تشخیص هوشمند بیماری سندرم کرونری حاد بوسیله سیستم استنتاج عصبی-فازی تطبیقی بر مبنای تلفیق اطلاعات بالینی و داده­های آلودگی هوا

ایمان زندی1، محمودرضا دلاور2\*، لیلا شاهمرادی3، محمدجواد عالم­زاده انصاری4

**1 دانش آموخته کارشناسی ارشد، دانشکده مهندسی نقشه­برداری و اطلاعات مکانی، پردیس دانشکده­های فنی، دانشگاه تهران، تهران، ایران**

**2 استاد و مدیر قطب علمی مهندسی نقشه­برداری در مقابله با سوانح طبیعی، دانشکده مهندسی نقشه­برداری و اطلاعات مکانی، دانشکد­گان فنی، دانشگاه تهران، تهران، ایران**

**3 دانشیار گروه مدیریت اطلاعات سلامت، دانشکده پیراپزشکی، دانشگاه علوم پزشکی تهران، تهران، ایران**

**4 دانشیار اقدامات مداخله‌ای قلب و عروق بزرگسال، مرکز تحقیقات مداخلات قلبی و عروقی، مرکز قلب و عروق شهید رجایی، دانشگاه علوم پزشکی و خدمات درمانی ایران، تهران، ایران**

mdelavar@ut.ac.ir

چکیده: سندرم کرونری حاد یکی از خطرناک­ترین و حساسترین بیماری­های قلبی­عروقی می­باشد که در صورت تأخیر در تشخیص و شروع درمان، می­تواند منجر به مرگ شود. روش­های هوشمند تشخیص بیماری می­توانند به عنوان روش تصمیم یار پزشک در بخش­های اورژانس و یا قبل از بیمارستان جهت کاهش تأخیر در تشخیص اولیه بیماری مورد استفاده موثر قرار گیرند. در تحقیقات پیشین عمدتا به منظور تشخیص هوشمند بیماری صرفا متغیرهای بالینی مراجعین مورد استفاده قرار گرفته است، حال آنکه عوامل دیگر مانند آلودگی هوا می توانند نقش قابل توجهی در بروز و تشدید بیماری­های قلبی­عروقی ایفا نمایند. در تحقیق حاضر به منظور تشخیص هوشمند بیماری سندرم کرونری حاد بر اساس تلفیق متغیرهای بالینی و عوامل آلودگی هوا از مدل سیستم استنتاج عصبی-فازی تطبیقی (ANFIS) و بیزین ساده استفاده شده است. عوامل آلودگی هوا با استفاده از سیستم­های اطلاعات مکانی به صورت سالانه برای نمونه­ها محاسبه و استخراج شده است. نتایج پیاده­سازی نشان داد که مدل ANFIS با دقت 86% نسبت به مدل بیزین ساده از عملکرد بهتری برخوردار است. همچنین مدل بیزین ساده با تشخیص درست تمام نمونه­های بیمار از حساسیت بالاتری نسبت به مدل ANFIS برخوردار است. مدل ANFIS با شفافیت 64% نسبت به مدل بیزین ساده (شفافیت 9%)، در تشخیص نمونه­های سالم از عملکرد بسیار بالاتری برخوردار است.

**کلید واژه‌ها:** سندرم کرونری حاد، آلودگی هوا، سیستم­های اطلاعات مکانی، سیستم استنتاج عصبی-فازی تطبیقی، بیزین ساده

**1 مقدمه**

بیماری­های قلبی­عروقی[[1]](#footnote-1) یکی از بیماری­های غیرواگیر شایع در سراسر جهان است. در سال 2016مهمترین عامل مرگ در میان بیماری­های غیرواگیر[[2]](#footnote-2)، بیماری­های قلبی­عروقی بودند (9/17 میلیون مرگ و میر، 44% از مرگ و میر ناشی از بیماری­های غیر واگیر و 31% از کل مرگ و میر جهانی) [1]. بیماری­های قلبی­عروقی عامل اول مرگ و میر در ایالات متحده آمریکا بوده و هر 34 ثانیه جان یک نفر را می­گیرند [2]. بیماری سندرم کرونری حاد یکی از انواع بسیار خطرناک و مهم بیماری­های قلبی­عروقی است که نیاز به تشخیص سریع و به­موقع و به دنبال آن شروع فرایند درمان دارد. یكی از بهترین فرصت­ها جهت بهبود این بیماری، كاهش زمان و تأخیر بین شروع علائم بیماری و مراجعه به پزشک و سپس شروع درمان هدفمند است [3]. به عبارتی تشخیص سریع بیماری می­تواند تأثیر درمان را بهتر و بیشتر کند. بنابراین تلاش برای بهبود دقت و سرعت تشخیص این بیماری ضروری است. روش­های هوشمند راه­حلی مناسب جهت تشخیص به موقع بیماری­های قلبی­عروقی در کوتاه­ترین زمان ممکن و با حداقل اطلاعات است. به علاوه توجه به علائم بالینی معمولاً اولین فرصت برای تشخیص صحیح بیماری و شروع سریع درمان هستند [4]. تحقیقات بسیار گسترده­ای در زمینه تشخیص هوشمند بیماری­های قلبی­عروقی با استفاده از علائم بالینی صورت گرفته است [5–7]. در ادامه به بررسی برخی از تحقیقات پیشین در زمینه تشخیص هوشمند بیماری­های قلبی­عروقی پرداخته شده است.

در [8] به منظور تشخیص حمله قلبی بدون صعود قطعه [[3]](#footnote-3)ST (NSTEMI) در افراد دارای درد قفسه سینه با در نظر گرفتن 9 متغیر بالینی، از شبکه عصبی مصنوعی با سه لایه استفاده شده است. نتایج تحقیق بیانگر دقت بالای روش پیشنهادی در تشخیص بیماری بوده است. دقت روش پیشنهادی 97% بوده است. در [9]به منظور تشخیص NSTEMI در بیماران دارای درد قفسه سینه، مدلی بر مبنای شبکه­های عصبی مصنوعی طراحی شده است. در این تحقیق ابتدا با استفاده از روش رگرسیون لجستیک مرحله­ای[[4]](#footnote-4) از میان 42 متغیر موثر در تشخیص بیماری، 9 متغیر به عنوان بهترین متغیرها انتخاب شدند. در نهایت نتایج سیستم طراحی شده مورد ارزیابی قرار گرفته و نتایج نشان داد که دقت سیستم 92% می­باشد. [10] با استفاده از الگوریتم نظارت نشده[[5]](#footnote-5) خوشه بندی فازی C-میانگین[[6]](#footnote-6) به طبقه­بندی حمله قلبی پرداخته است. در این تحقیق با استفاده از 270 پرونده پزشکی موجود در پایگاه داده یادگیری ماشین، فرایند طبقه­بندی اجرا شده است و دقت طبقه­بندی 92 % بدست آمده است. در [11] به منظور تشخیص بیماری قلبی از دو روش سیستم استنتاج عصبی فازی تطبیقی و K-نزدیکترین همسایگی استفاده شده است. نتایج تحقیق بیانگر عملکرد بالاتر مدل ANFIS نسبت به مدل K-نزدیکترین همسایگی در تشخیص بیماری قلبی بوده است.

علاوه بر متغیرهای بالینی، عوامل آلودگی هوا نیز در بروز و تشدید بیماری­های قلبی­عروقی موثرند. با توجه به افزایش جمعیت، گسترش شهرنشینی و صنعتی شدن شهرها (افزایش کارخانه­ها و تعداد خودروهای مصرف کننده سوخت­های فسیلی)، آلودگی هوا به عنوان یک تهدید برای همه (بویژه افراد آسیب­پذیر مانند بیماران تنفسی، قلبی­عروقی و سرطان، کودکان و سالمندان) مطرح شده است. آلودگی هوا با موضوعات بهداشتی مختلفی از جمله بدتر شدن شرایط قلبی و ریوی و افزایش خطر ابتلا به آسم، سکته قلبی، سکته مغزی و مرگ­ومیر زودرس همراه است [12]. شواهد نشان می­دهتد که قرار گرفتن کوتاه مدت در معرض ذرات معلق، با مرگ و میر قلبی­عروقی مرتبط است [13]. همچنین نتایج نشان می­دهند که PM2.5 یک عامل خطر برای بیماری­های قلبی­عروقی می­باشد [14]. تحقیقات متعددی نظیر [15, 16] به بررسی تأثیر پارامترهای مختلف آلودگی هوا شامل PM2.5 و SO2 بر بیماری قلبی­عروقی پرداخته اند. نتایج حاصل از این تحقیقات بیانگر روابط معنی­داری بین این پارامترها و بیماری قلبی­عروقی بوده است.

شاید یکی از مهمترین نقاط ضعف بسیاری از تحقیقات انجام شده و سیستم­های طراحی شده، عدم در نظر گرفتن پارامترهای وابسته به موقعیت مکانی و عوامل محیطی به عنوان مکمل علائم بالینی جهت تشخیص و پایش بیماری قلبی­عروقی باشد. در تحقیقات پیشین عمدتا از عوامل آلودگی هوا به منظور تشخیص بیماری استفاده نشده است و همچنین روش ANFIS به منظور تشخیص هوشمند بیماری سندرم کرونری حاد مورد بررسی قرار نگرفته است. بنابراین هدف اصلی تحقیق حاضر، تشخیص هوشمند بیماری سندرم کرونری حاد ANFIS بر اساس تلفیق اطلاعات بالینی و آلودگی هوا می­باشد. متغیرهای بالینی با نظر پزشک متخصص و مرور منابع پزشکی تعیین شده و دو پارامتر بر اساس تحقیقات پیشین انتخاب شده است. در ادامه، در بخش (2) مبانی نظری تحقیق شامل بیماری سندرم کرونری حاد و سیستم استنتاج عصبی-فازی تطبیقی تشریح شده است. روش تحقیق پیشنهادی در بخش (3) و پیاده­سازی و ارزیابی آن در بخش (4) تشریح شده است. در نهایت نتایج تحقیق در بخش (5) ارائه شده است.

**2 مبانی نظری**

در این بخش ابتدا بیماری سندرم کرونری حاد تشریح شده است آنگاه سیستم استنتاج عصبی-فازی تطبیقی و روش­های ارزیابی تحقیق بررسی شده است.

**2-1 بیماری سندرم کرونری حاد**

بیماری عروق کرونری[[7]](#footnote-7) سبب تجمع پلاک­های آترواسکلروتیک[[8]](#footnote-8) در درون عروق کرونر شده، که این مسئله سبب انسداد عروق کرونر (شکل (1)، یا به عبارتی سبب قطع شدن (محدود شدن) جریان خون و در نتیجه نرسیدن (محدود شدن) اکسیژن به عضله قلب می­شود [17]. بیماری عروق کرونری می­تواند باعث بروز سندرم کرونری حاد شود. سندرم کرونری حاد به مجموعه­ای از علائم و نشانه­های سازگار با سکته قلبی حاد[[9]](#footnote-9) گفته می­شود. این بیماری شامل سه نوع آنژین ناپایدار[[10]](#footnote-10) (UA)، حمله قلبی بدون بالارفتن قطعه ST [[11]](#footnote-11) (NSTEMI) و حمله قلبی با بالا رفتن قطعه ST [[12]](#footnote-12) (STEMI) می­باشد. دو نوع NSTEMI و STEMI ، حالت­هایی از سکته قلبی حاد هستند. دو نوع UA و NSTEMI ، معمولا زمانی اتفاق می­افتند که عروق کرونر به مقدار کمی مسدود شده باشد ولی نوع STEMI زمانی اتفاق می­افتد که عروق کرونر به صورت کامل مسدود شده باشد [4, 18]. در صورت پارگی ضایعه عروق کرونر، با توجه به میزان مسدودیت ایجاد شده، فرد به STEMI یا NSTEMI مبتلا می­شود. بیماری سندرم کرونری حاد یکی از بیماری­های بسیار مهم قلبی­عروقی است که نیاز به تشخیص فوری و درمان مناسب دارد [19].

**2-2 سیستم استنتاج عصبی-فازی تطبیقی**

سیستم استنتاج عصبی-فازی تطبیقی[[13]](#footnote-13) (ANFIS) ترکیبی از شبکه­های عصبی مصنوعی و منطق فازی [20] است که یک روش متداول و شناخته شده برای مدلسازی­های پیچیده بوده و قابلیت مدلسازی عدم قطعیت را دارد [86, 87]. این روش برای اولین بار در سال 1993 توسط روگر[[14]](#footnote-14) [23] به منظور ایجاد یک سیستم استنتاج فازی در شبکه­های تطبیقی، ارائه شده است[23]. در این روش، راه­حل منطق فازی بوسیله شبکه عصبی مصنوعی در طول فرایند یادگیری مورد بهینه­سازی قرار می­گیرد [24]. این روش بر اساس روش یادگیری ترکیبی به پیدا کردن رابطه نگاشت میان داده­های ورودی و خروجی، به منظور تعیین بهینه توزیع توابع عضویت می­پردازد [23, 25]. نسخه اصلی این روش از سیستم استنتاج فازی سوگنو [26] استفاده می­کند. به منظور بررسی نحوه اجرای روش ANFIS در ادامه یک مثال رایج تشریح می­گردد. فرض کنید یک سیستم استنتاج فازی با دو ورودی x و y و یک خروجی f وجود دارد که در شکل (1) نشان داده شده است. اگر پایگاه قوانین سیستم استنتاج فازی مد نظر شامل 2 قانون از نوع سوگنو و به صورت رابطه (1) باشند.

|  |
| --- |
|  |
| شکل (1): ساختار کلی یک سیستم فازی-عصبی تطبیقی برای دو ورودی و یک خروجی [23, 27] |

|  |  |
| --- | --- |
| (1) |  |

در شکل (1)، x و y ورودی­های سیستم، A و B مجموعه­های فازی می­باشند و f خروجی موجود در محدوده فازی است که بوسیله قانون فازی مشخص شده است. پارامترهای p، q و r ، پارامترهای طراحی سیستم هستند که در طول فرایند آموزش سیستم تعیین می­گردند. در این شکل دایره، گره ثابت و مربع، گره تطبیقی را نشان می­دهد.

لایه اول: تمام گره­ها در این لایه ثابت هستند. این لایه میزان مطابقت هر ورودی بر اساس مقایسه با توابع عضویت نظیر را محاسبه می­کند. به عبارتی لایه اول عمل فازی­سازی ورودی­ها را انجام می­دهد.

لایه دوم: گره­های این لایه ثابت هستند و میزان مطابقت ورودی­ها با قوانین را با محاسبه حاصل ضرب ورودی­ها محاسبه می­نماید. لایه دوم به عبارتی به بررسی مقدم قوانین پرداخته و وزن (قدرت آتش) قوانین را بر اساس رابطه (2) محاسبه می­نماید [23].

|  |  |
| --- | --- |
| (2) |  |

لایه سوم: در این لایه هم گره­ها ثابت هستند و این لایه محاسبه وزن نسبی قوانین یا نرمال کردن وزن بدست آمده برای قوانین در مرحله قبل را مطابق رابطه (3) انجام می­دهد [23].

|  |  |
| --- | --- |
| (3) |  |

لایه چهارم: در این لایه گره­ها تطبیقی هستند. خروجی هر گره در این لایه نتیجه ضرب وزن قوانین در یک چند جمله­ای درجه اول می­باشد و از رابطه (4) محاسبه می­گردد [23]. ضرایب چند جمله­ای، مجموعه پارامترهای قسمت تالی قوانین هستند.

|  |  |
| --- | --- |
| (4) |  |

لایه پنج: این لایه شامل یک گره ثابت است که تمام نتایج حاصل از مرحله قبل را بر اساس رابطه (5) با هم جمع می­کند [23].

|  |  |
| --- | --- |
| (5) |  |

همانگونه که مشاهده می­گردد در روش ANFIS دو لایه تطبیقی شامل لایه اول و لایه چهارم وجود دارند. در لایه اول سه پارامتر اصلاح پذیر مربوط به توابع عضویت ورودی (مقدم قوانین) و در لایه چهارم سه پارامتر اصلاح پذیر مربوط به چند جمله­ای مرتبه اول (تالی قوانین) هستند.

**3-2 ارزیابی عملکرد روش پیشنهادی**

به منظور ارزیابی نتایج روش پیشنهادی، نتایج آن با نتایج روش بیزین ساده بر اساس چهار معیار ارزیابی دقت[[15]](#footnote-15)، حساست[[16]](#footnote-16) ، شفافیت[[17]](#footnote-17) و خطا یا احتمال خطای طبقه­بندی نادرست[[18]](#footnote-18) (PME) مورد مقایسه قرار گرفته است. روابط (6) تا (9) نحوه محاسبه معیارهای ارزیابی را نشان می­دهند [28], [29].

|  |  |
| --- | --- |
| (6) |  |
| (7) |  |
| (8) |  |
| (9) |  |

در روابط (6 تا 9) TP تعداد بیمارانی است که بدرستی طبقه­بندی شده­اند، TN تعداد افراد سالمی است که بدرستی طبقه­بندی شده­اند، FP تعداد افراد سالمی است که بدرستی طبقه­بندی نشده­اند و FN تعداد بیمارانی است که بدرستی طبقه­بندی نشده­اند.

**3 روش تحقیق**

تحقیق حاضر به منظور تشخیص هوشمند بیماری سندرم کرونری حاد بوسیله سیستم استنتاج عصبی-فازی تطبیقی بر مبنای تلفیق اطلاعات بالینی و آلودگی هوا انجام شده است. شکل (2) ساختار روش تحقیق را نشان می­دهد. همانگونه که در شکل (2) مشاهده می­شود، ابتدا با بررسی منابع پزشکی و مشورت با پزشک متخصص، متغیرهای بالینی مناسب جهت تشخیص هوشمند بیماری سندرم کرونری حاد، همانند جدول (1) تعیین شده است. با بررسی تحقیقات انجام شده در زمینه بررسی همبستگی عوامل آلودگی هوا و بیماری­های قلبی­عروقی، دو عامل ذرات معلق با قطر کمتر از 5/2 میکرومتر (PM2/5)و سولفور دی اکسید، به منظور استفاده در تحقیق انتخاب شده است. در گام بعد اطلاعات جدول (1) از پرونده پزشکی افراد مشکوک به سندرم کرونری حاد استخراج شده است. همچنین با تبدیل آدرس محل سکونت نمونه­ها به موقعیت مکانی، دو عامل آلودگی هوا برای هر نمونه به صورت سالانه و تا یک سال قبل از مراجعه فرد به بیمارستان بوسیله سیستم­های اطلاعات مکانی و روش درونیابی کریجینگ محاسبه شده است. در گام بعد داده­های جمع آوری شده به دو دسته مجموعه داده آموزشی (70%) و آزمون (30%) تقسیم شده­اند. آنگاه بوسیله مدل ANFIS، با استفاده از مجموعه داده آموزشی، یک سیستم استنتاج فازی ایجاد شده و با استفاده از مجموعه داده آزمون، مورد آزمون قرار گرفته است. در نهایت، روش پر استفاده بیزین ساده نیز به منظور مقایسه با روش پیشنهادی، بر روی مجموعه داده­های تحقیق پیاده­سازی شده است و بوسیله چهار معیار ارزیابی دقت، حساسیت، شفافیت و خطا، مورد ارزیابی و مقایسه قرار گرفته است.

|  |
| --- |
|  |
| شکل (2): ساختار روش تحقیق |

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
| جدول (1): متغیرهای بالینی نهایی جهت تشخیص بیماری سندرم کرونری حاد [30], [31] | | |
| نحوه استفاده در مدل­ها | متغیر | ردیف |
| عددی | سن | 1 |
| مرد (1)، زن (2) | جنسیت | 2 |
| ندارد (0)، دارد (1) | چربی خون بالا | 3 |
| ندارد (0)، دارد (1) | درد قفسه سینه | 4 |
| ندارد (0)، دارد (1) | سابقه بیماری قلبی | 5 |
| ندارد (0)، دارد (1) | بیماری مزمن کلیوی | 6 |
| ندارد (0)، دارد (1) | بالا رفتگی ST در نوار قلب | 7 |
| عددی | تروپنین 6 ساعته | 8 |
| عددی | لیپوپروتئین با چگالی زیاد (خوب) | 9 |
| عددی | لیپوپروتئین با چگالی کم (بد) | 10 |
| عددی | نسبت کراتینین | 11 |
| عددی | هموگلوبین | 12 |
| عددی | پروتئین واکنشی C | 13 |

**4 پیاده­سازی و ارزیابی**

به منظور پیاده­سازی روش تحقیق ارائه شده در قسمت (3)، پس از بررسی تعداد 1532پرونده پزشکیِ افرادِ مشکوک به بیماری سندرم کرونری حاد، که در بازه زمانی اردیبهشت ماه 1395 تا فروردین ماه 1400 با بروز درد قفسه سینه، به مرکز آموزشی تحقیقاتی و درمانی قلب و عروق شهید رجایی تهران مراجعه کرده بودند، با در نظر گرفتن دو قید کامل بودن اطلاعات و سکونت در شهر تهران، تعداد 255 نمونه جهت استفاده در تحقیق انتخاب شده و اطلاعات جدول (1) و آدرس محل سکونت آنها از پروند­های پزشکی استخراج شده است. از 255 نمونه انتخاب شده، براساس تشخیص پزشک متخصص، تعداد 181 نمونه به بیماری سندرم کرونری حاد مبتلا بوده و تعداد 74 نمونه، سالم تشخیص داده شده است. در گام بعد آدرس محل سکونت نمونه­ها به موقعیت مکانی تبدیل شده است. آنگاه با استفاده از اطلاعات اندازه­گیری عوامل آلودگی هوای شرکت کنترل کیفیت هوای شهرداری تهران، نقشه عوامل آلودگی هوا PM2/5 و SO2 به صورت سالانه (از یکسال قبل از مراجعه هر نمونه به بیمارستان تا روز مراجعه فرد) برای هر نمونه تهیه شده و مقدار عوامل آلودگی هوا برای آنها استخراج شده است. در گام بعد به صورت تصادفی،70% از نمونه­ها (179 نمونه که 127 نمونه بیمار و 52 نمونه سالم بودند) جهت ایجاد سیستم سیستم استنتاج فازی و30% از نمونه­ها (76 نمونه که 54 نمونه بیمار و 22 نمونه سالم بودند) جهت آزمون سیستم استنتاج فازی ایجاد شده، انتخاب شده است. در گام بعد با استفاده از مجموعه داده آموزشی یک سیستم استنتاج فازی با استفاده از روش خوشه­بندی فازی C-میانگین و تقسیم داده­های آموزش به 20 خوشه، بوسیله مدل ANFIS ایجاد شده است. نوع سیستم فازی ایجاد شده، سوگنو بوده و دارای 15 ورودی و 1 خروجی می­باشد. موتور استنتاج سیستم فازی ایجاد شده دارای 20 قانون (به اندازه­ تعداد خوشه­های در نظر گرفته شده) می­باشد. به منظور ایجاد سیستم استنتاج فازی به روش خوشه­بندی فازی C-میانگین از تابع genfis3 در محیط برنامه­نویسی متلب استفاده شده است. به منظور آموزش مدل، از روش ترکیبی [23] استفاده شده است. در نهایت با استفاده از مجموعه داده آزمون، سیستم استنتاج فازی ایجاد شده مورد آزمون قرار گرفته است. همچنین به منظور مقایسه روش پیشنهادی، یکی از پر استفاده­ترین روش­های مورد استفاده در تحقیقات پیشین پیاده­سازی شده است. به منظور پیاده­سازی مدل بیزین ساده، ابتدا با استفاده از مجموعه داده آموزشی، مدل آموزش داده شده است و آنگاه با استفاده از مجموعه داده آزمون، مدل بیزین ساده مورد ارزیابی قرار گرفته است. نتایج پیاده­سازی مدل­های ANFIS و بیزین ساده در جدول (2) ارائه شده است.

|  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| جدول (2): نتایج ارزیابی و مقایسه روش پیشنهادی | | | | | | | | | | |
| ردیف | مدل | داده­های آزمون | TP | TN | FP | FN | دقت  (%) | حساسیت (%) | شفافیت (%) | PME (%) |
| 1 | ANFIS | 76 | 51 | 14 | 8 | 3 | 53/85 | 44/94 | 64/63 | 47/14 |
| 2 | بیزین ساده | 76 | 54 | 2 | 20 | 0 | 68/73 | 100 | 09/9 | 32/26 |

معیارهای ارزیابی مدل­های مورد استفاده در جدول (2) نشان داده شده است. مجموعه داده آزمون شامل تعداد 54 نمونه با برچسب بیمار و تعداد 22 نمونه با برچسب سالم بوده است. همانگونه که در جدول (2) مشاهده می­شود، مدل ANFIS با تشخیص درست برچسب 65 نمونه، دارای دقت86% و مدل بیزین ساده با تشخیص درست برچسب 56 نمونه دارای دقت74% بوده است. با توجه به معیار ارزیابی دقت، مدل ANFIS از دقت بالاتری برخوردار بوده است. بر اساس جدول (2)، مدل ANFIS با تشخیص نادرست برچسب 3 نمونه بیمار دارای حساسیت %94 و مدل بیزین ساده با تشخیص تمامی نمونه­ها با برچسب بیمار دارای حساسیت100% می­باشد. با توجه به معیار ارزیابی حساسیت که در واقع نشان­دهنده توانایی مدل در تشخیص نمونه­های بیمار می­باشد، مدل بیزین ساده توانسته است تمام نمونه­های با برچسب بیمار را به درستی تشخیص دهد و نسبت به مدل ANFIS که نتوانسته است 3 نمونه با برچسب سالم را به درستی تشخیص دهد، از حساسیت بالاتری برخوردار است. بر اساس جدول (2)، شفافیت مدل ANFIS با تشخیص اشتباه 8 نمونه با برچسب سالم،65% و شفافیت مدل بیزین ساده با تشخیص اشتباه 20 نمونه با برچسب سالم، تنها 9% بوده است. با توجه به معیار ارزیابی شفافیت که در واقع نشان­دهنده توانایی مدل در تشخیص نمونه­ها با برچسب سالم است، مدل ANFIS از عملکرد بسیار بهتری نسبت به مدل بیزین ساده برخوردار بوده است. مدل بیزین ساده تنها موفق به تشخیص درست 2 نمونه سالم شده است، این در حالی است که مدل ANFIS بیش از نیمی از نمونه­های سالم را به درستی تشخیص داده است. بر اساس جدول (2)، خطای مدل ANFIS با تشخیص اشتباه 11 نمونه14% و خطای مدل بیزین ساده با تشخیص اشتباه 20 نمونه 26% بوده است. با توجه به معیار ارزیابی خطا، خطای مدل بیزین ساده تقریبا 2 برابر خطای مدل ANFIS بوده است.

**5 نتیجه­گیری**

تشخیص به موقع بیماری سندرم کرونری حاد بسیار مهم و کارآمد می­باشد. روشهای هوشمند می­توانند به عنوان مکمل تشخیص پزشک مورد استفاده قرار گرفته و ارائه خدمات دهند. به منظور تشخیص هوشمند بیماری سندرم کرونری حاد بهتر است علاوه بر متغیرهای بالینی، عوامل آلودگی هو نیز در نظر گرفته شوند، به خصوص زمانی که بیمار پایش می­شود استفاده از عوامل ذکر شده بسیار حائز اهمیت می­باشد. در تحقیق حاضردو مدل ANFIS و بیزین ساده به منظور تشخیص بیماری سندرم کرونری حاد مورد استفاده قرار گرفت. همچنین علاوه بر متغیرهای بالینی که در تحقیقات پیشین مورد استفاده قرار گرفته است، دو عامل آلودگی هوا به دلیل تأثیر قابل ملاحظه آنها بر بیماری­های قلبی­عروقی، نیز مورد استفاده قرار گرفته است. بر اساس معیارهای ارزیابی دقت، شفافیت و خطا، مدل ANFIS نسبت به مدل بیزین ساده از عملکرد بالاتری برخوردار بوده است. مدل بیزین ساده با توانایی بالا در تشخیص درست برچسب تمام نمونه­های بیمار، از حساسیت بالاتری نسبت به مدل ANFIS برخوردار بوده است. مدل ANFIS به منظور تشخیص بهتر بیماری از عملکرد بالاتری برخوردار بوده و به منظور استفاده در سیستم­های هوشمند تشخیص بیماری سندرم کرونری حاد توصیه می­گردد. نتایج تحقیق با نتایج تحقیقات پیشین مطابقت دارد [11]. مقایسه عملکرد روش پیشنهادی با سایر روش­های یادگیری ماشین و داده­کاوی به عنوان پیشنهاد برای تحقیقات آتی مطرح می­گردد.

**مراجع:**

[1] WHO, *World Health Organization–Noncommunicable Diseases (NCD) Country Profiles*. WHO Geneva, Switzerland, 2018.

[2] American Heart Association, “What Is a Heart Attack?,” 2015.

[3] N. Z. R. C. Australian Resuscitation Council, “Acute Coronary Syndromes: Introduction to Acute Coronary Syndromes. ARC and NZRC Guideline 2011,” *Emerg. Med. Australas.*, vol. 23, no. 3, pp. 299–301, 2011.

[4] A. A. Bavry and D. Bhatt, *Managing Acute Coronary Syndromes in Clinical Practice*. Springer, 2011.

[5] S. Ghumbre, C. Patil, and A. Ghatol, “Heart disease diagnosis using support vector machine,” 2011.

[6] W.-J. Yi and J. Saniie, “Patient centered real-time mobile health monitoring system,” *E-Health Telecommun. Syst. Netw.*, vol. 5, no. 04, p. 75, 2016.

[7] T. A. Jilani, H. Yasin, M. Yasin, and C. Ardil, “Acute coronary syndrome prediction using data mining techniques-an application,” *World Acad. Sci. Eng. Technol.*, vol. 59, no. 4, pp. 295–299, 2009.

[8] C.-C. Wu *et al.*, “An artificial intelligence approach to early predict non-ST-elevation myocardial infarction patients with chest pain,” *Comput. Methods Programs Biomed.*, vol. 173, pp. 109–117, 2019.

[9] G. Manogaran, R. Varatharajan, and M. K. Priyan, “Hybrid recommendation system for heart disease diagnosis based on multiple kernel learning with adaptive neuro-fuzzy inference system,” *Multimed. Tools Appl.*, vol. 77, no. 4, pp. 4379–4399, 2018.

[10] R. Chitra and V. Seenivasagam, “Heart attack prediction system using Fuzzy C Means classifier,” *IOSR J. Comput. Eng.*, vol. 14, no. 2, pp. 23–31, 2013.

[11] D. Chandna, “Diagnosis of heart disease using data mining algorithm,” *Int. J. Comput. Sci. Inf. Technol.*, vol. 5, no. 2, pp. 1678–1680, 2014.

[12] D. E. Warburton *et al.*, “A systematic review of the short-term health effects of air pollution in persons living with coronary heart disease,” *J. Clin. Med.*, vol. 8, no. 2, p. 274, 2019.

[13] X. Ye *et al.*, “Acute effects of particulate air pollution on the incidence of coronary heart disease in Shanghai, China,” *PLoS One*, vol. 11, no. 3, p. e0151119, 2016.

[14] T. Siponen *et al.*, “Source-specific fine particulate air pollution and systemic inflammation in ischaemic heart disease patients,” *Occup. Environ. Med.*, vol. 72, no. 4, pp. 277–283, 2015.

[15] G. Li, Q. Zeng, and X. Pan, “Disease burden of ischaemic heart disease from short-term outdoor air pollution exposure in Tianjin, 2002–2006,” *Eur. J. Prev. Cardiol.*, vol. 23, no. 16, pp. 1774–1782, 2016.

[16] M. Shakerkhatibi, I. Dianat, M. A. Jafarabadi, R. Azak, and A. Kousha, “Air pollution and hospital admissions for cardiorespiratory diseases in Iran: artificial neural network versus conditional logistic regression,” *Int. J. Environ. Sci. Technol.*, vol. 12, no. 11, pp. 3433–3442, 2015.

[17] M. Sadeghi, A. Ahmadi, A. Baradaran, N. Masoudipoor, and S. Frouzandeh, “Modeling of the relationship between the environmental air pollution, clinical risk factors, and hospital mortality due to myocardial infarction in Isfahan, Iran,” *J. Res. Med. Sci. Off. J. Isfahan Univ. Med. Sci.*, vol. 20, no. 8, p. 757, 2015.

[18] K. J. Overbaugh, “Acute coronary syndrome,” *AJN Am. J. Nurs.*, vol. 109, no. 5, pp. 42–52, 2009.

[19] M. K. Hong and E. Herzog, *Acute Coronary Syndrome: Multidisciplinary and Pathway-based Approach*. Springer Science & Business Media, 2009.

[20] L. A. Zadeh, “Fuzzy logic and approximate reasoning,” *Synthese*, vol. 30, no. 3, pp. 407–428, 1975.

[21] A. Sengur, “Wavelet transform and adaptive neuro-fuzzy inference system for color texture classification,” *Expert Syst. Appl.*, vol. 34, no. 3, pp. 2120–2128, 2008.

[22] E. D. Übeyli, “Adaptive neuro-fuzzy inference system employing wavelet coefficients for detection of ophthalmic arterial disorders,” *Expert Syst. Appl.*, vol. 34, no. 3, pp. 2201–2209, 2008.

[23] J.-S. Jang, “ANFIS: adaptive-network-based fuzzy inference system,” *IEEE Trans. Syst. Man Cybern.*, vol. 23, no. 3, pp. 665–685, 1993.

[24] H.-J. Oh and B. Pradhan, “Application of a neuro-fuzzy model to landslide-susceptibility mapping for shallow landslides in a tropical hilly area,” *Comput. Geosci.*, vol. 37, no. 9, pp. 1264–1276, 2011.

[25] L.-C. Ying and M.-C. Pan, “Using adaptive network based fuzzy inference system to forecast regional electricity loads,” *Energy Convers. Manag.*, vol. 49, no. 2, pp. 205–211, 2008.

[26] T. Takagi and M. Sugeno, “Fuzzy identification of systems and its applications to modeling and control,” *IEEE Trans. Syst. Man Cybern.*, no. 1, pp. 116–132, 1985.

[27] Y.-M. Wang and T. M. Elhag, “An adaptive neuro-fuzzy inference system for bridge risk assessment,” *Expert Syst. Appl.*, vol. 34, no. 4, pp. 3099–3106, 2008.

[28] J. Han, J. Pei, and M. Kamber, *Data mining: concepts and techniques*. Elsevier, 2011.

[29] K. Uyar and A. İlhan, “Diagnosis of heart disease using genetic algorithm based trained recurrent fuzzy neural networks,” *Procedia Comput. Sci.*, vol. 120, pp. 588–593, 2017.

[30] E. D. Grech and D. R. Ramsdale, “Acute coronary syndrome: unstable angina and non-ST segment elevation myocardial infarction,” *Bmj*, vol. 326, no. 7401, pp. 1259–1261, 2003.

[31] H. Patel, A. Rosengren, and I. Ekman, “Symptoms in acute coronary syndromes: does sex make a difference?,” *Am. Heart J.*, vol. 148, no. 1, pp. 27–33, 2004.

Intelligent diagnosis of acute coronary syndrome by adaptive neural-fuzzy inference system based on a combination of clinical information and air pollution Data

Iman Zandi1, Mahmoud RezaDelavar2\*, Leila Shahmoradi3, Mohammad Javad Alemzadeh-Ansari4  
  
1 Master of Science Graduated, School of Surveying and Geomatic Engineering, College of Engineering, University of Tehran, Tehran

2 Center of Excellence in Geomatic Engineering in Disaster Management, School of Surveying and Geomatic Engineering, College of Engineering, University of Tehran, Tehran

3 Health Information Management Department, 5th Floor, School of Allied Medical Sciences, Tehran University of Medical Sciences, Tehran

4 Rajaie Cardiovascular Medical and Research Center, Iran University of Medical Sciences, Tehran, Iran

mdelavar@ut.ac.ir

*Abstract*— Acute Coronary Syndrome (ACS) is one of the most dangerous and sensitive Cardiovascular Diseases that can lead to death if delayed in diagnosis and treatment. Intelligent diagnostic methods can assist physicians' decision-making in the emergency department or before the hospital to reduce delays in the initial diagnosis of the disease. In previous research, only clinical variables of patients have been used for intelligent diagnosis of the disease, while other factors such as air pollution can play a significant role in the incidence and exacerbation of Cardiovascular disease. In the present study, in order to intelligently diagnose ACS based on the integration of clinical variables and air pollution factors, the model of Adaptive Neural-fuzzy Inference System (ANFIS) and Naive Bayes (NB) have been used. Air pollution factors have been calculated and extracted annually for the samples using Geospatial Information Systems. The implementation results showed that the ANFIS with 86% Accuracy has better performance than the NB. Also, the NB has a higher sensitivity than the ANFIS with the correct diagnosis of all patient samples. The ANFIS with 64% Specificity has a much higher performance in detecting healthy samples than the NB (9% Specificity).

Keywords—Acute Coronary Syndrome, Ari Pollution, Geospatial Information Systems, Adaptive Neural-Fuzzy Inference System, Naïve Bayes

1. Cardiovascular diseases [↑](#footnote-ref-1)
2. Non-Communicable diseases [↑](#footnote-ref-2)
3. نوعی از بیماری سندرم کرونری حاد است که در نوار قلب بیمار قطعه ST بالا نرفته است (Non-ST Elevation Myocardial Infarction .). [↑](#footnote-ref-3)
4. Stepwise Logistic Regression [↑](#footnote-ref-4)
5. Unsupervised [↑](#footnote-ref-5)
6. Fuzzy C means classifier [↑](#footnote-ref-6)
7. Coronary Artery Disease [↑](#footnote-ref-7)
8. Atherosclerotic Plaque [↑](#footnote-ref-8)
9. Acute Myocardial Ischemia [↑](#footnote-ref-9)
10. Unstable Angina [↑](#footnote-ref-10)
11. non–ST segment elevation MI [↑](#footnote-ref-11)
12. ST segment elevation MI [↑](#footnote-ref-12)
13. Adaptive neural fuzzy inference system (ANFIS) [↑](#footnote-ref-13)
14. Roger [↑](#footnote-ref-14)
15. Accuracy [↑](#footnote-ref-15)
16. Sensitivity [↑](#footnote-ref-16)
17. Specificity [↑](#footnote-ref-17)
18. Probability of the Misclassification Error [↑](#footnote-ref-18)