



دانشگاه کاشان
University of Kashan

مجله محاسبات نرم

SOFT COMPUTING JOURNAL

تارنمای مجله: scj.kashanu.ac.ir



تشخیص تخریب دیسک بین مهره‌ای کمر با استفاده از تصاویر MRI[✦]

علی میرزاخانی^۱، مربی، مجتبی محمدپور^{۲*}، استادیار

^۱ دانشکده مهندسی برق و کامپیوتر، دانشگاه پارس رضوی، گناباد، ایران.

^۲ دانشکده مهندسی برق و کامپیوتر، مجتمع آموزش عالی گناباد، گناباد، ایران.

اطلاعات مقاله

چکیده

تاریخچه مقاله:

دریافت ۱۰ مهر ماه ۱۳۹۹

پذیرش ۲۰ اردیبهشت ماه ۱۴۰۰

کلمات کلیدی:

دیسک بین مهره‌ای کمر

MRI

SVM

دسته‌بندی

استخراج ویژگی

بیشتر انسان‌ها حداقل یک بار در طول زندگی خود درد در ناحیه پایین کمر را احساس نموده‌اند. فتق دیسک بین مهره‌ای کمر یکی از عمده‌ترین علل درد در ناحیه پایین کمر می‌باشد. روش‌های درمان فتق دیسک بین مهره‌ای کمر بسیار متنوع می‌باشند. بنابراین، تشخیص اندازه دقیق فتق و مکان آن می‌تواند به متخصص‌ها در انتخاب بهترین روش درمان بسیار یاری رساند. در این پژوهش یک روش خودکار برای تشخیص بیماری دیسک کمر با استفاده از تصاویر MR ارائه شده است. برای رسیدن به این منظور، از ۱۳۰ تصویر MR استفاده شده است. در روش پیشنهادی با استفاده از سه الگوریتم رشد ناحیه‌ای، آتسو و کاتور فعال دیسک‌های بین مهره‌ای کمر و محدوده آن‌ها به دقت از پس زمینه تصویر جدا شده است. در ادامه پس از استخراج ویژگی‌های شاخص تصویر، نمونه‌ها توسط دسته‌بند SVM با دقت ۸۹/۹٪ به دو دسته سالم و ناسالم تقسیم شدند. دقت کار با سایر دسته‌بندها نظیر KNN، Ensemble و درخت تصمیم مورد مقایسه قرار گرفت. در نهایت مشخص شد، دسته‌بند SVM بالاترین دقت در دسته‌بندی داده‌ها را دارا می‌باشد.

© ۱۴۰۰ - مجله محاسبات نرم، کلیه حقوق محفوظ است.

۱. مقدمه

دیسک‌های بین مهره‌ای ساختاری نرم و لاستیک مانند دارند که این ساختار ویژه باعث انعطاف‌پذیری بدن می‌شود. یک دیسک بین مهره‌ای زمانی دچار فتق می‌شود که بخشی از هسته دیسک از طریق لبه بیرونی به کانال نخاعی فشار وارد کند و باعث درد در ناحیه کمر و پاها شود. آمار نشان می‌دهد که یک سوم بزرگسالان بالای بیست سال علائم بیماری دیسک بین مهره‌ای را از خود نشان داده‌اند و در ۹۰ درصد موارد گزارش شده، فتق دیسک بین مهره‌ای در ناحیه کمر اتفاق افتاده است [۲].

درد در ناحیه کمر یکی از شایع‌ترین دردهایی است که به طور معمول ۴۰٪ انسان‌ها در دوران زندگی آن را احساس خواهند کرد. پس از تنفس، این درد دومین نشانه‌ای است که پزشک هنگام ملاقات بیمار درباره آن از بیمار سوال می‌کند. علی‌رغم تلاش‌های انجام گرفته، در برخی موارد تشخیص دقیق عامل این درد با مشکلاتی همراه است [۱].

✦ نوع مقاله: پژوهشی

* نویسنده مسئول

پست(های) الکترونیک: korush.free@gmail.com (میرزاخانی)

mohammadpur@gonabad.ac.ir (محمدپور)

مشکلات مربوط به ستون فقرات، فتق دیسک کمر به عنوان یکی از رایج‌ترین اختلالات در نظر گرفته شده است [۸]. مطالعات فراوانی به منظور توسعه یک روش تشخیصی جدید برای تشخیص فتق دیسک کمر انجام شده است [۹،۱۰]. کیم و همکاران اولین بار انواع فتق دیسک کمر با استفاده از تصاویر MRI را کلاس‌بندی کردند. روش آنها براساس گسترش انحراف دیسک است که برطبق آن، ۲۴۲ دیسک فتق شده پیش‌بینی شد و کار آنها دقت ۸۵ درصدی داشت [۱۱]. فیومن و همکاران یک سیستم برای طبقه‌بندی بیماری انحطاط دیسک کمر براساس تصاویر MRI توسعه دادند [۱۲]. در این سیستم انحطاط دیسک کمر به وسیله ساختار دیسک، مورد ارزیابی قرار گرفته بود. در واقع ارزیابی تمایز بین نوکلئوس و آنولوس، شدت سیگنال و ارتفاع دیسک بین مهره‌ای مورد پژوهش واقع شده بود. دیسک‌های بین مهره‌ای کمر در تصاویر ساژیتال وزن‌دار T2 بر اساس میزان خرابی به ۵ درجه طبقه‌بندی شدند. به عنوان نمونه آخرین درجه مبین دیسک‌هایی است که ساختار آنها ناهمگن بوده و تمایز بین نوکلئوس و آنولوس در آنها از بین رفته و فضای دیسک تخریب شده است. در تحقیقی دیگر گریفیث و همکاران سیستم درجه‌بندی آقای فیومن را برای تشخیص انحطاط دیسک اصلاح نمودند و روی ۲۶۰ دیسک بین مهره‌ای آزمایش کردند [۱۳]. سیستم اصلی درجه‌بندی ۵ سطحی فیومن روی دیسک‌هایی که وضعیت حاد کمتری داشتند، قدرت تفکیک خوبی نداشت، بنابراین به یک سیستم ۸ سطحی توسعه داده شد. تصاویر وزن‌دار T2 برای طبقه‌بندی به کار رفتند به طوری که درجه ۱ بیانگر عدم وجود انحطاط دیسک و درجه ۸ بیانگر انحطاط دیسک حاد و شدید بود. اریرو و همکاران در سال ۲۰۱۴ یک سیستم CAD را برای تشخیص تخریب دیسک بین مهره‌ای از تصاویر MRI بر اساس معیار آقای فیومن، معرفی کردند. این سیستم از یک ماسک باینری برای محاسبه مرکز دیسک‌های بین مهره‌ای استفاده می‌کرد که به صورت دستی بخش‌بندی شده بود. در این سیستم از ۲۱۰ تصویر MRI کمر که متعلق به ۴۲ فرد سالم بوده، استفاده شده

فتق دیسک کمر وجود دارد. از این جهت تشخیص درست اندازه فتق دیسک از اهمیت بالایی برخوردار است. همچنین تشخیص و ارزیابی میزان تخریب دیسک بین مهره‌ای (درجه فتق دیسک)، نیازمند دستیابی به اطلاعات بافت و شکل دیسک است. در عملیات بالینی این اطلاعات توسط تصویربرداری پزشکی حاصل می‌شود. برای تصویربرداری از ستون فقرات، از روش‌های مختلفی استفاده می‌شود. یکی از روش‌هایی که در تشخیص این بیماری به پزشکان بسیار کمک می‌رساند، تصویربرداری رزونانس مغناطیسی می‌باشد.

در مقایسه با دیگر روش‌های تصویربرداری، MRI روشی کارآمد است و در مقایسه با روش تصویربرداری توموگرافی کامپیوتری دارای این مزیت است که بدون استفاده از تشعشعات مضر پرتو ایکس، تصاویری با کیفیت بالا از تمامی بافت‌های بدن به خصوص بافت‌های نرم بدن حاصل می‌شود [۳]. استفاده از سیستم‌ها و شبکه‌های هوشمند در حوزه‌های پزشکی و سلامت باعث ارتقاء این حوزه‌ها می‌گردد. نمونه‌های زیادی از تحقیقات گوناگون در این خصوص ارائه شده است. به عنوان نمونه آخوندی و حسینی در [۴] یک سیستم هوشمند جهت پیش‌بینی بیماری‌های قلبی ارائه داده‌اند. همچنین قبائی و مهدی بابایی در [۵] روشی بهینه برای تخصیص منابع جهت پردازش داده‌های حوزه سلامت در محیط ابری ارائه داده‌اند. یکی از موضوعات مهم تحقیقات در زمینه تصویربرداری پزشکی و تشخیص بیماری‌ها، سیستم‌های کمک تشخیص خودکار یا CAD می‌باشند. سیستم‌های CAD در طول زمان به عنوان یک ابزار کمکی برای پزشکان، توسعه یافته‌اند و تحقیقات زیادی در خصوص آنها انجام شده است [۶-۸].

۲. کارهای مرتبط

تاکنون هیچ چارچوب دقیقی برای آسیب‌شناسی کلی کمر گزارش نشده است، با وجود این، الگوریتم‌های زیادی برای هدف‌های مشخصی مثل بخش‌بندی کانال نخاعی یا استخراج محدوده‌ی ستون فقرات کمر یا تشخیص فتق دیسک کمر یا تشخیص تنگی مجرای نخاع پیشنهاد شده است. در بین تمام

جهت بالابردن کنتراست تصویر و حذف نویزهای احتمالی استفاده می‌شود. از جمله الگوریتم‌های حذف نویز در تصویر می‌توان به فیلتر میانه^۱ اشاره کرد. فیلتر میانه یک فیلتر غیرخطی است که یک همسایگی اطراف هر پیکسل تصویر اولیه را در نظر گرفته و میانه اعداد موجود در آن همسایگی را به عنوان تبدیل آن پیکسل در نظر می‌گیرد. در این کار از فیلتر میانه با اندازه پنجره همسایگی 3×3 استفاده شده است که باعث حذف نویزهای احتمالی شده است. در فاز بعدی مرحله پیش‌پردازش، به دلیل اینکه تصاویر اولیه از کل ستون فقرات بدن تهیه شده بودند و برای تشخیص فتق دیسک بین مهره‌های کمر نیاز به تصاویری از ناحیه دیسک بود، از این رو با در نظر گرفتن پنجره‌ای به ابعاد 66×99 پیکسل (مطابق بخش الف و ب از شکل (۱))، دیسک‌های ناحیه کمر برش زده شدند. با توجه به اینکه هدف ما در این کار محاسبه‌ی فشار وارد شده از طرف دیسک بیرون زده بیمار بر نخاع بیمار است، در تصاویر کوچک تهیه شده در مرحله قبلی به ابعاد 66×99 پیکسل، نیمه سمت راست تصویر که همراه با نخاع بیمار است از نیمه سمت چپ تصویر با اهمیت‌تر است. بنابراین تصاویر مطابق بخش ج از شکل (۱)، از وسط برش زده و از تصویر سمت راست به ابعاد 66×49 پیکسل در پردازش نهایی استفاده شده است. در نهایت با توجه به اینکه در هر تصویر اولیه از بیمار به طور معمول یک یا حداکثر دو دیسک دچار فتق شده‌اند، در نهایت ۱۴۵ تصویر از دیسک‌های سالم و ۱۷۰ تصویر از دیسک‌های ناسالم به دست خواهد آمد که در ادامه مورد پردازش قرار می‌گیرند.

۴. الگوریتم پیشنهادی

پزشکان برای تشخیص فتق دیسک کمر، از روش‌های مختلفی مثل شرح حال گیری، تجویز برخی داروها و بررسی میزان اثر آنها بر بیمار و بررسی تصاویر میلوگرافی و MRI از نماهای مختلف بدن استفاده می‌کنند. اما وقتی قرار است فقط از تصاویر میدسازیتال MR به بررسی بیرون زدگی یا عدم بیرون

است و آن‌ها انحنای کمر را با کمک گرفتن از پردازش چندجمله‌ای، نرمال کردن شدت روشنایی و استخراج ناحیه ROI به دست آوردند [۱۴]. در سال ۲۰۱۹ صالحی و همکاران با استفاده از مدل کانتور فعال، ابتدا محدوده‌ی هسته هر دیسک را پیدا کرده و از تفاضل قطر و ارتفاع هسته دیسک به عنوان یک ویژگی موثر استفاده کردند، سپس از شدت روشنایی دیسک‌ها و همچنین محاسبه فشار دیسک بر نخاع به عنوان دو ویژگی متمایزکننده دیگر به عنوان بردار ورودی به الگوریتم KNN و SVM استفاده نمودند. روش پیشنهادی آن‌ها توانست دقت ۹۷/۹۱٪ برای الگوریتم KNN و ۹۷/۰۸٪ برای الگوریتم SVM را کسب کند. آن‌ها از ۵۰ تصویر MRI استفاده کرده بودند [۱۵].

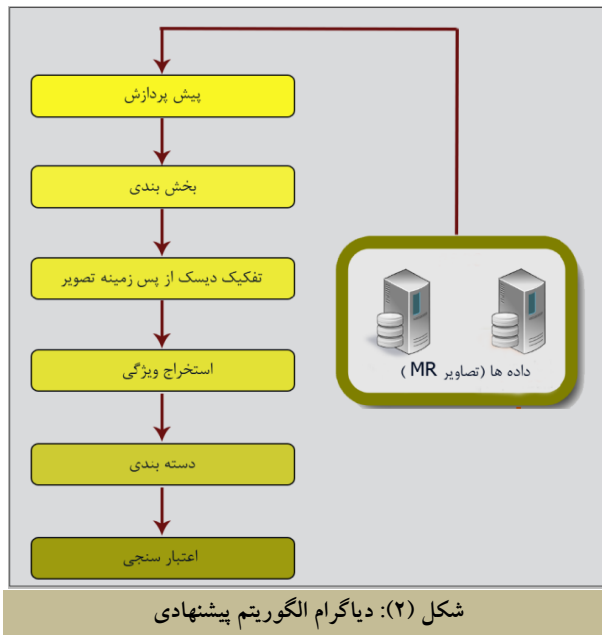
الگوریتم‌های مختلفی برای یادگیری ماشین ارائه شده و در دسترس می‌باشند که کارایی آن‌ها به شرایط مساله وابسته است. ویسی، فایدشرف و ابراهیمی در [۱۶] برخی از آن‌ها را برای تشخیص بیماری‌های قلبی استفاده کرده و از بین آن‌ها ماشین‌های بردار پشتیبان و شبکه‌های عصبی پرسپترون چند لایه را دارای بیشترین دقت تشخیص داده‌اند.

۳. تهیه پایگاه داده، پیش‌پردازش و استخراج ROI

در این پژوهش از ۱۳۰ تصویر MRI از نمای میدسازیتال T2 بیمارانی که به دلیل مشکلات مربوط به درد در ناحیه کمر به بیمارستان بهلول گناباد مراجعه کرده‌اند استفاده شده است. ابعاد تصاویر اولیه 640×640 پیکسل می‌باشد که توسط دستگاه MRI شرکت زیمنس با شدت ۱/۵ تسلا گرفته شده است. در این کار هدف تفکیک تصاویر سالم از ناسالم با در نظر گرفتن میزان فشار دیسک بر نخاع بیمار می‌باشد. مرحله پیش‌پردازش برای کمک به سیستم کامپیوتری برای تشخیص بهتر و پرهیز از خطاهای احتمالی به کار می‌رود. در برخی موارد دیده شده که تصویر دریافتی کیفیت قابل قبولی نداشته و دچار نویز شده است که این موارد تا حد امکان باید برطرف شوند، در غیر اینصورت ممکن است باعث بوجود آمدن خطا در خروجی کار شوند. برای این منظور از تکنیک‌هایی به

¹ Median filter

SVM، KNN، Ensemble، درخت تصمیم و شبکه عصبی کانولوشن مورد ارزیابی و مقایسه قرار می‌گیرد.

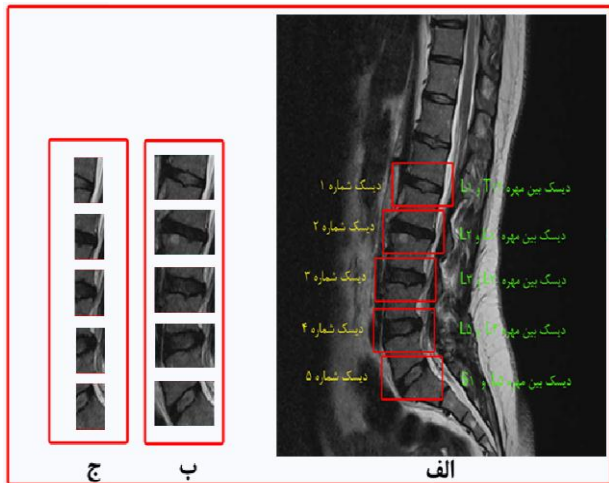


باتوجه به موارد فوق، هدف در این کار تشخیص فتق دیسک بین مهره‌ای کمر با محاسبه میزان دقیق فشار دیسک بر نخاع می‌باشد. همان طور که در شکل (۳) مشخص است، دیسک بین مهره‌ای کمر در تصاویر MR شدت روشنایی‌های متفاوتی دارد، نیاز است که در اولین مرحله و قبل از قطعه‌بندی کامل تصویر، این شدت روشنایی در تمام سطح دیسک یکنواخت شود به همین دلیل از روش رشد ناحیه‌ای (RG) به ترتیب زیر استفاده می‌شود [۱۷].

۴.۱. بخش بندی

ابتدا یک پنجره 9×9 نزدیک هسته دیسک در نظر گرفته شده و براساس میانگین شدت روشنایی‌های این پنجره، ۸ ناحیه با حد آستانه مختلف را برای تصاویر با شدت روشنایی‌های مختلف منظور می‌کنیم. بنابراین برای هر تصویر حد آستانه‌ای مجزا خواهیم داشت و پس از اعمال الگوریتم RG، نتیجه را از تصویر اولیه کم می‌کنیم. به این ترتیب شدت روشنایی‌ها در ناحیه دیسک تقریباً همسان شده و تصویر آماده برای فاز بعدی پردازش خواهد شد (شکل (۴) ب). در ادامه و در فاز بعدی پردازش نیاز است تصاویر را بخش بندی کنیم تا فاز تفکیک

زدگی دیسک برداریم، سختی کار بیشتر است و معیار سنجش می‌تواند فقط شکل دیسک و بررسی میزان فشار دیسک بر نخاع باشد. از طرفی تفاوت‌های مشخصی بین تصاویر ناحیه اسکلت با سایر نواحی بدن وجود دارد. به عنوان مثال تصاویر MR از ناحیه سینه شامل بافت‌های نرم می‌باشد در صورتی که در نواحی اسکلتی بدن هم بافت نرم و هم بافت محکم استخوانی وجود دارد. همچنین در تصویر برداری از نواحی اسکلتی ستون مهره‌ها، خود ناحیه نیز دارای پیچیدگی‌هایی از قبیل وجود کانال نخاعی، مهره‌ها، دیسک‌های بین مهره‌ای، زائده اسپیناس و غیره می‌باشد.



شکل (۱): استخراج ROI. الف: تصویر اولیه ورودی، ب: برش زدن و جدا کردن دیسک‌ها بر طبق پنجره‌ها 99×66 پیکسل، ج: تصویر نهایی به ابعاد 49×66 پیکسل

در این مقاله، یک الگوریتم موثر برای تشخیص فتق دیسک بین مهره‌ای از تصاویر MR کمر ارائه شده است. مراحل مختلف انجام کار در دیاگرام شکل (۲) نشان داده شده است. همان طور که ملاحظه می‌شود، ابتدا در فاز پیش پردازش، فیلتر میانه روی تمام تصاویر اعمال شده و سپس دیسک‌های بین مهره‌ای کمر شناسایی و به صورت دستی از تصاویر اولیه برش زده می‌شوند سپس با اعمال الگوریتم‌های رشد ناحیه‌ای و آتسو تصاویر را بخش بندی کرده و با استفاده از الگوریتم کانتور فعال، دیسک و محدوده‌ی آن از پس زمینه تصویر جداسازی می‌شود و در نهایت پس از استخراج ویژگی‌هایی از تصاویر، دقت الگوریتم توسط دسته‌بندهای مختلف مثل

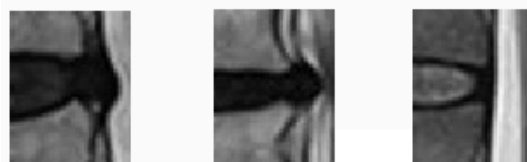
حرکت کند تا در نهایت به شکل مورد نظر کاملاً چسبیده و به اصطلاح فیت شود. بنابراین در ابتدا کاربر یک محدوده مشخص حول یا اطراف شی مورد نظر رسم می‌کند. این محدوده دارای یک سری انرژی است و الگوریتم در طول اجرای برنامه تلاش می‌کند این انرژی‌ها را به حداقل برساند. در واقع محدوده شکل یا شی مورد نظر جایی است که انرژی‌های منحنی مورد نظر در آنجا حداقل است.

در تصاویر MR از دیسک کمر، ابتدا یک پنجره در ناحیه انتهایی دیسک و نزدیک به نخاع را به عنوان محدوده اولیه و ماسک در نظر می‌گیریم. با توجه به اینکه تصاویر از قبل توسط الگوریتم آتسو بخش‌بندی شده‌اند، محدوده اولیه به راحتی رشد کرده و دیسک و محدوده آن را از پس‌زمینه تصویر کامل جدا می‌کند (شکل (۴) د). پس از جدا کردن دیسک بین مهره‌ای از پس‌زمینه تصویر با استفاده از مدل کانتور فعال، شاهد هستیم که کماکان بعضی نقاط تیره در تصویر وجود دارند و این می‌تواند در نتیجه نهایی کار تاثیرگذار باشد. یکی از راه‌های پر کردن این حفره‌ها و نقاط تاریک، استفاده از عملگر فرسایش در مورفولوژی می‌باشد. با استفاده از یک پنجره‌ی عنصر ساختاری دایره‌ای شکل با قطر ۹ پیکسل، این حفره‌ها به نحو مطلوبی پر می‌شود. بخش (ه) از شکل (۴)، تصویر نهایی را پس از اعمال مورفولوژی فرسایش و پاک شدن حفره‌ها نشان می‌دهد.

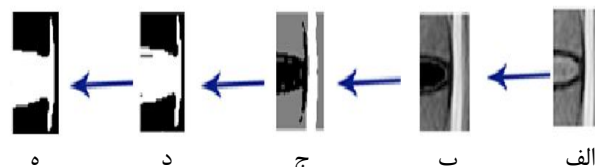
۴.۳. استخراج ویژگی

بعد از مرحله پیش‌پردازش و استخراج الگو از تصاویر، مرحله استخراج ویژگی قرار دارد. از آنجا که منبای تشخیص پزشکان برای درجه‌بندی فتق دیسک بین مهره‌ای از روی تصاویر میدسازیتال MR با وزن‌دهی T2، قطر دیسک و میزان فشار دیسک بر نخاع بیمار است، در این مقاله نیز سعی شده این ویژگی‌ها با دقت بیشتری استخراج شوند. به همین منظور یک ماتریس ویژگی به ابعاد 170×5 برای تصاویر با برچسب ناسالم و یک ماتریس ویژگی با ابعاد 148×5 برای تصاویر با برچسب سالم حاصل شد که در سطور زیر به نحوه

دیسک بدون کمترین خطا انجام شود. از آنجا که در تصاویر ما سه ناحیه، نخاع، دیسک و بدنه مهره را داریم بنابراین با کمک مدل آتسو (OTSU) [۱۸] تصاویر را به سه قسمت، بخش‌بندی می‌کنیم (شکل (۴) ج).



شکل (۳): تصاویر مختلف از دیسک کمر با بافت و شدت‌های مختلف. الف: بخش‌های مختلف یک تصویر از مهره کمر به همراه دیسک و نخاع. ب: تصویری که در آن دیسک مشخص نیست و کل فضای دیسک تاریک است. ج: در این تصویر قسمت‌های فتق شده نامشخص ولی هسته اصلی دیسک مشخص می‌باشد.



شکل (۴): مراحل تفکیک دیسک و محدوده آن از پس‌زمینه تصویر الف: تصویر ورودی. ب: یکسان‌سازی شدت روشنایی دیسک با الگوریتم رشد ناحیه‌ای. ج: بخش‌بندی تصویر با کمک آتسو. د: تفکیک دیسک و محدوده آن از پس‌زمینه با مدل کانتور فعال. ه: تصویر نهایی

۴.۲. تفکیک دیسک

برای تفکیک دیسک بین مهره‌ای کمر و محدوده آن از الگوریتم کانتور فعال (Active contour) استفاده می‌کنیم. این مدل که همچنین به نام مدل مارها نیز مشهور است، یک انرژی کمینه‌کننده و اسپلین قابل اصلاح است که تحت تأثیر محدودیت‌ها و نیروهای تصویر است. این نیروها محدوده‌ی از قبل مشخص شده را به سمت کانتورها و نیروهای داخلی متصل می‌کند. محدوده یا کانتور در برابر تغییر شکل مقاومت دارد [۱۹]. این مدل به این سبک کار می‌کند که لبه‌ها یا محدوده شکل مورد نظر را به شکل یک منحنی پارامتریک نظر می‌گیرد و یک تابع انرژی به آن منحنی پارامتریک تخصیص می‌دهد، حال آن منحنی باید حول شکل مورد نظر

ویژگی‌ها را کامل می‌کند. از آنجا که فتنق دیسک بین مهره‌ای بیشتر در دیسک‌های انتهایی کمر رخ می‌دهد ویژگی چهارم، شماره دیسک بین مهره‌ای می‌باشد که در فاز پیش‌پردازش و به هنگام برش دیسک‌ها به دست آمده است. ویژگی پنجم نیز محاسبه طول دیسک می‌باشد که در بخش (د) از شکل (۵)، با خط افقی سبز رنگ نشان داده شده است. با ثبت این ویژگی در سطر پنجم بردار ویژگی، ماتریس ویژگی‌ها برای هر دو دسته تصاویر سالم و ناسالم کامل می‌شود.

۴.۴. دسته‌بندی

دسته‌بندی شکلی از تحلیل داده‌ها تلقی می‌شود که در آن مدل‌هایی برای توصیف کلاس‌های مختلفی از داده‌ها استخراج می‌شوند. چنین مدل‌هایی که با نام دسته‌بند شناخته می‌شوند برچسب‌های طبقه‌بندی شده کلاس را پیش‌گویی می‌کنند. دسته‌بندی داده‌ها فرآیندی است که کار خود را در دو گام انجام می‌دهد: گام اول یادگیری است که در آن یک مدل ساخته می‌شود و گام بعدی دسته‌بندی است که در آن پیش‌گویی برچسب کلاس برای داده ورودی بر اساس مدل انجام می‌شود [۲۰]. نتایج استخراج ویژگی توسط دسته‌بند‌های مختلفی نظیر SVM، KNN، Ensemble، درخت تصمیم طبقه‌بندی شده که در بخش ۵ نتایج آنها مورد بررسی قرار می‌گیرد.

۵. نتایج و ارزیابی

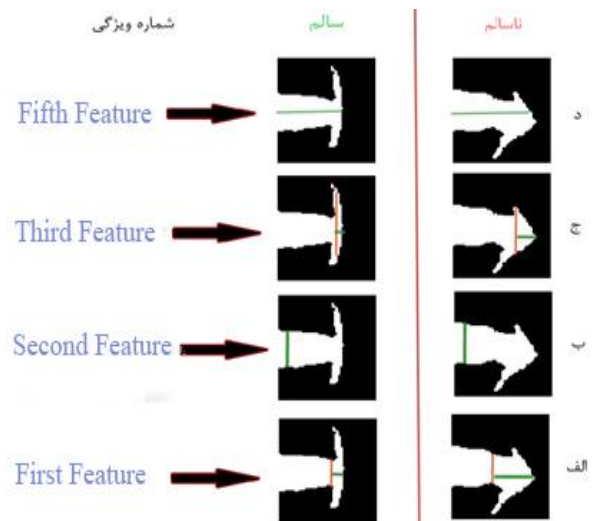
در این بخش به بررسی نتایج تجربی حاصل از این پژوهش پرداخته می‌شود.

۵.۱. اعتبارسنجی ضربدری K-Fold

روش‌های زیادی برای آزمایش دقت یک دسته‌بند وجود دارد نظیر Holdout، Cross validation، Bootstrap. در این پژوهش از اعتبارسنجی ضربدری K-Fold با مقدار $k=5$ استفاده شده است. به این ترتیب که برای هر دسته‌بند، ابتدا داده‌ها را به طور تصادفی به ۵ زیرمجموعه تقسیم خواهیم کرد. هر بار از ۴

استخراج این ویژگی‌ها پرداخته می‌شود.

محاسبه میزان برآمدگی دیسک و فتنق دیسک بین مهره‌ای یکی از مهم‌ترین ویژگی‌ها و به نوعی متمایزکننده‌ترین ویژگی در دسته‌بندی دیسک بین مهره‌ای است. همان‌طور که در بخش (الف) از شکل (۵) دیده می‌شود، محاسبه اندازه خط افقی سبز رنگ می‌تواند درک درستی از میزان فتنق دیسک به ما بدهد. در این پژوهش اندازه فتنق دیسک با کمک هیستوگرام تصویر محاسبه شده و به عنوان ویژگی اول در ماتریس ویژگی‌ها در نظر گرفته می‌شود. سطر دوم ماتریس ویژگی‌ها متعلق به محاسبه قطر دیسک بین مهره‌ای است. قطر دیسک با فتنق دیسک بین مهره‌ای ارتباط مستقیم دارد. با توجه به شماره دیسک بین مهره‌ای کمر، هرچقدر قطر دیسک بین مهره‌ای کمتر باشد یعنی فشار بیشتری بر ستون مهره‌ها وارد شده و شانس ابتلا به بیماری فتنق دیسک کمر بیشتر می‌شود. همان‌طور که در بخش (ب) از شکل (۵) ملاحظه می‌شود، قطر دیسک با خط عمودی سبز نشان داده شده است.



شکل (۵): چهار ویژگی متمایزکننده در هر دیسک بین مهره‌ای. الف: میزان فتنق دیسک بین مهره‌ای، ب: قطر دیسک بین مهره‌ای، ج: اندازه فشردگی نخاع، د: طول دیسک بین مهره‌ای

مطابق بخش (ج) از شکل (۵)، ویژگی سوم به نوعی باز هم به محاسبه میزان فشار و جمع شدن نخاع مرتبط است و مکمل ویژگی اول می‌باشد. همان‌طور که در شکل دیده می‌شود محاسبه اندازه خط افقی سبز رنگ، سطر سوم ماتریس

جدول (۱): نتایج حاصل از اجرای تمام دسته بندها

دسته‌بند	مشخصات دسته‌بند	AC	SE	SP	ER
SVM	Linear SVM	88.4	87	89.6	11.6
	Quadratic SVM	89	87.6	90.5	11
	Cubic SVM	87.4	87.6	87.1	12.6
	Fine Gaussian SVM	80.8	89.4	70.9	19.2
	Medium Gaussian SVM	89.9	88.2	91.8	10.1
Tree	Fine Tree	83.3	82.9	83.7	16.7
	Medium Tree	83.6	82.9	84.4	16.4
	Coarse Tree	85.2	85.9	85.1	14.8
KNN	Fine KNN	84.6	84.1	85.1	15.4
	Medium KNN	87.7	82.9	93.2	12.3
	Coarse KNN	84.6	78.2	91.8	15.4
	Cosine KNN	86.5	84.7	91.8	13.5
	Cubic KNN	88.4	84.1	93.2	11.6
Ensemble	Boosted Tree	83.3	84.1	82.4	16.7
	Bagged Tree	87.1	88.2	85.8	12.9
	Subspace discriminant	89	85.8	92.5	11
	Subspace KNN	79.6	81.1	77.7	20.4
	RUSBoosted Tree	84.3	83.5	85.1	15.7

با توجه به نتایج جدول (۱)، در جدول (۲) مقایسه‌ای انجام شده بین دقت دسته‌بندهای مختلف با این تفاوت که از هر گروه، دسته‌بندی که بهترین نتایج را به دست آورده جدا شده و برای ارزیابی بهتر نتایج آن در جدول (۲) نشان داده شده است.

جدول (۲): نتایج به دست آمده از اجرای بهترین دسته بند در هر گروه

دسته‌بند	مشخصات دسته‌بند	AC	SE	SP	ER
SVM	Medium Gaussian SVM	89.9	88.2	91.8	10.1
Tree	Coarse Tree	85.2	85.9	85.1	14.8
KNN	Cubic KNN	88.4	84.1	93.2	11.6
Ensemble	Subspace discriminant	89	85.8	92.5	11

از آنجا که معیارهای حساسیت و تشخیص‌پذیری دارای ضعف بوده و نمی‌توانند توصیف جامعی از عملکرد دسته‌بندها ارائه دهند، می‌توان از تحلیل منحنی ROC برای ارزیابی کارایی دسته‌بندها استفاده نمود. در شکل (۶) نمودارهای ROC مربوط به دسته‌بندهایی که در جدول (۲) نام آنها آورده شده و حائز بالاترین قدرت دسته‌بندی شده‌اند، نمایش داده شده است. شکل (۶) قسمت (a) نمودار ROC مربوط به دسته‌بند Coarse tree را نشان می‌دهد. همان‌طور که مشاهده می‌شود این دسته‌بند ۸۷٪ سطح زیر نمودار را به خود اختصاص داده است. در همین شکل قسمت (b) متعلق به دسته‌بند Medium Gaussian SVM می‌باشد که ۹۵٪ سطح زیر نمودار را اشغال

زیرمجموعه برای آموزش دسته‌بند و از یک زیرمجموعه برای آزمایش دسته‌بند استفاده خواهد شد. این مراحل را ۴ بار دیگر تکرار کرده و در نهایت از میانگین دقت‌های به دست آمده به عنوان دقت نهایی دسته‌بند استفاده خواهد شد.

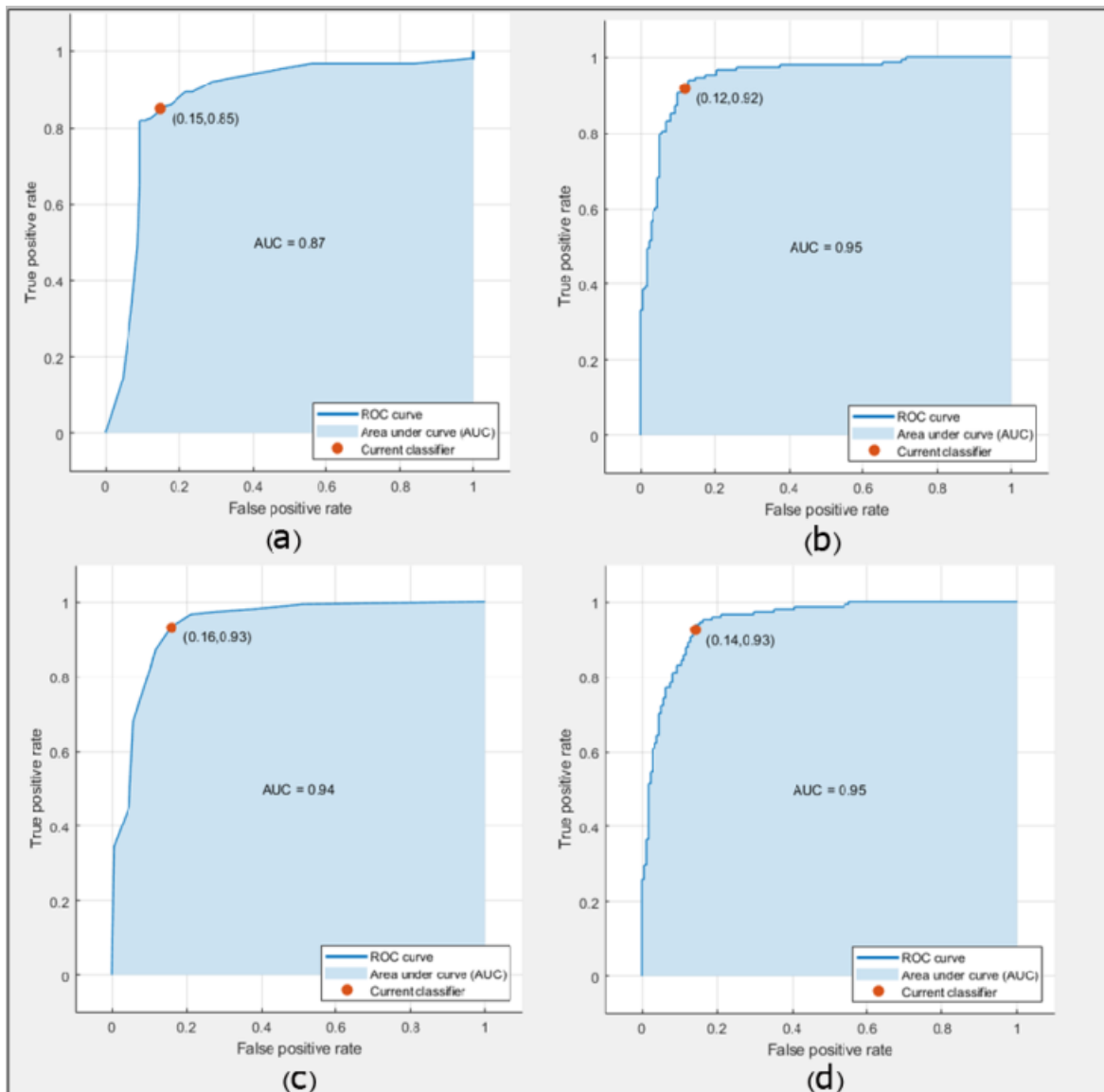
۵.۲. ارزیابی قدرت دسته‌بند

روش‌های مختلفی برای ارزیابی قدرت یک دسته‌بند وجود دارد که می‌توان به معیارهای دقت، صحت، حساسیت و تشخیص‌پذیری اشاره کرد. البته یک معیار ساده دیگر نیز برای ارزیابی قدرت یک دسته‌بند وجود دارد که به معیار نرخ خطای دسته‌بندی معروف است. اما چگونه می‌توان تشخیص داد کدام مدل یا دسته‌بند عملکرد بهتری داشته و دقیق‌تر داده‌های ما را دسته‌بندی کرده است؟ یک معیار عالی دیگر برای سنجش قدرت دسته‌بندها تحلیل منحنی ROC است. منحنی ROC به وسیله ترسیم نرخ مثبت صحیح (TPR) در مقابل نرخ مثبت کاذب (FPR) در حد آستانه‌های مختلف رسم می‌شود. در واقع نرخ مثبت صحیح، همان حساسیت است و نرخ مثبت کاذب، همان تشخیص‌پذیری می‌باشد. این تحلیل نسبت به معیارهای عددی مثل حساسیت یا دقت، اطلاعات جامع‌تری را در اختیار قرار می‌دهد و با کمک این نمودار می‌توانیم مقایسه دقیق‌تری بین دسته‌بندهای مختلف انجام دهیم. در منحنی ROC هر چقدر سطح زیر نمودار (AUC) بزرگ‌تر باشد، کارایی دسته‌بند بهتر است [۲۱].

در جدول (۱) نتایج کامل دقت دسته‌بندهای مختلف با توجه به معیارهای (SE)، Accuracy (AC)، Sensitivity، Specificity (SP) و Error rate (ER) نشان داده شده است. همان‌طور که ملاحظه می‌شود دسته‌بند SVM Medium Gaussian با دقتی معادل ۸۹/۹٪، بهترین عملکرد را در دسته‌بندی داشته و دسته‌بند گروهی Subspace KNN با دقتی معادل ۷۹/۹٪ ضعیف‌ترین عملکرد در دسته‌بندی را داشته است. بررسی نتایج همچنین نشان می‌دهد میانگین دقت دسته‌بندهای مختلف در حدود ۸۸٪ می‌باشد.

Ensemble می‌باشد که این دسته بند ۹۵٪ سطح زیر نمودار را به خود تخصیص داده است.

کرده است. قسمت (c) به دسته‌بند Cubic KNN اختصاص دارد و ۹۴٪ سطح زیر نمودار را به خود تخصیص داده و در نهایت قسمت (d) متعلق به دسته‌بند Subspace Discriminant



شکل (۶): نمودار ROC مربوط به دسته بند های مختلف.

و پس از آن دسته‌بند KNN با میانگین AUROC معادل ۹۱/۸٪ و میانگین دقت معادل ۸۶/۳۶٪ در جایگاه دوم قرار دارد. در این مقایسه، دسته‌بند Ensemble با میانگین AUROC معادل ۹۰/۴٪ و میانگین دقت ۸۴/۶۶٪ در جایگاه سوم رتبه‌بندی و در نهایت دسته‌بند درخت تصمیم نیز با میانگین AUROC معادل ۸۷/۶۶٪ و میانگین دقت ۸۴/۰۳٪ در پایین‌ترین جایگاه قرار گرفته است. البته همان‌طور که در جدول (۳) مشاهده

در جدول (۳)، معیار سطح زیر نمودار ROC با معیار دقت مورد مقایسه قرار گرفته است. همان‌طور که مشاهده می‌شود در بین تمامی دسته‌بندها، SVM بالاترین دقت و بالاترین سطح زیر منحنی ROC را به خود اختصاص داده و در بین تمامی دسته‌بندها، حائز بالاترین کارایی شده است. میانگین سطح زیر منحنی ROC در تمامی مدل‌های این دسته‌بند ۹۳/۲٪ و میانگین دقت در تمامی مدل‌های این دسته‌بند ۸۷/۱٪ می‌باشد

بر روی دیتابیس خودشان که گرفته شده از ۵۰ مریض می‌باشد اعمال شده است، در حالی که روش پیشنهادی بر روی دیتابیس جمع‌آوری شده شامل ۱۴۵ تصویر از دیسک‌های سالم و ۱۷۰ تصویر از دیسک‌های ناسالم گرفته شده از ۱۳۰ مریض امتحان شده است.

نکته قابل تمایز دیگر چگونگی اعتبارسنجی متقاطع می‌باشد که در مقاله صالحی و همکاران به ازای $k=10$ انجام گرفته و در این روش $k=5$ انتخاب شده که باعث افزایش نمونه‌های بخش آزمون و اعتبار بیشتر نتایج می‌باشد.

۶. نتیجه‌گیری

در این پژوهش الگوریتمی هوشمند و دقیق برای تشخیص بیماری دیسک کمر ارائه گردید. اگر مراحل انجام کار را به دو بخش کلی تقسیم کنیم، در بخش اول، هدف جدا کردن دقیق دیسک بین مهره‌ای کمر و محدوده آن از پس زمینه تصویر بوده است و در بخش دوم، فرآیند استخراج ویژگی و دسته‌بندی قرار دارد. در بخش اول مشخص شد که یک مدل قادر به تفکیک تمام دیسک و اجزایش نیست بنابراین با استفاده از چند مدل پردازش تصویر، دیسک بین مهره‌ای و محدوده آن به خوبی مشخص شده و از پس‌زمینه تصویر جدا شده است. در بخش دوم استخراج ویژگی و دسته‌بندی قرار دارد. در فاز استخراج ویژگی از مدل خاصی استفاده نشده و بیشتر تلاش شده از شکل دیسک، میزان فشار دیسک به نخاع محاسبه و در قالب بردارهای ویژگی به دسته‌بندی داده شود. در فاز دسته‌بندی نیز از چند دسته‌بند نظیر SVM، KNN، Ensemble، Decision Trees برای پیدا کردن بهترین مدل دسته‌بندی استفاده شده که نتایج نشان داد در بین دسته‌بندهای مختلف، SVM بهترین کارایی و دقت را دارا می‌باشد. دقت نهایی طبقه‌بندی ۸۹/۹٪ بدست آمد که دقت به نسبت بالایی می‌باشد و لذا مدل پیشنهادی می‌تواند به عنوان یک سیستم پزشکیار مورد استفاده واقع شود.

تعارض منافع: نویسندگان اعلام می‌کنند که هیچ تعارض منافی ندارند.

می‌شود دسته‌بند Medium Gaussian SVM بالاترین دقت و بیشترین AUROC را به خود تخصیص داده و بالاترین کارایی را در بین تمامی دسته‌بندها دارد.

به منظور ارزیابی توانایی مدل پیشنهادی لازم است مقایسه‌ای با سایر کارهای گزارش شده صورت پذیرد. نزدیک‌ترین جدیدترین گزارش قابل مقایسه مقاله صالحی و همکاران [۱۵] می‌باشد. روش ارائه شده در این مقاله شباهت زیادی با روش پیشنهادی دارد. مقاله مذکور فقط شکل داخلی دیسک را با استفاده از کاتوره‌های فعال استخراج کرده در حالی که در روش پیشنهادی شکل خارجی و فتق کمان شکل دیسک از جهات مختلف در نظر گرفته شده است. البته زاویه ژئومتری دیسک نیز در مقاله صالحی و همکاران به عنوان یک ویژگی در نظر گرفته شده است که در روش پیشنهادی با توجه به اثر آن در شماره دیسک‌های مختلف در نظر گرفته نشده است. در مجموع تعداد ویژگی‌های روش پیشنهادی ۵ می‌باشد که در مقایسه با روش صالحی و همکاران (که سه ویژگی در نظر گرفته شده است) کامل‌تر می‌باشد.

جدول (۳): مقایسه دقت دسته‌بندها با سطح زیر منحنی ROC

دسته‌بند	مشخصات دسته‌بند	%Accuracy	%AUROC
SVM	Linear SVM	88.4	95
	Quadratic SVM	89	95
	Cubic SVM	87.4	94
	Fine Gaussian SVM	80.8	87
	Medium Gaussian SVM	89.9	95
Tree	Fine Tree	83.3	88
	Medium Tree	83.6	88
	Coarse Tree	85.2	87
KNN	Fine KNN	84.6	85
	Medium KNN	87.7	93
	Coarse KNN	84.6	94
	Cosine KNN	96.5	93
Ensemble	Cubic KNN	88.4	94
	Boosted Tree	83.3	89
	Bagged Tree	87.1	93
	Subspace discriminant	89	95
	Subspace KNN	79.6	87
	RUSBoosted Tree	84.3	88

دقت و حساسیت روش صالحی و همکاران بیشتر از روش پیشنهادی گزارش شده است (به عنوان نمونه ۹۷/۰۸٪ برای طبقه‌بند SVM) گزارش شده است. در این خصوص باید به موارد زیر توجه کرد. نخست اینکه، روش صالحی و همکاران

- [1] Tan W.K., Hassanpour S., Heagerty P.J., Rundell S.D., Suri P., Huhdanpaa H.T., James K., Carrell D.S., Langlotz C.P., Organ N.L., Meier E.N., Sherman K.J., Kallmes D.F., Luetmer P.H., Griffith B., Nerenz D.R., and Jarvik J.G., "Comparison of natural language processing rules-based and machine-learning systems to identify lumbar spine imaging findings related to low back pain", *Academic radiology*, 25(11):1422-1432, 2018.
- [2] Ghosh S., Alomari R.S., Chaudhary V., and Dhillon G., "composite features for automatic diagnosis of intervertebral disc herniation from lumbar MRI", 33rd Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society, (EMBC) 2011, Boston, MA, USA, pp. 5068-5071, 2011.
- [3] Galfat D.R. and Mishra R., "Diagnostic accuracy of diagnostic imaging for lumbar disk herniation in adults with low backache – a prospective study", *National Journal of Medical and Dental Research*, 7(1):05-07, 2018.
- [۴] آخوندی ر.، حسینی ر.، «ارایه مدل هوشمند هایپریدی فازی-تکامل ژنتیکی تفاضلی در یک سیستم خبره فازی برای پیش‌بینی خطر ابتلا به بیماری قلبی»، *مجله محاسبات نرم*، جلد ۶، شماره ۲، ص ۳۲-۴۷، ۱۳۹۶.
- [۵] قبائی ارانی م.، مهدی بابایی ف.، «رویکرد تخصیص منبع کارا برای پردازش داده های حوزه سلامت در محیط رایانش ابری»، *مجله محاسبات نرم*، جلد ۸، شماره ۲، ص ۸۰-۱۰۱، ۱۳۹۸.
- [6] Doi K. and Huang H.K., "Computer-aided diagnosis (CAD) and image-guided decision support", *Computerized Medical Imaging and Graphics*, 31(4-5): 195-197, 2007.
- [7] Doi K., "Computer-aided diagnosis in medical imaging: Historical review, current status and future potential", *Computerized Medical Imaging and Graphics*, 31(4-5): 198-211, 2007.
- [8] Huang H.K., "Computer-Aided Diagnosis (CAD) and Image-Guided Decision Support", in *PACS and Imaging Informatics: Basic Principles and Applications*, 2nd ed., H. K. Huang, D.Sc, FRCR (Hon.), FAIMBE, Ed. New York: John Wiley & Sons, Inc., pp.775-806, 2010.
- [9] Deyo R.A., Mirza S.K., and Martin B.I., "Back pain prevalence and visit rates: Estimates from U.S. national surveys", *Spine*, 31(23): 2724-2727, 2002.
- [10] Haughton V., "Medical imaging of intervertebral disc degeneration: current status of imaging", *Spine*, 29(23): 2751-2756, 2004.
- [11] Kim K.Y., Kim Y.T., Lee C.S., Kang J.S., and Kim Y.J., "Magnetic resonance imaging in the evaluation of the lumbar herniated intervertebral disc", *Int Orthop*, 17(4): 241-244, 1993.
- [12] Pfirrmann C.W., Metzdorf A., Zanetti M., Hodler J., and Boos N., "Magnetic resonance classification of lumbar intervertebral disc degeneration", *Spine*, 26(17): 1873-1878, 2001.
- [13] Griffith J.F., Wang Y.-X.J., Antonio G.E., Choi K.C., Yu A., Jhuja A.T., and Leung P.C., "Modified pfirrmann grading system for lumbar intervertebral disc degeneration", *Spine*, 32(24): E708-E712, 2007.
- [14] Barreiro M.S., Nogueira-Barbosa M.H., Rangayyan R.M., and Menezes-Reis R., "Semiautomatic classification of intervertebral disc degeneration in magnetic resonance images of the spine", *Biorobotics Conference: Biosignals and Robotics for Better and Safer Living (BRC)*, 5th ISSNIP-IEEE, pp. 1-5, 2014.
- [15] Salehi E., Yousefi H., Rashidi H., and Ghanaati H., "Automatic Diagnosis of Disc Herniation In Two-dimensional MR Images with Combination of Distinct Features Using Machine Learning Methods", 2019 Scientific Meeting on Electrical-Electronics & Biomedical Engineering and Computer Science (EBBT), 2019.
- [۱۶] ویسی ه.، قایدشرف ح.، ابراهیمی م.، «بهبود کارایی الگوریتم‌های یادگیری ماشین در تشخیص بیماری‌های قلبی با بهینه‌سازی داده‌ها و ویژگی‌ها»، *مجله محاسبات نرم*، جلد ۸، شماره ۱، ص ۷۰-۸۵، ۱۳۹۸.
- [17] Adams R. and Bischof L., "Seeded Region Growing", *IEEE Transactions on pattern analysis and machine intelligence*, 16(6):641-647, 1994.
- [18] Otsu N., "A Threshold Selection Method from Gray-Level Histogram", *IEEE Transactions on systems, man, and cybernetics*, 9(1):62-66, 1979.
- [19] Kass M., Witkin A.P., and Terzopoulos D., "Snakes: Active Contour Models", *International Journal of Computer Vision*, 1(4): 321-331, 1988.
- [20] Han J., Rodriguez J. C., and Beheshti M., "Diabetes data analysis and prediction model discovery using rapidminer", *International Conference on Bio-Science and Bio-Technology, (BSBT) 2008*, part of the Second International Conference on Future Generation Communication and Networking, (FGCN) 2008, 3:96-99, IEEE, 2008.
- [21] Fawcett T., "An introduction to ROC analysis", *Pattern Recognit. Lett.*, 27(8): 861-874, 2006.