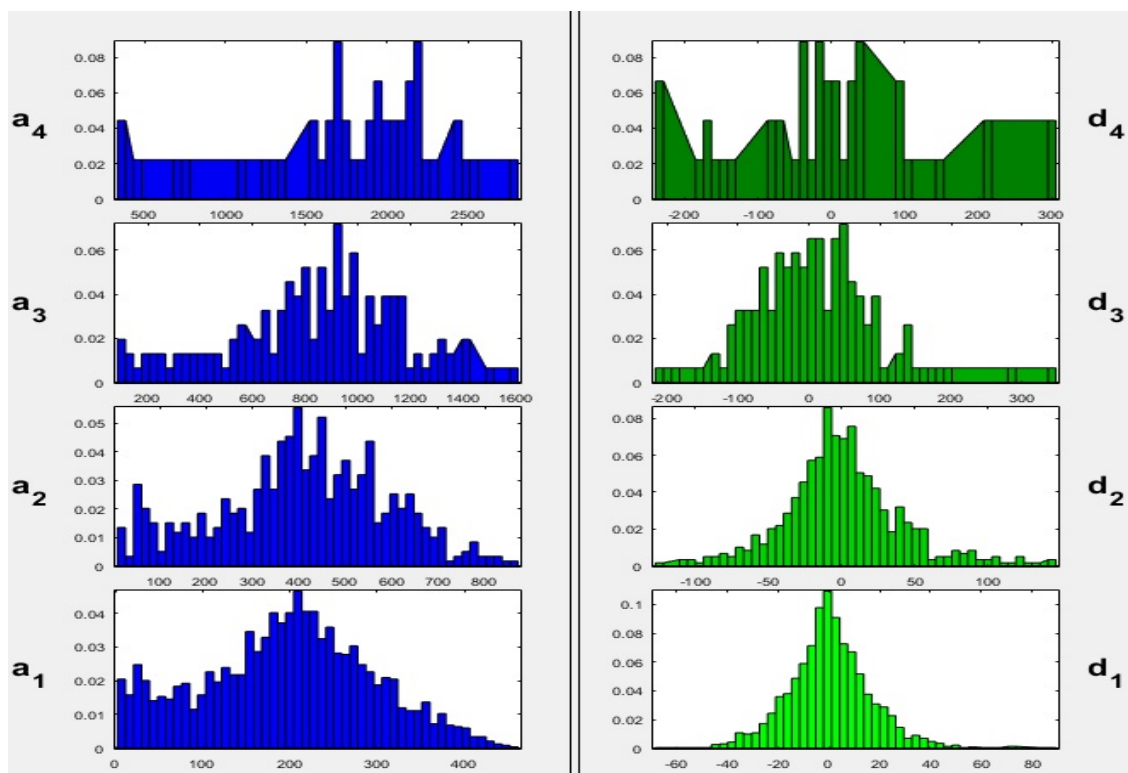
شکل (۱۷) هیستوگرام تصویر ماموگرافی یک: تصویر تقریب و تصاویر جزئیات با تبدیل موجک Coif در سطح یک، دو، سه و سطح چهار

به عنوان نمونه برای تصویر ماموگرافی یک در شکل (۱۸) پیاده‌سازی تبدیل موجک Sym-II در سطح یک، سطح دو، سطح سه و سطح چهار با هدف ایجاد بانک فیلتری نمایش داده شده است.



شکل (۱۸) پیاده‌سازی تبدیل موجک Sym-II در سطح یک، سطح دو، سطح سه و سطح چهار با هدف ایجاد بانک فیلتری

به عنوان نمونه برای تصویر ماموگرافی یک در شکل (۱۹) هیستوگرام تصویر تقریب و تصاویر جزئیات با تبدیل موجک Sym-II در سطح یک، سطح دو، سطح سه و سطح چهار نمایش داده شده است.



شکل (۱۹) هیستوگرام تصویر ماموگرافی یک: تصویر تقریب و تصاویر جزئیات با تبدیل موجک Sym-II در سطح یک، دو، سه و چهار

تجزیه و تحلیل: در این تحقیق، تبدیل موجک گسسته Sym-II، دو مجموعه از ضرایب « ضرایب تقریب^{۲۹} و ضرایب جزئیات^{۳۰} » را به عنوان خروجی باز می گرداند. ضرایب تقریب نشان دهنده خروجی فیلتر پایین گذر (فیلتر میانگین گیر) در تبدیل موجک گسسته هستند و ضرایب جزئیات نشان دهنده خروجی فیلتر بالاگذر (فیلتر مشتق گیر) در تبدیل موجک گسسته هستند. با اعمال تبدیل موجک گسسته مجدداً روی ضرایب تقریب تبدیل موجک قبلی، تبدیل موجک مربوط به مرحله بعد را به دست می آوریم. در هر مرحله متوالی، ضرایب تقریب به دو بخش پایین گذر و بالاگذر تقسیم می شوند و در مرحله بعد، تبدیل موجک مجدداً روی بخش پایین گذر اعمال می شود که در واقع تبدیل موجک گسسته به صورت بانک فیلتری پیاده سازی می شود. ضرایب تقریب و جزئی در زیر باندهای مختلف در کاربردهایی مانند حذف نویزهای فرکانس بالا از تصاویر ماموگرافی و طبقه بندی^{۳۱} تصاویر ماموگرافی به توده خوش خیم و بدخیم مورد استفاده قرار خواهیم داد که این امر مبنای فرآیند یکپارچه سازی تبدیل موجک با شبکه عصبی مصنوعی می باشد.

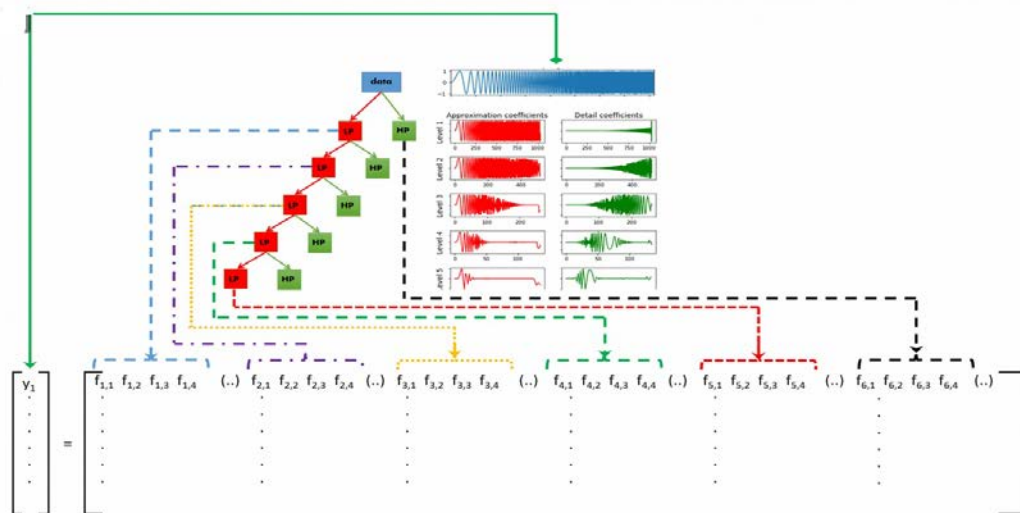
^{۲۹} Approximation Coefficients

^{۳۰} Detail Coefficients

^{۳۱}. Classifying

۴-۲- طراحی، پیاده سازی و تجزیه و تحلیل ماتریس ویژگی و یکپارچه سازی تبدیل موجک با شبکه عصبی

در گام چهارم از تحقیق می‌توان، برای دو نمونه از تصویر ماموگرافی با تبدیل موجک گسسته **Sym-II** و از هر زیر باند ویژگی‌های آماری همانند میانگین، انحراف معیار، میانه را به عنوان ماتریس ویژگی و به عنوان ورودی، در طراحی شبکه عصبی ملاک عمل قرار داد. این فرایند در شکل (۲۱) نشان داده شده است.



شکل (۲۱) فرآیند محاسبه ماتریس ویژگی و یکپارچه‌سازی تبدیل موجک با شبکه عصبی مصنوعی

به عنوان نمونه در تصویر ماموگرافی یک، با تبدیل موجک گسسته **Sym-II** و در راستای محاسبه ماتریس ویژگی، نمونه‌هایی از هر زیر باند ویژگی‌های آماری میانگین و انحراف معیار را که به عنوان ماتریس ویژگی و به عنوان ورودی، که این کار را تا چهار سطح تکرار کرده و در طراحی شبکه عصبی ملاک عمل قرار داد، در جداول زیر نشان داده شده است.

جدول (۱) محاسبه میانگین و انحراف معیار در سطح یک به عنوان ماتریس ویژگی در تصویر ماموگرافی یک

Mean	192.2	Maximum	458.5	Standard dev.	99.43	L1 norm	4.497e+05
Median	197	Minimum	1	Median Abs. Dev.	71.5	L2 norm	1.047e+04
Mean	210	Range	457.5	Mean Abs. Dev.	80.8	Max norm	458.5

جدول (۲) محاسبه میانگین و انحراف معیار در سطح دو به عنوان ماتریس ویژگی در تصویر ماموگرافی یک

Mean	380.9	Maximum	865.8	Standard dev.	190.3	L1 norm	2.262e+05
Median	391.5	Minimum	18	Median Abs. Dev.	135.9	L2 norm	1.037e+04
Mean	415.4	Range	849.8	Mean Abs. Dev.	154.8	Max norm	865.8

جدول (۳) محاسبه میانگین و انحراف معیار در سطح سه به عنوان ماتریس ویژگی در تصویر ماموگرافی یک

Mean	748.5	Maximum	1589	Standard dev.	387.1	L1 norm	1.145e+05
Median	782.8	Minimum	32.5	Median Abs. Dev.	288.5	L2 norm	1.031e+04
Mean	110.3	Range	1557	Mean Abs. Dev.	301.2	Max norm	1589

جدول (۴) محاسبه میانگین و انحراف معیار در سطح چهار به عنوان ماتریس ویژگی در تصویر ماموگرافی یک

Mean	1382	Maximum	2792	Standard dev.	738.8	L1 norm	8.22e+04
Median	1488	Minimum	73.88	Median Abs. Dev.	619.3	L2 norm	1.049e+04
Mean	2004	Range	2718	Mean Abs. Dev.	621.8	Max norm	2792

به عنوان نمونه در تصویر ماموگرافی دو، با تبدیل موجک گسسته **Sym-II** و در راستای محاسبه ماتریس ویژگی، نمونه‌هایی از هر زیر باند ویژگی‌های آماری میانگین و انحراف معیار را که به عنوان ماتریس ویژگی و به عنوان ورودی، که این کار را تا چهار سطح تکرار کرده و در طراحی شبکه عصبی ملاک عمل قرار داد، در جداول زیر نشان داده شده است.

جدول (۵) محاسبه میانگین و انحراف معیار در سطح یک به عنوان ماتریس ویژگی در تصویر ماموگرافی دو

Mean	42.94	Maximum	500.9	Standard dev.	70.34	L1 norm	1.033e+07
Median	1.5	Minimum	-1.82	Median Abs. Dev.	1.5	L2 norm	4.043e+04
Mean	3.207	Range	502.7	Mean Abs. Dev.	54.72	Max norm	500.9

جدول (۶) محاسبه میانگین و انحراف معیار در سطح دو به عنوان ماتریس ویژگی در تصویر ماموگرافی دو

Mean	87.41	Maximum	975.9	Standard dev.	141.1	L1 norm	5.259e+08
Median	3.12	Minimum	-0.7948	Median Abs. Dev.	3.12	L2 norm	4.072e+04
Mean	8.973	Range	976.7	Mean Abs. Dev.	110.4	Max norm	975.9

جدول (۷) محاسبه میانگین و انحراف معیار در سطح سه به عنوان ماتریس ویژگی در تصویر ماموگرافی دو

Mean	180.3	Maximum	1798	Standard dev.	284.3	L1 norm	2.724e+06
Median	8.182	Minimum	-1.275	Median Abs. Dev.	8.182	L2 norm	4.137e+04
Mean	16.7	Range	1798	Mean Abs. Dev.	224.4	Max norm	1798

جدول (۸) محاسبه میانگین و انحراف معیار در سطح چهار به عنوان ماتریس ویژگی در تصویر ماموگرافی دو

Mean	388.1	Maximum	3370	Standard dev.	580.3	L1 norm	1.458e+06
Median	27.58	Minimum	-2.016	Median Abs. Dev.	27.58	L2 norm	4.282e+04
Mean	31.7	Range	3372	Mean Abs. Dev.	488.3	Max norm	3370

تجزیه و تحلیل: به عنوان نمونه در دو تصویر ماموگرافی با تبدیل موجک گسسته **Sym-II** در راستای محاسبه ماتریس ویژگی، از هر زیر باند ویژگی‌های آماری میانگین و انحراف معیار را که به عنوان ماتریس ویژگی و به عنوان ورودی، که این کار را تا چهار سطح تکرار کرده و برای تفکیک یک سیگنال (تصویر ماموگرافی) به زیرباندهای فرکانسی مختلف استفاده می‌کنیم. چون انواع مختلف سیگنال‌ها، مشخصه‌های فرکانسی مختلفی را از خود نشان می‌دهند، در نتیجه این تمایز در رفتار باید در یکی از زیرباندهای فرکانسی خود را نشان دهد. بنابراین اگر ویژگی‌ها ۳۲ را از هریک از زیرباندهای مختلف ایجاد کنیم و از مجموعه تمام ویژگی‌ها به عنوان ورودی در یک طبقه بند ۳۳ مانند شبکه عصبی استفاده کنیم و آن را با استفاده از این ویژگی‌ها آموزش دهیم، آن گاه شبکه عصبی قادر خواهد بود که تمایز بین سیگنال‌های مختلف (طبق بندی تصاویر ماموگرافی به توده خوش خیم و بدخیم) را تشخیص دهد و طبقه بندی را بر اساس آن انجام دهد.

۳- نتایج و بحث

در گام اول از تحقیق به جداسازی ناحیه مشکوک تصویر، فیلتر گذاری به منظور بهبود دید تصویر و کاهش نویز، بهبود کنتراست تصویر با استفاده از هیستوگرام، تشخیص لبه در تصویر پرداخته شده است.

در گام از دوم تحقیق به اعمال چهار نوع از خانواده‌های مختلف موجک گسسته **Haar- db -Sym- Coif** بر روی تصاویر ماموگرافی پرداخته شد. برای انواع مختلف تبدیل موجک، مصالحه بین فشردگی و صاف بودن با یکدیگر تفاوت دارند. این ویژگی بدین معنی است که می‌توانیم نوع خاصی از تبدیل موجک را انتخاب کنیم که با ویژگی مورد نظر برای استخراج از سیگنال تناسب بیشتری داشته باشد.

^{۳۲} Features

^{۳۳} Classifier

در گام سوم از تحقیق به طراحی و پیاده‌سازی تبدیل موجک گسسته به صورت یک بانک فیلتری پرداختیم تا به صورت دنباله‌ای از فیلترهای پایین‌گذر و بالا‌گذر عمل کند و با استفاده از بانک فیلتری به دنبال دسترسی به یک راه بسیار موثر برای تجزیه یک سیگنال و تصاویر ماموگرافی به زیرباندهای فرکانسی به منظور استخراج و تعیین ماتریس ویژگی به عنوان ورودی شبکه عصبی مصنوعی باشیم.

در گام چهارم از تحقیق برای نمونه‌هایی از تصویر ماموگرافی با تبدیل موجک گسسته **Sym-II** و از هر زیر باند ویژگی‌های آماری همانند میانگین، انحراف معیار، میانه را به عنوان ماتریس ویژگی و به عنوان ورودی، در طراحی شبکه عصبی ملاک عمل قرار دادیم. فرایند ذکر شده در محیط **MATLAB R-۲۰۱۷b** پیاده‌سازی و نیز مورد تجزیه و تحلیل واقع شده است.

۴- نتیجه گیری

با توجه به اینکه مسائل و مشکلات امروزی حوزه مهندسی پزشکی، مسائل پیچیده و چند بعدی هستند لذا حوزه مهندسی پزشکی در صورتی موفقیت بیشتری خواهد داشت که بتواند روش‌های موثر مبتنی بر تجربه را با ابزارهای حوزه هوش مصنوعی و حوزه ریاضیات پیشرفته مهندسی ترکیب نماید پس ضرورت نیاز برای طراحی، پیاده‌سازی بانک فیلتری و ماتریس ویژگی به منظور یکپارچه سازی تبدیل موجک با شبکه عصبی مصنوعی برای تشخیص سرطان سینه وجود خواهد داشت.

۵- پیشنهادها

پیشنهاد می‌گردد که به منظور تست و پیاده‌سازی مدل یکپارچه شده شبکه عصبی مصنوعی موجکی، داده‌های مرتبط با توده‌های سرطان (از جمله سرطان سینه) در یک پایگاه اطلاعاتی واحد در کل کشور جمع‌آوری و در اختیار مراکز پژوهشی قرار گیرد. پیشنهاد می‌گردد که در محاسبه ماتریس ویژگی، استخراج ویژگی از هر زیر باند، از سایر ویژگی‌های آماری به غیر از میانگین و انحراف معیار از جمله مقدار مجذور میانگین مربعات، مقدار صدک ۱۲۵ام، مقدار صدک ۱۷۵ام و میانگین مشتقات مورد ملاحظه و محاسبه قرار داد.

در تحقیق حاضر برای پردازش تصاویر دیجیتال از تبدیل موجک گسسته **Coif-db- Sym -Haar** به کار گرفته شده است که پیشنهاد می‌گردد از تبدیل موجک دیگر مانند شانون، بتا و گابور مورد استفاده و هم مورد مقایسه تطبیقی قرار گیرد. پیشنهاد می‌گردد در پژوهش‌های آتی در پردازش تصاویر ماموگرافی برای توصیف مرز یا لبه تصویر که نیاز به مقیاس‌بندی مختلف، راستاهای مختلف و کشیدگی‌های مختلف خواهیم داشت، از تبدیل کانتورلت که ساختار این تبدیل مبتنی بر دو بانک فیلتر هرم لاپلاس و بانک فیلتر جهت دار است و در واقع یک بانک فیلتر جهت دار هرمی را تشکیل می‌دهد، به جای تبدیل موجک استفاده شود.

تبدیل کانتورلت، منحنی‌های هموار برای فضای پیوسته دو بعدی ارائه می‌دهد لذا این تبدیل مناسب تصاویر دیجیتال فضای گسسته نخواهد داشت. تبدیل کانتورلت در فضای قطبی تعریف می‌شود و جهت استفاده در فضای گسسته غیرقطبی با چالش‌هایی روبرو می‌باشد و در نتیجه توجه به تبدیل شیرلت (تبدیل قیچک) ضرورت خواهد داشت. لذا پیشنهاد می‌گردد در پردازش تصاویر ماموگرافی برای فضای گسسته غیرقطبی از تبدیل شیرلت (تبدیل قیچک) به جای تبدیل کانتورلت استفاده گردد [۱۵].

- ١- Land, W.H. Breast Cancer CAD using a recently developed SVM/GRNN oracle hybrid IEEE International conference on systems, Man and cybernetic , ٢٠٠٣.
- ٢- Chen Y, Wang Y, Yang B, editors. Evolving hierarchical RBF neural networks for breast cancer detection. International Conference on Neural Information Processing; ٢٠٠٦:١٣٧-١٤٤. Springer.
- ٣- Kom, G. Tiedeu, A., Automated detection of masses in mammograms by local adaptive thresholding, Comp. Biol. Med.. ٢٠٠٨, vol. ٣٧, no. ١, pp. ٣٧-٤٨.
- ٤- Li H-D, Kallergi M, Clarke LP, Jain VK, Clark RA. Markov random field for tumor detection in digital mammography. IEEE Trans Med Imaging ١٩٩٥; ١٤(٣):٥٦٥-٧٦.
- ٥- Subramaniam E, Liung TK, Mashor MY, Isa NAM. Breast cancer diagnosis systems: A review. IJCIM ٢٠٠٦; ١٤(٢):٢٤-٣٥.
- ٦- Tomar RS, Singh T, Wadhvani S, Bhadoria SS, editors. Analysis of breast cancer using image processing techniques. ٢٠٠٩ Third UKSim European Symposium on Computer Modeling and Simulation; ٢٠٠٩:٢٥١-٦. IEEE.
- ٧- Mencattini A, Salmeri M, Lojacono R, Frigerio M, Caselli F. Mammographic images enhancement and denoising for breast cancer detection using dyadic wavelet processing. , ٢٠٠٨ IEEE Trans Instrum Meas; ٥٧(٧):١٤٢٢-٣٠.
- ٨- Garge D, Bapat V. A low cost wavelet based mammogram image processing for early detection of breast cancer. Indian J Sci Technol, ٢٠٠٩ ; ٢(٩):٥٠-٦٣.
- ٩- Cheng H-D, Lui YM, Freimanis RI. A novel approach to microcalcification detection using fuzzy logic technique. IEEE Trans Med. Imaging ١٩٩٨; ١٧(٣):٤٤٢-٥٠.
- ١٠- Jiang F, Liu H, Yu S, Xie Y, editors. Breast mass lesion classification in mammograms by transfer learning. Proceedings of the ٨th international conference on bioinformatics and computational biology; ٢٠١٧.
- ١١- Mughal B, Muhammad N, Sharif M, Saba T, Rehman A. Extraction of breast border and removal of pectoral muscle in wavelet domain. ٢٠١٧.
- ١٢- Kausar, T., et al. HWDCNN: Multi-class recognition in breast histopathology with Haar

wavelet decomposed image based convolution neural network. Biocybern Biomed Eng. (۲۰۱۹).

۱۳- Yahia, S., S. Said and M. Zaied. A novel classification approach based on extreme learning machine and wavelet neural networks, ۲۰۲۰. <http://doi/10.1007/s11042-019-08248-y>.

۱۴- Kikuchi M, Hayashida T, Watanuki R, Nakashoji A, Kawai Y, Nagayama A, et al. Abstract P1-0۲-0۹: Diagnostic system of breast ultrasound images using Convolutional Neural Network AACR; ۲۰۲۰.

۱۵- محدثه برقی، تبیین مبانی مدل سازی ریاضی تبدیل فوریه، تبدیل ویولت، تبدیل کانتورلت و تبدیل شیرلت (قیچک) و کاربرد آن در پردازش تصاویر مهندسی پزشکی، سمینار کارشناسی ارشد، موسسه آموزش عالی انرژی، ساوه، (۱۴۰۱).

Design and implementation of filter bank and Feature matrix of mammography images in order to integrate wavelet transform with artificial neural network in breast cancer diagnosis

Mohadese Barghi^{*†} – Ph.D candidate of medical engineering - Islamic Azad University - South Tehran branch
Mohadese.barghi@gmail.com

Madi Eslami- Faculty member-Islamic Azad University-Tehran West branch
eslami@wtiau.ac.ir

Abstract

Due to the complexity of cancer diagnosis issues, we must be able to combine effective methods based on experience with artificial intelligence techniques and advanced engineering mathematics. The goal is design and implement the filter bank and feature matrix of mammography images in order to integrate wavelet transform with neural network in breast cancer diagnosis. First, by introducing the MIAS database, ۲۰۰ mammography images related to breast cancer were selected, of which ۱۳۰ people had benign masses and ۷۰ people had malignant masses. In the first step, isolation of the suspicious area of the mammography image, filtering to improve image visibility and noise reduction, improvement of image contrast using histogram, edge detection in mammography image have been done. In the second step, four types of different families of discrete wavelet db-Sym-Coif-Haar were applied on mammography images. For different types of wavelet transforms, the trade-offs between compression and smoothness are different. This feature means that we can choose a specific type of wavelet transform that is more suitable for the feature we want to extract from the signal. In the third step, we designed and implemented the discrete wavelet transform in the form of a filter bank to act as a sequence of low-pass and high-pass filters and by using a filter bank, we sought to access a very effective way to decompose a signal and mammography images into sub-frequency bands in order to extract and determine the feature matrix as input to the artificial neural network. In the fourth step, for examples of mammography images by applying Sym-II discrete wavelet transform and from each sub-band statistical features such as mean, standard deviation, median as feature matrix and as input, in the design of integrated neural network with wavelet transform, We set the criteria for action. The mentioned process is implemented in the MATLAB R-۲۰۱۷b environment.

Key words

Wavelet transform, neural network, filter bank, feature matrix, mammography images, breast cancer, integrated model.

^{*†} Responsible author of the article