

کلاسبندی تصاویر پزشکی MRI با استفاده از شبکه‌های عصبی اسیلاتوری و روش SVM

مهیار علیزاده

تهران، اصفهان elnazkazemi3030@gmail.com

چکیده

مجهر شدن علم پزشکی به ابزارهای هوشمند در تشخیص و درمان بیماری‌ها می‌تواند اشتباهات پزشکان و خسارت جانی و مالی را کاهش دهد. هدف از این مقاله بررسی تشخیص و جداسازی بافتهای آسیب دیده از بافتهای سالم توسط شبکه عصبی اسیلاتوری و SVM می‌باشد. سیستم عصبی بر مبنای ترکیبی از همکاری بین اسیلاتورهای عصبی و روش عصبی MLP ارائه شده است. و بدین منظور در الگوریتم پیشنهادی برای عملیات پیش پردازش ابتدا تصویر را برای استخراج ویژگی آماده می‌کنیم در این مرحله از حذف نویز و تبدیلات مورفولوژی استفاده می‌شود. در مرحله دوم الگوریتم به استخراج ویژگیهای تصویر میپردازیم. در این مرحله ویژگی‌هایی بر مبنای نوع بافت تصویر استخراج می‌شود البته باید توجه داشت که ویژگی‌ها برای هر بلوک پیکسلی تعریف می‌شود زیرا ویژگی‌های بافت تصویر برای یک پیکسل قابلیت تعریف ندارد. بنابراین تصویر را به مجموعه‌ای از پیکسل‌ها می‌توان تقسیم نمود و برای هر کدام از بلوک‌ها ویژگی‌های تبدیل موجک استخراج می‌شود. سپس بر اساس دیتا بیس بافت سرطانی و غیر سرطانی شبکه عصبی را آموزش می‌دهیم و در نهایت بر روی تصاویر مختلف عملیات شناسایی را مشاهده نمود.

واژه‌های کلیدی

پردازش تصویر، استخراج ویژگی، شبکه عصبی، بافت سرطانی، تبدیل موجک

Classification of medical images of MRI by using Oscillatory neural network algorithm and SVM method

ABSTRACT

Medical science being equipped with smart tools that are used for diagnosis and treatment of diseases can reduce doctors' mistakes as well as losses of life and property. The purpose of this paper is to analyze and detection of abnormal tissues from normal by oscillatory ANN and SVM. Nervous system based on cooperation between the nervous system MLP and oscillators is presented. The

ششمین همایش بین‌المللی افق‌های نوین در
مهندسی برق، کامپیوتر و مکانیک

6th International Conference on the New Horizons in
Electrical Engineering, Computer and Mechanical

www.mhconf.ir

extant paper aims at studying diagnosis of joint injury in athletes using neural network. To this end, a plan is designed for diagnosing orthopedic diseases using artificial neural network technique. Therefore, in the proposed algorithm, first we prepare the image for extracting features in order to perform pre-processing operation. In this stage, noise removal and morphological transformations are used. In the second stage, the features of the image are extracted. In this stage, features are extracted based on the type of the tissue f the image. It should be regarded that features are defined for each pixel block because features of image tissue cannot be defined for a pixel .

KEYWORDS

Image processing, feature extraction, neural network, cancerous tissue, wavelet

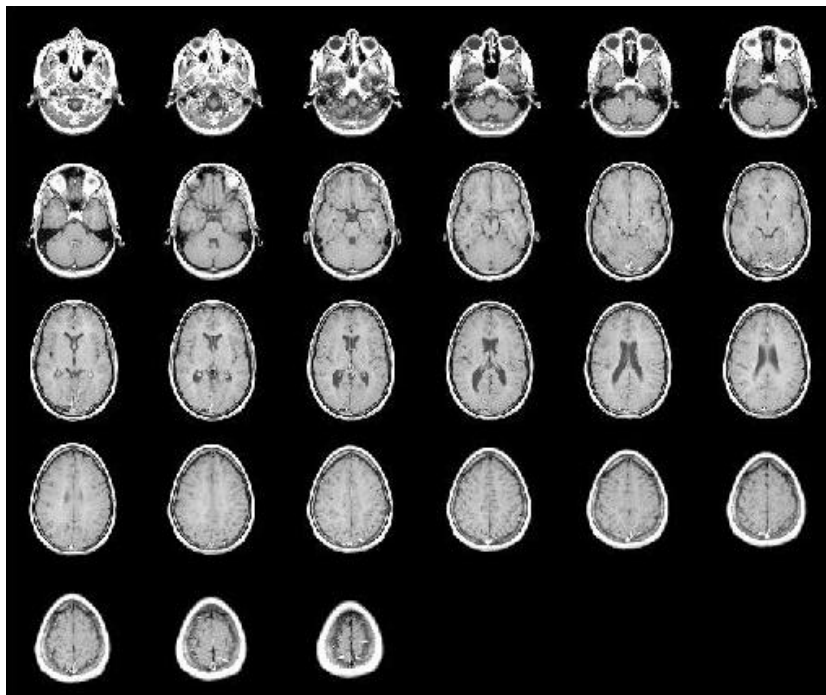
۱. متن مقاله

تقسیم بندی تصویر یک مساله بسیار مهم در بینایی ماشین است. این مساله شامل پارتیشن بندی یک تصویر به نواحی به طور کامل همگن که که پیکسلها به ویژگی های مشابه را به اشتراک میگذارند. اگر چه مغز انسان می تواند این کار را به طور موثر انجام و با سهولت آشکار انجام دهد، اما این مساله یک چالش عمده برای سیستم بینایی کامپیوتر باقی مانده است. تقسیم بندی تصویر نقش مهمی در بینایی کامپیوتر ایفا میکند و دارای تنوع در کاربردهایی مانند تشخیص شیء، تشخیص پزشکی، سنجش از دور، رباتیک، محتوای مبتنی بر بازیابی تصویر، درک عکس، و غیره میباشد. هیچ روش کلی که برای انواع تصاویر به کار برده شود وجود ندارد. بسیاری از روشهای توسعه یافته در چند دهه گذشته اند، معمولاً بر مبنای کلاسبندی پیکسلها، تشخیص لبه و یا بر اساس رشد منطقه [1]، [2]، در عین حال مدلسازی تقسیم بندی خروجی یک شبکه از سلول های عصبی یک کار دشوار است. هنوز هم هر ساله پژوهشهای بسیاری بر روی تقسیم بندی تصویر در زمینه های کاربردی مختلف انجام میگردد. بررسی روش های مختلف توسعه یافته تاکنون فراتر از محدوده این کار و خواننده به منابع برای بررسی جامع مجموعههایی از روش های الگوریتمی و یادگیری ماشین برای تصویر تقسیم بندی مراجعه نمایند [1] - [4].

در روش های درمانی مدرن تکنیک های مختلفی مانند تصویر برداری مافوق صوت، CT، MRI، SPEC، PET، اشعه ایکس و غیره برای تشخیص و درمان بیماری ها ارائه شده اند. از آن جا که معمولاً وضوح یا کنتراست تصاویر پزشکی کم است، تفکیک این تصاویر کار دشواری به شمار می آید. [1]

امتیازات تصویربرداری MRI نسبت به دیگر سیستمهای تصویربرداری تشخیصی، قدرت تفکیک فضائی بالای آن و تشخیص بسیار عالی بافتهای نرم می باشد. MRI اطلاعات بسیار مفیدی درباره الگوهای آناتومیکی را فراهم می آورد که اجازه مطالعات کمی آسیب شناسی و کلینیکی، ایجاد اطلسهای آناتومیکی کامپیوتری شده، و راهنمائی های مؤثر قبل و بعد از مداخلات درمانی، را می دهد.

مغز به عنوان پردازشگر مرکزی یکی از مهمترین ارگانهای بدن بشمار می رود. شناسائی و رؤیت بافتهای مغزی بصورت غیر تهاجمی و با استفاده از تصاویر MRI در کاربردهای مهم و متعددی نظیر ارزیابی تومورهای مغزی، مکان یابی و نگاشت مغز، آنالیز فعالیتهای مغزی و غیره، حائز اهمیت است. جداسازی و نمایش سه بعدی مغز در پزشکی مدرن، برای آنالیز کمی بافتهای مغزی در تصاویر MRI تشخیص صحیح، درمان مؤثر، و انجام موفقیت آمیز عملیات حساسی نظیر پرتودرمانی و جراحی مغز، نیازی مبرم و اساسی است. مجهز شدن علم پزشکی به ابزارهای هوشمند در تشخیص و درمان بیماریها می تواند اشتباهات پزشکان و خسارت جانی و مالی را کاهش دهد. بنابراین امروزه تجزیه و تحلیل و پردازش تصاویر پزشکی در زمینه پزشکی به ویژه در غیر تهاجمی درمان و مطالعه بالینی. دارای اهمیت بسیار زیادی می باشد. تکنیک های تصویربرداری پزشکی و ابزار تجزیه و تحلیل پزشکان و رادیولوژیست ها را قادر می سازد تا به تشخیص دقیق دست یابند امروزه پردازش تصویر پزشکی به عنوان یکی از مهم ترین ابزارها برای شناسایی و تشخیص اختلالات مختلف شناخته شده است. تصویربرداری به پزشکان در تجسم و تجزیه و تحلیل تصویر برای درک اختلالات ساختار داخلی کمک می کند. اطلاعات تصاویر پزشکی به دست آمده از دستگاه پزشکی که استفاده از تکنیک های تصویر برداری مانند توموگرافی کامپیوتری (CT)، رزونانس مغناطیسی تصویربرداری (MRI) و ماموگرام، که نشان دهنده وجود یا عدم وجود ضایعه همراه با سابقه بیمار، یک فاکتور مهم در تشخیص نوع و میزان بیماری یا عدم آن میباشد [1]

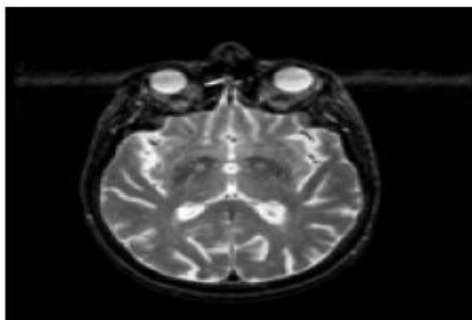


شکل ۱ تصاویر برشهای مغزی

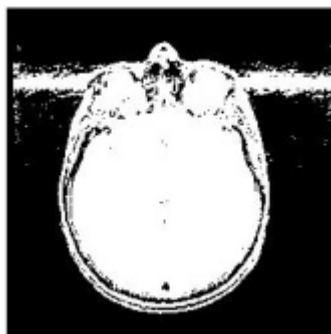
۲- پیش پردازش

در تصویربرداری MRI به دلیل وجود میدانهای مغناطیسی محیط، حرکت‌های بیمار، وجود قطعات فلزی و ... تصاویر مربوطه به نویز آغشته می‌گردند. برای کسب نتایج دقیقتر در طبقه بندی، این عوارض بایستی در مرحله پیش پردازش حذف گردند. ذکر این نکته ضروریست که به دلیل استفاده از تصاویر موجود در پایگاه داده دانشگاه هاروارد و دقت دستگاههای تصویربرداری مربوطه، میزان این نویزها در تصاویر استفاده شده نسبتاً کم و محدود بوده، و با اعمال الگوریتمهای حذف نویز متعارف، شبیه فیلتر میانه تا حد مطلوبی قابل حذف هستند.

شکل ۲ تصویر MRI آغشته به نویز را قبل از مرحله پیش پردازش نشان میدهد. قابل ذکر است که برای نقطه‌های ریز موجود در تصویر سه روش قابل استفاده است. روش اول توجه به این نکته است که نقطه‌های ریز بیانگر فرکانسهای بالا میباشد و با اعمال فیلتر پایین گذر میتوان این موارد را حذف نمود. روش دوم استفاده از مفهوم Structure Element در Matlab میباشد که با تعریف ساختار دیسکی و با عملیات ریختشناختی (Morphological) اتساع (Erosion) میتوان این عوارض را حذف کرد. روش سوم بدست آوردن مساحت بزرگترین شی در تصویر و حذف موارد کوچکتر از آستانه مشخص میباشد. زیرا بافت مغزی بزرگترین ناحیه دارای مقدار در تصویر میباشد. وجود نویز پیوسته و متصل به ناحیه مورد نظر یکی از عوامل محدودکننده میباشد. همانگونه که در شکل ۳ مشاهده میشود، این نقاط جدا از هم نیستند تا به راحتی با فیلترها قابل حذف باشند. در نتیجه برای موفقیت در عمل حذف نویز، این بخش با بخش قطعه بندی تلفیق میگردد تا بهترین نتیجه حاصل شود. برای این قسمت نیز روشهای ترکیبی (ریخت شناختی، اسکن طولی و عرضی، حذف قطعات کوچکتر از آستانه و ...) استفاده میشود که در بخش قطعه بندی توضیح داده خواهد شد.



شکل ۲ عکس اولیه قبل از پردازش مقدماتی



شکل ۳ آستانه‌گیری از تصویر برای مشاهده نويز

۳- جهت بهبود کنتراست تصویر از متعادل‌سازی هیستوگرام (Histogram Equalization)

استفاده شده است. با این عمل اختلاف شدت روشنایی بین بافت‌های تومور یا شبه تومور، از بافت‌های عادی مغز بیشتر شده و استخراج خصوصیات با دقت بیشتری انجام می‌گیرد. در ضمن با این عمل شدت روشنایی تمام تصویرها در یک محدوده مشخص قرار می‌گیرد تا دقت سیستم طبقه‌بندی افزایش یابد. این عمل را می‌توان در Matlab با استفاده از چندین روش انجام داد. زمانیکه هیستوگرام تصویر متمایل به راست یا متمایل به چپ باشد می‌توان با استفاده از `Imadjust` و تغییر در مقدار گاما تصویر را اصلاح نمود. الگوریتم ساده و اتوماتیک دیگری نیز به نام `Histeq` وجود دارد که به صورت اتوماتیک عملیات منبسط کردن هیستوگرام را انجام می‌دهد. اما برای داشتن کنترل بیشتر بر روی هیستوگرام، می‌توان از تعریف جدول جستجو (`Lookup Table (LUT)`) استفاده نمود. همچنین می‌توان با تعریف بازه و اعمال تغییرات بر روی این بازه‌ها عملیات بهبود را انجام داد.

۴- قطعه بندی

در این مرحله هدف استخراج مغز از داخل تصویر و جدا کردن آن از قسمت‌های زائد موجود در مجموعه می‌باشد. برای حذف مواردی مانند کره چشمها، استخوان بینی و موارد مشابه می‌توان از الگوریتم‌های ذکر شده در قسمت قبل به صورت ترکیبی استفاده نمود. در الگوریتم ترکیبی از خاصیت مساحت قطعات کوچکتر از حد آستانه برای قطعات زائد جدا از مغز استفاده می‌شود. برای مواردی که اجزای زائد، چسبیده به مغز هستند دستور `Strel` که مربوط به عملیات تعریف ساختار در ریخت شناسی است، قابل استفاده می‌باشد. برای حذف مجموعه از یک الگوریتم ساده و کاربردی استفاده شده است که در آن ابتدا عکس به صورت افقی و سپس به صورت عمودی اسکن می‌گردد.

ششمین همایش بین‌المللی افق‌های نوین در مهندسی برق، کامپیوتر و مکانیک

6th International Conference on the New Horizons in Electrical Engineering, Computer and Mechanical

www.mhconf.ir

در هنگام اسکن از این مفهوم استفاده میکنیم که لایه مجسمه بین دو ناحیه سیاه قرار گرفته است. بنابراین روش ما جهت حذف مجسمه استخراج و نگهداری آدرس پیکسلهای صعود و نزول بین 0 و 1 است. حال با در نظر گرفتن حد مناسب که بزرگتر از ضخامت لایه مجسمه میباشد، میتوان به راحتی لایه زاید را حذف نمود. برای درک روش، اگر به شکل 3 توجه گردد، مشاهده میشود که بین بافت مغز و مجسمه یک شیار سیاه واقع شده که باعث تشخیص مجسمه میگردد. این روش به جز مواردی که عکس‌ها از قسمت فوقانی سر باشد، کاملاً قابل استناد است. در این موارد نیز با انجام عملیات ریختشناختی میتوان موارد زائد را کم کرد.

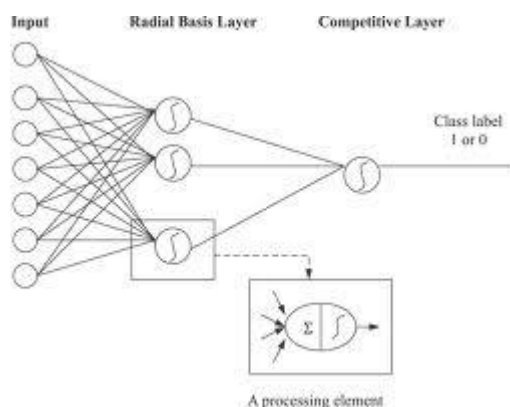
۵- شبکه عصبی مصنوعی

شبکه عصبی مصنوعی (Artificial Neural Network (ANN) یک نمونه سیستم پردازش است که در آن از سیستم‌های عصبی بیولوژیک مانند مغز الهام گرفته شده است. عضو کلیدی این ساختار جدید سیستم پردازنده اطلاعات است که تعداد زیادی از آن‌ها به صورت مجتمع مانند هورمون‌های مغز با یکدیگر کار می‌کنند تا بتوانند مسائل خاصی مانند تشخیص الگو یا طبقه‌بندی داده‌ها را از طریق فرایند یادگیری حل کنند.

یادگیری در شبکه‌های عصبی به دو صورت است:

۱- تحت نظارت (Supervised)

۲- بدون دخالت انسان (Unsupervised)



شکل ۴. شبکه عصبی مصنوعی

یادگیری در شبکه‌های عصبی رایج به شکل Supervised یا یادگیری تحت نظارت است. در واقع کار شبکه‌های عصبی مانند یادگیری کودکان است. با نشان دادن اشیاء ماهیت هر شیء برای کودک مشخص می‌شود.

ANN شاخه‌ای از زمینه هوش مصنوعی یا سیستم‌های خبره است که با منطق فازی مرتبط است. یک شبکه عصبی مصنوعی می‌تواند به عنوان یک جعبه سیاه در نظر گرفته شود که قادر است الگوهای خروجی را پس از تشخیص الگوهای ورودی گزارش دهد. شبکه‌های عصبی در واقع مثلثی هستند که سه ضلع مفهومی دارند:

ششمین همایش بین‌المللی افق‌های نوین در مهندسی برق، کامپیوتر و مکانیک

6th International Conference on the New Horizons in Electrical Engineering, Computer and Mechanical

www.mhconf.ir

۱- سیستم تجزیه و تحلیل داده‌ها

۲- نورون یا سلول عصبی

۳- شبکه یا قانون کار گروهی نورون‌ها

شبکه‌های عصبی مرحله‌ای موسوم به یادگیری دارند که شبیه مغز عمل می‌کنند. نورون‌ها با پردازشگرهای شبکه به صورت غیر مستقیم به کانال‌های ارتباطی مرتبط هستند که وظیفه حمل داده‌ها را بر عهده دارند و تنها بر روی داده‌های محلی خود که به عنوان ورودی از طریق کانال‌های ارتباطی دریافت می‌دارند، عمل می‌کنند. این شبکه‌ها به صورت چندلایه Multilayer هستند که تعداد لایه‌های آن بستگی به پیچیدگی مسئله دارند و تعداد لایه‌ها و تعداد گره‌ها در هر لایه مخفی از پارامترهایی است که توسط کاربر قابل تنظیم است. هر چه تعداد لایه‌ها بیشتر باشد سیستم قادر به درک پیچیدگی‌های بیشتری است. در این شبکه‌ها با پردازش موازی از طریق وزن‌ها سیناسپی داده‌ها راه خود را باز کرده و جلوی (داده‌های دارای خطا یا بی ربط گرفته می‌شود. طرز کار یک مدل سلول عصبی بدین صورت است که خطوط یا کانال‌های ورودی، سیگنال‌های تحریکی یا مهاری را که همان پارامترهای تعریف‌کننده سیستم هستند به جسم سلولی یا گره‌های عصبی می‌آورند، مثلاً غلظت یک ماده 6/0 mol/lit است. این پارامتر به عنوان یک سیگنال الکتریکی با شدت 0/6 به یک کانال ورودی می‌رود. در ابتدای هر کانال یک ضریب عددی (وزن سیناسپی) وجود دارد که شدت تحریک در آن ضرب می‌شود. اگر مثبت باشد یک سیگنال تحریکی و اگر منفی باشد یک سیگنال مهاری است؛ این سیگنال‌های تحریکی یا مهاری که از ورودی‌های مختلف به جسم سلولی می‌رسند، با هم به صورت خطی جمع می‌شود. اگر از میزان آستانه کمتر باشد سلول عصبی خاموش شده و در غیر این صورت (شلیک) fire می‌شود و جریان الکتریکی ثابتی در خروجی ایجاد می‌کند که به سلول‌های دیگر وارد می‌شود. مشکل شبکه‌های عصبی این است که به تدریج به حفظ کردن الگوها می‌پردازند و قابلیت تجزیه و تحلیل آن‌ها کم می‌شود، برای رفع این مشکل بایستی تعداد گره‌ها کم شود، در این صورت شبکه مجبور به تعمیم می‌شود. شبکه‌های عصبی مصنوعی برای حل مسائل پیچیده یا مواردی که هیچ راه حل الگوریتمی وجود ندارد یا بسیار پیچیده هستند مورد استفاده قرار می‌گیرد. چهار نوع هدف کلی توسط این شبکه‌های قابل پیگیری است، که هر کدام بسته به نوع مجهولات در مواردی خاص قابل بهره‌گیری است

دینامیک اسیلاتورهای عصبی

شبکه متشکل از یک شبکه از اسیلاتورهای عصبی که به صورت محلی از طریق سیناپس تحریک ارائه شده بصورت وزنهای مثبت و به یک نورون سراسری که تحریکات هر نورون دریافت کرده می‌فرستد و مهار را به تمام سلول‌های عصبی در شبکه متصل می‌فرستد. (به تمام سلول‌های عصبی به فرم منفی متصل شده است)

ورودی هر نورون همانطور که در شکل 6 نشان داده شده است یکی از ویژگی‌های پیکسل تصویر میباشد. ارتباطات محلی بین هر دو نورون‌های متقابل می‌باشد نشان داده شده و هر نورون همانطور که در شکل 7 نشان داده شده است با نزدیکترین چهار سلول‌های عصبی همسایه خود متصل است. در حالی که 4 ارتباط در این شکل نشان داده شده است، ممکن است از اشکال جایگزین مانند 8- ارتباط استفاده نماییم که در آن هر نورون متقابلاً به 8 نزدیکترین همسایگان خود متصل می‌شوند

انگیزه اتصالات تحریکی محلی است که، علاوه بر استحکام خود را با قابلیت اتصالات جانبی سیناپسی در مناطق مختلف از مغز، امید است که مانند ارتباطات کمک خواهد کرد تا تقسیم بندی با ایجاد فعالیت‌های هماهنگ شده میان سلول‌های عصبی که متعلق به همان منطقه صورت گیرد.

بلوک ساختمانی شبکه بر اساس مدل در معادله 1 و 2 و 3 با اصلاحات جزئی عبارت ورودی خارجی و ادغام مهار سراسری در عبارت تزویج S. معادلات حاصل به فرم زیر است.

$$\begin{cases} \dot{x}_i = 3x_i - x_i^3 + 2 - y_i + I_i H(p_i - \theta) + S_i + \rho \\ \dot{y}_i = \varepsilon(\gamma(1 + \tanh(x_i / \beta)) - y_i) \end{cases}$$

(۱)

$$\begin{cases} \dot{x}_j = 3x_j - x_j^3 + 2 - y_j + \rho + I_j + S_j(x_i) \\ \dot{y}_j = \varepsilon[\lambda(1 + \tanh(x_j / \beta)) - y_j] \end{cases}$$

(۲)

توزیع سایر نورونهای مجاور بفرم زیر تعریف شده:

$$S_i = \sum_{k \in Ni} W_{ik} H(x_k - \theta_x) - W_z H(z - \theta_z)$$

(۳)

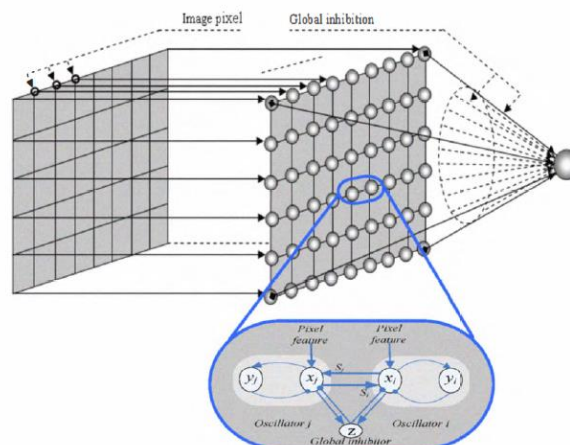
اتصالات تحریکی مورد استفاده هستند و آنها در انتشار فعالیت نورون به همسایگان خود کمک می‌کنند. همچنین، اسيلاتور می‌تواند ورودی همسایه خود را دریافت کند تنها اگر دومی بالاتر از یک آستانه خاص باشد. محاسبه وزن اتصال اسيلاتورهای عصبی بر مبنای مقادیر ورودی خود (از ویژگی‌های پیکسل) و همسایگانی از خود مانند اسيلاتورهایی با مقادیر پیکسل مشابه وزن قوی اختصاص می‌یابد در حالی که اسيلاتورهای دیگر متعلق به مناطق مختلف اتصالات ضعیف تر داده می‌شود.

ترم تازه اضافه شده در این مورد برای مهار سراسری که وزن مهار شده که با 1 نشان داده شده است.

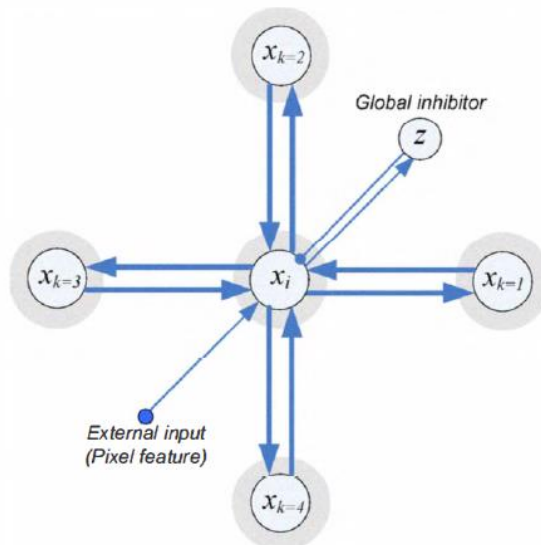
فعالیت مهار کننده سراسری است که توسط متغیر پویا تعریف شده به شرح زیر نشان داده شده:

$$\dot{z} = \phi(\sigma - z) \quad (۴)$$

که در آن $\sigma = 1$ اگر حداقل یک نوسان ساز است در فاز فعال باشد. و در غیر اینصورت $\sigma = 0$. هنگامی که یک اسيلاتور باعث شده است و پارامتری است که نرخ که مهار کننده به تحریک یک اسيلاتور فعال واکنش نشان می‌دهد را مشخص می‌کند.



شکل ۵ شبکه عصبی اسيلاتوری



شکل ۶ تعریف همسایگی در شبکه عصبی

۶-کلاس بندی SVM

ماشین بردار پشتیبان یا SVM در واقع یک طبقه بندی کننده دودویی است که دو کلاس را با استفاده از یک مرز خطی از هم جدا می‌کند. در این روش با استفاده از تمامی باند ها و یک الگوریتم بهینه سازی، نمونه هایی که مرزهای کلاس ها را تشکیل می‌دهند دست می‌آورند. این نمونه ها را بردار های پشتیبان گویند. تعدادی از نقاط آموزشی که کمترین فاصله تا مرز تصمیم گیری را دارند میتوانند به عنوان زیر مجموعه ای برای تعریف مرزهای تصمیم گیری و به عنوان بردار پشتیبان در نظر گرفته شوند. در شکل ۱ دو کلاس و بردار های پشتیبان مربوط به آنها نشان داده شده است. فرض کنید داده ها از دو کلاس تشکیل شده و کلاس ها در مجموع دارای پشتیبان $x_i \quad i = 1, 2, \dots, L$ نقطه آموزشی باشند که x_i یک بردار است. این دو کلاس با $y_i = \pm 1$ برچسب زده می‌شوند. برای محاسبه مرز تصمیم گیری دو کلاس کاملاً جدا از هم، از روش حاشیه بهینه استفاده می‌شود. در این روش مرز خطی بین دو کلاس به گونه ای محاسبه می‌شود که:

۱. تمام نمونه های کلاس +۱ در یک طرف مرز و تمام نمونه های کلاس -۱ در طرف دیگر مرز واقع شوند.
۲. مرز تصمیم گیری به گونه ای باشد که فاصله نزدیکترین نمونه های آموزشی هر دو کلاس از یکدیگر در راستای عمود بر مرز تصمیم گیری تا جایی که ممکن است حداکثر شود. یک مرز تصمیم گیری خطی را در حالت کلی می‌توان به صورت زیر نوشت:

$$WX + b = 0 \quad (5)$$

X یک نقطه روی مرز تصمیم گیری و W یک بردار n بعدی عمود بر مرز تصمیم گیری است. b/w فاصله مبدأ تا مرز تصمیم گیری و $W.X$ بیانگر ضرب داخلی دو بردار X و W است. از آنجا که با ضرب یک ثابت در دو طرف (1) باز هم تساوی برقرار خواهد بود، برای تعریف یکتای مقدار W و b شرایط زیر بر روی آنها اعمال می‌شود.

$$y_i (w x_i + b) = 1 \quad \Leftrightarrow \quad \text{اگر } x_i \text{ یک بردار پشتیبان باشد}$$

$$y_i (w x_i + b) > 1 \quad \Leftrightarrow \quad \text{اگر } x_i \text{ یک بردار پشتیبان نباشد}$$

(۶)

اولین مرحله برای محاسبه مرز تصمیم‌گیری بهینه، پیدا کردن نزدیکترین نمونه‌های آموزشی دو کلاس است. در مرحله بعد فاصله آن نقاط از هم در راستای عمود بر مرزهایی که دو کلاس را به طور کامل جدا می‌کنند محاسبه می‌شود. مرز تصمیم‌گیری بهینه، مرزی است که حداکثر حاشیه را داشته باشد. مرز تصمیم‌گیری بهینه با حل مسئله بهینه‌سازی زیر محاسبه می‌شود:

$$\max_{w,b} \min_{i=1,\dots,L} \left[y_i \frac{(w x_i + b)}{|w|} \right] \quad (7)$$

با توجه به (۶) و انجام یک سری عملیات ریاضی، رابطه بالا به رابطه زیر تبدیل می‌شود.

$$\max_{w,b} \frac{1}{2} |w|^2 \quad y_i (w x_i + b) - 1 \geq 0 \quad i = 1, \dots, L \quad (8)$$

حل کردن مسئله بهینه‌سازی (۸) کار مشکلی است. برای ساده‌تر کردن آن با استفاده از روش ضرایب نامعین لاگرانژ این مسئله بهینه‌سازی را می‌توان به فرم زیر تبدیل کرد که λ_i ها ضرایب لاگرانژ میباشند.

$$\begin{aligned} \max_{\lambda_1, \dots, \lambda_L} & \left[-\frac{1}{2} \sum_{i=1}^L \sum_{j=1}^L \lambda_i y_i (x_i - x_j) y_j \lambda_j + \sum_{i=1}^L \lambda_i \right] \\ \lambda_i & \geq 0 \quad i = 1, \dots, L \\ \sum_{i=1}^L \lambda_i y_i & = 0 \end{aligned}$$

(۹)

پس از حل مسئله بهینه‌سازی بالا و یافتن ضرایب لاگرانژ، w با استفاده از رابطه زیر محاسبه می‌شود.

$$w = \sum_{i=1}^L \lambda_i y_i x_i$$

(۱۰)

λ_i بردارهای پشتیبان بزرگتر از صفر و λ_i نقاط دیگر صفر خواهد بود. بنابراین با توجه به (۶) و صفر بودن λ_i مربوط به x_i هایی که بردار پشتیبان نیستند، برای به دست آوردن مرز تصمیم‌گیری فقط نیاز به تعداد محدودی از نقاط آموزشی که همان بردارهای پشتیبان هستند می‌باشد و همه آنها لازم نیستند.

در نتیجه طبقه بندی تصاویر با استفاده از ماشین بردار پشتیبان به تعداد محدودی نقطه آموزشی نیاز خواهد داشت. پس از یافتن w با استفاده از رابطه زیر مقدار b به ازاء بردارهای پشتیبان مختلف محاسبه شده و b نهایی با میانگین‌گیری از b های حاصل به دست می‌آید.

$$\lambda_i [y_i (w \cdot x_i + b) - 1] = 0 \quad i = 1, \dots, L \quad (11)$$

طبقه بندی کننده نهایی از (11) به دست می آید.

$$f(\mathbf{X}, \mathbf{W}, b) = \text{sgn}(\mathbf{W} \cdot \mathbf{X} + b) \quad (12)$$

داده کاوی با استفاده از شبکه های عصبی مصنوعی

شبکه های عصبی مصنوعی شبکه هایی الهام گرفته از موجودات زنده هستند که در زمینه هایی مانند شناسایی الگو و دسته بندی کاربرد دارند. فرآیند تصمیم گیری شبکه عصبی مصنوعی بر اساس ویژگی الگوهای ورودی است و برای دسته بندی داده های پزشکی مناسب به نظر می رسد. معمولا شبکه های عصبی چند لایه پیشخور به عنوان دسته بندی کننده های غیر خطی با استفاده از شیوه پس انتشار خطا (BPA)، آموزش داده می شوند.

شیوه پس انتشار خطا یک شیوه یادگیری است که در آن یک تابع میانگین مربعات خطا تعریف شده است و هدف فرایند یادگیری، کاهش خطای کلی سیستم و حداقل کردن آن است. در ابتدا وزن های اتصالات به طور تصادفی انتخاب و مرتبا تغییر داده می شوند تا خطای کلی سیستم کاهش یابد. به روز کردن وزن ها با لایه خروجی آغاز می شود و به لایه های قبلی گسترش می یابد. برای آموزش کارآمد، مطلوب است که مجموعه داده های آموزشی به طور یکنواخت در حوزه کلاس ها پراکنده شده باشند. داده های در دسترس را می توان به طور مرتب تکرار کرد تا اینکه تابع خطا حداقل شود.

ورودی های شبکه عصبی، اطلاعات کد شده پزشکی هستند که به وسیله پرسشنامه و ابزارهای آزمایشگاهی پزشکی نظیر تصاویر اشعه X استخراج شده اند و خروجی های نهایی که به عنوان نتایج مطلوب به شبکه اعمال می شوند، نتایج حاصل از پرسشنامه و تصویربرداری هستند سپس الگوریتم مرزبندی بر روی بهترین تصویر اعمال می شود تا مرزبندی دقیق بین میزان آسیب و زمینه صورت گیرد. بعد از این مرحله تصاویر توسط ارتوپد تفسیر می شوند

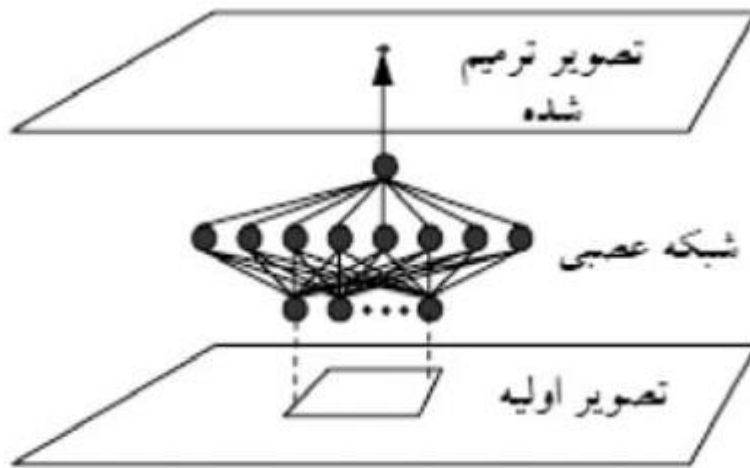
کاهش نویز

این مرحله شامل کاهش نویز و ترمیم تصویر است. مشکلی که در این زمینه ممکن است ایجاد شود این است که هر فیلتر تنها برای نوع خاصی از نویز مناسب است. وجود شبکه عصبی به ایجاد سریع فیلترها با داشتن چند تصویر و ترمیم شده آن ها کمک می کند. یک روش مبتنی بر شبکه عصبی استفاده از شبکه پرسپترون چند لایه است. آموزش شبکه می تواند به این صورت باشد که هر بردار ورودی می تواند به صورت یک پنجره از تصویر اصلی تعریف شود و خروجی مطلوب، پیکسل متناظر با مرکز پنجره از تصویر ترمیم شده باشد. در اعمال فیلتر بردار ورودی شامل هر پنجره از تصویر ورودی و خروجی شبکه، پیکسل های تصویر خروجی را مشخص می کند.

ششمین همایش بین‌المللی افق‌های نوین در مهندسی برق، کامپیوتر و مکانیک

6th International Conference on the New Horizons in Electrical Engineering, Computer and Mechanical

www.mhconf.ir

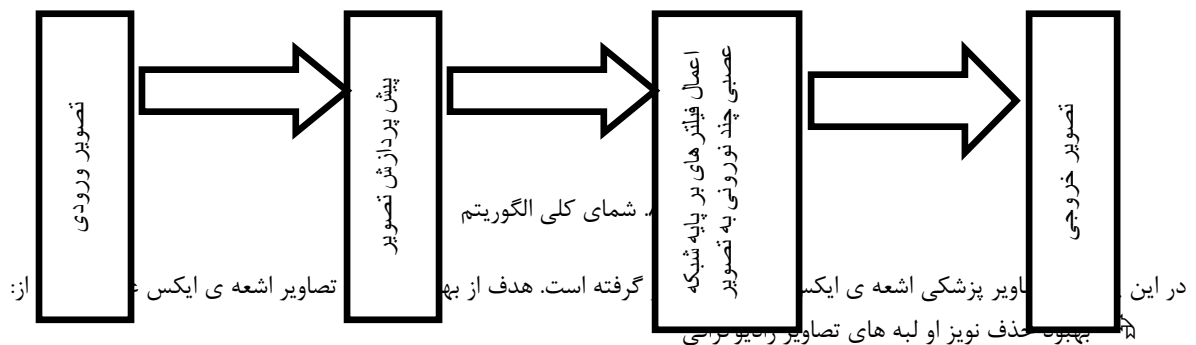


شکل ۷: اعمال شبکه عصبی بر تصویر اولیه

اغلب بهبود تصویر با اعمال فیلترهای ریخت‌شناسی انجام می‌شود. مشکلی که در این زمینه ممکن است ایجاد شود این است که هر فیلتر تنها برای انواع خاصی از نویز مناسب است و وجود شبکه عصبی به ایجاد سریع فیلترها با داشتن چند تصویر و ترمیم شده آن‌ها کمک می‌کند.

رهیافت متداول در کاهش نویز و ترمیم تصویر، استفاده از فیلترهای مختلف نظیر فیلترهای ریخت‌شناسی است. نکته مهم در مورد این نوع فیلترها آن است که معمولا برای انواع خاصی از نویز مناسبند و سازگار سازی آنها برای حذف نویزهای دیگر ممکن نیست. فیلترهای غیر خطی مانند فیلتر میانه نیز در حذف انواع نویزها موثر عمل می‌کند. فیلتر میانه قادر است نویزهای نقطه‌ای جدا از هم و یا نویزهای خطی جدا از هم را حذف کند در حالی که در لبه‌های تصویر تغییری ایجاد نشود. یکی از معایب فیلتر میانه هنگامی است که تصویر از یک حد آستانه با الی ۰.۶٪ نویز پردازد که این فیلتر قادر نیست پیکسل‌های غیر نویزی را از پیکسل‌های نویزدار تشخیص دهد و جزئیات کوچک موجود در تصویر را همراه با نویز جدا می‌سازد و به همین علت کارایی فیلتر به شدت کاهش می‌یابد.

یک گزینه مناسب برای سازگار نمودن فیلترها جهت مواجه با منابع نویز جدید، استفاده از شبکه عصبی است. شبکه عصبی می‌تواند فیلترهای مناسب را با استفاده از تعدادی الگو یاد بگیرد. فیلتر شبکه عصبی با استفاده از خصوصیات تصاویر آموزشی برای جدا سازی نویز دره‌های در تصاویر بکار گرفته می‌شود. اما وقتی که خصوصیات تصویر ورودی با تصویری آموزشی متفاوت باشد، فیلتر شبکه عصبی نمی‌تواند نویز تصویر را حذف کند. در بسیاری از شرایط ما نمیتوانیم از انواع مختلف تصاویر برای آموزش شبکه استفاده کنیم. بنابراین چگونگی گسترش دادن فیلترهای شبکه عصبی به تصاویر مختلف به عنوان مشکل جدی باقی مانده است. از اهداف این مقاله ارائه یک روش موثر و کارآمد برای بهبود کاهش نویز در تصاویر رادیوگرافی در تشخیص استئوآرتروز می‌باشد. بدین منظور فیلترهای بر پایه شبکه عصبی پرسپترون چند لایه را انتخاب کرده ایم. الگوریتم کلی روش پیشنهادی به صورت ذیل می‌باشد:



تعیین ساختار شبکه‌ی عصبی پرسپترون چند لایه برای کاهش نویز تصاویر رادیوگرافی

تعیین الگوریتم آموزشی برای بهبود کاهش نویز تصاویر رادیوگرافی

نویز تصاویر رادیوگرافی در گروه لکه‌های کوانتومی طیف بندی می‌شود که وابسته به تعداد وقوع اشعه‌ی ایکس و نویز مصنوعی به خاطر شبکه‌ی برق و ... می‌باشد. لکه‌های کوانتومی به صورت دانه‌هایی بر روی تصاویر رادیوگرافی ظاهر می‌شوند. به منظور کاهش این دانه‌ها، دوز باید افزایش یابد که این امر برای بیماران خطرناک است. بنابراین کاهش نویز در تصاویر پزشکی اشعه‌ی ایکس از اهمیت زیادی برخوردار است. در سیستم تصویربرداری اشعه‌ی ایکس، نویز فوتون ماهیت کوانتومی اشعه‌ی ایکس را نشان می‌دهد. در سطح پایین تر، این نویز از قانون پواسون پیروی می‌کند و با احتمال زیر توصیف می‌شود:

$$P(x|\eta) = \frac{e^{-\eta} \eta^x}{x!} \quad (13)$$

در این رابطه x مقدار فوتون و η میانگین فوتونها در زمان ΔT را نشان می‌دهد. انحراف استاندارد در این توزیع برابر ریشه‌ی دوم میانگین است.

تصویر اشعه ایکس نویزی، که تصویر ورودی فیلتر شبکه‌ی عصبی پرسپترون چند لایه است، را می‌توان از تصویر اشعه ایکس آموزشی با نویز کوانتوم و بر اساس توزیع پواسون ساخت.

$$g(x,y) = \frac{1}{\lambda} * poisson(\lambda * f(n,m)) \quad (14)$$

در رابطه بالا $f(n,m)$ سیگنال تصویر آموزشی است و $poisson(f)$ سیگنال ژنراتور پواسون می‌باشد. تصاویر اشعه‌ی ایکس با دوز پایین، از تصاویر اشعه‌ی ایکس با دوز بالا با استفاده از توزیع پواسون ساخته می‌شوند:

$$g(x,y) = \frac{1}{\lambda} * poisson(\lambda * f(n,m)) \quad ; \lambda = 1, 1.5, 1.8 \quad (15)$$

پیش پردازش اولیه

به منظور هموار کردن سیگنالهای تصادفی با دامنه‌ی کوچک از فیلتری مناسب استفاده می‌کنیم. فیلتر پایین گذر با عبور از پیکسل‌های فرکانس کم، بروی پیکسل‌های فرکانس بالا تغییرات ایجاد می‌کنند. پیکسل فرکانس پایین، پیکسلی است که اختلاف شدت روشنایی آن پیکسل با پیکسل‌های همسایه‌اش کم باشد، در مقابل پیکسل فرکانس بالا پیکسلی است که اختلاف شدت روشنایی آن با پیکسل‌های همسایه‌اش زیاد باشد مانند لبه‌ها و نویزها

شبیه سازی

ابتدا بر روی تصویر عملیات پیش پردازش صورت گیرد به عبارتی ابتدا تصویر را برای استخراج ویژگی آماده می‌کنیم در این مرحله از حذف نویز و تبدیلات مورفولوژی استفاده می‌شود.

استخراج ویژگی :

ششمین همایش بین‌المللی افق‌های نوین در مهندسی برق، کامپیوتر و مکانیک

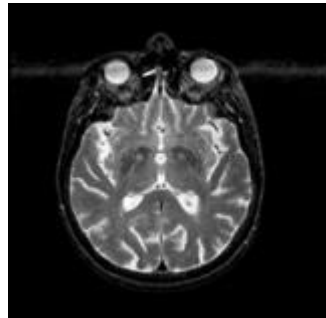
6th International Conference on the New Horizons in
Electrical Engineering, Computer and Mechanical

www.mhconf.ir

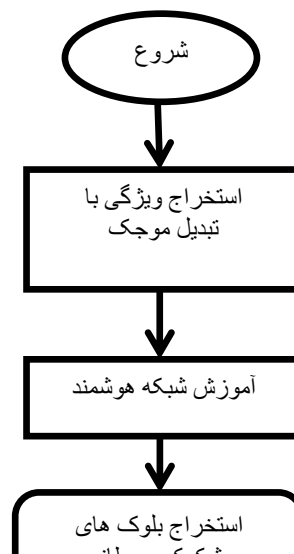
در این مرحله ویژگی‌هایی بر مبنای نوع بافت تصویر استخراج می‌شود البته باید توجه داشت که ویژگی‌ها برای هر بلوک پیکسلی تعریف می‌شود زیرا ویژگی‌های بافت تصویر برای یک پیکسل قابلیت تعریف ندارد. بنابراین تصویر را به مجموعه‌ای از پیکسل‌ها می‌توان تقسیم نمود و برای هر کدام از بلوک‌ها ویژگی‌های تبدیل موجک استخراج می‌شود.



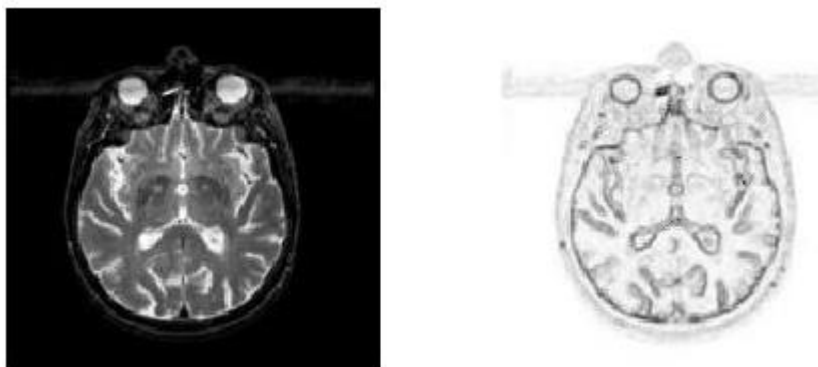
شکل ۹ تصویر مغز با نویز



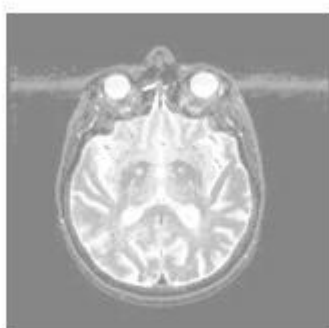
شکل ۱۰ تصویر مغز با نویز



شکل ۱۱. الگوریتم پیشنهادی در تشخیص بیماری



شکل ۱۲. استخراج لبه از تصویر مغز



شکل ۱۳. هیستوگرام تصویر

نتیجه گیری

در این مقاله به منظور بررسی تشخیص و جداسازی بافتهای آسیب دیده از بافتهای سالم توسط از شبکه عصبی اسیلاتوری و SVM استفاده گردید. سیستم عصبی بر مبنای ترکیبی از همکاری بین اسیلاتورهای عصبی و روش عصبی MLP ارائه شد. که در الگوریتم پیشنهادی برای عملیات پیش پردازش از حذف نویز و تبدیلات مورفولوژی برای استخراج ویژگی استفاده نمودیم. گام دوم الگوریتم استخراج ویژگیهای تصویر بود که در این مرحله ویژگی‌هایی بر مبنای نوع بافت تصویر استخراج گردید. در این مرحله از الگوریتم ویژگی‌های بر اساس تبدیل موجک استخراج می‌شود. سپس بر اساس دیتا بیس بافت سرطانی و غیر سرطانی شبکه عصبی را آموزش داده و در نهایت بر روی تصاویر مختلف عملیات شناسایی صورت می‌گیرد.

تاکنون ما برای دسته‌بندی از همان ویژگی‌های استخراج شده‌ی پیش‌فرض استفاده می‌کردیم اما در این گزارش ویژگی‌هایی را برگزیدیم که خوشبختانه در برخی موارد نرخ تشخیص بالاتر رفت و این نشان بر این است که در مجموعه‌ی ویژگی‌های داده شده ویژگی‌هایی نیز

ششمین همایش بین‌المللی افق‌های نوین در مهندسی برق، کامپیوتر و مکانیک

6th International Conference on the New Horizons in Electrical Engineering, Computer and Mechanical

www.mhconf.ir

وجود دارند که مفید نیستند و بلکه موجب کاهش نرخ تشخیص و دسته‌بندی می‌شوند. حال با مقایسه کردن دو جدول زیر مشاهده می‌کنیم که در هر دو روش در برخی حالات با کاهش تعداد ویژگی‌ها نرخ تشخیص را بالا برده‌ایم. جدول (۱) نتایج حاصل از همین دو روش دسته‌بندی هستند که ما قبلاً و با ویژگی‌های قبلی یعنی همان ۱۶ ویژگی بدست آورده ایم را نشان می‌دهد.

جدول ۵: نتایج روش‌های بکار گرفته شده با استفاده از ۱۶ ویژگی اولیه.

روشهای کلاسبندی	Svm	MLP	MLP Oscillator
نرخ شناسایی	84.6%	93.62%	94.2%
نرخ خطا	15.4%	3.38%	2.38%

جدول (۲) نیز موارد بهبودیافته را با انتخاب بهینه‌ی ویژگی‌ها نشان می‌دهد. در این جدول مواردی که نرخ تشخیص آنها نسبت به قبل بهبود یافته است با رنگ تیره مشخص شده اند.

جدول ۶: نتایج با استفاده از ویژگی‌های بهینه شده.

روشهای کلاسبندی روشهای استخراج ویژگی	svm	MLP	MLP Oscillator
PCA	85.63%	90.25%	91.25%
LDA	82.5%	88%	99.7%
K-Means	93.75%	95.50%	97.50%

این روش بر روی ۳ مجموعه داده از جمله مجموعه داده UCI ارزیابی شده است. الگوریتم دسته‌بندی پرسپترون چندلایه با همان ۱۶ ویژگی اولیه انجام شده است و البته نتایج ما با آنها قابل مقایسه است. این نتایج در ادامه در جدول (۳) آورده شده است.

جدول ۷: نتایج دسته‌بندی همراه با نرخ خطا

روش کلاسبندی	MLP
مجموعه داده ها	Fracture
نرخ شناسایی	76.41%
نرخ خطا	23.59%

۹- مراجع

- [1] Mehdi Jafari, Shohreh Kasaei, *Automatic Brain Tissue Detection in MRI Images Using Seeded Region Growing Segmentation and Neural Network Classification*, *Australian Journal of Basic and Applied Sciences*, 5(8): 1066-1079, 2011, ISSN 1991-8178
- [2] Y. Zhang, S. Wang, and L. Wu, *A Novel Method For Magnetic Resonance Brain Image Classification Based On Adaptive Chaotic Pso*, *Progress In Electromagnetics Research*, Vol. 109, 325-343, 2010
- [3] Matthew C. Clark, Lawrence O. Hall, Robert Velthuizen, *Automatic Tumor Segmentation Using Knowledge-Based Techniques*, *IEEE Transactions On Medical Imaging*, Vol. 17, No. 2, April 1998
- [4] AmirEhsan Lashkari, *A Neural Network based Method for Brain Abnormality Detection in MR Images Using Gabor Wavelets*, *International Journal of Computer Applications* (0975 – 8887) Volume 4 – No.7, July 2010
- [5] El-Sayed Ahmed El-Dahshan, Tamer Hosny, Abdel-Badeeh M. Salem, *Hybrid intelligent techniques for MRI brain images classification*, *Elsevier, Digital Signal Processing*, 2010, pp. 433-441
- [6] Phooi Yee Lau, Frank C.T. Voon, Shinji Ozawa, *The detection and visualization of brain tumors on T2-weighted MRI images using multi parameter feature blocks*, *Proceedings of the 2005 IEEE Engineering in Medicine*
- [7] Mrs. Mamata S. Kalas, *An Artificial Neural Network for Detection of Biological Early Brain Cancer*, 2010 *International Journal of Computer Applications* (0975 – 8887) Volume 1 – No. 6
- [8] Xiao Xuan, Qingmin Liao, *Statistical Structure Analysis in MRI Brain Tumor Segmentation*, *Fourth International Conference on Image and Graphics*
- [9] D. Jude hemanth, D. Selvathi, J. Anitha, *Effective Fuzzy Clustering Algorithm for Abnormal MR Brain Image Segmentation*, *IEEE International Advance Computing Conference (IACC 2009)*
- [10] Song-yun Xie, Rang Guo, Ning-fei Li, Ge Wang, Hai-tao Zhao, *Brain fMRI Processing and Classification Based on Combination of PCA and SVM*, *Proceedings of International Joint Conference on Neural Networks*, Atlanta, Georgia, USA, June 14-19, 2009
- [11] Robert P. Velthuizen, Lawrence Hall, Laurence P. Clarke, *Mri Feature Extraction Using Genetic Algorithms*, *18th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society*, Amsterdam 1996
- [12] Hua-Long Bu, Guo-Zheng Li, Xue-Qiang Zeng, *Feature Selection and Partial Least Squares Based Dimension Reduction for Tumor Classification*, 1-4244-1509-8/07/2007 IEEE
- [13] M. Suganthi, M. Madheswaran, *Mammogram Tumor Classification using Multimodal Features and Genetic Algorithm*, *International Conference On Control* 2009
- [14] Shulin Wang, Ji Wang, Huowang Chen, Wensheng Tang, *The Classification of Tumor Using Gene Expression Profile Based on Support Vector Machines and Factor Analysis*, (ISDA'06) IEEE
- [15] Evangelia I. Zacharaki, Sumei Wang, Sanjeev Chawla, Dong Soo Yoo, Ronald Wolf, Elias R. Melhem, Christos Davatzikos, *Mri-Based Classification Of Brain Tumor Type And Grade Using Svm-Rfe*, 978-1-4244-3932-4/09/2009 IEEE
- Processing with Matlab, Semester 1, 2004 [16] Alasdair McAndrew, *An Introduction to Digital Image*