

استفاده از روش‌های یادگیری ماشین در افتراق بیماری‌های سندروم کرونری حاد

سوگند ستاره¹؛ علی اصغر صفائی^{1*}؛ فرید نجفی²

چکیده

زمینه: سندروم کرونری حاد فرآیندی ناپایدار و پویا است که شامل آئزین قفسه صدری ناپایدار، انفارکتوس میوکارد با بالا رفتن قطعه ST و انفارکتوس میوکارد بدون بالا رفتن قطعه ST است. گرچه با پیشرفت‌های فناوریانه انجام شده در سال‌های اخیر، تشخیص بیماری‌های قلبی نسبت به گذشته آسان‌تر شده است، کماکان افتراق بین بیماری‌های عروق کرونری در ساعت‌های اولیه بستری بسیار بحث برانگیز است. هدف از این پژوهش، تشخیص بیماری‌های سندروم کرونری حاد با صحت بالا با استفاده از روش‌های یادگیری ماشین است. این روش‌ها زیرمجموعه‌ای از هوش مصنوعی و شامل الگوریتم‌هایی است که امکان یادگیری را برای رایانه فراهم کرده و نقش مهمی در تصمیم‌های درمانی مناسب دارد.

روش‌ها: در این مطالعه از 1902 بیمار پذیرش شده در بیمارستان با تشخیص سندروم کرونری حاد، بر اساس پرسشنامه انجمن قلب اروپا استفاده شده است. برای دسته‌بندی بیماران از درخت تصمیم که یک روش تفسیرپذیر است و برای بالا بردن کارایی الگوریتم از الگوریتم تجمیعی بگینگ استفاده شد.

یافته‌ها: عملکرد دسته‌بندی بر اساس صحت محاسبه شده از ماتریس درهم‌ریختگی مقایسه شد. صحت درخت تصمیم و بگینگ به ترتیب 91/74 و 92/53 درصد به دست آمد.

نتیجه‌گیری: روش‌های تداوم روش‌ها علاوه بر توانایی بالا در تشخیص بیماری‌های سندروم کرونری حاد، با در نظر گرفتن ماتریس درهم‌ریختگی به دست آمده، تعداد قابل قبولی از افراد را در هر دسته شناسایی کرد.

کلیدواژه‌ها: سندروم کرونری حاد، تشخیص، یادگیری ماشین، درخت تصمیم، بگینگ

«دریافت: 1393/6/11 پذیرش: 1393/10/30»

1. گروه انفورماتیک پزشکی، دانشکده علوم پزشکی، دانشگاه تربیت مدرس، تهران

2. گروه آمارزیستی و اپیدمیولوژی، دانشکده بهداشت، دانشگاه علوم پزشکی کرمانشاه

*عهده‌دار مکاتبات: تهران، تقاطع پزرگراه جلال آل احمد و چمران، دانشگاه تربیت مدرس، دانشکده علوم پزشکی، گروه انفورماتیک پزشکی، تلفن:

Email: aa.safaei@modares.ac.ir

02182884581

مقدمه

ناهنجاری‌های عروق کرونری بوده و این روند همچنان در حال افزایش است (4). این بیماری یکی از رایج‌ترین دلایل مرگ در ایران نیز هست و هر ساله سهم بیشتری از مرگ‌ومیر حاصل از بیماری‌ها را در بر می‌گیرد (5-7). بیماری‌های قلبی به‌طور کلی با احتساب حوادث ترفیقی به‌عنوان دومین عامل مرگ‌ومیر، 40-50 درصد علت مرگ را به خود اختصاص داده است (8). همچنین از بین بیماری‌های قلبی، سکته قلبی در ایران برای بیش از 35 سال اولین دلیل مرگ در بین بیماری‌ها بوده است (9). وجود عوامل خطرزای متعدد در ایجاد بیماری‌های

بیماری‌های قلبی عروقی به‌عنوان یکی از عوامل مهم مرگ‌ومیر در جهان شناخته می‌شوند (1). گزارش سازمان جهانی بهداشت در سال 2002 حاکی از این است که 29/2 درصد از مجموع مرگ‌ومیرها در جهان ناشی از بیماری‌های قلبی عروقی است (2). همچنین طبق گزارش این سازمان در سال 2002، بیماری قلبی با 48 درصد از مجموع 36 میلیون مرگ ناشی از بیماری غیرواگیر در سال در رتبه نخست قرار دارد (3). حدود 64 درصد از موارد مرگ‌ومیر ناشی از بیماری‌های قلبی مربوط به

بسیاری از بیمارانی که با درد قفسه سینه به اورژانس بیمارستان مراجعه می‌کنند، در وهله اول ویژگی‌هایی شامل بالا رفتن آنزیم و بالا رفتن فاکتور ST را ندارند. در چنین شرایطی، پزشک با در نظر گرفتن بدترین حالت یعنی بروز انفارکتوس میوکارد بدون بالا رفتن آنزیم، اقداماتی نظیر بی‌حرکت نگه داشتن بیمار، اکسیژن‌رسانی، تجویز داروهای ضد انعقاد خون و کلیه خدمات برای یک بیمار سکنه قلبی را انجام می‌دهد.

با وجود این که اصلی‌ترین معیارهای تشخیص بیماران علایم بیماری، نوار قلب و بالا رفتن سطح آنزیم است، اما اضافه کردن سایر خصیصه‌های بیمارمان مانند سن، جنس، سابقه بیماری‌های قلبی، ضربان قلب و... می‌تواند کمک شایان توجهی به تشخیص این بیماری‌ها نماید. استفاده از این آیتم‌ها خصوصاً در 24-48 ساعت اول تشخیص خیلی اهمیت دارد.

هوش مصنوعی به‌عنوان یکی از روش‌های نوین شناسایی الگو در سال‌های اخیر مورد توجه ویژه قرار گرفته است. امروزه از هوش مصنوعی جهت پیش‌بینی، تشخیص و کمک به تشخیص پزشکی، بسیار استفاده می‌شود. نیاز روزافزون به وجود روش‌های تحلیل نیمه‌خودکار، باعث به‌وجود آمدن الگوریتم‌های بسیاری در زمینه یادگیری ماشین و سایر روش‌های هوشمند به‌منظور کمک به تشخیص این بیماری‌ها شده است که از آن جمله می‌توان به شبکه‌های عصبی، الگوریتم ژنتیک، مجموعه‌های دشوار و درخت تصمیم اشاره کرد. یادگیری ماشین به‌عنوان یکی از شاخه‌های وسیع و پرکاربرد هوش مصنوعی، به تنظیم و اکتشاف شیوه‌ها و الگوریتم‌هایی می‌پردازد که بر اساس آن‌ها رایانه‌ها و سامانه‌ها توانایی تعلم و یادگیری پیدا می‌کنند.

تاکنون پژوهش‌های بسیاری در زمینه تشخیص بیماری‌ها با استفاده از انواع مختلفی از روش‌های هوش مصنوعی انجام شده است. برخی از روش‌ها که تا به حال در مورد بیماری‌های قلبی-عروقی مورد استفاده قرار گرفته‌اند روش‌های شبکه عصبی (Neural network)،

قلبی عروقی، آنالیز این بیماری و یافتن مهم‌ترین عوامل مؤثر را کاری پیچیده و دشوار ساخته است. از سوی دیگر، داده‌های موجود در مورد بیمارمان بسیار پیچیده و متنوع است؛ بنابراین پردازش و آنالیز این داده‌ها با روش‌های سنتی اغلب پیچیده، زمان‌بر و پرهزینه خواهد بود (10).

سندروم کرونری حاد (ACS=Acute coronary syndrome) طیفی از بیماری عروق کرونر قلب شامل آنژین قفسه صدی ناپایدار (UA= Unstable angina pectoris)، انفارکتوس میوکارد با بالا رفتن قطعه ST (STEMI= ST elevation myocardial infarction) و انفارکتوس میوکارد بدون بالا رفتن قطعه ST (NSTEMI= Non-ST-elevation myocardial infarction) است. سندروم کرونری حاد در حال حاضر از اولویت‌های مهم سلامت در کشورهای پیشرفته و جهان سوم است. در حال حاضر به‌دلیل افزایش شیوع و بروز عوامل خطر این بیماری‌ها مانند عدم تحرک، تغذیه نامناسب و شیوع بالای فشارخون، شیوع و بروز این دسته از بیماری‌ها در حال افزایش است. سازمان بهداشت جهانی پیش‌بینی کرده است که بیماری‌های عروق کرونر بزرگ‌ترین عامل مرگ و میر در سال 2015 خواهد بود و مرگ و میر ناشی از آن به بیش از 20 میلیون نفر خواهد رسید (11). از این‌رو کنترل این بیماری‌ها یکی از اولویت‌های اساسی نظام‌های مراقبت بهداشتی در هر کشوری هستند. گرچه با پیشرفت‌های فناورانه انجام‌شده در سال‌های اخیر، تشخیص بیماری‌های قلبی نسبت به گذشته بسیار آسان‌تر انجام می‌شود اما کماکان افتراق بین بیماری‌های مختلف عروق کرونر در ساعت‌های اولیه بستری که مهم‌ترین ساعت‌های تصمیم‌گیری بالینی برای پزشکان است، بسیار بحث‌برانگیز است (12). خصوصاً افتراق بین آنژین قفسه صدی و سکنه قلبی می‌تواند برای بیمار بسیار حیاتی باشد. بر اساس آمارهای جهانی در بهترین مراکز دنیا نیز بین 5-2 درصد از موارد امکان دارد که بیمارمان به درستی تشخیص داده نشوند که می‌تواند برای بیمار کشنده باشد (13).

ویژگی کاهش یافت. در این 263 ویژگی، محدودیت‌هایی وجود داشت. به‌طور مثال آنزیم CKMB به‌صورت اسمی ثبت شده اما آنزیم تروپونین هم به‌صورت عددی و هم اسمی در زمان ترخیص ثبت شده است. به‌دلیل این‌که هدف از پژوهش ما تشخیص بیماری در ساعات اولیه مراجعه بیمار است، از مقدار عددی تروپونین در زمان پذیرش استفاده شد.

ویژگی‌های استفاده شده در این پژوهش شامل دو نوع ویژگی‌های اسمی و ویژگی‌های عددی هستند. برای همسان‌سازی اثر هر یک از ویژگی‌ها، ویژگی‌های عددی نرمال‌سازی شد. روش نرمال‌سازی در این پژوهش ماکزیمم-مینیمم است که تمامی خصیصه‌های عددی با استفاده از این عملیات به بازه 0 - 1 نگاشته و برای این عمل از رابطه 1 استفاده شد. عملیات اصلی اجرای روش‌های یادگیری و نتایج به‌دست آمده در دسته‌بندی این طیف از بیماری‌ها با استفاده از نرم‌افزار WEKA نسخه 3,6,10 انجام گردید.

$$X_{normalized} = \frac{X_j - X_{minimum}}{X_{maximum} - X_{minimum}}$$

رابطه 1

روش‌های دسته‌بندی فرآیندی برای پیدا کردن مدلی است که دسته‌های موجود در داده‌ها را تعریف و متمایز می‌کند، با این هدف که بتوان از این مدل برای پیش‌بینی دسته رکورد‌هایی که برچسب دسته آن‌ها (متغیر هدف) ناشناخته است، استفاده نمود. در حقیقت در دسته‌بندی بر خلاف پیش‌بینی، هدف پیش‌بینی مقدار یک متغیر گسسته است. این مدل را می‌توان با روش‌های متعددی به دست آورد. به‌منظور انجام این پژوهش از الگوریتم‌های درخت تصمیم و بگینگ (Bagging) استفاده شد.

درخت تصمیم یک روش دسته‌بندی با نظارت در روش‌های یادگیری ماشین است. نتایج این روش می‌تواند در قالب یک درخت و یا یک مجموعه از قوانین اگر-آنگاه (if-then) ارائه شود (15). گره‌های درخت، ویژگی‌های مسأله هستند. در درخت ایجادشده مهم‌ترین

درخت تصمیم (Decision tree)، شبکه بیزین (Bayesian network) و روش‌های یادگیری دسته‌جمعی (Ensemble learning) هستند.

هدف از این پژوهش رسیدن به بیشینه صحت در تشخیص افتراقی بیماری‌های سندروم کرونری حاد و سایر بیماری‌ها در ساعات اولیه مراجعه بیمار است. بدین‌منظور تشخیص افتراقی این بیماری‌ها در ساعات اولیه تصمیم‌گیری با در نظر گرفتن مقدار اندازه‌گیری‌شده آنزیم تروپونین 1 در زمان پذیرش بیمار انجام شده است. در این پژوهش از روش درخت تصمیم که یک روش تفسیرپذیر و یکی از دسته‌بندهای تجمعی به نام بگینگ که معمولاً برای پوشش دادن ضعف دسته‌بندهایی مانند درخت تصمیم و شبکه عصبی به‌کار می‌رود، استفاده شده است.

مواد و روش‌ها

جمعیت هدف این پژوهش بیماران سندروم کرونری حاد شهر کرمانشاه است. جامعه آماری پژوهش، تمامی افراد پذیرش‌شده با تشخیص سندروم کرونری حاد در بیمارستان امام علی (ع) کرمانشاه را شامل شد.

در این پژوهش، جمع‌آوری داده‌ها به‌صورت نمونه‌گیری آسان انجام شد. مجموعه داده‌های سندروم حاد عروق کرونر بیمارستان امام علی کرمانشاه مورد استفاده قرار گرفت و پس از پاک‌سازی داده‌ها، 1902 رکورد وارد پژوهش شد. بیماران پذیرش‌شده در بیمارستان شامل 1090 مورد برای آنژین ناپایدار، 295 مورد با حمله قلبی با تغییر قطعه ST (STEMI)، 434 مورد با حمله قلبی بدون تغییر قطعه ST (NSTEMI) و 83 مورد هم‌جزء دسته "سایر بیماری‌ها" قرار گرفتند. تاریخ آغاز ثبت داده‌ها از سال 2010 است (14). نحوه جمع‌آوری داده‌ها از طریق فرم ثبت ACS انجمن قلب اروپا است.

ویژگی‌هایی که در این پژوهش مورد استفاده قرار گرفته با نظر متخصص از 263 مورد ثبت شده به 27

استفاده از روش بگینگ، مقدار پیش‌بینی نهایی از متوسط پیش‌بینی‌های هر یک از سیستم‌های پیش‌بینی تحت ترکیب حاصل می‌شود.

در حالت بگینگ به دلیل این که مدل ترکیبی باعث کاهش واریانس هر یک از کلاسه‌بند‌های مجزا می‌شود، معمولاً صحت حالت ترکیبی از یک کلاسه‌بند و یا پیش‌بین در حالتی که به تنهایی بر روی کل داده پیاده‌سازی شده‌اند بهتر است. در حالت پیش‌بینی نیز این امر به صورت نظریه قابل بیان و عرضه است. همچنین می‌توان نشان داد که در برابر اثرات داده‌های نویزی نیز قوی‌تر عمل می‌کند (22).

یکی از روش‌های محبوب ارزیابی، مدل ارزیابی متقابل K برابری (K-Fold Cross Validation) است. در این روش، داده‌ها به صورت تصادفی به k زیرمجموعه مجزا تقسیم می‌شوند. آموزش و آزمون k بار انجام می‌شود، به این صورت که هر بار یکی از زیرمجموعه‌ها برای تست مدل نگه داشته شده و بقیه برای آموزش مدل استفاده می‌شوند. این فرایند k بار تکرار می‌شود به طوری که هر یک از زیرمجموعه‌ها دقیقاً یک بار برای تست مدل به کار برده می‌شوند. در نهایت نتیجه k تکرار برای دستیابی به یک برآورد نهایی میانگین‌گیری می‌شوند. در این پژوهش مقدار K برابر 10 استفاده شده است (21). معیارهای ارزیابی در این پژوهش دقت (Precision)، بازخوانی (Recall) و معیار F (F-measure) بود که براساس ماتریس درهم‌ریختگی (Confusion matrix) محاسبه شد.

ماتریس درهم‌ریختگی، جدولی است که کارایی الگوریتم را به تصویر می‌کشد. در مسائلی با دو کلاس، این ماتریس دو سطر و دو ستون دارد که تعداد مثبت‌های نادرست (False Positives (FP)، منفی‌های نادرست (False Negatives (FN)، مثبت‌های درست (True Positives (TP) و منفی‌های درست (True Negatives (TN) را مشخص می‌کند (جدول 1).

خصیصه به‌عنوان ریشه درخت قرار می‌گیرد و بقیه ویژگی‌ها به ترتیب اهمیت در سطوح پایین‌تر درخت قرار می‌گیرند (16). در نهایت برگ‌های درخت، نتیجه دسته‌بندی را نمایش می‌دهند. از این روش در حوزه‌های مختلف از جمله در حوزه پزشکی به تعداد بسیار زیاد استفاده شده است. بسیاری از مطالعات نشان می‌دهند درخت تصمیم ابزاری مؤثر در آنالیز داده‌های پزشکی است (16-20).

روش‌های تجمیعی، الگوریتم‌هایی هستند که یک مجموعه از دسته‌بند‌های ضعیف را گرفته و خروجی آن‌ها را با یکدیگر ترکیب می‌کنند تا دسته‌بند نهایی را به‌گونه‌ای بسازند که کارایی تک‌تک دسته‌بند‌های استفاده‌شده در الگوریتم بیشتر باشد. در نهایت دسته رکوردهای دیده نشده در مرحله ارزیابی را با ترکیب کردن خروجی تک‌تک دسته‌بند‌های کوچک استفاده‌شده، تعیین می‌کند (21).

بگینگ یکی از ساده‌ترین و درعین حال موفق‌ترین روش‌های تجمیعی برای بهبود مسأله دسته‌بندی است. این روش معمولاً در مورد درخت تصمیم به کار می‌رود، اما در مورد سایر الگوریتم‌های دسته‌بندی مانند بیز ساده و k نزدیک‌ترین همسایه و نیز می‌تواند به کار برده شود. این روش برای داده‌های با حجم و ابعاد بالا بسیار مفید است، چرا که در این موارد پیدا کردن یک مدل یا دسته‌بند در یک مرحله به دلیل پیچیدگی بالا امکان‌پذیر نیست (21).

عبارت بگینگ از بوت استرپ (Bootstrap) آمده است. مجموعه D از d عدد نمونه موجود است، برای تکرار i ام ($i = 1, 2, \dots, k$) یک مجموعه آموزشی D_i از d عدد نمونه با جایگذاری از مجموعه اصلی نمونه‌های D ، مورد نمونه‌برداری قرار می‌گیرند. هر نمونه کلاسه‌بند M_i بر روی مجموعه آموزشی D_i مورد آموزش قرار می‌گیرد. برای کلاسه‌بندی یک نمونه ناشناخته X هر یک از کلاسه‌بند‌های M_i پیش‌بینی خود را بیان می‌کنند که به‌عنوان یک رأی در رأی‌گیری نهایی بر مبنای رأی اکثریت مورد استفاده قرار می‌گیرد. در حالت پیش‌بینی و

اعتماد کرد. در واقع این معیار نشان‌دهنده درصد موفقیت روش دسته‌بندی‌کننده در تشخیص نمونه‌های مربوط به هر کدام از دسته‌ها است.

$$P = \frac{TP}{TP + FP}$$

معیار F: ترکیب معیارهای بازخوانی و دقت را نشان می‌دهد و در مواردی مورد استفاده قرار می‌گیرد که نتوان اهمیت ویژه‌ای را برای هر یک از دو معیار بازخوانی و دقت و نسبت به یکدیگر قائل شد (23).

$$F = \frac{2PR}{P + R}$$

جدول 2- ماتریس درهم‌ریختگی 4 کلاسی

پیش بینی شده				واقعی
STEMI	NSTEMI	UA	OTHER	
TP	-	-	-	STEMI
0	TP	-	-	NSTEMI
0	-	TP	-	UA
0	-	-	TP	OTHER

یافته‌ها

نتایج به دست آمده از اجرای دو الگوریتم درخت تصمیم J48 و بگینگ به صورت ماتریس درهم‌ریختگی، صحت، دقت، بازخوانی، معیار F، درستی و مثبت کاذب نشان داده شده است (جدول 3-6).

جدول 1- ماتریس درهم‌ریختگی 2 کلاسی

پیش بینی شده		واقعی
منفی	مثبت	
FN	TP	مثبت
TN	FP	منفی

TP: تعداد نمونه‌هایی که متعلق به دسته X است و الگوریتم نیز آن‌ها را به درستی در دسته X تشخیص داده است.

FN: تعداد نمونه‌هایی که متعلق به دسته X است و الگوریتم آن‌ها را به نادرستی جز دسته دیگری تشخیص داده است.

FP: تعداد نمونه‌هایی که جزء نمونه‌های دسته X نیست و الگوریتم آن‌ها را در دسته X تشخیص داده است.

TN: تعداد نمونه‌هایی که جز نمونه‌های دسته X نیست و الگوریتم نیز آن‌ها را در دسته X تشخیص نداده است.

در مطالعه حاضر تحلیل بر اساس ماتریس درهم‌ریختگی 4 کلاسی انجام شد (جدول 2).

با در نظر گرفتن این ماتریس درهم‌ریختگی که فقط درستی را در قطر اصلی ماتریس دارد، تمام دسته‌های ما از لحاظ اهمیت در یک سطح قرار دارند.

بازخوانی: کارایی دسته‌بند را با توجه به تعداد رخداد دسته نشان می‌دهد. در واقع احتمال پیش‌بینی درست عدم وجود وضعیت مورد نظر توسط الگوریتم‌ها است.

$$R = \frac{TP}{TP + FN}$$

دقت: مبتنی بر دقت پیش‌بینی دسته‌بند است و بیانگر آن است که به چه میزان می‌توان به خروجی دسته‌بند

جدول 3- صحت دسته‌بندی الگوریتم‌های درخت تصمیم و بگینگ

درصد تشخیص نادرست نمونه‌ها	درصد تشخیص درست نمونه‌ها	تعداد نمونه‌ها با تشخیص نادرست	تعداد نمونه‌ها با تشخیص درست	دسته‌بند
8,25	91/75	157	1745	درخت تصمیم
7,47	92/53	142	1760	بگینگ

جدول 5- ماتریس درهم ریختگی حاصل از الگوریتم بگینگ

پیش بینی شده				واقعی
STEMI	NSTEMI	UA	OTHER	
295	0	0	0	STEMI
0	380	53	1	NSTEMI
0	4	1085	1	UA
0	0	83	0	OTHER

جدول 4- ماتریس درهم ریختگی حاصل از الگوریتم درخت تصمیم

پیش بینی شده				واقعی
STEMI	NSTEMI	UA	OTHER	
295	0	0	0	STEMI
0	380	52	2	NSTEMI
0	15	1068	7	UA
0	2	79	2	OTHER

جدول 6- نتایج به دست آمده در مورد هر یک از دسته‌بندها

دسته‌بند	درستی	مثبت کاذب	دقت	بازخوانی	معیار F	ناحیه ROC	کلاس
درخت تصمیم	1	0	1	1	1	1	STEMI
	0/88	0/01	0/96	0/88	0/92	0/95	NSTEMI
	0/98	0/16	0/89	0/98	0/93	0/93	UA
	0/024	0/005	0/18	0/024	0/043	0/74	OTHER
میانگین	0/92	0/09	0/89	0/92	0/9	0/94	
بگینگ	1	0	1	1	1	1	STEMI
	0/88	0/003	0/99	0/01	0/93	0/01	NSTEMI
	0/99	0/17	0/89	0/01	0/94	0/94	UA
	0	0,001	0	0	0	0	OTHER
میانگین	0/93	0/01	0/89	0/93	0/91	0/95	

آمد (جدول 3).

نتیجه آنالیز نمونه‌ها نشان می‌دهد که هر دو دسته‌بند، نمونه‌های سکتة قلبی با بالا رفتن ST را به‌طور کامل تشخیص داده‌اند. در مورد سکتة قلبی بدون بالا رفتن قطع ST هر دو دسته‌بند از 435 نمونه، 380 نمونه را درست دسته‌بندی کرده‌اند با این تفاوت که درخت تصمیم 52 نمونه را در دسته آنژین قفسه صدی و 2 نمونه را در دسته سایر بیماری‌ها قرار داده است. در مقابل این نتیجه به‌دست آمده از درخت تصمیم، الگوریتم بگینگ فقط 1 نمونه را در دسته سایر بیماری‌ها و 53 مورد را در دسته آنژین قفسه صدی قرار داده است. برای تشخیص نمونه‌های کلاس سوم یعنی آنژین

10 ویژگی به‌دست آمده در نتیجه اجرای الگوریتم درخت تصمیم بر روی نمونه‌ها به‌ترتیب اولویت عبارتند از: آنژیم تروپونین 1، تغییرات ST در نوار قلب، آنژیم کراتین کیناز MB، سابقه سکتة قلبی، علایم بیمار در زمان مراجعه، فشارخون سیستولیک، کلیپ کلاس، میزان هموگلوبین، سابقه نارسایی قلبی و سن.

صحت عملکرد الگوریتم‌ها به این صورت است که درخت تصمیم از 1902 نمونه، 1745 نمونه را درست و 157 نمونه را نادرست و الگوریتم بگینگ از 1902 نمونه، 1760 نمونه را درست و 142 نمونه را نادرست دسته‌بندی کرده‌اند. صحت دسته‌بندی در الگوریتم درخت تصمیم و بگینگ به‌ترتیب 91/74 و 92/53 درصد به‌دست

تصمیم علی‌رغم صحت پایین‌تر با مزایایی نسبت به سایر روش‌ها از قبیل قابل استخراج و قابل فهم بودن، توانایی کار با داده‌های پیوسته و گسسته، حذف مقایسه‌های غیرضروری، مدل جعبه سفید بودن، قدرتمند بودن ساختارها برای تحلیل داده‌های بزرگ در زمان کوتاه، یافتن روابط غیرمنتظره یا نامعلوم و قابلیت ترکیب با روش‌های دیگر جز دسته‌بندی‌های پرکاربرد و محبوب برای پژوهشگران است. مطالعات دیگری نیز در زمینه تشخیص بیماری‌های قلبی از درخت تصمیم و روش‌های تجمیعی استفاده کرده‌اند. در سال 2009 لاسون و هالینگ بر یک مجموعه داده 422 نمونه‌ای با استفاده از روش بگینگ، ادابوست و نیویزین در بهترین حالت به دقت 71 درصد رسیده‌اند (24). در سال 2010 راجکومار و رینا با استفاده از درخت تصمیم در مقایسه با روش نیویزین به دقت 52/33 درصد رسیدند. در این پژوهش 3000 رکورد که شامل 14 خصیصه بوده مورد استفاده قرار گرفته که برای پیش‌بینی بیماری قلبی انجام شده است (25). در سال 2011 ترنر و شومن با استفاده از درخت تصمیم بر مجموعه داده کیولند مخزن داده‌های یادگیری ماشین دانشگاه ایروین برای تشخیص افراد سالم و افراد مبتلا به بیماری قلبی در بهترین حالت به دقت 84/1 درصد رسیدند (26). در سال 2013 سالاری و همکارانش با درخت تصمیم بر مجموعه داده بیمارستان امام علی کرمانشاه با 809 نمونه شامل 40 خصیصه به دقت 76/33 درصد دست یافتند (14). در مطالعه مذکور از ابزارهای مختلف برای دسته‌بندی بیماری‌های سندروم کرونری حاد با استفاده از تروپونین با مقدار اسمی و در زمان ترخیص استفاده شده و در واقع یکی از روش‌های استفاده شده درخت تصمیم ID3 بود. با در نظر گرفتن نتایج پژوهش‌های پیشین این پژوهش با صحت 92/53 درصد با استفاده از روش تجمیعی بگینگ و 91/74 درصد با استفاده از روش درخت تصمیم، با در نظر گرفتن 27 خصیصه و 1 خصیصه دسته‌بندی برای تشخیص افتراقی بیماری‌های سندروم کرونری حاد در مقایسه با سایر

قفسه صدی نیز الگوریتم بگینگ با تشخیص 1085 نمونه درست از مجموع 1090 نمونه موجود، تشخیص 4 نمونه به‌عنوان سکته قلبی بدون بالا رفتن قطعه ST و 1 نمونه بدون تشخیص نسبت به الگوریتم درخت تصمیم که 1068 نمونه را درست، 15 نمونه را سکته قلبی بدون بالا رفتن ST و 7 نمونه را اصلاً تشخیص نداده، عملکرد بهتری داشته است زیرا از بین 1090 بیمار با تشخیص آئزین قفسه صدی فقط 1 بیمار را غیر از این سه نوع تشخیص داده است و خطر خروج بیمار از بیمارستان را کاهش داده است.

در مورد کلاس چهارم نیز که نتایج بالینی ثبت‌شده بیماری را جز هیچ‌یک از سه نوع بیماری عروق کرونر تشخیص داده است، از هر دو دسته‌بند نتایج قابل قبولی حاصل نشده است. تنها تفاوت عملکرد این دو دسته‌بند این است که الگوریتم بگینگ تمامی 83 نمونه را آئزین قفسه صدی تشخیص داده و درخت تصمیم 79 مورد را آئزین قفسه صدی، 2 مورد را سکته قلبی بدون بالا رفتن ST و 2 مورد را نیز جز کلاس چهارم در نظر گرفته است (جدول 4 و 5). با توجه به ویژگی‌های به‌دست آمده از اجرای درخت تصمیم ویژگی تروپونین 1 به‌عنوان مهم‌ترین ویژگی در ریشه قرار گرفته و در تشخیص افتراقی با روش استاندارد توسط پزشک متخصص تطابق دارد.

در نهایت میانگین معیارهای ارزیابی به‌دست‌آمده دقت، بازخوانی و معیار F برای درخت تصمیم به ترتیب 0/89، 0/92 و 0/9 و برای الگوریتم بگینگ به ترتیب 0/89، 0/93 و 0/91 محاسبه شده است (جدول 6).

بحث

در این پژوهش دسته‌بندی 1902 بیمار پذیرش شده در بیمارستان با روش‌های یادگیری ماشین انجام شد. بر اساس نتایج به‌دست‌آمده، استفاده از روش تجمیعی بگینگ صحت بالاتری نسبت به روش درخت تصمیم را به‌دست آورد. با در نظر گرفتن نتایج به‌دست‌آمده، درخت

تصمیم و الگوریتم‌های تجمیعی با در نظر گرفتن حجم بالای رکورد و تعداد زیاد ویژگی برای هر رکورد، می‌توان دقت بالای 90 درصد در تشخیص افتراقی را به دست آورد. با در نظر گرفتن این که یکی از معیارهای استاندارد تشخیص افتراقی بیماری‌های سندروم کرونری حاد در علم پزشکی، مقدار تروپونین است با توجه به یافته‌های به دست آمده از ساختار درخت تصمیم، تروپونین 1 به عنوان مؤثرترین ویژگی، در کنار سایر ویژگی‌ها می‌تواند صحت بالایی از تشخیص را نتیجه دهد.

تشکر و قدردانی

در پایان از کارکنان بیمارستان امام علی کرمانشاه که داده‌های بیماران سندروم کرونری حاد را جمع‌آوری کرده و همکاری‌های لازم به منظور ارائه این اطلاعات را داشتند، سپاسگزاریم. این پژوهش در قالب پایان‌نامه کارشناسی ارشد در دانشگاه تربیت مدرس انجام شده است.

پژوهش‌ها صحت بالاتری در ساعات اولیه مراجعه بیمار به دست آورد. این صحت به دست آمده می‌تواند حاصل استفاده از خصیصه‌های مرتبط‌تر و کم‌تر و نیز دقت بالا در جمع‌آوری اطلاعات توسط مرکز تأمین‌کننده داده‌ها و نیز تنظیم مناسب پارامترها در روش‌های مورد استفاده باشد. به دلیل این که اهداف پژوهش‌های مشابه و داده‌های مورد استفاده آن‌ها و تعداد خصیصه‌های مورد استفاده در هر پژوهش متفاوت بوده نتایج متفاوتی با وجود استفاده از روش‌های مشابه به دست آمد بنابراین ماهیت داده‌ها چه از لحاظ تعداد رکورد و چه تعداد خصیصه‌های مورد استفاده و همچنین تنظیم پارامترهای هر کدام از روش‌ها می‌تواند در نتایج به دست آمده تأثیرگذار باشد.

نتیجه‌گیری

در این پژوهش نشان داده شد که با استفاده از الگوریتم‌های یادگیری ماشین با در دست داشتن ویژگی‌های بالینی اولیه بیمار مراجعه‌کننده به اورژانس، نتایج قابل قبولی به دست می‌آید. با استفاده از درخت

References

1. Fida B, Nazir M, Naveed N, Akram Sh. Heart disease classification ensemble optimization using Genetic algorithm. Multitopic Conference (INMIC), 2011 IEEE 14th International; 2011: 19-24.
2. Anbarasi M, Anupriya E, Iyengar N. Enhanced prediction of heart disease with feature subset selection using genetic algorithm. International Journal of Engineering Science and Technology. 2010;2(10):5370-6.
3. World Health Statistics 2012. 2012.
4. Jabari K, Salman J. SU-E-I-51: Investigation of Absorbed Dose to the Skin, Eyes and Thyroid of Patients during CT Angiography and Comparison with Conventional Angiography. Medical Physics. 2012;39(6):3636-3636.
5. Bonow RO, Smaha LA, Smith SC, Mensah GA, Lenfant C. World Heart Day 2002 the international burden of cardiovascular disease: responding to the emerging global epidemic. Circulation. 2002;106(13):1602-1605.
6. Ezzati M, Lopez AD, Rodgers A, Vander Hoorn S, Murray CJ. Selected major risk factors and global and regional burden of disease. The Lancet. 2002;360(9343):1347-60.
7. Jafari N, Abolhassani F, Naghavi M, Pourmalek F, Lakeh MM, Kazemeini H, et al. National burden of disease and study in Iran. Iranian Journal of Public Health. 2009;38(1):71-73.
8. Heydari H, Farhaninia M, Safdari M, Haghani H. [The relationship between knowledge and family members performance in confront with patient's heart attack (Persian)]. Cardiovascular Nursing Journal. 2012;1(3):25.
9. Saberi M, Safaei D. Feature Selection Method Using Genetic Algorithm For The Classification Of Small and High Dimension Data. First International Symposium on Information and Communications Technologies, Putrajaya, Malaysia; 2004.
10. Khemphila A, Boonjing V. Heart Disease Classification Using Neural Network and Feature Selection. Systems Engineering (ICSEng) 2011 21st International Conference on; 2011: 406-409.
11. Messier SP, Loeser RF, Miller GD, Morgan TM, Rejeski WJ, Sevick MA, et al. Exercise and dietary weight loss in overweight and obese older adults with knee osteoarthritis: the Arthritis, Diet, and Activity Promotion Trial. Arthritis & Rheumatism. 2004;50(5):1501-10.
12. Kelly BS. Evaluation of the elderly patient with acute chest pain. Clinics in geriatric medicine. 2007;23(2):327-349.

13. Harrison RF, Kennedy RL. Artificial neural network models for prediction of acute coronary syndromes using clinical data from the time of presentation. *Annals of emergency medicine*. 2005;46(5):431-439.
14. Salari N, Shohaimi S, Najafi F, Nallappan M, Karishnarajah I. Application of pattern recognition tools for classifying acute coronary syndrome: an integrated medical modeling. *Theoretical Biology and Medical Modelling*. 2013;10(1):57.
15. Witten IH, Frank E. *Data Mining: Practical machine learning tools and techniques*: Morgan Kaufmann; 2005.
16. Worachartcheewan A, Nantasenamat C, Isarankura-Na-Ayudhya C, Pidetcha P, Prachayasittikul V. Identification of metabolic syndrome using decision tree analysis. *Diabetes Research and Clinical Practice*. 2010;90(1):15-18.
17. Anbananthen Kalaiarasi Sonai Muthu, Sainarayanan Gopala, Chekima Ali, Teo Jason. Artificial Neural Network Tree Approach in Data Mining. *Malaysian Journal of Computer Science*. 2007;20(1):51.
18. Jerez-Aragón JM, Gómez-Ruiz JA, Ramos-Jiménez G, Muñoz-Pérez J, Alba-Conejo E. A combined neural network and decision trees model for prognosis of breast cancer relapse. *Artificial intelligence in medicine*. 2003;27(1):45-63.
19. Palaniappan S, Awang R. Intelligent Heart Disease Prediction System Using Data Mining Techniques. *International Journal of Computer Science and Network Security*. 2008;8(8):343-50
20. Yu Y, Chen S, Wang L-S, Chen W-L, Guo W-J, Yan H, et al. Prediction of pancreatic cancer by serum biomarkers using surface-enhanced laser desorption/ionization-based decision tree classification. *Oncology*. 2005;68(1):79-86.
21. Alpaydin E. *Introduction to machine learning*. MIT press 2004.
22. Han J, Kamber M, Pei J. *Data Mining: Concept and Techniques*. 2nd ed. Morgan kaufmann: Diane Cerra 2006; 291-370.
23. Saniei abadeh M, Mahmoodi S, Taherparvar M. [Applied Data mining (Persian)]. Tehran: Niaz danesh 1390; 60-1.
24. Niklas N, Halling A, Freitag M, Odeberg J, Odeberg H, Davidsen P. Classifying the Severity of an Acute Coronary Syndrome by Mining Patient Data. *Linköping Electronic Conference Proceedings*. 2009;(35):55-63.
25. Rajkumar M, Reena G Sophia. Diagnosis of Heaer Disease using Datamining Algorithm. *Global journal of computer science and technology*. 2010;10(10).
26. Shouman M, Turner T, Stocker R, editors. Using decision tree for diagnosing heart disease patients. *Proceedings of the 9-th Australasian Data Mining Conference (AusDM'11)*, Ballarat, Australi, 2011;23-9.