

تشخیص بیماری عروق کرونر قلبی با استفاده از روش مبتنی بر عصبی فازی

ایمان ذباح^۱، زهرا کوه جانی^۲، علی ماروسی^۳، کامران لایقی^۱

۱. گروه مهندسی کامپیوتر، دانشگاه آزاد اسلامی تهران شمال، تهران، ایران
۲. کمیته تحقیقات دانشجویی، دانشکده مدیریت و اطلاع‌رسانی پزشکی، دانشگاه علوم پزشکی شیراز، شیراز، ایران
۳. گروه مهندسی کامپیوتر، دانشکده فنی و مهندسی، دانشگاه تربت حیدریه، تربت حیدریه، ایران

چکیده

زمینه و هدف: بیماری عروق کرونری قلب، از شایع‌ترین بیماری‌ها در جوامع مختلف است. یکی از بهترین روشهای ارزیابی این بیماری آنژیوگرافی است که نوعی روش تهاجمی است و علاوه بر هزینه‌های گران آن همراه با خطراتی نظیر مرگ، سکته قلبی و مغزی است. مطالعه حاضر باهدف ارائه مدل عصبی فازی به منظور کمک به پزشک در پیش‌بینی وضعیت عروق کرونر قلبی انجام شده است.

روش‌ها: این مطالعه از نوع تشخیصی بوده و پایگاه داده آن مشتمل بر ۲۰۰ نفر از مراجعین به مرکز تخصصی قلب و عروق شهرستان تربت حیدریه انجام شده که شامل ۱۳ عامل خطر از نوع غیرقابل انتساب می‌باشد. در این پژوهش مدل‌هایی مبتنی بر روش‌های داده‌کاوی جهت تشخیص بیماری عروق کرونر قلبی ارائه شده است. مدل‌سازی به کمک شبکه‌های عصبی مصنوعی و سپس شبکه‌های عصبی فازی و در نهایت خوشه‌بندی فازی انجام گرفت.

نتایج: خطای محاسبه‌شده بر اساس روش میانگین مربعات خطا در روش شبکه عصبی مصنوعی و شبکه‌های عصبی فازی به ترتیب $P=0/2574$ و $P=0/0007$ بدست آمد.

نتیجه‌گیری: از آنجایی که آنژیوگرافی یک روش تهاجمی است و با خطرات متعددی همراه است، باید از روش‌های غیرتهاجمی استفاده شود که پیش‌بینی بر اساس آن‌ها دارای کمترین خطا و بیشترین اطمینان باشد. استفاده از روش‌های نوین داده‌کاوی می‌تواند به کاهش این عوارض کمک کند.

کلید واژه‌ها:

عروق کرونری قلب، شبکه عصبی مصنوعی، تکنیک نروفازی، خوشه‌بندی فازی

تمامی حقوق نشر برای دانشگاه علوم پزشکی تربت حیدریه محفوظ است.

مقدمه

بیماری عروق کرونری (Coronary Artery Disease) شایع‌ترین بیماری قلبی است که در دهه‌های اخیر به‌عنوان یکی از شایع‌ترین علل مرگ‌ومیر در سراسر جهان مطرح است. بیماری عروق کرونری قلبی، بیماری است که به‌وسیله انباشت پلاک در شریان‌های عروق کرونری ایجاد می‌شود. پلاک‌ها از چربی و کلسترول و کلسیم و سایر موارد ساخته شدند که در مجموع آترواسکلروزیس نامیده می‌شوند. شریان‌های کرونری خون حاوی اکسیژن قلب را تأمین می‌کنند (۱). گرچه روش‌های مختلفی برای تشخیص این بیماری از قبیل تست ورزش، اکوکاردیوگرام و اسکن هسته‌ای قلب وجود دارد، اما در حال حاضر بهترین روش تشخیص این بیماری آنژیوگرافی است (۲،۳). به نظر می‌رسد بیماری عروق کرونری قلب نتیجه همگرایی تعدادی از عوامل خطر مرتبط با این بیماری است (۴). تحلیل‌های آماری نشان می‌دهند که میزان اهمیت این متغیرهای بالینی در تشخیص بیماری از ضرایب یکسانی برخوردار نیستند (۵). اخیراً روش‌های داده‌کاوی جهت کشف الگوها در تشخیص بیماری‌ها مورد توجه قرار گرفته است (۶). داده‌کاوی پل ارتباطی میان علم آمار، علم کامپیوتر، هوش مصنوعی، الگو شناسی و

بیماری عروق کرونری (Coronary Artery Disease) شایع‌ترین بیماری قلبی است که در دهه‌های اخیر به‌عنوان یکی از شایع‌ترین علل مرگ‌ومیر در سراسر جهان مطرح است. بیماری عروق کرونری قلبی، بیماری است که به‌وسیله انباشت پلاک در شریان‌های عروق کرونری ایجاد می‌شود. پلاک‌ها از چربی و کلسترول و کلسیم و سایر موارد ساخته شدند که در مجموع آترواسکلروزیس نامیده می‌شوند. شریان‌های کرونری خون حاوی اکسیژن قلب را تأمین می‌کنند (۱). گرچه روش‌های مختلفی برای تشخیص این بیماری از قبیل تست ورزش،

*آدرس نویسنده مسئول: تربت حیدریه، دانشگاه تربت حیدریه، گروه مهندسی کامپیوتر

آدرس پست الکترونیک: ali.maroosi@torbath.ac.ir

مطالعه دیگری با عنوان ارائه یک سیستم هوشمند در تشخیص بیماری عروق کرونری قلب با استفاده از شبکه عصبی احتمالی در یک جامعه آماری ۱۵۲ نفری استفاده شده است (۱۱) که باز هم نشان از دقت مطلوب این شبکه‌ها دارد. و یا در مطالعه (۱۲) به تفاوت محسوس روش مبتنی بر شبکه عصبی در مقابل روش مبتنی بر رگرسیون خطی در تشخیص بیماری کرونر اشاره شده است. همچنین Ohno-Machado و همکاران در مطالعه‌ای نشان دادند که شبکه‌های عصبی توانایی منحصربه‌فردی در تشخیص الگو و به‌طور خاص در تشخیص بیماری کرونر قلب دارند (۱۳). روش‌های مبتنی بر فازی در بسیاری از زمینه‌های پزشکی و حتی غیرپزشکی مانند کنترل ربات (۱۴) و یا ترکیب حس‌گرهای بی‌سیم (۱۵) توسعه داده شده و مورد استفاده محققین قرار گرفته است اخیراً این متدها در حوزه پزشکی نیز مورد توجه قرار گرفته‌اند. به‌عنوان مثال، Anooj و همکاران (۲۰۱۲)، یک سیستم تصمیم‌یار پزشکی طراحی کردند که براساس قوانین فازی میزان خطر بیماری قلبی را تعیین می‌نماید (۱۶). Persi و همکاران از تکنیک بهینه‌سازی فازی برای پیش‌بینی بیماری کرونری قلبی با استفاده از درخت تصمیم‌گیری و سیستم مبتنی بر فازی استفاده کردند (۱۷). Bhatla و همکاران یک رویکرد جدیدی برای تشخیص بیماری قلبی با استفاده از داده‌کاوی و منطق فازی پیشنهاد دادند (۱۸). Markos و همکاران روش تشخیص اتوماتیک بیماری کرونری قلبی را ارائه دادند و یک سیستم تصمیم‌یار پزشکی طراحی کردند که توانستند با ده مرتبه اعتبارسنجی با استفاده از قوانین استخراج شده درخت تصمیم به دقت مطلوبی دست یابند (۱۹).

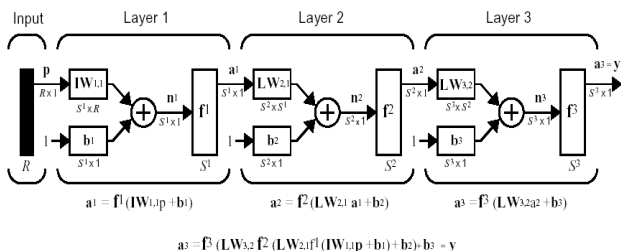
نظر به این‌که آنژیوگرافی یک روش تهاجمی است و علاوه بر هزینه گران، می‌تواند خطرات بالقوه و بالفعلی همچون سکته مغزی و یا سکته قلبی برای بیمار به همراه داشته باشد، لذا باید از روش‌های غیرتهاجمی استفاده شود که پیش‌بینی بر اساس آن‌ها کمترین خطا و بیشترین اطمینان را داشته باشد. استفاده از روش‌های نوین داده‌کاوی می‌تواند به کاهش این عوارض

یادگیری ماشین می‌باشد. این فرآیند پیچیده جهت شناسایی الگوها و مدل‌های صحیح، جدید و به‌صورت بالقوه مفید، در حجم وسیعی از داده است، به طریقی که این الگوها و مدل‌ها برای انسان‌ها قابل درک باشند. روش سنتی تبدیل داده‌ها به دانش، متکی به تجزیه، تحلیل و تفسیر دستی است اما تجزیه و تحلیل‌های دستی داده‌ها، بسیار کند و گران است. به‌طور عمده روش‌های داده‌کاوی به دودسته توصیفی و پیش‌بینانه دسته‌بندی می‌شوند. داده‌کاوی توصیفی، اطلاعات جدید و غیربدهی را بر اساس مجموعه داده‌های موجود ارائه می‌دهد، اما داده‌کاوی پیش‌بینانه مدلی از سیستم را ارائه می‌نماید که شامل به‌کارگیری متغیرها و فیلدها در انبار داده‌ها جهت پیشگویی مقادیر ناشناخته است (۷).

از تکنیک‌هایی که برای داده‌کاوی استفاده می‌شود می‌توان به درخت‌های تصمیم‌گیر، ماشین بردار، دسته‌بندی کننده بی‌زین، نزدیک‌ترین همسایه، الگوریتم‌های ژنتیک، شبکه‌های عصبی و نروفازی اشاره کرد که در این بین شبکه‌های عصبی و نروفازی از اهمیت ویژه‌ای برخوردار هستند. در شبکه عصبی مصنوعی (Artificial Neural Network (ANN)) از ساختار توده‌ای مغز انسان الگوبرداری می‌شود. برخی محققان قدرت تشخیص و دقت پیشگویی مدل شبکه‌های عصبی مصنوعی را نسبت به مدل‌های کلاسیک آماری بیشتر می‌دانند (۷، ۸). علت این است که این شبکه‌ها در حل مسائل پیچیده که فاقد الگوریتم هستند به خوبی عمل می‌کنند، چراکه هیچ فرض اولیه‌ای بر توزیع داده‌ها تأمین نمی‌کنند و هیچ محدودیتی برای نوع رابطه بین متغیرهای مستقل و وابسته در نظر نمی‌گیرند. آموزش شبکه عصبی می‌تواند با ناظر (Supervised) و یا بدون ناظر (Unsupervised) باشد. شبکه عصبی در برخورد با مسائل مختلف، عملکرد متفاوتی دارد و لذا انتخاب ساختار شبکه مناسب از اهمیت بسیار بالایی برخوردار است (۹). به‌عنوان نمونه در مطالعه قائمیان و همکاران جهت ارزیابی عروق کرونری قلب از شبکه عصبی مصنوعی با الگوریتم پس انتشار استفاده شده که صحت و ویژگی بالایی را نشان داده است (۱۰).

نتیجه اکو و متغیرهای پیوسته شامل سن، کراتینین، کلسترول، تری گلیسیرید و کسر تخلیه می‌باشد.

بررسی و طراحی شبکه عصبی MLP: یکی از شبکه‌های عصبی پرکاربرد شبکه عصبی چندلایه پیش‌خور (Feedforward Neural Network) می‌باشد. ساختار شبکه MLP دارای تعدادی گره با تابع محرک مشخص می‌باشد که در لایه‌های مجزا قرار دارند. هر گره به وسیله ضرایب وزنی خود، خروجی تمامی گره‌های لایه‌های قبلی را جمع کرده و از طریق تابع فعالیت به لایه بعدی ارسال می‌کند. این شبکه یک‌لایه ورودی، یک‌لایه خروجی و حداقل یک‌لایه پنهانی دارد. تعداد گره‌ها بستگی به ساختار شبکه دارد. در شکل ۱ یک شبکه عصبی سه لایه با S_i نرون در هر لایه و بردار ورودی P با r عضو نشان می‌دهد.



شکل ۱. ساختار شبکه عصبی سه لایه

در پژوهش حاضر، از شبکه عصبی پرسپترون چندلایه با الگوریتم یادگیری گرادیان نزولی (Descending Gradient) و برای نشان دادن دقت از شاخص میانگین مربعات خطا محققین نشان می‌دهد که حذف پارامترهای گسسته تأثیر چشمگیری در حصول دقت ندارند (۲۰). لذا در تمامی شبکه‌های عصبی، ورودی شبکه ۵ متغیر پیوسته در نظر گرفته شده است. جهت حصول دقت بیشتر در ارزیابی نتایج حاصله، حدود ۴۰۰ نوع شبکه موردبررسی قرار گرفت و خطای هر شبکه محاسبه و کمترین خطای هر یک در جدول ۱ ثبت گردید.

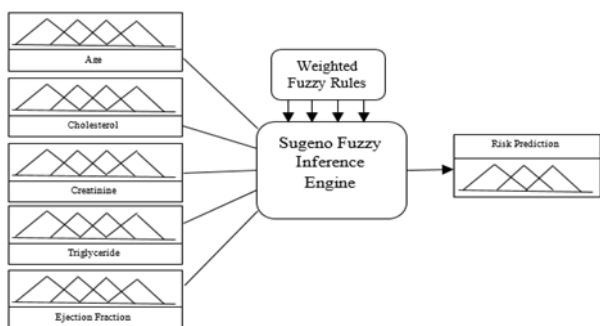
جدول ۱ نشان می‌دهد کمترین خطا مربوط به معماری شبکه عصبی با ساختار ۱-۸۰-۴۰-۵ و با مقدار خطای ۰/۲۵۷۴ است. شکل ۲، نمودار خطای شبکه‌های پرسپترون چندلایه مختلف را نشان می‌دهد.

کمک کند. پژوهش حاضر باهدف تشخیص بیماری عروق کرونری قلبی و یا عدم بیماری انجام شده است، تا بتواند به پزشک متخصص در تشخیص این بیماری کمک کند. بدین منظور متدهای مختلف داده کاوی همچون شبکه‌های عصبی مصنوعی و شبکه‌های نروفازی و خوشه‌بندی فازی موردبررسی و تحلیل قرار گرفته‌اند.

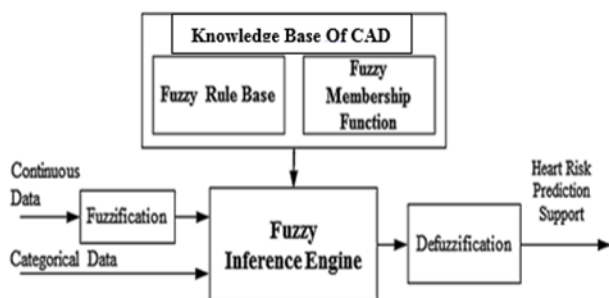
روش‌ها

تحقیق حاضر یک مطالعه تشخیصی است که بر اساس متغیرهای ورودی به پیشگویی وضعیت عروق کرونری قلب می‌پردازد. جامعه آماری این پژوهش از یکی از مرکز تخصصی قلب شهرستان تربت حیدریه و در مهرماه و آبان ماه ۱۳۹۴ توسط محققین طرح جمع‌آوری شده است. این داده‌ها از نوع غیرقابل انتساب می‌باشد. جمع‌آوری داده از روی پرونده بیماران که به صورت سنتی ثبت شده بود، انجام گردید. تعداد پرونده‌های اولیه که حاوی اطلاعات دموگرافیک بیماری، تست‌های تشخیصی و نتیجه آنژیوگرافی موجود بوده ۲۳۱ پرونده بود که از این تعداد حدود ۳۱ مورد به دلیل نقص در پرونده و یا عدم مراجعه بیمار و به کمک پزشک متخصص، ناقص تشخیص داده شد و به‌عنوان داده‌های گم‌شده حذف گردید؛ لذا پس از پالایش، داده‌های قابل‌استفاده به ۲۰۰ مورد تقلیل پیدا کرد. به تشخیص پزشک متخصص از بین این افراد ۳۱ نفر سالم و ۱۶۹ نفر مبتلا به بیماری عروق کرونری قلب بودند. متغیرهای مستخرج از پرونده‌های پزشکی حاوی اطلاعات دموگرافیک بیماری، تست‌های تشخیصی و نتیجه آنژیوگرافی بودند که بر اساس نظر متخصصین قلب تعیین شده بود. این داده‌ها از نوع غیرقابل انتساب بوده و توسط نرم‌افزار Excel(2013) ثبت و با SPSS(23) تحلیل و توسط MATLAB(2016) مورد برنامه‌نویسی قرار گرفته‌اند. متغیرهای اصلی و زمینه‌ای در این مطالعه شامل متغیرهای گسسته: جنسیت، مصرف سیگار، فشارخون بالا، دیابت، سابقه خانوادگی بیماری قلبی، سابقه سکته قلبی، نتیجه تست ورزش،

پیوسته استفاده و توابع عضویت موردنیاز برای هر متغیر ساخته شده است. فازی سازی (فرآیند فازی کردن ورودی‌ها و خروجی‌ها) و تعیین تابع تعلق در مرحله بعدی مطالعه انجام گردید. فرآیند غیرفازی‌سازی، سیستم طراحی شده از روش مرکزی (Centroid) استفاده می‌کند. هر ورودی دارای تعداد توابع عضویت خاص خود است که برای استراتژی فازی‌سازی از متغیرهای زبانی استفاده می‌کند. مجموعه قوانین فازی پس از تعیین توابع عضویت ورودی و خروجی تعیین می‌شوند. معماری سیستم استنتاج فازی در این مطالعه در شکل ۳-الف و مجموعه متغیرهای ورودی به سیستم عصبی فازی در شکل ۳-ب نشان داده شده است.



شکل ۳-الف. معماری سیستم استنتاج فازی

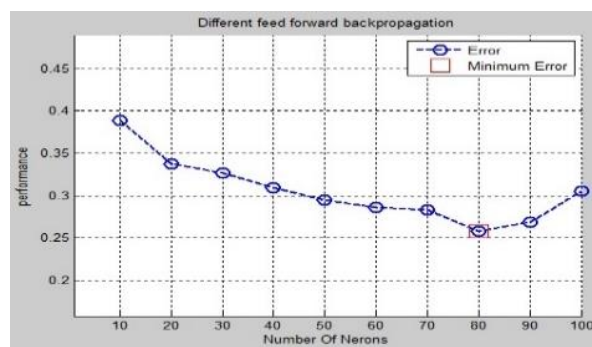


شکل ۳-ب. سیستم استنتاج فازی طراحی شده بر اساس ۵ ریسک فاکتور پیوسته بیماری بر پایه توابع عضویت و قوانین فازی در طراحی شبکه نروفازی، از الگوریتم سوگنو (Sugeno) استفاده شده است. شبکه نروفازی می‌تواند دارای تعداد توابع عضویت متفاوت باشد که در پژوهش حاضر، حدود ۷۰ نوع تابع عضویت متفاوت موردبررسی قرار گرفت. جدول ۲ نشان می‌دهد که وقتی تعداد توابع عضویت ۴۵ و تعداد تکرار ۱۰۰ انتخاب شود میانگین خطا به $p=0/0022$ خواهد رسید.

بررسی و طراحی شبکه نروفازی: سیستم فازی در شرایط عدم قطعیت مورد استفاده قرار می‌گیرد، چراکه قوانین فازی برای چنین شرایطی مناسب است؛ و از آنجایی که در تشخیص بیماری عروق کرونر قلب عدم قطعیت در ذات مسئله وجود دارد، لذا نگاه فازی به مسئله می‌تواند در تصمیم‌گیری‌های این بیماری نقش مهمی داشته باشد.

جدول ۱. بررسی معماری‌های مختلف شبکه عصبی با دولایه مخفی با در نظر گرفتن پارامترهای پیوسته بیماری کرونر قلب (آ متغیری است که بین ۱۰ تا ۱۰۰ نرون تغییر می‌کند)

| معماری شبکه | میانگین خطا بین ۱۰۰ مدل (RMSE) |
|-------------|--------------------------------|
| ۵-۱۰-۱-۱ | ۰/۲۸۸۲ |
| ۵-۲۰-۱-۱ | ۰/۲۸۶۶ |
| ۵-۳۰-۱-۱ | ۰/۲۷۹۵ |
| ۵-۴۰-۱-۱ | ۰/۲۵۷۴ |



شکل ۲. نمودار خطا مربوط به بهترین معماری شبکه MLP

ترکیب شبکه‌های عصبی و فازی منجر به تولید سیستم‌های عصبی فازی می‌شود که به سبک استدلال انسانی نزدیک‌تر است. الگوریتم طبقه‌بندی فازی عصبی مورد استفاده در این پژوهش یکی از روش‌های تنظیم سیستم فازی است و به‌عنوان یک شبکه ویژه اشتراک به جلو پنج لایه است. اولین لایه نشان-دهنده متغیرهای ورودی و لایه دوم و سوم نشان‌دهنده لایه پنهان است که شامل قوانین فازی است. از T_norm به‌عنوان فعال‌سازی توابع استفاده می‌شود. لایه چهارم، لایه خروجی و در نهایت لایه پنجم هم متغیر خروجی را نشان می‌دهد. در مطالعه حاضر به منظور طراحی شبکه عصبی فازی، ۵ متغیر

بصری جهت تحلیل در اختیار ما قرار می‌دهد؛ اما از آنجایی که کلاس‌بندی فازی با محاسبه فاصله اقلیدسی تمام متغیرها انجام می‌شود، عملاً ترسیم آن‌ها امکان‌پذیر نخواهد بود. در تمام موارد فوق علامت \times به معنی مرکز کلاس افراد سالم و افراد بیمار با در نظر گرفتن تمام ریسک فاکتورها می‌باشد.

نتایج

مطالعه حاضر بر روی داده‌های مستخرج از پرونده ۲۰۰ نفر از بیماران عروق کرونری قلبی انجام شده است. اطلاعات این بیماران توسط محققین طرح و در یکی از مراکز تخصصی قلب شهرستان تربت‌حیدریه استخراج و مورد تحلیل قرار گرفته است. از این تعداد با توجه به تشخیص پزشک متخصص، ۱۶۹ نفر مبتلابه بیماری عروق کرونری قلبی و ۳۱ نفر هم سالم تشخیص داده شده بودند. جدول ۳ ریسک فاکتورهای مربوط به بیماری عروق کرونری و آماره‌های توصیفی آن را نشان می‌دهد. با توجه به اینکه افزونگی پارامترهای تشخیص هر بیماری می‌تواند فرآیند همگرا شدن شبکه عصبی را زمان‌بر کند (۲۰)، اقدام به حذف ویژگی‌های گسسته بیماری عروق کرونری قلب شده است.

جهت اطمینان از صحت عملکرد مدل فازی ارائه شده، روی ۳ مجموعه پایگاه داده دیگر نیز پیاده‌سازی شده که نتایج در جدول ۴ نشان داده شده است. آنژیوگرافی یک روش تهاجمی است و علاوه بر هزینه گران آن همراه با ریسک‌هایی همچون مرگ، سکته قلبی و سکته مغزی است. در پژوهش حاضر به‌طور کلی دو روش داده‌کاوی نظارت‌شده و غیر نظارت‌شده مورد ارزیابی قرار گرفت. در روش ناظر شبکه‌های عصبی مصنوعی و شبکه‌های عصبی فازی مورد بررسی قرار گرفتند و از روش بدون ناظر خوشه‌بندی فازی به‌منظور دسته‌بندی افراد به دودسته سالم و بیمار استفاده شده است. عملکرد طبقه‌بندی‌های مختلف معمولاً بر روی پایگاه داده‌های متفاوت انجام می‌شود. یکی از نقاط قوت این پژوهش استفاده از داده‌های جمع‌آوری شده است که ضمن دارا بودن شرایط استاندارد در

برای نشان دادن دقت از شاخص میانگین مربعات خطا (RMSE) استفاده شده است. با افزایش توابع عضویت فازی از ۴۵ به ۵۵ دقت تشخیص به نزدیک $p=0/0007$ رسید که البته با توجه به اتلاف زمان زیاد قابل چشم‌پوشی است. در تمام موارد تابع عضویت ورودی از نوع Gaussian و تابع خروجی از نوع Linear می‌باشد.

جدول ۲. پارامترهای شبکه نروفازی و محاسبه کمترین مربعات خطا و الگوریتم سوگنو

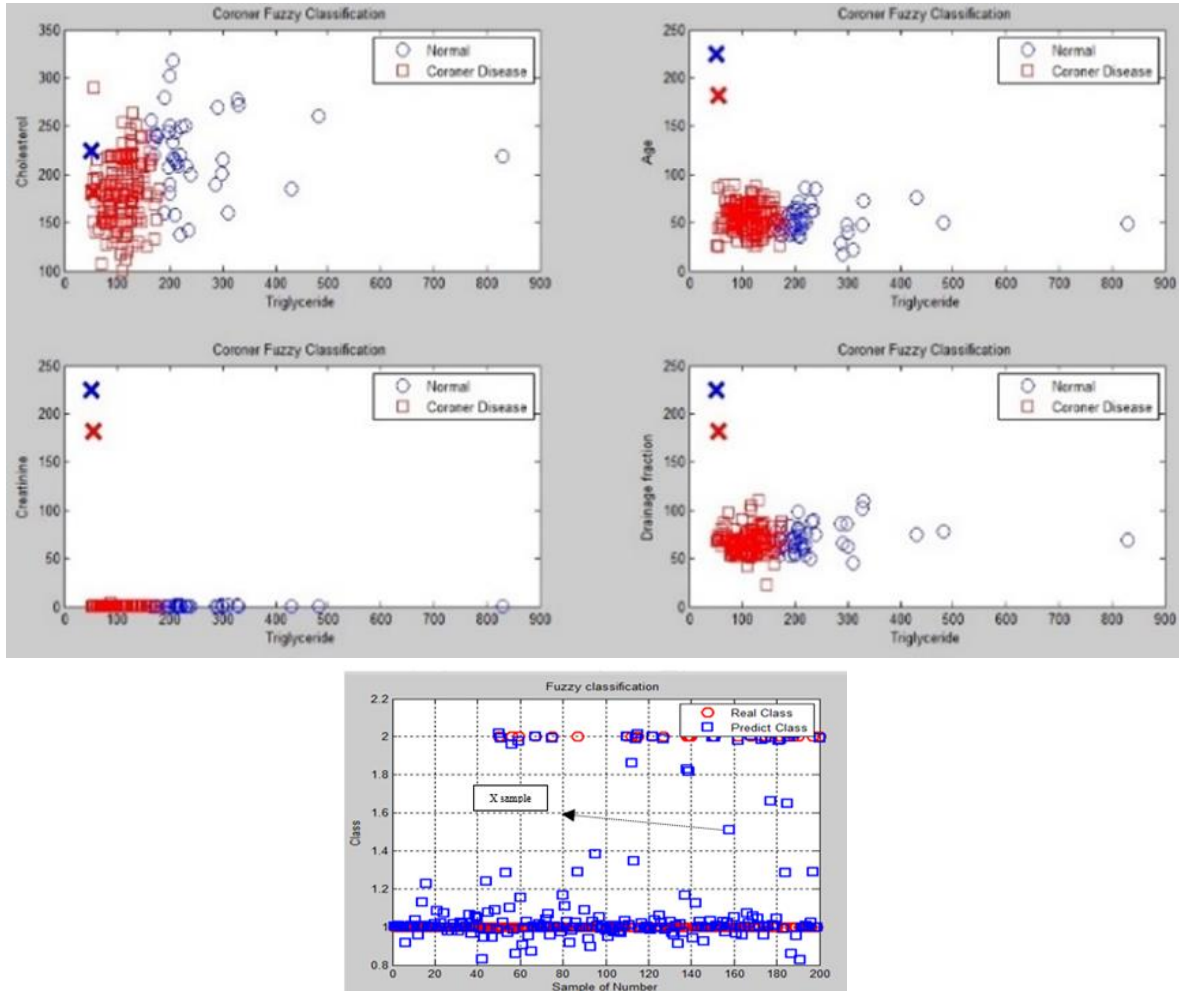
| تعداد توابع عضویت | میانگین مربعات خطا |
|-------------------|--------------------|
| ۵۵ | ۰/۰۰۰۷ |
| ۴۵ | ۰/۰۰۲۲ |
| ۳۵ | ۰/۰۱۷۶ |
| ۲۵ | ۰/۱۰۱۲ |

بررسی و طراحی خوشه‌بندی فازی (Fuzzy C-mean (FCM)): خوشه‌بندی فازی توسعه‌یافته الگوریتم k-mean است که در آن تمام مقادیر ورودی برای تمام کلاس‌ها تعریف می‌شود. به عبارتی برای هر ورودی، برای همه خوشه‌ها عضویت در نظر گرفته می‌شود (۲۱). عضویت در هر کلاس (بیمار و سالم) به میزان شباهت الگو به کلاس، وابسته می‌باشد. برای حداقل نمودن تابع هدف به‌منظور دستیابی به بهترین خوشه‌بندی، باید عضویت بالاتر به نمونه‌ای که به یک خوشه شباهت بیشتری دارد، تخصیص یابد و نمونه‌ای که به یک خوشه کمتر شباهت دارد، عضویت کمتری تخصیص یابد (۲۲). در این مطالعه، ابتدا دو خوشه برحسب دو کلاس سالم و بیمار در نظر گرفته شد و داده‌ها بر اساس کلاس‌بندی FCM به کلاس خود تعلق گرفتند. در شکل ۴ برای درک بهتر، نمونه‌های واقعی و نتیجه پیش‌بینی با مدل ارائه شده شده، ترسیم شده است. با توجه به ضریب همبستگی پیرسون مندرج در جدول ۳ در بین متغیرهای پیوسته، متغیر تری گلیسیرید بیشترین ضریب همبستگی را دارد، لذا شکل ۴ الف تا د، کلاس‌بندی متغیرهای سن، کلسترول، کراتینین و کسر تخلیه برحسب متغیر تری گلیسیرید را نشان می‌دهد. این نتایج فقط یک نگرش

دیابت، سابقه خانوادگی، سابقه حمله قلبی، تست ورزش و اکو از نوع کیفی و گسسته می‌باشند. همچنین متغیرهای سن، کراتینین، کلسترول، تری‌گلیسرید و کسر تخلیه از نوع کمی و پیوسته می‌باشند.

تشخیص بیماری عروق کرونر قلبی، نوعی بومی‌سازی در جمع‌آوری و تحلیل آن‌ها صورت گرفته است.

در این جامعه آماری $n=200$ و سطح معنی‌داری در $P < 0.01$ در نظر گرفته شد. متغیرهای جنسیت، دخانیات، فشارخون بالا،



۴-الف. کلاس‌بندی فازی متغیر پیوسته تری‌گلیسرید نسبت به سن، ۴-ب. کلاس‌بندی تری‌گلیسرید نسبت به کلسترول، ۴-ج. کلاس‌بندی تری‌گلیسرید نسبت به کسرتخلیه، ۴-د. کلاس‌بندی تری‌گلیسرید نسبت به کراتینین، ۴-ه. کلاس‌بندی شبکه نروفازی با ۲۰۰ نمونه آموزشی به تفکیک بیمار و سالم

بحث

انجام شده است. برای کلاس‌بندی، داده‌ها به دودسته سالم و بیمار تقسیم شدند و کلیه ریسک فاکتورهای پیوسته به شبکه آموزش داده شدند و سپس با داده‌های تست مورد آزمایش قرار گرفت. حدود ۴۰۰ نوع شبکه مختلف طراحی و تست گردید که در نهایت بهترین دقت ۷۴/۲۶٪ و میانگین مربعات خطا ۰/۲۵۷۴ به دست آمد. در مدل‌سازی دوم، از روش نروفازی که ترکیب شبکه عصبی و منطق فازی می‌باشد استفاده و از

این پژوهش باهدف تشخیص بیماری عروق کرونر قلب با استفاده از متدهای مبتنی بر داده کاوی و با تأکید بر داده‌های بومی انجام گرفت. در این مطالعه، به کمک شبکه عصبی مصنوعی پرسپترون و نروفازی و خوشه‌بندی فازی به تشخیص بیماری عروق کرونر قلب و مدل‌سازی آن پرداختیم. در مدل‌سازی اول، شبکه عصبی پرسپترون چندلایه پیش‌خور با استفاده از ریسک فاکتورهای پیوسته بیماری عروق کرونر قلب

به دقت ۹۹/۷۹٪ و میانگین مربعات خطا ۰/۰۰۲۱ برسد. در آخرین مرحله از مدل سازی، از خوشه بندی فازی C-mean بهره گرفته شده که گسترش یافته خوشه بندی K-mean می باشد.

الگوریتم سوگنو در طراحی شبکه بهره گرفته شده است. ابتدا با کلیه پارامترهای پیوسته، شبکه آموزش داده شد و حدود ۷۰ نوع شبکه با توابع عضویت مختلف ورودی و خروجی طراحی و تست گردید و توانست با ۵۵ تابع عضویت و تعداد تکرار ۱۰۰

جدول ۳. آماره های توصیفی مربوط به متغیرهای کمی و کیفی پرونده های مراجعین به مرکز تخصصی قلب و عروق

| نام متغیر | نوع | درصد | p | نام متغیر | p | r | میانگین ± انحراف معیار |
|-----------------|------------|-------|-------|---------------|-------|--------|------------------------|
| جنسیت | مرد | ۴۳٪ | ۰/۳۷۷ | سن | ۰/۵۸ | -0.100 | 54.9550±14.72 |
| | زن | ۵۷٪ | | | | | |
| دخانیات | سیگاری | ۸۸/۹٪ | ۰/۵۲۳ | کراتینین | ۰/۷۱ | -0.069 | 0,9980±0.29 |
| | غیر سیگاری | ۱۲/۱٪ | | | | | |
| فشارخون بالا | دارند | ۶۱٪ | ۰/۳۹۷ | کلسترول mg/dl | ۰/۲۲۷ | -0.032 | 192.9800±40.29 |
| | ندارند | ۳۹٪ | | | | | |
| دیابت | دارند | ۷۲٪ | ۰/۴۵۳ | تری گلیسرید | ۰/۱۷۷ | -0.132 | 144.6400±83.24 |
| | ندارند | ۲۸٪ | | | | | |
| سابقه خانوادگی | دارند | ۷۶٪ | ۰/۴۷۲ | کسر تخلیه | ۰/۹۹ | -0.032 | 67.5850±12.60 |
| | ندارند | ۲۴٪ | | | | | |
| سابقه حمله قلبی | دارند | ۲٪ | ۰/۵۳۷ | | | | |
| | ندارند | ۹۸٪ | | | | | |
| تست ورزش | نرمال | ۲۴٪ | ۰/۴۲۷ | | | | |
| | غیر نرمال | ۷۶٪ | | | | | |
| تست اکو | سالم | ۸۵٪ | ۰/۵۱۴ | | | | |
| | بیمار | ۱۴/۵٪ | | | | | |

جدول ۴. RMSE مدل سازی بر روی برخی پایگاه داده های UCI

| نام پایگاه داده | Cleveland | Statlog | Hungarian |
|-----------------|-----------|---------|-----------|
| شبکه عصبی MLP | ۰/۱۶۳۳ | ۰/۴۹۷۹ | ۰/۲۳۰۴ |
| شبکه عصبی فازی | ۰/۰۰۱۲ | ۰/۰۰۲۹ | ۰/۰۰۵۷ |

مدل‌های مختلف شبکه عصبی، با صحت پیش‌بینی ۸۷٪ به‌عنوان بهترین پیش‌بینی توأم گزارش گردید (۲۸). در مطالعه کرت و همکاران، تکنیک رگرسیون لجستیک و درخت تصمیم‌گیر و شبکه عصبی برای این منظور استفاده شده است که در نهایت، در بهترین حالت نشان داده شده است که با کمک شبکه عصبی پرسپترون چندلایه و با دقت ۷۵٪ عمل پیش‌بینی کرونری قلبی نسبت به روش‌های دیگر بهتر است (۲۹).

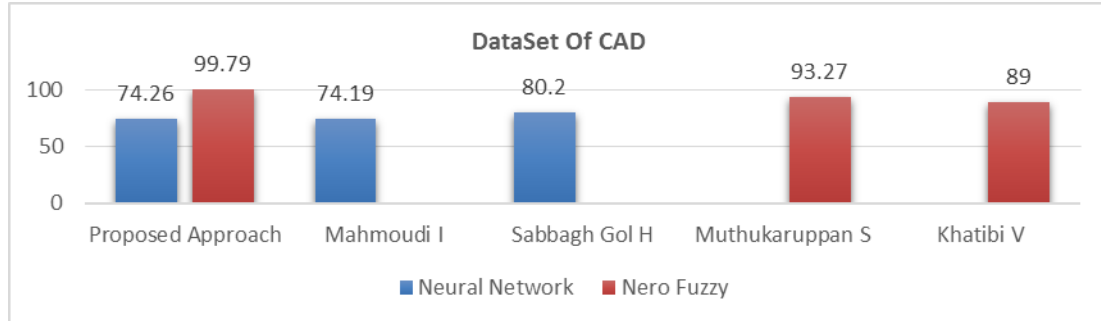
در مطالعه‌ای با عنوان کاربرد شبکه عصبی مصنوعی در تعیین پیش‌بینی کننده‌های مهم مرگ‌ومیر درون بیمارستانی پس از جراحی قلب باز و مقایسه آن با مدل رگرسیون لجستیک در سال ۲۰۰۴ از یک شبکه عصبی مصنوعی با الگوریتم پس انتشار خطا استفاده کرده و برای نشان دادن دقت نتایج از دو شاخص حساسیت و ویژگی استفاده شده است. که در آن حساسیت و ویژگی در گروه آزمایش به ترتیب برابر ۹۹/۳۳٪ و ۱۰۰٪ به دست آمد (۳۰). در مطالعه متاآنالیزی که Sargent در ۲۸ مورد انجام داده بود مشاهده نمود که در ۳۶ درصد موارد شبکه عصبی مصنوعی بهتر و در ۱۴ مورد نتایج استفاده از رگرسیون بهتر و همچنین در ۵۰ درصد موارد عملکرد هر دو مورد شبیه هم بوده است (۳۱). بررسی متاآنالیزی که Dreiseitl در جمع‌بندی ۷۲ مطالعه انجام داده بود، مشاهده نمود در ۱۸ درصد موارد شبکه عصبی مصنوعی بهتر، در ۱ درصد موارد روش‌های رگرسیون لجستیک بهتر و در ۴۲ درصد موارد شبیه هم عمل کرده‌اند (۱۲). همچنین از شبکه عصبی مصنوعی در مقایسه با دیگر روش‌های آماری از جمله رگرسیون لجستیک برای پیش‌بینی عروق کرونری قلب با کمک منحنی راک استفاده شد. در منحنی ROC حساسیت در مقابل ویژگی رسم می‌شود که نتایج مبتنی بر بیشتر بودن سطح زیر نمودار ROC در شبکه می‌باشد (۱۳).

اگرچه در مطالعه حاضر از روش‌های رایج داده‌کاوی به‌منظور تشخیص بیماری کرونر قلب استفاده شده است، اما جمع‌آوری داده‌های بومی توسط محققین این پژوهش و به‌کارگیری روش فازی عصبی بر روی این داده‌ها از نکات قوت این مطالعه است

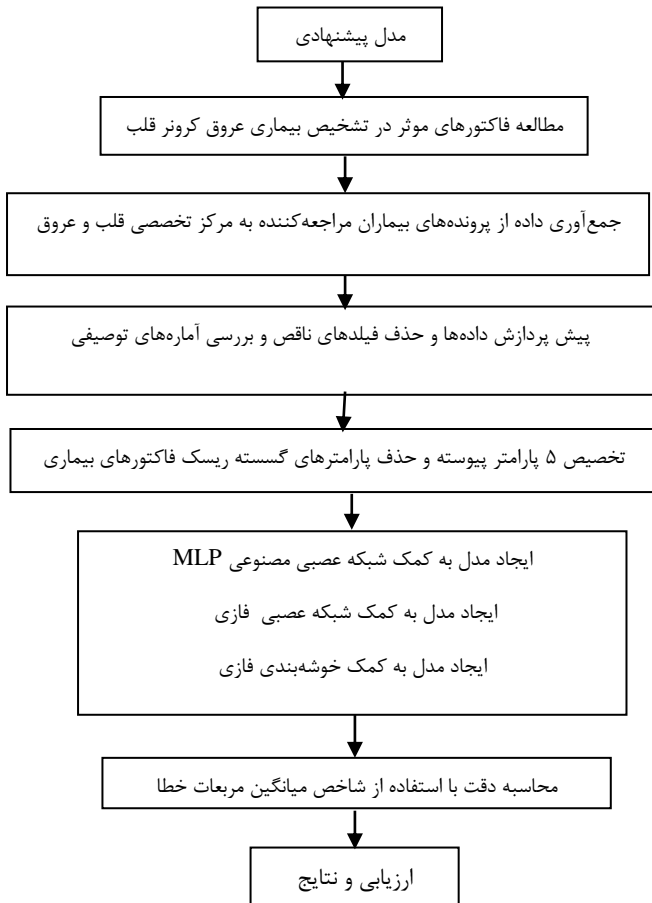
در مطالعات مختلف الگوریتم‌های متنوعی در تشخیص بیماری عروق کرونر قلب مشاهده شده است. به‌عنوان مثال، در مطالعه محمودی و همکاران برای پیش‌بینی بیماری عروق کرونر از تکنیک قدرتمند شبکه‌های عصبی استفاده گردید که مدل نهایی به‌دست آمده دارای دقت ۷۴/۱۹٪ بوده و موفق شده است تعداد ۲۷۱ نفر از ۸۱۵ فردی که فاقد بیماری عروق کرونر بودند را مشخص نماید (۲۳). همچنین از شبکه عصبی مصنوعی در مقایسه با دیگر روش‌های آماری از جمله رگرسیون لجستیک برای پیش‌بینی عروق کرونری قلب با کمک منحنی راک (Rok) استفاده شد. در منحنی ROC حساسیت در مقابل ویژگی رسم می‌شود که نتایج مبتنی بر بیشتر بودن سطح زیر نمودار ROC در شبکه می‌باشد (۱۳). صباغ گل در مقاله پژوهشی خود با استفاده از داده‌های UCI و مجموعه داده Cleveland با استفاده از درخت تصمیم C4.5 توانست به دقت ۸۰/۲٪ و نرخ دسته‌بندی ۷۲/۶٪ دست یابد که در مقایسه با نتایج سایر مطالعات، دقت به‌دست آمده قابل قبول است (۲۴). متوکاروپان (Muthukaruppan) سیستمی مبتنی بر منطق فازی ارائه کرد که با استفاده از بهینه‌سازی ذرات هیبریدی به تشخیص بیماری قلبی پرداخته است، بدین‌صورت که عوامل بیماری را طبقه‌بندی و از سیستم استنتاج ممدانی (Mamdani) و توابع عضویت مثلثی استفاده کرده و به دقت ۹۳.۲۷٪ دست‌یافت (۲۵). خطیبی و همکاران مطالعه‌ای بر روی طراحی موتور استنتاج فازی برای ارزیابی خطر ریسک فاکتورهای بیماری قلبی داشتند که در این مطالعه توانستند به دقت ۸۹٪ برسند (۲۶). Colak و همکاران با استفاده از مدل‌های مختلف شبکه‌های عصبی مصنوعی و الگوریتم مختلف یادگیری به پیش‌بینی بیماری عروق کرونر قلب با صحت تشخیصی ۸۱٪ دست یافتند و نشان دادند که این روش‌ها می‌تواند برای پیش‌بینی بیماری‌های قلبی بدون استفاده از روش‌های تشخیصی تهاجمی به‌عنوان یک پیش‌آگهی در تصمیم‌گیری‌های بالینی بکار گرفته شود (۲۷). Sedehi و همکاران از مدل شبکه عصبی سه لایه به تعداد ۱۵ نرون در لایه ورودی برای پیش‌بینی قند و لیپید استفاده کردند. بعد از برآزش

مشابه قابل قبول بوده و می‌تواند منجر به تولید مدلی مناسب به‌منظور پیش‌بینی ابتلا به بیماری عروق کرونری قلب بر روی داده‌های بومی گردد.

که نهایتاً منجر به حصول دقت بالا در تشخیص این بیماری گردیده است. همان‌طور که در شکل ۵ ملاحظه می‌شود، دقت مدل ارائه‌شده در پژوهش حاضر در مقایسه با پژوهش‌های



شکل ۵. نتیجه تشخیص بیماری کرونری قلبی و مقایسه با سایر پژوهش‌ها



شکل ۶. الگوریتم مورد استفاده در مطالعه حاضر

نتیجه‌گیری

نتیجه مطالعه نشان می‌دهد که اگرچه شبکه‌های عصبی به‌تنهایی می‌توانند به پیش‌بینی بیماری کرونری قلبی بپردازند، اما با ترکیب شبکه عصبی و منطق فازی و تشکیل شبکه نرو فازی دقت محاسبات به‌طور قابل‌توجهی افزایش می‌یابد؛ به‌عبارت‌دیگر استفاده از روش نرو فازی نسبت به روش شبکه عصبی مصنوعی و همچنین نسبت به روش (بدون ناظر) کلاس‌بندی فازی عملکرد بهتری در مدل‌سازی بیماری عروق کرونری قلبی دارد. با استفاده از تکنیک‌های نوین داده‌کاوی می‌توان به بهترین سیستم‌های تصمیم‌یار پزشکی رسید و از آنجایی‌که زمان، فاکتور مهمی در تشخیص سریع بیماری‌هاست می‌توان با نمونه‌های بیشتری آموزش و تست را روی شبکه‌ها انجام داد و سیستم‌های قوی‌تری را به وجود آورد تا به‌عنوان یک دستیار پزشک، آن‌ها را در تصمیم‌گیری کمک کند. سرانجام با تغییرات ضروری و رسیدن به سطح مطلوب دقت، در انتخاب مدلی جامع و مناسب جهت پیش‌بینی بیماری عروق کرونری قلبی مؤثر واقع شود. الگوریتم مورد استفاده در پژوهش حاضر در شکل ۶ نشان داده‌شده است.

تشکر و قدردانی

این تحقیق در قالب طرح پژوهشی با کد پ-ط-۱۰۶۱ با استفاده از حمایت مالی و معنوی معاونت آموزشی و پژوهشی دانشگاه تربت حیدریه انجام گردیده است، بدینوسیله از حمایت انجام شده تقدیر و تشکر می گردد.

تضاد منافع

در این پژوهش هیچ گونه تعارض منافی توسط نویسندگان گزارش نشده است.

References

1. Pal D, Mandana KM, Pal S, Sarkar D, Chakraborty C. Fuzzy expert system approach for coronary artery disease screening using clinical parameters. *Knowledge-Based Syst.* 2012;36:162-74.
2. Thom T, Haase N, Rosamond W, Howard VJ, Rumsfeld J, Manolio T, et al. Heart disease and stroke statistics-2006 update: a report from the American Heart Association Statistics Committee and Stroke Statistics Subcommittee. *Circulation.* 2006;113(6):e85.
3. Crawford MH. Current diagnosis & treatment in cardiology. Lange Medical Books/McGraw-Hill; 2003.
4. Falk CT. Risk factors for coronary artery disease and the use of neural networks to predict the presence or absence of high blood pressure. *BMC Genet.* 2003;4(1):S67.
5. Zabbah I, Hassanzadeh M, kohjani zahra. The Effect of Continuous Parameters on the Diagnosis of Coronary Artery Disease Using Artificial Neural Networks. *thums-jms* [Internet]. 2017 Jan 1;4(4):29-39.
6. Maalej I, Rekik C, Abid DBH, Derbel N. Interval type-2 Takagi-Sugeno-Kang fuzzy logic approach for three-tank system modeling. In: *Industrial Electronics (ISIE), 2014 IEEE 23rd International Symposium on.* IEEE; 2014. p. 144-9.
7. Itchhaporia D, Snow PB, Almassy RJ, Oetgen WJ. Artificial neural networks: current status in cardiovascular medicine. *J Am Coll Cardiol.* 1996;28(2):515-21.
8. Catalano PJ, Ryan LM. Bivariate latent variable models for clustered discrete and continuous outcomes. *J Am Stat Assoc.* 1992;87(419):651-8.
9. Melin P, Amezcua J, Valdez F, Castillo O. A new neural network model based on the LVQ algorithm for multi-class classification of arrhythmias. *Inf Sci (Ny).* 2014;279:483-97.
10. Ghaemian A, Esmaeili J. Application of artificial neural network for assessing coronary artery disease. *J Maz Univ Med Sci.* 2012;21(86):9-17.
11. Khosravanian A AS. Presenting an intelligent system for diagnosis of coronary heart disease by using Probabilistic Neural Network. *Heal Inf Manag.* 2015;12:13.
12. Dreiseitl S, Ohno-Machado L. Logistic regression and artificial neural network classification models: a methodology review. *J Biomed Inform.* 2002;35(5):352-9.
13. Ohno-Machado L, Musen MA. Sequential versus standard neural networks for pattern recognition: an example using the domain of coronary heart disease. *Comput Biol Med.* 1997;27(4):267-81.
14. Zabbah I, Foolad S, Chaharaqran B, Mazlooman R. Designing and making the intelligence assistant robot and controlling it by the fuzzy procedure. In: *2013 International Conference on Electronics, Computer and Computation, ICECCO 2013.* 2013.
15. Mandeh A, Khamforoosh K, Maihami V. Data Fusion in Wireless Sensor Networks using Fuzzy Systems. *Int J Comput Appl.* 2015;125(12).
16. Anooj PK. Clinical decision support system: Risk level prediction of heart disease using weighted fuzzy rules. *J King Saud Univ Inf Sci.* 2012;24(1):27-40.
17. Persi Pamela I, Gayathri P. A fuzzy optimization technique for the prediction of coronary heart disease using decision tree. 2013;

18. Bhatla N, Jyoti K. A Novel Approach for heart disease diagnosis using Data Mining and Fuzzy logic. *Int J Comput Appl.* 2012;54(17).
19. Tsipouras MG, Exarchos TP, Fotiadis DI, Kotsia AP, Vakalis K V, Naka KK, et al. Automated diagnosis of coronary artery disease based on data mining and fuzzy modeling. *IEEE Trans Inf Technol Biomed.* 2008;12(4):447–58.
20. Zabbah I, Hassaanzadeh M, Koohjani Z. The Effect of Continuous Parameters on the Diagnosis of Coronary Artery Disease Using Artificial Neural Networks. *J Heal Chimes* 2017; 4 29-39.
21. Ghasemi J, Mollaei MRK, Ghaderi R, Hojjatoleslami A. Brain tissue segmentation based on spatial information fusion by Dempster-Shafer theory. *J Zhejiang Univ Sci C.* 2012;13(7):520–33.
22. Ji Z-X, Sun Q-S, Xia D-S. A modified possibilistic fuzzy c-means clustering algorithm for bias field estimation and segmentation of brain MR image. *Comput Med Imaging Graph.* 2011;35(5):383–97.
23. Mahmoudi I, Moazzam MH, Sadeghian S. Prediction model for coronary artery disease using neural networks and feature selection based on classification and regression tree. *J Shahrekord Univ Med Sci.* 2013;15(5).
24. Sabbagh Gol H. Detection of Coronary Artery Disease Using C4.5 Decision Tree. *J Heal Biomed Informatics.* 2017;
25. Muthukaruppan S, Er MJ. A hybrid particle swarm optimization based fuzzy expert system for the diagnosis of coronary artery disease. *Expert Syst Appl.* 2012;39(14):11657–65.
26. Khatibi V, Montazer GA. A fuzzy-evidential hybrid inference engine for coronary heart disease risk assessment. *Expert Syst Appl.* 2010;37(12):8536–42.
27. Colak MC, Colak C, Kocaturk H, Sagioglu S, Barutcu I. Predicting coronary artery disease using different artificial neural network models/koroner arter hastaliginin degisik yapay sinir agi modelleri lie tahmini. *Anatol J Cardiol (Anadolu Kardiyol Dergisi).* 2008;8(4):249–55.
28. Sedehi M. Design of artificial neural network for modeling of bivariate mixed responses and its application in medical data. Present Degree PhD Biostat Tarbiat Modares Univ. 2010;
29. Kurt I, Ture M, Kurum AT. Comparing performances of logistic regression, classification and regression tree, and neural networks for predicting coronary artery disease. *Expert Syst Appl.* 2008;34(1):366–74.
30. biglarian A, bababee GR, azmie R. application of artificial neural network model in determining important predictors of in-hospital mortality after coronaryartery bypass graft surgery, and it's comparison with logistic regression model. 2004;
31. Sargent DJ. Comparison of artificial neural networks with other statistical approaches. *Cancer.* 001;91(S8):1636–42.

Diagnosis of Coronary Artery Disease using Neuro-fuzzy-based Method

Iman Zabah¹, Zahra Koohjani², Ali Maroosi³, Kamran Layeghi¹

1. Department of computer Engineering, Tehran North Branch, Islamic Azad University, Tehran, Iran
2. Department of Medical Informatics, School of Management and Medical Informatics, Student Research Committee, Shiraz University of Medical Sciences, Shiraz, Iran
3. Department of Computer Engineering, university of Torbat Heydarieh, Torbat Heydarieh, Iran

Corresponding author: ali.maroosi@torbath.ac.ir

Abstract

Background & Aim: Coronary artery disease is one of the most common diseases in different societies. Coronary angiography is established as one of the best methods for diagnosis of this disease. Angiography is an invasive and costly method. Furthermore, it is associated with risks such as death, heart attack, and stroke. Thus, this study introduces a neuro-fuzzy-based method which can help the physicians in prediction of patient's coronary artery condition.

Methods: This is an analytical study carried on 200 patients of Cardiovascular Center in Torbat Heydarieh. Patient records include 13 risk factors and are non-attributable. In this work, models are presented based on data mining methods for the diagnosis of coronary artery disease. Furthermore, artificial neural network and neuro-fuzzy method were used for modeling the diagnosis of coronary artery disease.

Results: The mean square error (MSE) of prediction for artificial neural network and neuro-fuzzy method were $p=0.2574$ and $p=0.0007$, respectively.

Conclusion: Since angiography is invasive and associated with various risks, we suggest the use of non-invasive methods with low error and high reliability. New data mining strategies can be effective in reducing the mentioned complications.

Keywords:

Coronary artery disease,
Artificial neural network,
Neuro-fuzzy method

©2018 Torbat Heydariyeh University of Medical Sciences. All rights reserved.

How to Cite this Article: Zabah I, Koohjani Z, Maroosi A, Layeghi K. Diagnosis of Coronary Artery Disease using Neuro-fuzzy-based Method. Journal of Torbat Heydariyeh University of Medical Sciences. 2018;6(3):48-59.