View metadata, citation and similar papers at core.ac.uk
brought to you by CORE
provided by eprints Iran University of Medical Sciences

DOI: 10.22122/jims.v35i460.8576 Published by Vesnu Publications

مجله دانشکده پزشکی اصفهان
سال سی و پنجم/شماره‌ی ۴۶۰/هفته‌ی چهارم بهمن ماه ۱۳۹۶

تاریخ دریافت: ۱۳۹۶/۵/۱۰
تاریخ پذیرش: ۱۳۹۶/۶/۲۸

بررسی و طبقه‌بندی مشخصه‌های کاربردی در تکنیک شبکه‌ی عصبی به منظور تشخیص بیماری‌های ایسکمیک قلبی: مروری سیستماتیک

شیرین عیانی[۱]، خدیجه مولایی[۲]، مریم جهانبخش[۳]، رضا مولایی[۴]

مقاله مروری

چکیده

مقدمه: امروزه، شیوع بیماری‌های ایسکمیک قلبی به عوارض جبران ناپذیری نظیر مرگ بیماران منجر می‌شود. تشخیص دیر هنگام این گونه بیماری‌ها و راه‌کار تهاجمی تشخیصی آن‌ها، سبب شده است محققین به منظور تشخیص به موقع بیماری، نسبت به تهیه‌ی سیستم تصمیم‌یار تشخیصی مبتنی بر تکنیک شبکه‌ی عصبی ضمن به کارگیری حداقل داده‌ها اقدام نمایند. در این راستا، انتخاب حداقل مشخصه‌های مفید برای طراحی ساختار شبکه‌ی عصبی از اهمیت ویژه‌ای برخوردار است و زمینه‌ی دست‌یابی به بیشترین دقت در اخذ نتایج تصمیم را فراهم می‌آورد.

روش‌ها: ابتدا مقالات مرتبط با «تشخیص ایسکمیک قلبی با استفاده از شبکه‌های عصبی مصنوعی» از پایگاه داده‌های معتبر و با استفاده از کلید واژه‌های حساس استخراج گردیدند. سپس، تحلیل و طبقه‌بندی محتوا به روش‌های علمی انجام شد.

یافته‌ها: طراحی ساختار شبکه‌ی عصبی با استفاده از مشخصه‌های گوناگون قابل اخذ از داده‌های دموگرافیک، تاریخچه‌ی پزشکی، علایم و نشانه‌های بیماری به ویژه آزمایش‌های پاراکلینیک انجام می‌پذیرد. در این بین، مشخصه‌های روش الکتروکاردیوگرام که در گروه آزمایش‌های پاراکلینیک قرار داشتند، به افزایش چشم‌گیر کارایی شبکه‌ی عصبی منجر شدند.

نتیجه‌گیری: بهره‌برداری از این گونه سیستم‌های تصمیم‌یار تشخیصی در محیط‌های عملی، به ضریب اطمینان بالای آن‌ها و برخورداری از مقبولیت پزشکان وابسته است. از این رو، لحاظ کردن مواردی نظیر ارتقای میزان بلوغ طراحی ساختار شبکه‌ی عصبی که به انتخاب حداقل مشخصه‌های بهینه وابسته است و ایجاد زیر ساخت‌های لازم جهت ورود داده‌های واقعی، صحیح و در جریان بیماران به این سیستم‌ها راه‌گشا می‌باشند.

واژگان کلیدی: سیستم تصمیم‌یار، ایسکمیک قلبی، شبکه‌ی عصبی، الکتروکاردیوگرام

ارجاع: عیانی شیرین، مولایی خدیجه، جهانبخش مریم، مولایی رضا. **بررسی و طبقه‌بندی مشخصه‌های کاربردی در تکنیک شبکه‌ی عصبی به منظور تشخیص بیماری‌های ایسکمیک قلبی: مروری سیستماتیک.** مجله دانشکده پزشکی اصفهان ۱۳۹۶؛ ۳۵ (۴۶۰): ۱۸۳۹-۱۸۳۰

مقدمه

بیماری‌های قلبی، عامل اصلی مرگ و میر در سراسر جهان می‌باشند که منجر به وقوع ۸۰ درصد مرگ در کشورهایی با درآمد کم و متوسط شده‌اند. با توجه به روند رشد این قبیل بیماری‌ها، پیش‌بینی می‌شود تا سال ۲۰۳۰، علت مرگ ۲۳/۶ میلیون نفر در جهان، ابتلا به بیماری‌های قلبی باشد (۲-۱).

یکی از انواع کشنده‌ی این گروه بیماری‌ها، بیماری‌های ایسکمیک قلبی (Ischemic heart disease یا IHD) است که حدود ۱۵ درصد از علل مرگ را به خود اختصاص داده است. انتظار می‌رود این بیماری تا سال ۲۰۲۰، شایع‌ترین علت مرگ در جهان باشد (۴-۳). بیماری‌های ایسکمیک قلبی، بیماری‌هایی هستند که به دلیل کاهش خون‌رسانی به عضله‌ی قلب (میوکارد) حادث می‌شوند. این بیماری‌ها، اغلب به دلیل انسداد عروق کرونر بروز می‌کنند و با توجه به محل و میزان انسداد عروق، طبقه‌بندی و شناسایی می‌شوند.

۱- دکتری تخصصی انفورماتیک پزشکی، گروه علوم کامپیوتر، مؤسسه‌ی آموزش عالی غیر دولتی فاران، تهران، ایران
۲- دانشجوی کارشناسی ارشد، گروه انفورماتیک پزشکی، دانشکده‌ی مدیریت و اطلاع‌رسانی، دانشگاه علوم پزشکی ایران، تهران، ایران
۳- مربی ،گروه مدیریت و فن‌آوری اطلاعات سلامت، دانشکده مدیریت و اطلاع‌رسانی پزشکی، دانشگاه علوم پزشکی اصفهان، اصفهان، ایران
۴- دانشجوی پزشکی، دانشکده‌ی پزشکی، دانشگاه علوم پزشکی جندی‌شاپور، اهواز، ایران
نویسنده‌ی مسؤول: خدیجه مولایی
Email: moulaei.kh@tak.iums.ac.ir

عوارضی نظیر آنژین صدری، آنژین Prinzmetal's و سکته‌ی قلبی، ناشی از بروز بیماری‌های IHD می‌باشند. تشخیص اولیه‌ی این بیماری‌ها، با انجام معاینات فیزیکی، گرفتن شرح حال، الکتروکاردیوگرام (Electrocardiogram یا ECG) و آزمایش‌های خون (ایزوآنزیم‌های قلبی) ممکن می‌شود (۵).

استاندارد طلایی برای تشخیص گرفتگی رگ‌های قلب، انجام آنژیوگرافی (Coronary computed tomography angiography یا CCTA) است که در برخی موارد به دلیل هزینه‌ی بالا و عوارض محتملی که به همراه دارد و یا عدم علاقمندی تعدادی از بیماران به انجام این آزمون، جهت تشخیص قطعی به کار گرفته نمی‌شود (۶).

با توجه به این که تشخیص دقیق و اولیه‌ی بیماری‌های IHD به جلوگیری از مرگ مبتلایان منجر می‌شود، تلاش‌های بسیاری از طریق محققین، در دست اقدام است تا با استفاده از داده‌های موجود بیمار، اعم از داده‌های معاینات فیزیکی و آزمایش‌های پاراکلینیک، به ویژه داده‌های مربوط به ECG، تشخیص قطعی بیماری میسر شود (۸-۷). ECG، آزمون تشخیصی رایج، در دسترس و ارزان قیمتی است که به منظور تشخیص بیماری‌های قلبی به کار گرفته می‌شود (۹). مقایسه‌ی تغییرات دامنه و مدت زمان سیگنال ECG با یک الگوی از پیش تعریف شده، برای تشخیص بیماری‌های قلبی مورد کاربرد است، اما در ارتباط با استفاده از این روش، مشکلاتی نظیر دشواری تفسیر تغییرات دامنه، دشواری استخراج مشخصه‌ها، وقت‌گیر بودن بررسی سیگنال قلبی و بروز خطای انسانی، گزارش شده است (۱۰). یک راه‌کار قابل حصول برای کمک به رفع مشکلات طرح شده، به کارگیری سیستم تصمیم‌یار کامپیوتری است. ضمن این که روش پر کاربرد به منظور طراحی یک سیستم تصمیم‌یار هوشمند که بتواند تصمیمات مناسبی در ارتباط با پیش‌بینی، تشخیص و درمان ایسکمیک قلبی اتخاذ کند، شبکه‌ی عصبی مصنوعی (Artificial neural network یا ANN) می‌باشد (۱۲-۱۱).

تکنیک شبکه‌ی عصبی، روشی ساده و کاربردی به منظور استخراج الگوی تصمیم از درون داده‌های پیچیده است. به جهت به کارگیری این روش، لازم است ابتدا مشخصه‌های (Features) لازم را تعیین و سپس به جمع‌آوری داده‌ها در ارتباط با مشخصه‌های از پیش تعریف شده پرداخت. پس از پیش پردازش داده‌ها، تغذیه شدن داده‌ها به شبکه و طی شدن مراحل یادگیری و آزمون آن و امکان اخذ نتایج تصمیم از شبکه‌ی عصبی تربیت شده بر اساس ورودی‌های جدید ممکن می‌شود (۱۳).

بررسی‌های محققین این پژوهش نشانگر آن است که مطالعه‌ی عمیقی به منظور تعیین مشخصه‌های پرکاربرد شبکه‌های عصبی به منظور تشخیص IHD صورت نگرفته است. قابل ذکر است که نتایج یک چنین تحقیقی، می‌تواند به انتخاب مؤثر مشخصه‌ها در به کارگیری شبکه‌ی عصبی با کارایی بالا منجر شود.

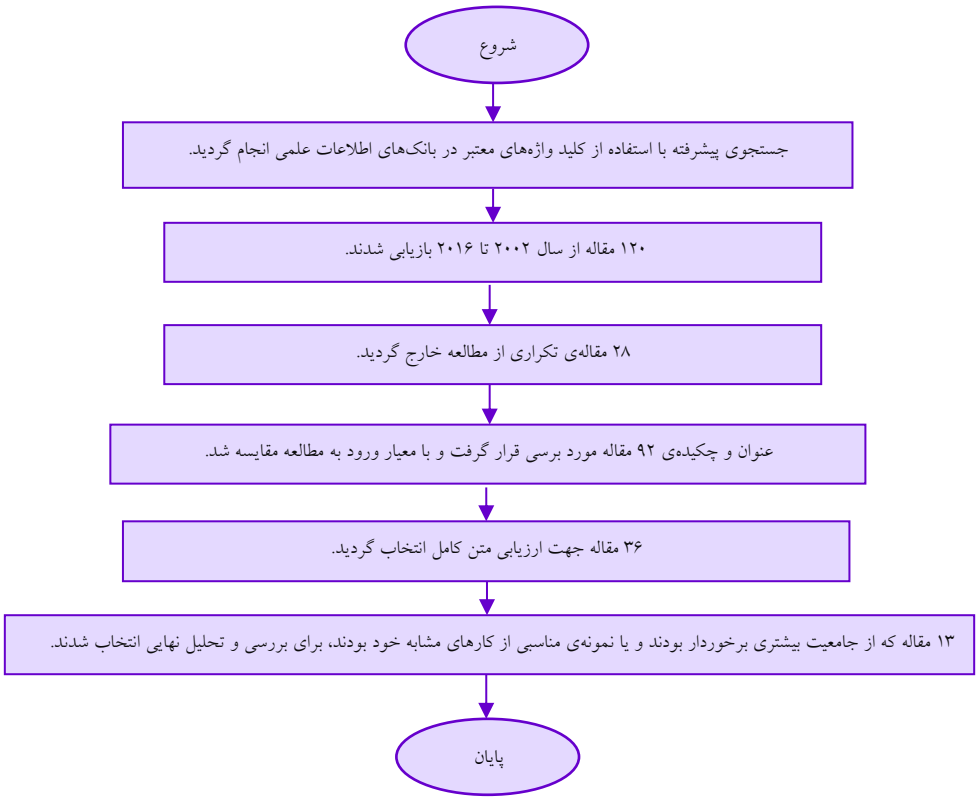
از این رو، تحقیق حاضر با هدف بررسی مشخصه‌های مورد کاربرد در شبکه‌های عصبی، طبقه‌بندی انواع مشخصه‌ها، بررسی به کارگیری گروه مشخصه‌ها در تحقیقات گوناگون و پیشنهاد کاراترین گروه مشخصه در تشخیص IHD انجام شد.

روش‌ها

روش جستجو: *راهبرد* جستجو در این مطالعه، پژوهشی به منظور یافتن مقالات مرتبط با تشخیص ایسکمیک قلبی با استفاده از شبکه‌های عصبی مصنوعی بود از تاریخ ۱۷ مارس ۲۰۱۷ تا تاریخ ۲۴ آوریل ۲۰۱۷ ادامه داشت. بدین منظور، بانک‌های اطلاعاتی علمی PubMed، Scopus، Web Of Science، SienceDirect، Proquest، Institute of Electrical and Electronics Engineers (IEEE)، Association for Computing Machinery (ACM)، Clinical Key، Springer و Google Advance از طریق کلید واژه‌های انگلیسی مورد جستجو قرار گرفتند.

کلید واژه‌های مورد جستجو: کلید واژه‌هایی که به صورت ترکیبی در این تحقیق به منظور جستجو مورد استفاده قرار گرفتند، عبارت از Artificial neural network، ANN، Heart ischemia، Myocardial ischemia، Cardiac ischemia، Detection، Features، Sensitivity، Specificity، Decision support system و Accuracy بودند.

طبقه‌بندی و انتخاب منابع: ۱۲۰ مقاله‌ی بازیابی شده از طریق محققین به دقت مورد بررسی قرار گرفتند و پس از حذف ۲۸ منبع تکراری، عنوان و چکیده‌ی ۹۲ مقاله‌ی باقی مانده به جهت مقایسه با معیارهای ورود در مطالعه به دقت بررسی شدند. معیارهای ورود به مطالعه در این تحقیق، عبارت از دسترسی به متن کامل مقالات، مرتبط بودن مقالات با هدف پژوهش، به‌روز بودن مقالات، مشخص بودن مشخصه‌های (Features) کاربردی در مطالعه و حداقل وجود یکی از سه مورد حساسیت (Sensitivity)، ویژگی (Specificity) و دقت (Accuracy) در مقالات بود. بدین ترتیب، ۵۶ مقاله‌ی غیر مرتبط شناسایی و از مطالعه خارج شدند. سپس، محققین پژوهش متن کامل ۳۶ مقاله که به مطالعه وارد شده بودند، به دقت مورد مطالعه قرار دادند و ۱۳ مقاله که از جامعیت بیشتری برخوردار بودند و یا نمونه‌ی مناسبی از کارهای مشابه خود بودند، به منظور بررسی و تحلیل نهایی انتخاب شدند. در شکل ۱، توصیف دقیقی از طبقه‌بندی و انتخاب منابع، قابل مشاهده است.



شکل ۱. طبقه‌بندی و انتخاب منابع

تحلیل اطلاعات: به جهت تحلیل منابع، مراحل ذیل به ترتیب توسط محققین این پژوهش انجام گردید.

۱- ابتدا تمامی مشخصه‌ها از مقالات منتخب استخراج گردیدند. سپس، مشخصه‌ها با در نظرگیری دسته‌بندی فرایندهای بالینی در ۵ گروه و ۷ زیر گروه، طبقه‌بندی شدند. بدین ترتیب، طبقه‌بندی از مشخصه‌ها معرفی گردید.

۲- سپس، در هر یک از مطالعات در دست بررسی، گروه مشخصه‌های مورد کاربرد (که در مرحله‌ی اول معرفی گردیدند)، مشخص شدند.

۳- اعتبار هر یک از مطالعات، با در نظرگیری سه عامل حساسیت، ویژگی و دقت با بیشترین درصد ارایه شده، مشخص گردید.

نتایج حاصل از کلیه‌ی مراحل پیش‌گفته مورد تحلیل قرار گرفت و بهترین گروه مشخصه که به تهیه‌ی یک شبکه‌ی عصبی تشخیص IHD با کارایی بالا منجر می‌شوند، معرفی شدند.

یافته‌ها

تحقیقات نشانگر آن است که شبکه‌ی عصبی مصنوعی، ابزار قدرتمند و انعطاف‌پذیری جهت تهیه‌ی سیستم‌های تصمیم‌یار مرتبط با تشخیص بیماری‌های قلبی نظیر بیماری‌های عروق کرونر (Coronary heart disease)، بیماری‌های عروق مغزی (Cerebrovascular disease)، بیماری شریانی محیطی (Peripheral arterial disease)، بیماری روماتیسمی قلب (Rheumatic heart disease) و بیماری‌های قلبی مادرزادی (Congenital heart disease) می‌باشد (۱۴، ۸). به منظور طراحی این گونه سیستم‌ها، اجرای مراحلی اعم از انتخاب مشخصه‌ها، جمع‌آوری داده‌ها، طبیعی کردن داده‌ها، پیش پردازش مشخصه‌ها، انتخاب الگوریتم جهت تربیت شبکه، انجام عملیات تربیت شبکه‌ی عصبی و آزمون آن الزامی است (۱۵).

قابل ذکر است که انتخاب مشخصه‌ها دارای اهمیت خاصی است؛ به گونه‌ای که هر یک از این مشخصه‌ها، ویژگی یکتایی را به منظور جمع‌آوری داده‌ها مشخص می‌نمایند، به عنوان یکی از ابعاد زیرساختی شبکه‌ی عصبی محسوب می‌شوند و زمینه‌ی آموزش دیدن شبکه را فراهم می‌آورند (۱۶). از این رو، در صورتی که این مشخصه‌ها به درستی انتخاب نشوند، به دلایلی نظیر وجود Noise و تربیت نشدن شبکه‌ی عصبی، به کارگیری این روش با شکست قطعی روبه‌رو می‌شود، اما در صورتی که مشخصه‌ها مناسب و صحیح انتخاب شوند، پیچیدگی ضمن معماری شبکه‌ی عصبی کاهش و کارایی شبکه به صورت قابل توجهی ارتقا می‌یابد (۱۸-۱۷).

به منظور تشخیص بیماری‌های قلبی، این مشخصه‌ها از ویژگی‌های مرتبط با معاینات فیزیکی و پاراکلینیک استخراج می‌شوند (۱۹). از جمله آزمون‌هایی که می‌توان از درون آن‌ها به استخراج مشخصه‌های لازم به منظور تشخیص بیماری‌های قلبی پرداخت، عبارت از آزمایش‌های پاراکلینیک (Paraclinical examinations) نظیر Echocardiogram، آزمون استرس قلب (Heart stress test)، رادیوگرافی قفسه‌ی سینه (Chest X-ray)، کاتتریزاسیون عروق کرونر یا آنژیوگرافی (Coronary catheterization یا Angiogram)، CT اسکن قلبی (Cardiac computerized tomography یا CT) و Magnetic resonance imaging (MRI) می‌باشند.

با توجه به هدف اصلی این مطالعه که بر تعیین مشخصه‌های مرتبط با IHD به منظور تربیت شبکه‌ی عصبی کارا و موفق تأکید دارد، کلیه‌ی مشخصه‌ها از درون مطالعات منتخب، استخراج و بر اساس گروه‌های فرایندهای بالینی طبقه‌بندی شدند. نتایج حاصل از این طبقه‌بندی، در جدول ۱ قابل ملاحظه است. نکته‌ی قابل توجه این که نام گروه مشخصه‌های اصلی منطبق بر نام گروه‌های فرایندهای بالینی و نام گروه مشخصه‌های فرعی منطبق بر نام زیر گروه‌های فرایندهای بالینی انتخاب شده‌اند. در ادامه، هر یک از گروه مشخصه‌های اصلی به همراه گروه مشخصه‌های فرعی آن، توصیف شده‌اند.

- ***داده‌ی دموگرافیک (Demographic data):*** هر بیمار دارای ویژگی‌های یکتا و منحصر به فردی می‌باشد که به جهت شناسایی وی مورد کاربرد است (۲۱). در این گروه، مشخصه‌هایی نظیر تاریخ تولد (سن)، جنس و نژاد قرار می‌گیرند.
- ***تاریخچه‌ی پزشکی (Medical history):*** سابقه‌ی ابتلا به بیماری‌ها، شیوه‌ی زندگی بیمار و سوابق فامیلی مرتبط با بیماری‌ها، از جمله مشخصه‌هایی می‌باشند که در این گروه قرار می‌گیرند (۲۲).
- ***نشانه‌ی بیماری (Symptom):*** به اظهار درک و تغییراتی در حالات بدن گفته می‌شود که نشان از ابتلا به بیماری دارند و توسط

جدول ۱. طبقه‌بندی و تعریف مشخصه‌ها

گروه مشخصه‌ی اصلی	گروه مشخصه‌ی فرعی	مشخصه‌ها
داده‌های دموگرافیک		جنس، نژاد، سن
تاریخچه‌ی پزشکی		پرفشاری خون، دیابت، افزایش کلسترول، بیماری احتقانی قلب (Congestive heart failure)، بیماری عروق کرونر (Coronary artery disease)، درد قفسه‌ی سینه (Angina)، سکته‌ی قلبی (Myocardial infarction)، سابقه‌ی فامیلی، سبک زندگی (Life style)
نشانه‌ی بیماری		درد سمت چپ و جلوی قفسه‌ی سینه، درد دست چپ، درد با ماهیت فشارنده (Pressing)، درد با ضربه‌ای (Crushing)، درد منتشر شونده به گردن، درد منتشر شونده به دست چپ، کوتاه شدن نفس‌ها، تعریق زیاد (Diaphoresis)، تهوع و استفراغ، اختلال در خواب
علامت بیماری		ضربان قلب، فشار خون سیستول، فشار خون دیاستول، شاخص توده‌ی بدنی، وزن، قد، دور کمر
آزمایش‌های پاراکلینیک (Paraclinical)	آزمایش‌های تشخیصی	کلسترول، هورمون محرک تیرویید (Thyroid stimulating hormone یا TSH)، T3، T4، قند خون ناشتا (Fasting blood sugar یا FBS)، Glycated haemoglobin (HgA1C)، فاکتورهای ژنتیک
	آزمون استرس قلب	میزان و شدت نقایص ناشی از استرس و میزان ایسکمی ناشی از استرس
	نشانگرهای شیمیایی قلب	Troponin ،Muscle/brain (MB) isoenzyme ،Creatinine phosphokinase
	ECG1	ST level deviation ،ST-segment depression ،ST-segment elevation
	ECG2	T AS ،T AF ،T wave amplitude ،Old hyperacute T wave ،T-wave inversion
	ECG3	T loop area ،T loop length ،T AH QRS-T Ratio AS ،QRS-T Ratio AF ،QRS AH ،QRS AS ،QRS AF ،QRS-area Max QRS-T AH ،Max QRS-T AS ،Max QRS-T AF ،QRS-T Ratio AH QRSmax DCL [mV] ،QRS PA [mV2] ،QRS V [mV3] ،QRSmax VM [mV] QRS Ratio AP QRSP [mV] ،QRS angle XYOP [rad] QRS loop area ،QRS loop length ،ST-segment vector magnitude (STVM) Q wave amplitude ،Q wave ،QRS-T ratio area
	ECG4	متغیر بودن تعداد ضربان قلب (Heart rate variability یا HRV)، بلوک شاخه‌ای چپ (Left bundle-branch block)، بلوک شاخه‌ای راست (Right bundle-branch block)، وجود Strain waveform sample ،Vectorcardiography (VCG) Azimuth ،VCG Elevation

ECG: Electrocardiogram; AH: The time between the Atrial and His bundle electrograms; Max: Maximum; PA: The interval from the onset of the P wave to the onset of the atrial intracardiac signal; VM: Vector magnitude; V: Vector; XYOP: Between XY-plane and the Optimum Plane; AP: Accessory pathway

بیمار گزارش می‌شوند (۲۳). مشخصه‌هایی مانند وجود درد در نواحی مختلف، وجود تعریق، دل آشوبه و استفراغ در این گروه قرار می‌گیرد.

- ***علایم بیماری (Sign)***: یک پدیده‌ی عینی یا قابل اندازه‌گیری است که توسط پزشک یا تیم درمانی، پس از انجام معاینات فیزیکی یا بررسی نتایج آزمایش‌های پاراکلینیک بر روی بیمار مشخص می‌شود (۲۵-۲۴). در این تحقیق، در گروه «علایم بیماری»، نتایج حاصل از انجام معاینات فیزیکی مانند ضربان قلب، فشار خون بالا، شاخص توده‌ی بدنی، قد و وزن، خس‌خس کردن و نفخ، به عنوان مشخصه در نظر گرفته شده‌اند و آزمایش‌های پاراکلینیک به عنوان یک گروه مجزا مطرح گردیده است.
- ***آزمایش‌های پاراکلینیک (Paraclinical)***: نتایج حاصل از روش‌های آزمایشگاهی در این گروه قرار می‌گیرد (۲۱). در این بررسی، نتایج آزمایش‌ها به ۴ دسته شامل بررسی نشانگرهای شیمیایی قلب (Heart chemical markers)، آزمون استرس قلب، آزمایش‌های تشخیصی (Diagnostic tests) و ECG تقسیم شده‌اند که در ادامه، هر یک از این گروه مشخصه‌های فرعی بر اساس نوع کاربردی که در این تحقیق برای آن‌ها در نظر گرفته شده است، توصیف شده‌اند.
- ***آزمون تشخیص بیماری***: نتایج آزمایش‌هایی که به تشخیص بیماری‌هایی نظیر چربی خون، بیماری‌های تیروئید، دیابت و تعیین عوامل ژنتیک می‌انجامد.
- ***آزمون استرس قلب***: در این تحقیق، تست‌های تشخیص ایسکمیک ناشی از استرس مورد نظر بوده است.
- ***نشانگرهای شیمیایی قلب***: نشانگرهایی هستند که به منظور تشخیص زود هنگام بیماری‌های ایسکمیک قلبی و درجه‌بندی سطوح خطر نارسایی قلبی، استفاده می‌شوند (۲۶).
- ***سیگنال ECG***: سیگنال‌های الکتریکی قلب که به نمایش فعالیت عضلانی این عضو می‌پردازد، توسط این آزمایش اخذ می‌شود (۲۷). قابل ذکر است که امکان اخذ مشخصه‌های متنوعی از سیگنال ECG وجود دارد که بر همین اساس، هر یک از مطالعات منتخب، تعدادی از این مشخصه‌ها را به منظور تشخیص بیماری ایسکمیک قلبی با استفاده از شبکه‌ی عصبی به کار برده‌اند. از این رو، به جهت نمایش دقیق کاربری مشخصه‌ها در تحقیقات، مشخصه‌های قابل اخذ از ECG به چهار زیرگروه ECG1، ECG2، ECG3 و ECG4 تقسیم‌بندی شد.

در مطالعات منتخب این تحقیق که نمونه‌ی دقیقی از جامعه‌ی تحقیقات مشابه می‌باشند، از مشخصه‌هایی نظیر آزمون (Test) ورزش، اشعه‌ی ایکس، Echocardiogram، آنژیوگرافی، Ct اسکن قلبی یا MRI استفاده نشده است. در صورتی که مشخصه‌هایی مانند داده‌های دموگرافیک، تاریخچه‌ی پزشکی، علایم بیماری، نشانه‌ی بیماری و آزمایش‌های پاراکلینیک (شامل آزمایش تشخیص بیماری، آزمایش استرس قلب، شاخصه‌های شیمیایی قلب و ECG) دارای کاربرد می‌باشند (جدول ۱). از دیگر یافته‌های این جدول می‌توان به تبیین دقیق مشخصه‌ها در گروه‌های تعریف شده‌ی فرایندهای بالینی اشاره کرد.

یافته‌های جدول ۲ نشانگر آن است که بیشتر مطالعات به جهت تربیت شبکه‌ی عصبی از انواع مشخصه‌های ECG استفاده کرده‌اند. ضمن این که

جدول ۲. کاربرد گروه مشخصه‌ها در مطالعات منتخب

منبع	گروه مشخصه‌ی اصلی/ گروه مشخصه‌ی فرعی	حساسیت (درصد)	ویژگی (درصد)	دقت (درصد)
McMahon و همکاران (۲۸)	ECG4	۸۷/۰۰	۸۶/۰۰	۱۰۰
De Gaetano و همکاران (۲۹)	ECG3 ،ECG2 ،ECG1	۹۸/۶۴	۹۹/۲۳	۱۰۰
Arif و همکاران (۳۰)	ECG3 ،ECG2 ،ECG1	۹۷/۵۰	۹۹/۱۰	۹۳/۷۰
Afsar و Arif (۳۱)	ECG1	۸۹/۲۰		۹۰/۷۵
Baxt و همکاران (۳۲)	داده‌ی دموگرافیک، تاریخچه‌ی پزشکی، نشانه‌ی بیماری، علامت بیماری، نشانگرهای شیمیایی، ECG1، ECG2، ECG3، ECG4	۸۸/۱۰	۸۲/۶۰	۹۰/۰۰
دهنوی و همکاران (۹)	داده‌ی دموگرافیک، آزمون تشخیص بیماری، تاریخچه‌ی پزشکی، نشانه‌ی بیماری، علامت بیماری	۷۰/۰۰	۹۶/۰۰	۹۰/۰۰
Kumar و Singh (۳۳)	ECG1	۹۷/۸۳	۹۷/۵۶	۹۰/۰۰
Papaloukas و همکاران (۳۴)	ECG2 ،ECG1	۹۰/۰۰	۹۰/۰۰	۸۹/۰۰
Correa و همکاران (۳۵)	ECG3		۹۲/۱۰	۸۸/۵۰
سلطانی آسکی و همکاران (۳۶)	ECG4	۸۸/۰۹	۹۱/۷۴	۸۸/۳۵
Rajeswari و همکاران (۳۷)	ECG4 ،ECG3 ،ECG2	۷۰/۰۰	۸۶/۰۰	۸۶/۰۰
Gudipati و Rajan (۳۸)	ECG1	۸۵/۹۳		۸۱/۹۷
Nakajima و همکاران (۳۹)	علامت بیماری	۷۰/۰۰	۹۳/۰۰	۶۶/۰۰

ECG: Electrocardiogram

گروه مشخصه‌ی فرعی ECG1 (با برخورداری از مشخصه‌های مربوط به قطعه‌ی ST) و پس از آن دو مشخصه‌ی ECG2 (با برخورداری از مشخصه‌های مربوط به شکل موج T) و ECG3 (با برخورداری از مشخصه‌های مربوط به شکل QRS) کاربرد بیشتری در طراحی سیستم‌های تشخیص ایسکمیک مبتنی بر شبکه‌ی عصبی مصنوعی داشته‌اند.

مشاهده می‌شود که گروه مشخصه‌ی فرعی ECG4، به نسبت سه گروه دیگر، کمترین کاربرد را در ارتباط با هدف پژوهش داشته‌اند.

قابل ذکر است که McMahon و همکاران در تحقیقی تنها با به کار بردن همین گروه مشخصه‌ی فرعی (ECG4) به دقت شبکه‌ی عصبی ۱۰۰ درصد دست یافتند (۲۸). ضمن این که در مطالعه‌ای مشابه، سلطانی آسکی و همکاران با استفاده از همین مشخصه، دقت شبکه‌ی عصبی را ۸۸ درصد گزارش نمودند (۳۶).

اگر چه در مطالعات در دست بررسی، مشخصه‌ی ECG4 به نسبت سه مشخصه‌ی دیگر کمتر مورد استفاده واقع شده است، اما بالا بودن دقت مطالعاتی که از این مشخصه استفاده کرده‌اند، مورد توجه است.

از دیگر یافته‌های جدول ۲، می‌توان به این نکته اشاره کرد که گروه مشخصه‌های فرعی ECG4، ECG3، ECG2 و ECG1 در مطالعات در دست بررسی، به صورت مستقل یا ترکیبی مورد استفاده قرار گرفته‌اند. قابل توجه است که در دو مطالعه‌ای که McMahon و همکاران و De Gaetano و همکاران انجام دادند و به طور اختصاصی از گروه مشخصه‌های فرعی ECG (به صورت مستقل و یا ترکیبی) استفاده نمودند، به دقت ۱۰۰ درصدی شبکه‌ی عصبی دست یافتند (۲۹-۲۸). این در حالی است که نتایج برخی تحقیقات نشانگر آن است که به کارگیری سایر گروه مشخصه‌های اصلی و یا فرعی به همراه گروه مشخصه‌های فرعی ECG به اخذ دقت ۱۰۰ درصدی شبکه‌ی عصبی منجر نشده است (۳۲). ضمن این که به کارگیری مستقل یا ترکیبی سایر گروه مشخصه‌های اصلی و فرعی (به جز ECG) نیز به دستیابی به دقت ۱۰۰ درصدی شبکه‌ی عصبی منجر نشده است (۳۹، ۹).

یافته‌های جدول ۲، نمایانگر این واقعیت است که بیشترین دقت شبکه‌ی عصبی، حین به کارگیری گروه مشخصه‌های فرعی ECG حاصل می‌شود.

بحث

سیستم‌های تصمیم‌یار بالینی، می‌توانند با استفاده از داده‌های بالینی به روشی سیستماتیک، پیش‌بینی‌هایی را به منظور حمایت از تصمیم‌گیری متخصصین بالینی فراهم آورند و از بروز خطای پزشکی (Medical errors) بکاهند (۴۱-۴۰). این گونه سیستم‌ها با قابلیت تحلیل داده‌های پیچیده‌ی پزشکی و استخراج الگوهای موجود در داده‌ها، نقش مؤثری در کمک به پزشکان به منظور تشخیص و درمان بیماری ایفا می‌کنند (۴۳-۴۲). از آن جایی که رشد بیماری‌های قلبی در جهان و عوارض وخیم آن مورد توجه می‌باشد، حصول سیستم تصمیم‌یاری که امکان تشخیص این گونه بیماری‌ها را در مراحل اولیه فراهم آورد، مورد توجه محققین می‌باشد (۴۴).

نتایج این تحقیق مشخص می‌سازد که ضمن به کارگیری گروه مشخصه‌های فرعی ECG، می‌توان به شبکه‌ی عصبی تربیت شده‌ای با دقت ۱۰۰ درصد دست یافت و سیستم تصمیم‌یاری را به منظور تشخیص در اختیار جامعه‌ی پزشکان قرار داد که احتمال بروز خطا در آن صفر باشد. از آن جایی که ECG انبار داده‌ی بی‌نظیری به منظور تشخیص IHD را در بر دارد، شناسایی الگوی ریتم قلبی یک بیمار ایسکمیک از یک فرد سالم از درون این داده‌ها، با تکنیک شبکه‌ی عصبی میسر می‌شود. ۱۰۰ درصد بودن دقت شبکه‌ی عصبی مورد کاربرد در این گونه سیستم تصمیم‌یار، اعتماد پزشکان را به منظور کاربری آن‌ها، جلب می‌کند و احتمال بروز مخاطرات احتمالی، ضمن تشخیص بیماری را از بین می‌برد.

در اینجا دو سؤال مهم قابل طرح است. سؤال اول این که «چرا نتایج دقت تحقیقات به نسبت یکدیگر با توجه به این که از مشخصه‌های یکسان و یا گاهی بیشتر استفاده کرده‌اند، متفاوت است؟». بعضی از تحقیقات، مشخصه‌هایی را که دیگر تحقیقات مورد استفاده قرار داده‌اند به کار می‌برند و حتی مشخصه‌های بیشتری را به آن اضافه می‌کنند، اما با این وجود، دقت کمتری را به نسبت تحقیق مشابه گزارش نموده‌اند. در بعضی از تحقیقات نیز با وجود نوع مشخصه‌ی یکسان، این اختلاف دقت مشهود است.

علت را می‌توان به عواملی نظیر وجود Noise در سیگنال ECG، Artifacts، حجم داده‌ی متفاوت، نوع الگوریتم منتخب به جهت تربیت شبکه‌ی عصبی و Noise در شبکه‌ی عصبی مرتبط دانست (۴۵).

در حقیقت، می‌توان به این نکته اشاره کرد که انتخاب دقیق مشخصه‌ها به جهت تهیه‌ی یک شبکه‌ی عصبی کارا، از اهمیت ویژه‌ای برخوردار است؛ چرا که یکی از عوامل کلیدی ساخت شبکه‌ی عصبی نیز به شمار می‌رود (۴۶). از این رو، در صورتی که سایر عوامل نیز به صورت مشابه به تحقیق وارد شود، نتایج یکسانی حاصل خواهد شد.

آن چه مسلم است، این که انتخاب مشخصه‌های زیاد و متنوع نه تنها منجر به افزایش دقت شبکه‌ی عصبی نمی‌شود، بلکه با ایجاد Noise ضمن تربیت شبکه از دقت آن می‌کاهد (۴۷). نتایج این تحقیقات، نشانگر آن است که می‌توان با تعیین حداقل مشخصه‌ها و تنظیم سایر عوامل، سیستم تصمیم‌یاری با دقت بالا را به جهت تشخیص بیماری IHD تهیه کرد. در مطالعه‌ی McMahon و همکاران، مشخص گردید که با انتخاب حداقل مشخصه، می‌توان به بهترین نتیجه در تشخیص بیماری IHD دست یافت (۲۸).

سؤال دوم قابل طرح، در ارتباط با علت کاربردی نبودن این مطالعات می‌باشد. در حقیقت سؤال اصلی این است که «چرا با وجود این که دقت برخی از این سیستم ها در تحقیقات ۱۰۰ درصد گزارش شده است، اما در عمل مورد استفاده‌ی پزشکان نمی‌باشند؟».

در پاسخ به این سؤال، می‌توان موارد زیر را مطرح نمود.

- بسیاری از دستگاه‌هایی که در مراکز درمانی موجود می‌باشند و سیگنال ECG را دریافت می‌کنند، خروجی دیجیتال ندارند. این دستگاه‌ها به صورتی طراحی شده‌اند که سیگنال را بر روی کاغذ ثبت می‌کنند. از این رو، در دنیای واقعی امکان پردازش این سیگنال‌ها وجود ندارد (۴۸).
- تنها اخذ سیگنال دیجیتال ECG از قلب، دارای اهمیت نیست؛ بلکه نگهداری سیگنال دیجیتال در «سیستم ارتباط و بایگانی تصویر» (Picture archiving and communication system یا PACS) که محیطی امن به منظور نگهداری، فشرده‌سازی و ارسال سیگنال می‌باشد، از اهمیت ویژه‌ای برخوردار است (۴۹). نگهداری سیگنال در نرم‌افزار PACS نه تنها از مخدوش شدن آن جلوگیری می‌کند، بلکه زمینه‌ی اجرای پزشکی از راه دور را فراهم می‌آورد (۵۰). از این رو، عدم وجود این نرم‌افزار از اجرای با کیفیت عملیات تشخیصی توسط سیستم‌های تصمیم‌یار می‌کاهد (۵۱).
- صداهای موجود در محیط بیمارستانی و یا درمانگاهی و یا سایر اصوات همچون صدای تنفس بیمار، می‌تواند به عنوان Noise ضمن اخذ سیگنال قلبی دریافت شوند (۵۲).
- گاهی اوقات فرایند اخذ سیگنال توسط کادر درمانی آموزش ندیده، به اخذ سیگنال نادرست منجر می‌شود (۵۳).
- رفع Noise از سیگنال، قبل از پردازش داده‌های آن توسط شبکه‌ی عصبی تربیت شده، امری ضروری به شمار می‌رود (۵۴). قابل ذکر است که در برخی موارد، ضمن رفع Noise از سیگنال اصلی، اغتشاشاتی در سیگنال اصلی بروز می‌کند (۵۵).
- بیشتر سیستم‌هایی که در این تحقیق بررسی شدند، در محیط‌های نرم‌افزاری آزمایشگاهی همچون Matlab پیاده‌سازی شده‌اند. قابل ذکر است که این محیط نرم‌افزاری، در محیط واقعی بیمارستانی کاربردی نمی‌باشد.
- از آن جایی که شبکه‌های عصبی مصنوعی به عنوان یک جعبه‌ی سیاه محسوب می‌شوند و روال عملیاتی تعریف شده‌ی مکتوب در سناریوهای تشخیصی- درمانی را تعقیب نمی‌کنند، با اقبال عمومی پزشکان روبه‌رو نیستند (۵۶).

از آن جا که به دلایل پیش‌گفته، ارزیابی این سیستم‌ها در محیط واقعی بیمارستانی صورت نگرفته است، توسعه‌ی عملی آن‌ها میسر نگردیده است. از این رو، رفع موانع و مشکلات می‌تواند به اجرای واقعی این سیستم‌ها و کمک به جوامع بشری منجر شود.

نتیجه‌گیری نهایی این که به کارگیری مشخصه‌های قابل اخذ از سیگنال ECG در ساختار یک شبکه‌ی عصبی، زمینه‌ی دستیابی به سیستم تصمیم‌یار قابل اطمینان مرتبط با تشخیص IHD را فراهم می‌آورد. ضمن این که، انتخاب درست این مشخصه‌ها و حذف موارد زاید که از بروز Noise در شبکه جلوگیری می‌کند، به دستیابی دقت ۱۰۰ درصدی شبکه منجر می‌گردد. از نتایج ارزشمند این تحقیق، نه تنها می‌توان معرفی بهترین و حداقل مشخصه‌های زیر ساختی شبکه‌ی عصبی به منظور تشخیص بیماری‌های IHD را بر شمرد، بلکه می‌توان به این نکته اشاره کرد که به دلیل اطمینانی که در ارتباط با نتایج تشخیصی این سیستم‌ها وجود دارد، شبهه‌ای برای به کارگیری آن‌ها در محیط‌های عملی و بیمارستانی باقی نمی‌ماند. از این رو، آن چه حایز اهمیت است، خارج کردن این سیستم‌های تصمیم‌یار از محیط‌های تحقیقاتی و استفاده‌ی آن‌ها در محیط‌های واقعی است.

بدین منظور، پیشنهاد می‌شود امکاناتی فراهم شود تا ابتدا شبکه‌ی عصبی با در نظرگیری مشخصه‌های پیشنهادی این تحقیق، در محیط نرم‌افزارهای کاربردی قابل اتصال با سیستم‌های بیمارستانی پیاده‌سازی شود. در درجه‌ی دوم، زمینه‌ای فراهم شود تا سیگنال‌های ECG با بیشترین دقت اخذ شوند، با دقت بالا با استفاده از روش‌های روز، فیلتر و در محیطی امن همچون نرم‌افزار PACS نگهداری شوند.

از آن جایی که ECG به عنوان یک آزمون تشخیصی بیماری‌های قلبی مورد توجه پزشکان است و نزدیک به همه‌ی مواردی که علایم و نشانه‌های بیماری قلبی در بیماران دیده می‌شود، تجویز می‌گردد، وجود یک سیستم تصمیم‌یار کارا با قابلیت کاربری در محیط عملی که امکان بهره‌برداری از داده‌های در جریان بیماران را دارا می‌باشد، زمینه‌ساز ارایه‌ی خدمات غیر تهاجمی و تشخیص به‌هنگام IHD است.

تشکر و قدردانی

بدین‌وسیله از سرکار خانم دکتر رفعت بیات، قائم‌مقام و مؤسس مؤسسه‌ی آموزش عالی غیرانتفاعی الکترونیکی فاران (مهر دانش) که در راه انجام این تحقیق حمایتگر مادی و معنوی بودند، صمیمانه سپاسگزاری می‌شود.

References

1. Benjamin EJ, Blaha MJ, Chiuve SE, Cushman M, Das SR, Deo R, et al. Heart disease and stroke statistics-2017 update: A report from the American Heart Association. Circulation 2017; 135(10): e146-e603.

2. World Health Organization. About cardiovascular diseases [Online]. [cited 2017]; Available from: URL: http://www.who.int/cardiovascular_diseases/about_cvd/en/
3. World Health Organization. The top 10 causes of death [Online]. [cited 2017 Jan]; Available from: URL: http://www.who.int/mediacentre/factsheets/fs310/en/
4. Gaziano TA, Bitton A, Anand S, Abrahams-Gessel S, Murphy A. Growing epidemic of coronary heart disease in low- and middle-income countries. Curr Probl Cardiol 2010; 35(2): 72-115.
5. Fauci A, Braunwald E, Kasper D, Hauser S, Longo D, Jameson J, et al. Harrison's principles of internal medicine. 17th ed. New York, NY: McGraw-Hill; 2008. p. 71-3.
6. Kobashigawa J. Coronary computed tomography angiography: Is it time to replace the conventional coronary angiogram in heart transplant patients? J Am Coll Cardiol 2014; 63(19): 2005-6.
7. Tasoulis DK, Vladutu L, Plagianakos VP, Bezerianos A, Vrahatis MN. Online neural network training for automatic ischemia episode detection. Berlin, Heidelberg, Germany: Springer Berlin Heidelberg; 2004 p. 1062-8.
8. Kumar A, Maheshwari U. An expert system for identifying cardio vascular disease. International Journal of Innovative Research in Computer and Communication Engineering 2014; 2(3): 144-9.
9. Dehnavi AR, Farahabadi I, Rabbani H, Farahabadi A, Mahjoob MP, Dehnavi NR. Detection and classification of cardiac ischemia using vectorcardiogram signal via neural network. J Res Med Sci 2011; 16(2): 136-42.
10. Mehdi B, Khan T, Ali ZA. Artificial neural network based electrocardiography analyzer. Proceedings of the 3rd International Conference on Computer, Control and Communication; 2013 Sep 25-26; Karachi, Pakistan.
11. Niranjana Murthy HS, Meenakshi M. Efficient algorithm for early detection of myocardial ischemia using pca based features. Indian J Sci Technol 2016; 9(39): 1-13.
12. Thamarai Selvi S, Arumugam S, Ganesan L. BIONET: An artificial neural network model for diagnosis of diseases. Pattern Recognit Lett 2000; 21(8): 721-40.
13. Aminsharifi A, Irani D, Pooyesh S, Parvin H, Dehghani S, Yousofi K, et al. Artificial neural network system to predict the postoperative outcome of percutaneous nephrolithotomy. J Endourol 2017; 31(5): 461-7.
14. Khan IY, Zope PH, Suralkar SR. Importance of artificial neural network in medical diagnosis disease like acute nephritis disease and heart disease. International Journal of Engineering Science and Innovative Technology 2013; 2(2): 210-7.
15. Peng H, Long F, Ding C. Feature selection based on mutual information: Criteria of max-dependency, max-relevance, and min-redundancy. IEEE Trans Pattern Anal Mach Intell 2005; 27(8): 1226-38.
16. Nguyen DT, Kim KW, Hong HG, Koo JH, Kim MC, Park KR. Gender recognition from human-body images using visible-light and thermal camera videos based on a convolutional neural network for image feature extraction. Sensors (Basel) 2017; 17(3).
17. Guyon I, Elisseeff A. An Introduction to variable and feature selection. J Mach Learn Res 2003; 3: 1157-82.
18. Suzuki K. Artificial neural networks - methodological advances and biomedical applications. Rijeka, Croatia: InTech; 2011.
19. Khandaker MH, Espinosa RE, Nishimura RA, Sinak LJ, Hayes SN, Melduni RM, et al. Pericardial disease: Diagnosis and management. Mayo Clin Proc 2010; 85(6): 572-93.
20. Obaloluwa Olaniyi E, Kayode Oyedotun O. Heart diseases diagnosis using Neural Networks arbitration. I J Intelligent Systems and Applications 2015; 12: 75-8.
21. Beer S, Rosler KM, Hess CW. Diagnostic value of paraclinical tests in multiple sclerosis: Relative sensitivities and specificities for reclassification according to the Poser committee criteria. J Neurol Neurosurg Psychiatry 1995; 59(2): 152-9.
22. Quality guidelines for endodontic treatment: Consensus report of the European Society of Endodontology. Int Endod J 2006; 39(12): 921-30.
23. Smith B, Ceusters W, Goldberg LJ, Ohrbach RK. Towards an ontology of pain and of pain-related phenomena. Proceedings of the Conference on Ontology and Analytical Metaphysics; 2011 Feb 24-25; Tokyo, Japan. Tokyo, Japan: Keio University Press; p. 1-6.
24. Sign. Stedman's Medical Dictionary. Wolters Kluwer Health. [Online]. [cited 2013 Dec 12]; Available from: URL: http://www.medilexicon.com/dictionary/81800
25. Campbell EW, Lynn CK. The physical examination. In: Walker HK, Hall WD, Hurst JW, editors. Clinical methods: The history, physical, and laboratory examinations. 3rd ed. Boston, MA: Butterworths; 1990.
26. Sato Y, Fujiwara H, Takatsu Y. Biochemical markers in heart failure. J Cardiol 2012; 59(1): 1-7.
27. Martis RJ, Acharya UR, Ray AK, Chakraborty C. Application of higher order cumulants to ECG signals for the cardiac health diagnosis. Conf Proc IEEE Eng Med Biol Soc 2011; 2011: 1697-700.
28. McMahon EM, Korinek J, Yoshifuku S, Sengupta PP, Manduca A, Belohlavek M. Classification of acute myocardial ischemia by artificial neural network using echocardiographic strain waveforms. Comput Biol Med 2008; 38(4): 416-24.
29. De Gaetano A, Panunzi S, Rinaldi F, Risi A, Sciandrone M. A patient adaptable ECG beat classifier based on neural networks. Applied Mathematics and Computation 2009; 213(1): 243-9.
30. Arif M, Malagore IA, Afsar FA. Automatic Detection and Localization of Myocardial Infarction Using Back Propagation Neural Networks. 2010 p. 1-4.
31. Afsar FA, Arif M. Detection of ST segment deviation episodes in the ECG using KLT with an ensemble neural classifier. 2007 p. 11-6.
32. Baxt WG, Shofer FS, Sites FD, Hollander JE. A neural network aid for the early diagnosis of cardiac ischemia in patients presenting to the emergency department with chest pain. Ann Emerg Med 2002; 40(6): 575-83.
33. Kumar A, Singh M. Statistical Analysis of ST Segments for ischemia detection in electrocardiogram signals. J Med Imaging Health Inform 2016; 6(2): 431-40.

34. Papaloukas C, Fotiadis DI, Likas A, Michalis LK. An ischemia detection method based on artificial neural networks. Artif Intell Med 2002; 24(2): 167-78.
35. Correa R, Arini PD, Valentinuzzi ME, Laciar E. Novel set of vectorcardiographic parameters for the identification of ischemic patients. Med Eng Phys 2013; 35(1): 16-22.
36. Soltani-Aski M, Zakeri A, Rastegar H. Ischemic beats detection using bispectrum analysis of the ischemic episodes in heart rate variability. Indian Journal of Fundamental and Applied Life Sciences 2015; 5(S1): 5107-14.
37. Rajeswari K, Vaithiyanathan V, Amirtharaj P. A novel risk level classification of ischemic heart disease using artificial neural network technique - an Indian case study. Int J Mach Learn Comput 2011; 1(3): 231-5.
38. Gudipati P, Rajan PK. Ischemic episode detection in an ECG waveform using discrete cosine transform and artificial neural network. 2008 p. 218-21.
39. Nakajima K, Matsuo S, Wakabayashi H, Yokoyama K, Bunko H, Okuda K, et al. Diagnostic performance of artificial neural network for detecting ischemia in myocardial perfusion imaging. Circ J 2015; 79(7): 1549-56.
40. Rawson TM, Moore LSP, Hernandez B, Charani E, Castro-Sanchez E, Herrero P, et al. A systematic review of clinical decision support systems for antimicrobial management: are we failing to investigate these interventions appropriately? Clin Microbiol Infect 2017; 23(8): 524-32.
41. Berner ES. Clinical decision support systems. New York, NY: Springer; 2007. p. 23-67.
42. Al-Shayea QK. Artificial neural networks in medical diagnosis. International Journal of Computer Science Issues 2011; 8(2):150-4.
43. Anagnostou T, Remzi M, Lykourinas M, Djavan B. Artificial neural networks for decision-making in urologic oncology. Eur Urol 2010; 43(6): 596-603.
44. Njie GJ, Proia KK, Thota AB, Finnie RKC, Hopkins DP, Banks SM, et al. Clinical decision support systems and prevention: A community guide cardiovascular disease systematic review. Am J Prev Med 2015; 49(5): 784-95.
45. AlMahamdy M, Riley HB. Performance study of different denoising methods for ECG signals. Procedia Comput Sci 2014; 37: 325-32.
46. Battiti R. Using mutual information for selecting features in supervised neural net learning. IEEE Trans Neural Netw 1994; 5(4): 537-50.
47. Srivastava N, Hinton G, Krizhevsky A, Sutskever I, Salakhutdinov R. Dropout: A simple way to prevent neural networks from overfitting. J Mach Learn Res 2014; 15(1): 1929-58.
48. Alves AP, Martins JO, Placido da Silva H, Lourenco A, Fred A, Ferreira H. Experimental study and evaluation of paper-based inkjet electrodes for ECG signal acquisition. Proceedings of the 1st International Conference on Physiological Computing Systems; 2014 Jan 7-9; Lisbon, Portugal.
49. Dragan D, Ivetic D. A Comprehensive quality evaluation system for PACS. UbiCC Journal 2009; 4(3): 642-50.
50. Hsieh JC, Lo HC. The clinical application of a PACS-dependent 12-lead ECG and image information system in E-medicine and telemedicine. J Digit Imaging 2010; 23(4): 501-13.
51. Crawford J, Doherty L. Practical Aspects of ECG Recording. Cumbria, UK: M&K; 2012.
52. Naya S, Soni MK, Bansal D. Filtering techniques for ECG signal processing. Int J Res Eng Appl Sci 2012; 2(2): 671-9.
53. Hug CW, Clifford GD. An analysis of the errors in recorded heart rate and blood pressure in the ICU using a complex set of signal quality metrics. Proceedings of 2007 Computers in Cardiology; 2007 Sep 30- Oct 3; Durham, NC, USA. p. 641-4.
54. Lin YJ, Chang HH. Automatic noise removal in MR images using bilateral filtering associated with artificial neural networks. Int J Pharm Med Biol Sci 2015; 4(1): 39-43.
55. Limaye H, Deshmukh VV. ECG noise sources and various noise removal techniques: A survey. International Journal of Application or Innovation in Engineering and Management 2016; 5(2): 86-92.
56. Ayer T, Chhatwal J, Alagoz O, Kahn CE, Jr., Woods RW, Burnside ES. Informatics in radiology: comparison of logistic regression and artificial neural network models in breast cancer risk estimation. Radiographics 2010; 30(1): 13-22.

DOI: 10.22122/jims.v35i460.8576 Published by Vesnu Publications

Journal of Isfahan Medical School Received: 01.08.2017

Vol. 35, No. 460, 4th Week, February 2018 Accepted: 19.09.2017

Survey and Classification of Functional Characteristics in Neural Network Technique for the Diagnosis of Ischemic Heart Disease: A Systematic Review

Shirin Ayani[1], Khadijeh Moulaei[2], Maryam Jahanbakhsh[3], Reza Moulaei[4]

Review Article

Abstract

Background: Nowadays, the prevalence of ischemic heart diseases (IHDs) leads to destructive effects such as patient death. Late diagnosis of such diseases as well as their invasive diagnostic approaches made researchers provide a decision support system based on neural network techniques, while using minimum data set for timely diagnosis. In this regard, selecting minimum useful features is significant for designing neural network structure and it paves the way to attain maximum accuracy in obtaining the results.

Methods: In this systematic review, valid databases using sensitive keywords were initially searched out to find articles related to "diagnosing the ischemic heart disease using artificial neural networks" and afterwards, scientific methods were used to analyze and classify the content.

Findings: Researchers applied various extractable features from demographic data, medical history, signs and symptoms, and paraclinical examinations, to design the neural network structure. Among them, the features obtained from electrocardiographic test, embedded in paraclinical examinations, had led to a remarkable increase of efficiency in neural network.

Conclusion: Utilizing such diagnostic decision support systems in practical environments depends on their high confidence coefficient and physicians' acceptability. Therefore, it can be useful to improve maturity in the design of the neural network structure depending on the choice of the minimum optimal features, and to create required infrastructures to input patients' real, accurate, and flowing data in these systems.

Keywords: Decision support systems, Ischemic heart disease, Neural network, Electrocardiogram

Citation: Ayani S, Moulaei K, Jahanbakhsh M, Moulaei R. **Survey and Classification of Functional Characteristics in Neural Network Technique for the Diagnosis of Ischemic Heart Disease: A Systematic Review.** J Isfahan Med Sch 2018; 35(460): 1830-9.

1- PhD in Medical Informatics, Department of Computer Sciences, Faran (Mehr Danesh) Non-governmental Institute of Virtual Higher Education, Tehran, Iran
2- MSc Student, Department of Medical Informatics, School of Health Managment and Information Siences, Iran University of Medical Sciences, Tehran, Iran
3- Instructor, Department of Management and Health Information Technology, School of Management and Medical Information, Isfahan University of Medical Sciences, Isfahan, Iran
4- Student of Medicne, School of Medicine, Jundishapur University of Medical Sciences, Ahvaz, Iran
Corresponding Author: Khadijeh Moulaei, Email: moulaei.kh@tak.iums.ac.ir