سیزدهمین کنفرانس بین المللی انجمن ایرانی تحقیق در عملیات
۳ و ۴ اردیبهشت ۱۳۹۹
13th International Conference of Iranian Operations Research Society
22-23 April 2020

# پیش‌بینی و ارزیابی بروز آریتمی فیبریلاسیون دهلیزي در جراحی پیوند عروق کرونري قلب با رویکرد مدل‌های داده محور

**مهیار نجاریان[1]، حسن خادمی زارع[2]، اسماعیل هداوندی[3]، محمد صابر فلاح‌نژاد[4]**

[1]دانشجوی کارشناسی‌ارشد مهندسی صنایع، دانشگاه یزد؛ mahyar.najjarian@stu.yazd.ac.ir
[2]استاد گروه مهندسی صنایع، دانشگاه یزد؛ hkhademiz@yazd.ac.ir
[3]استادیار گروه مهندسی صنایع، دانشگاه صنعتی بیرجند؛ es.hadavandi@birjandut.ac.ir
[4]دانشیار گروه مهندسی صنایع، دانشگاه یزد؛ fallahnezhad@yazd.ac.ir

## چکیده

امروزه بیماری‌های قلبی، شایعترین علت مرگ و میر در کشورهای توسعه‌یافته و همچنین در کل دنیا است و طبق پیش‌بینی سازمان بهداشت جهانی، عامل اصلی مرگ و میر در سراسر دنیا در سال 2020 خواهد بود. یکی از عوارض شایع و زودرس بعد از عمل جراحی بای‌پس شریان کرونر وقوع آریتمی فیبریلاسیون دهلیزی می‌باشد که باعث افزایش نرخ مرگ و میر و همچنین افزایش طول اقامت بیمار در بیمارستان و افزایش هزینه‌های درمانی می‌شود. تکنیک‌های داده‌کاوی در حال تبدیل شدن به یک ابزار محبوب برای استخراج دانش پنهان از پایگاه‌های اطلاعاتی بزرگ بهداشت و درمان هستند. هدف پژوهش این است که با استفاده از تکنیک‌های دسته‌بندی به توسعه مدل‌هایی برای تشخیص و پیش‌بینی احتمال بروز آریتمی فیبریلاسیون دهلیزی پس از عمل جراحی بای‌پس شریان کرونر و همچنین رتبه‌بندی متغیرها و تاثیر آن‌ها بر فیبریلاسیون دهلیزی بپردازد. با استفاده از ماتریس آشفتگی و شاخصه‌های حساسیت، دقت، شفافیت و منحنی راک مدل‌ها را ارزیابی و بهترین مدل شناسایی می‌شود. در این مطالعه، مدل CHAID بهترین نتایج پیش‌بینی (86.56٪) با سطح زیر منحنی راک (0.792) را به دست آورد. مطالعات مانند این واقعیت را نشان می‌دهد که پیش‌بینی دقیق و درک بهتر فرآیندهای پیچیده پزشکی به طور بالقوه می‌تواند منجر به نتایج مطلوب و استفاده بهینه از منابع بهداشت و درمان شود.

**کلمات کلیدی:** جراحی بای‌پس شریان کرونر؛ آریتمی فیبریلاسیون دهلیزی؛ داده‌کاوی؛ مدل‌های پیش‌بینی؛ ارزیابی

## 1- مقدمه

بیماری‌های قلبی از فراگیرترین بیماری‌های مزمن و علت مرگ بزرگسالان در سراسر دنیا می‌باشد. وزارت بهداشت، درمان و آموزش پزشکی اعلام نموده است که 33 تا 38 درصد مرگ و میرها در کشور ناشی از بیماری‌های قلبی و عروقی است و ایران بالاترین آمار مرگ قلبی در جهان را دارا می‌باشد [1]. تغییر در سبک زندگی مردم باعث افزایش شیوع بیماری‌های قلبی در ایران است. اکنون در کشور ایران سالیانه بیش از 30 هزار جراحی قلب انجام میشود که 50 تا 60 درصد از این اعمال جراحی قلب به جراحی بای‌پس شریان کرونر [1] (CABG) اختصاص داده شده است[2]. به گزارش رصدخانه علم و فناوری شاخص‌پژوه هرم سنی جمعیتی ایران در حال معکوس شدن است که اوایل دهه 1400 هجری شمسی، جمعیت ایران رو به سالمندی خواهد رفت و به این ترتیب در اوایل دهه 1420 کشور با سونامی جمعیت سالمند رو به رو خواهد شد [3]، بدین ترتیب ایران در دو دهه آینده تقاضای بیشتری برای جراحی قلب خواهد داشت. با حجم افزایش بیماران در آینده‌ای نه چندان دور، ایران با مشکل کمبود متخصص جراحی قلب مواجه خواهد بود.

رشد چشمگیر بیماري‌هاي قلبي، اثرات، عوارض آن‌ها و هزينه‌هاي بالايي كه بر جامعه وارد ميكند، باعث شده كه جامعه پزشكي به دنبال برنامه‌هايي جهت بررسي بيشتر،

1 Coronary Artery Bypass Grafting (CABG)

پیشگیري، شناسايي زود هنگام و درمان موثر آن باشد. از اينرو با استفاده از

داده‌كاوي و كشف دانش در سيستم مراكز قلب و عروق مي‌توان دانش ارزشمند را ايجاد كرد كه اين دانش كشف شده مي‌تواند باعث بهبود كيفيت سرويس به وسيله مديران مركز شود و همچنين ميتواند به وسيله پزشكان استفاده شود تا رفتار آينده بيماران قلبي و عروقي را از روي سابقه داده شده پيش‌بيني كنند و نيز تشخيص بيماري قلبي از روي ويژگي‌هاي گوناگون و نشانه‌ها، ارزيابي فاكتورهاي ريسكي كه باعث افزايش حمله قلبي مي شود از مهمترين كاربردهاي داده‌كاوي و كشف دانش در سيستم بيماران قلبي و عروقي است.

استفاده از روش جراحی بای‌پس شریان کرونر به عنوان یکی از مهمترین راهکارهای درمانی تلقی می‌شود. راه‌های مختلفی برای درمان بیماری تنگی عروق کرونر وجود دارد که توسل به عمل جراحی، به عنوان آخرین و موثرترین گزینه درمانی مطرح است. این روش درمانی، مانند سایر اعمال جراحی و مداخلات تهاجمی عوارض و مخاطراتی را در پی دارد [4].

شایعترین این اختلالات فیبریلاسیون دهلیزی[1] (AF) است[5]. آریتمی بعد از عمل معمولاً 2-4 روز پس از عمل رخ می‌دهد. بروز AF بعد از عمل جراحی پیوند عروق کرونر بین 20 تا 40 درصد بیماران متغیر است[6]. وقوع آریتمی بعد از عمل جراحی با طولانی شدن مدت اقامت بیمار[2] (Los)، بستری مجدد در بخش مراقبت های ویژه، نارسایی احتقانی قلب[3] سکته مغزی ، افزایش خطر مرگ و میر و افزایش هزینه‌های کلی بیمار همراه است. اگرچه مطالعات فراوانی در بررسی پیش بینی کننده های AF ، تأثیر هزینه بر طول اقامت بیمار، و اثرات مداخلات پیشگیرانه مختلف با هدف کاهش بروز AF و LOS دارند، هیچ کدام به طور منظم تأثیر AF بعد از عمل را بر پیش آگهی برای بقا بررسی نکرده اند. این مطالعه به منظور تعیین تأثیر AF بعد از عمل بر بستری در بیمارستان و نتایج دیررس انجام شده است.

علیرغم تلاشهای زیادی که در سال‌های گذشته برای توسعه مدل پیشبینی خطر AF پس از جراحی شریان کرونر صورت گرفته است، درحال حاضر هیچ مدل ریسکی که کاملاً تائید شده باشد وجود ندارد. زمان و همکارانش [7]، در مطالعه خود از 326 بیمار CABG نشان دادند که 59% بیماران هر سه نوع فاکتور ریسکی را که به عنوان عوامل پیشبینی کننده خطر AF پس از جراحی CABG شناسایی کردهاند را دارند (جنسیت زن، سن بزرگتر مساوی 60 سال و موج پی[4] بزرگتر از 155 میلی ثانیه). آمار و همکارانش[8]، در یک مطالعه از 1851 بیمار با ریتم سینوسی که در طی 4 سال تحت جراحیCABG قرار گرفتند، تشخیص دادند که سن بالاتر، سابقه قبلی AF، مدت زمان امواج پی، و بروزه قلب[5] پایین، متغیرهای مستقل مرتبط با AF پس از CABG هستند، و از این متغیرها یک مدل پیشبینی ساختند (با درنظر گرفتن هر دو دسته متغیرهای قبل و پس از جراحی)، و با استفاده از این مدل به سطح 0.69 در زیر منحنیROC رسیدند. ماتئو و همکارانش[9]، در یک مطالعه از 4657 بیمار که تحت جراحی CABG، طی5 سال، قرار گرفته بودند، مدلی با 17 متغیر قبل از، در حین و پس از جراحی توسعه دادند که سطح زیر منحنی ROC گزارش شده برابر 0.77 است که درمیان کلیه تحقیقاتی که بدان دست یافتیم بیشترین است.بنجامین و همکاران[10] در یک مطالعه از 8976 بیمار که تحت جراحی CABG طی شش سال قرار گرفته بودند مدل رگرسیونی را بر اساس متغیرهای بعد عمل توسعه داد که سطح زیر منحنی ROC برابر 0.69 بود . مگی و همکارانش[11] هم از مجموعه داده بزرگتری شامل 19083 نمونه و کوهورت جدیدتری از بیماران تحت جراحی CABGاستفاده کردند، و مدلی توسعه دادند که عملکرد نسبتاً خوبی داشته و سطح زیر

1 Atrial fibrillation(AF)
2 Length of Stay (Los)
3 chronic heart failure
4 P Wave
5 Cardiac output

منحنی ROC برابر 0.72 بوده است، متغیرهای دخیل در مدل هم شامل متغیرهـای قبـل از، درحین و پس از جراحی بودند.

دو مطالعه جدیـدتری هم بـرای شناسـایی بیمـاران در معـرض ریسـک AF پس از CABG صورت گرفتهاند که تمرکزشان تنها بر متغیرهای قبل از جراحی بوده تا امکـان پیشـگیری از بروز AF ممکن شود. مدل نهایی که توسط تورن و همکارانش [12]، در مطالعهای بـالغ بـر 7115 بیمار که تحت عمـل جـراحی CABG قـرار گرفتنـد، توسـعه یـافت، توانـایی پیشبیـنی کمتری

نسبت به مدلهای قبلی که متغیرهای درحین و پس از جراحی را دخیل کرده بودند، نشـان داد که سطح زیر منحنی ROC برابر با 0.62 است. همچنین، مدلی که توسط ماریسکالکو و همکارانش [13]، در یک مطالعه از 17262 بیمار تحت جـراحی CABG، عمـل دریچـه قلب، یا هر دو دربازه زمانی 10 ساله توسط 3 مرکز اروپایی صورت گرفت، توسعه یـافت، مـدل رگرسیون لجستیکی است که سطح زیر منحنی ROC آن برابر با 0.65 بوده است.

در تحقیقاتی که در زمینه مدلسازی AF صورت گرفته است، معناداری تاثیر تکعامـل روی وقوع AF بررسی شده است و این در حالی که بررسـی تـکمتغیره دارای ایـراداتی اسـت و باید اثر جمعی متغیرها بر AF را با بکارگیری مدلهای چندمتغیره بدست آوریم. همچنین مـدل-های آماری مثل رگرسیون لجستیک نیاز بـه فـرضهـای محـدود کننـدهای در مـورد متغیرهـای تحقیق دارند که در بسیاری از تحقیقات وجود ندارد. به عنـوان نمونـه یکی از شـروط مـورد نیاز برای درست بودن مدلسـازی بـا رگرسـیون لجسـتیک، مسـتقل بـودن متغیرهـای ورودی مدل است و در صورت وابسته بودن متغیرها ضرایب مدل دچار خطای بایـاس خواهـد شـد. همچنین مدلهای آماری که برای پیشبینی وضعیت بیمار بکار میروند توابـع ریاضـی بـوده و تفسیر پذیری کمتری دارند.

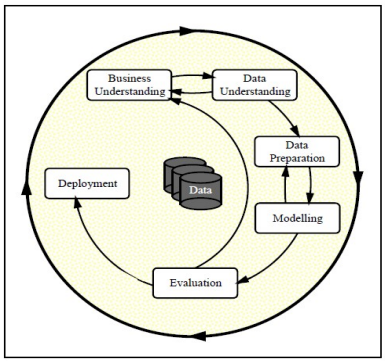
به منظور دستیابی به مدلی صحیحتر و کاراتر برای مدلسازی و پیشبینی وقوع آریتمی و فائق آمدن بر این مسـاله، در این پـژوهش از روش دادهکـاوی از نـوع کلاسـبندی و از میـان مدلهای مختلف کلاسبندی، از مدل درخت تصمیم استفاده شد کـه پیشبیـنی را بـا بکـارگیری مجموعهای از قواعد "اگر- نگاه" انجام داده و قابل ارزیابی است. بـا اسـتفاده از دادهکـاوي روابط و الگوهاي مختلفي که قبلاً ناشناخته بودنـد آشـکار شـد. در این تحقیـق از مـدلهـای دادهکـاوی چنـدمتغیره جهت مدلسـازی اسـتفاده شـد کـه اثـر همزمـان چنـدین عامـل را بـر وضعیت بیمار مورد بررسی قرار میدهند.

## 2- مواد و روشها

پس از مطالعه تحقیقات پیشین و هماندیشی بـا متخصصـان قلب بـرای پاسـخ بـه سـوال نوسانات مدت زمان اقامت بیماران جراحی شریان کرونر به چه علت است؟ چگونه میتوان به یک الگوی قابل پیشبینی برای تعیین عوامل اثرگذار برآن دست پیدا کـنیم؟، عامـل اصـلی نوسان مدت زمان اقامت بیماران و غیرقابل پیشبیـنی بـودن آن، وقـوع آریتمی فیبریلاسـون دهلیزی پس از جراحی تشخیص داده شد.

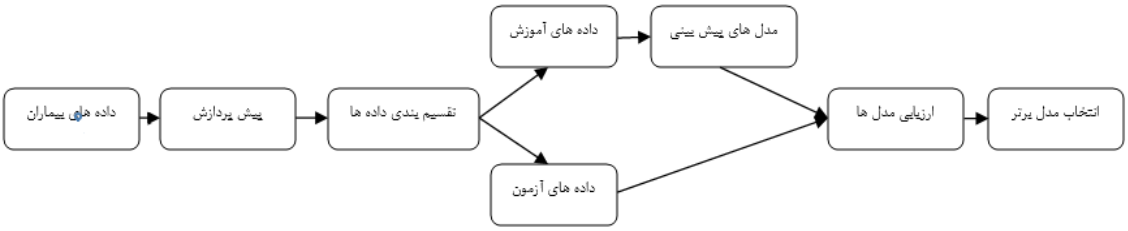
### 2. 1- روش شناسی

روش CRISP-DM معتبرترین رویکرد دادهکاوی با کاربردهای گسـترده اسـت کـه نگـاهی کـاربردی بـه دادهکـاوی دارد. این روش چرخـه حیـاتی مشـتمل بـر شـش گـام را معـرفی مینماید: 1) درک کسب و کار، 2)درک داده، 3)آماده سازی داده، 4)مدلسـازی، 5)ارزیـابی و 6)استقرار و گسترش که در اواخر قرن نوزدهم توسط کنسرسیوم SPSS توسـعه یـافت [14].




**شکل 2-1: مدل** CRISP-DM [15]

بخش ارزشمند پروژه دادهکاوی مربوط به سه مرحله پایانی متدولوژی CRISP-DM است که در آن مدل ساخته، ارزیابی و اجرا میشود.
مدلسازی و پیشبینی وضعیت بیمار در مساله بروز آریتمی پس از جراحی که میتواند در دو دسته قرار گیرد نیز یک مساله دادهکاوی از نوع کلاسبندی است و از میان مدلهای مختلف کلاسبندی، ما از تکنیکهای درخت تصمیم و شبکه عصبی استفاده کردیم. سپس میان نتایج مدلها مقایسه انجام دادیم و مرحله ارزیابی بدین طریق تکمیل شد. خلاصه مراحل انجام گرفته در این پژوهش در شکل2-2 آمده است.




**شکل 2-2: مراحل پژوهش**

## 2. 2- تعیین متغیرهای مدلسازی و استخراج اطلاعات

مجموعه متغیرهای انتخاب شده برای مدلسازی فیبریلاسیون دهلیزی مطابق با متغیرهای مطرح شده در مقالات معتبر انتخاب شد . این ویژگیها در گروههای اطلاعاتی متفاوتی مثل جمعیتشناختی، معاینات و اطلاعات مربوط به آزمایشگاه قرار دارند که در جدول2-1 (30 متغیر) ذکر گردیدند. پس از تعیین متغیرهای موردنظر، این ویژگیها برای 909 بیمار که در مرحله مدلسازی فرآیند به عنوان خوشه اصلی انتخاب شده بودند استخراج گردید. این 909 بیمار افرادی هستند که در سال 1397 تحت عمل جراحی شریان کرونر قرار گرفته اند.

**جدول 2-1: متغیرهای جمعیت شناختی و آزمایشگاهی برای مدلسازی**

| نام متغیر | معرفی | نام متغیر | معرفی | نام متغیر | معرفی |
|---|---|---|---|---|---|
| Age | سن | HTN | سابقه فشار خون | LVH | هیپرتروفی بطن چپ |
| Weight | وزن | CS | سیگاری | EF | درصد کسر جهشی |
| Length | قد | CVA | سکته مغزی | WBC | گلبول های سفید خون |
| Gender | جنسیت | COPD | بیماری مزمن ریه | ESR | رسوب گلبول های |

| | | | | | |
|---|---|---|---|---|---|
| قرمز | | | | | |
| اوره خون | BUN | نارسایی احتقانی قلب | CHF | شاخص توده بدن | BMI |
| کلسترول خوب | HDL | اختلال چربی | DLP | دیابت | DM |
| کلسترول بد | LDL | بیماری دریچه قلبی | VHD | اختل دیواره قلبی | RWMA |
| چربی | TG | درد قفسه سینه | Chest Pain | سکته قلبی | MI |
| شریان کرونر چپ | LAD | شریان کرونر راست | RCA | کراتین | CR |
| نارسایی دریچه میترال | MR | سابقه فامیلی | FH | فشار خون | BP |

### 2. 2. 1- مدلسازی

در این مرحله چهار روش دسته بندی برای ساخت مدل پیشبینی استفاده شد. این روشها عبارتند از: درخت تصمیم با الگوریتمهای CHAID[1]، CART[2]، QUEST[3] و شبکه عصبی چندلایه پرسپترون [4] این الگوریتها در نرم افزار IBM SPSS Modeler 18 اجرا شدند. در ادامه این الگوریتها مختصراً توضیح داده می شود.

1)الگوریتمها و پارامترهای مدل CART: الگوریتم درخت تصمیم CART برای ساخت درخت تصمیم، داده‌ها را به قسمت‌های دوتایی تقسیم کرده و بر اساس آن‌ها درخت دودویی را می‌سازد و کاربردهای زیادی در دسته بندی دارد. متغیر وابسته یا هدف در این الگوریتم میتواند هم کمي و هم کیفی باشد [16]. پارامترهای این الگوریتم عبارتند از: 1) حداکثر لایه‌هاي درخت[5] :این پارامتر تعداد لایه هایی را که بعد از ریشه قرار می گیرد، مشخص مینماید، 2)حداکثر تفاوت در ریسک: تعداد نمونه هایی است که به طور اشتباه دسته‌بندی میشوند، 3)شرط توقف: این پارامتر زمان توقف براي رشد درخت را تعیین می-نماید، 4)شاخص تعیین ناخالصي: برای اینکه تصمیم بگیرد چگونه گره‌های درخت را انتخاب کند از معیاری به نام معیار شاخص جینی[6] استفاده می‌کند و 5)درصد داده براي جلوگیري از بیش برازش: تعدادي از داده ها که مستقل از داده‌هاي آزمون یا تست هستند براي جلوگیري از تاثیر تغییرات اتفاقي داده‌ها در آموزش شبکه در نظر گرفته می شود.

2) الگوریتمها و پارامترهای مدل QUEST: درخت رده‌بندی حاصل از این الگوریتم نظیر مدل CART دارای تقسیمات دوتایي بوده و ملاک تصمیم برای انتخاب متغیرها با استفاده از مقدار p-value مربوط به آماره F آزمون ANOVA برای متغیرهای کمی و p-value آماره آزمون کای‌دو مربوط به جداول توافقی برای متغیرهای کیفی صورت می‌پذیرد [17]. این الگوریتم با توجه به اینکه از مقدار p-value برای تصمیم‌گیری استفاده می‌نماید، موجب تشکیل درختی نااریب از متغیرها می‌گردد. این الگوریتم ضمن حفظ دقت برآورد در مدل CART، از سرعت بالاتری در معرفی یک درخت رده‌بندی نسبت به آن برخوردار است. پارامترهاي این الگوریتم مشابه الگوریتم CART میباشد.

3) الگوریتمCHAID : این الگوریتم برای استفاده در مورد متغیرهای کیفی که می‌تواند برای متغیرهای کمی گروه‌بندی شده نیز استفاده شود [18]. در هر گره، می‌توان بیش از دو تقسیم نیز داشت. در این روش p-value آماره کای‌دو مربوط به آزمون استقلال جداول توافقی استفاده می‌شود. از بین متغیرهای موجود، متغیری که دارای p-value کوچک‌تری باشد، در مرحله اول برای تقسیمات روی یک گره در نظر گرفته می‌شود. ضعف این الگوریتم عدم توانایی آن در ایجاد بهینه‌ترین تقسیمات ممکن بر اساس متغیرهای موجود است.

4) الگوریتمها و پارامترهای مدل شبکه عصبی: شبکه عصبی مصنوعی در برخی از عملیات‌ها مانند پیش‌بینی و دسته‌بندی در مقایسه با سایر روش‌ها دارای مزایای نسبی بوده

1 Chi-squared Automatic Interaction Detector
2 Classification and Regression Tree
3 Quick Unbiased Efficient Statistical Trees
4 multi layer perceptron
5 Maximum Tree Depth
6 GINI

و معمولا در کارهای اجرایی ترجیح داده می‌شوند. برای دسته‌بندی با شبکه عصبي از روش پرسپترون چند لایه با الگوریتم پس‌انتشار خطا استفاده شد [19]. پارامترهاي این روش عبارتند از: 1)تعداد لایه هاي پنهان: این پارامتر که توسط کاربر تنظیم میگردد تعداد لایههاي پنهان را در شبکه تعیین میکند و 2)شرط توقف: از انجا که فرآیند الگوریتم پس انتشار خطا یک الگوریتم مبتنی بر تکرار است، می‌بایست شرطی برای توقف الگوریتم در نظر گرفت. این معیار یا بر اساس حداکثر زمان به دقیقه تعیین میشود یا بر اساس تعداد سیکلها یا دفعات آموزش است.

## 2. 2. 2- ارزیابی[1] مدل‌ها

پیش از پیاده‌سازی مدل در محیط عملیاتی باید نحوه عملکرد آن مورد بررسی قرار گیرد. دانشی که در مرحله یادگیری مدل تولید می‌شود، می‌بایست در مرحله ارزیابی مورد تحلیل قرار گیرد تا بتوان ارزش آن را تعیین نمود و در پی آن کارایی الگوریتم یادگیرنده مدل را نیز مشخص کرد. این معیارها را می‌توان هم برای مجموعه داده‌های آموزشی در مرحله یادگیری و هم برای مجموعه داده‌های آزمون در مرحله ارزیابی محاسبه نمود. به علاوه در هنگام تهیه مدل معمولا باید چندین مدل با پیکربندی‌های متفاوت ارائه شوند تا پس از تست نمودن آنها بتوان به مدلی دست یافت که بهترین نتیجه را در ارتباط با مشکلات و داده‌ها فراهم می‌آورد.

معیارهای مهمی که در زمینه پزشکی برای ارزیابی استفاده میشوند شامل صحت[2]، حساسیت[3] و شفافیت[4] می‌باشد [20]. در اکثر مقالات از این معیارها برای ارزیابی الگوریتم استفاده می‌شود، برای ارزیابی الگوریتمها در این پژوهش هم از معیارهای دقت، حساسیت و شفافیت استفاده شد. برای سنجش این معیارها از ماتریس آشفتگی استفاده کردیم.

## 2. 2. 3- ماتریس آشفتگی[5]

ماتریس آشفتگی[21] از جمله روش‌های ارزیابی الگوریتم‌های داده‌کاوی به ویژه در یادگیری نظارت شده محسوب می‌شود که نشان می‌دهد دسته چه تعداد از داده‌ها به درستی پیش‌بینی شده است.

| | پیش بینی | | |
|---|---|---|---|
| | $c_1$ | $c_2$ | |
| واقعی | $c_1$ | *True positive* | *False Negatives* |
| | $c_2$ | *False Positives* | *True negative* |

هر یک از عناصر ماتریس به شرح ذیل می‌باشد:

1) TP: بیانگر تعداد رکوردهایی است که دسته واقعی آن‌ها مثبت بوده و الگوریتم دسته‌بندی نیز دسته آن‌ها را بدرستی مثبت تشخیص داده است، 2)FP: بیانگر تعداد رکوردهایی است که دسته واقعی آن‌ها منفی بوده و الگوریتم دسته‌بندی دسته آن‌ها را به اشتباه مثبت تشخیص داده است، 3)FN: بیانگر تعداد رکوردهایی است که دسته واقعی آن‌ها مثبت بوده و الگوریتم دسته‌بندی دسته آن‌ها را به اشتباه منفی تشخیص داده است و 4)TN: بیانگر تعداد رکوردهایی است که دسته واقعی آن‌ها منفی بوده و الگوریتم دسته‌بندی نیز دسته آن‌ها را بدرستی منفی تشخیص داده است.

- **شاخص‌های مبتنی بر ماتریس آشفتگی**

---

1 Evaluation
2 Accuracy
3 Sensitivity
4 Specificity
5 Confusion Matrix

1) صحت: این معیار دقت کل یک دسته بند را محاسبه می‌کند . در واقع این معیار مشهورترین و عمومی‌ترین معیار محاسبه کارایی الگوریتم‌های دسته‌بندي است که نشان می‌دهد، دسته‌بند طراحی شده چند درصد از کل مجموعه داده های آزمون را بدرستی دسته‌بندی کرده است و از رابطه (1) محاسبه می‌شود:

$$\frac{(TN+TP)}{(TN+TP+FN+FP)} \quad (1)$$

2) حساسیت: نسبتی از موارد مثبت است که آزمایش آن‌ها را به درستی به عنوان نمونه مثبت تشخیص داده است . معیار حساسیت را نرخ پاسخ‌های مثبت درست نیز می‌گویند و از رابطه (2) محاسبه می‌شود:

$$\frac{TP}{(TP+FN)} \quad (2)$$

3) شفافیت: نسبتی از موارد منفی است که آزمایش آن‌ها را به درستی به عنوان نمونه منفی تشخیص داده است معیار شفافیت را نرخ پاسخ‌های منفی درست نیز می‌گویند واز رابطه (3) محاسبه می‌شود:

$$\frac{TN}{(TN+FP)} \quad (3)$$

4) منحنی مشخصه عملکرد سیستم (ROC): ابزار بصری سودمندی برای مقایسه دو مدل محسوب می‌شوند و کارایی دسته‌بندی را نشان می‌دهد . یک منحنی ROC که برای یک مدل رسم می‌شود، ارتباط میان نسبت درست مثبت TPR و نسبت مثبت نادرست FPR را نشان می‌دهد. هرچه سطح زیر نمودار بیشتر باشد، نشانگر کارایی بیشتر الگوریتم است. FPR و TPR به صورت زیر تعریف میشوند:

$$FPR = \frac{FP}{(FP+TN)} \quad (4)$$

$$TPR = \frac{TP}{TP+FN} \quad (5)$$

## 3- یافته‌های پژوهش و ارزیابی عملکرد مدل‌های پیش‌بینی

در این بخش عملکرد مدلهاي مورد استفاده ارائه میگردد. تعداد چهار مدل در این مطالعه براي پيشبيني مورد استفاده قرار گرفتند. کلیه مدل‌ها با داده آموزش ساخته شدند و با داده آزمون مورد ارزيابي قرار گرفتند. داده آزمون در کلیه مدلها یکسان بوده و توزیع آن همان توزيع اصلي دادهها ميباشد. افراز داده‌ها به دو مجموعه آموزش و آزمون با نسبت به ترتیب 70 به 30 بصورت تصادفی صورت گرفته است. مقایسه مدلها با بکارگیری داده-های آزمون انجام شده است که قدرت تعمیم مدلها بر روی داده جدید را نشان میدهند.

شاخصهاي مورد نظر براي ارزيابي عملکرد مدلها بر اساس ماتریس آشفتگی انجام شد که طبق توضیحات موجود، این ماتریس نتایج پیشبینی مدل را با نتایج واقعي در داده آزمون مقایسه مینماید. جدولهای 3-1 و 3-2 نتایج عملکرد مدلها را با دادههای آموزش و آزمون نشان میدهند.

جدول 3-2:عملکرد مدل‌های پیش‌بینی با داده‌های آموزش

| | QUEST | CART | CHAID | MLP |
|---|---|---|---|---|
| مثبت حقیقی (TP) | 411 | 417 | 438 | 396 |
| مثبت کاذب (FP) | 60 | 61 | 33 | 18 |
| منفی حقیقی (TN) | 114 | 111 | 141 | 156 |
| منفی کاذب (FN) | 36 | 30 | 9 | 51 |
| دقت | 84.54 | 85.02 | 93.24 | 88.89 |

جدول3-3:عملکرد مدل‌های پیش‌بینی با داده‌های آزمون

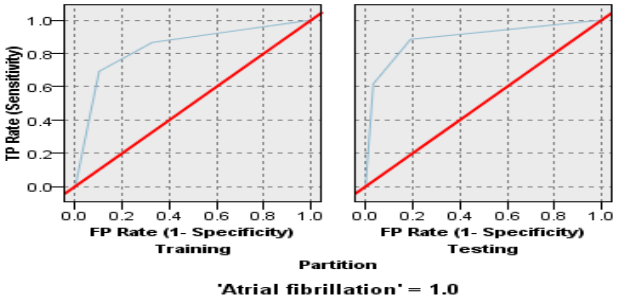
| | QUEST | CART | CHAID | MLP |
|---|---|---|---|---|
| مثبت حقیقی (TP) | 171 | 170 | 174 | 168 |
| مثبت کاذب (FP) | 24 | 27 | 42 | 12 |
| منفی حقیقی (TN) | 63 | 60 | 45 | 75 |
| منفی کاذب (FN) | 30 | 31 | 27 | 33 |
| دقت | 81.25 | 81.25 | 76.04 | 85.38 |

| | | | | |
|---|---|---|---|---|
| حساسیت | 93.43 | 93.28 | 97.98 | 88.59 |
| شفافیت | 65.51 | 64.53 | 81.03 | 89.65 |
| سطح زیر منحنی راک (AUC | 0.86 | 0.864 | 0.959 | 0.917 |

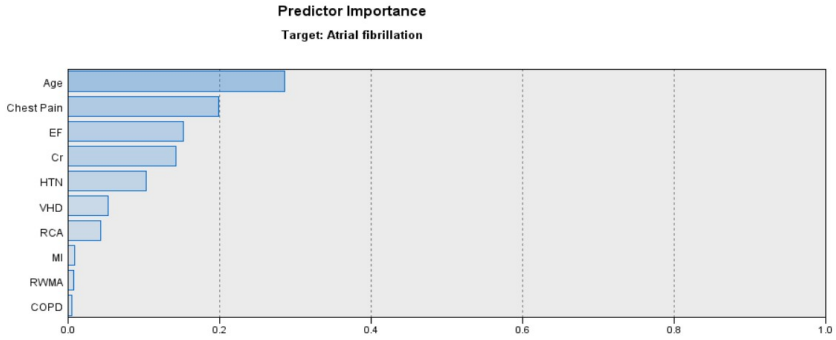
| | | | | |
|---|---|---|---|---|
| حساسیت | 85.07 | 84.57 | 86.56 | 83.58 |
| شفافیت | 72.41 | 61.85 | 51.72 | 86.2 |
| سطح زیر منحنی راک (AUC | 0.832 | 0.832 | 0.792 | 0.864 |

از بین شاخصهای دقت، حساسیت و تشخیص، ملاک انتخاب مدل شاخص حساسیت است، زیرا این شاخص قدرت پیشگوئی مدل برای تشخیص وقوع آریتمی را نشان میدهد.

در شکل3-1 سطح زیر منحنی ROC بدست آمده برای مدل CHAID را برای دادههای آموزش و آزمون به صورت مجزا نشان میدهد که حاکی از دقت قابل قبول مدل برای پیشگویی آریتمی است.




**شکل 3-2: منحنی ROC برای داده های آموزش و آزمون**




**شکل 3-2: اهمیت متغیرهای پیش‌بینی در CHAID**

## 4- نتیجه و جمع‌بندی

در این پژوهش، مدلسازی و پیشبینی وضعیت آریتمی شدن بیماران بای‌پس شریان کرونر، مساله داده‌کاوی از نوع کلاسبندی تعریف شد و از میان مدلهای مختلف کلاسبندی، از سه الگوریتم درخت تصمیم CART، CHAID و QUEST استفاده کردیم؛ این سه الگوریتم پیش-بینی را با بکارگیری مجموعهای از قواعد "اگر- نگاه" انجام میدهند که به خوبی توسط پزشکان قابل درک و تفسیر است. علاوه بر این سه الگوریتم از مدل شبکه عصبی هم استفاده شد. روش کار بدین طریق بود که ویژگیهای متفاوت مربوط به 909 بیمار که تحت جراحی شریان کرونر قرار گرفته بودند، وارد نرمافزار IBM SPSS Modeler 18 شد، مدلسازی براساس سه الگوریتم درخت تصمیم و همچنین شبکه عصبی چند لایه پرسپترون انجام شد. با مقایسه نتایج میان مدلها از طریق ماتریس آشفتگی، الگوریتم CHAID بهترین نتیجه را حاصل کرد. دقت مدل در پیشبینی آریتمی شدن بیمار 86.56 درصد به دست آمد و سطح زیر منحنی راک برای دادههای آزمون 0.792 شد. در بین تحقیقاتی که سابقاً انجام شده است، بهترین نتیجه را ماتئو و همکارانش [9] بدست آورده بودند که سطح زیر منحنی ROC برابر با 0.77 گزارش شده است که نشان میدهد پژوهش حاضر دقت بالاتری بدست

آورده است.

## 5- مراجع


1. Hasanzadeh, M., A. Sabzevari, and M. Vahedian, *Mortality and morbidity followed coronary artery bypass surgery.* Journal of Torbat Heydariyeh University of Medical Sciences, 2013. **1**(1): p. 59-65.
2. عسکری, et al., بررسی عوامل تعیین‌کننده مرگ و میر بیماران به دنبال عمل جراحی بای پس عروق کرونر در بیمارستان سیدالشهداء ارومیه. مجله علوم پزشکی رازی, 2019. 25(11): p. 23-33.
3. ایمانی, ع., س. دستگیری, and ا.ع.ز. الحاجلو, سالمندي جمعيت و بار بيماري ها (مطالعه مروري). مجله تصوير سلامت, 2019. 6(2): p. 54-61.
4. Bhidé, A., S. Datar, and F. Villa, *Coronary Artery Bypass Grafting: Case Histories of Significant Medical Advances.* Harvard Business School Accounting & Management Unit Working Paper, 2019(20-010).
5. Batra, G., et al., *Atrial fibrillation in patients undergoing coronary artery surgery is associated with adverse outcome.* Upsala journal of medical sciences, 2019. **124**(1): p. 70-77.
6. Archbold, R. and R. Schilling, *Atrial pacing for the prevention of atrial fibrillation after coronary artery bypass graft surgery: a review of the literature.* Heart, 2004. **90**(2): p. 129-133.
7. Zaman, A.G., et al., *Atrial fibrillation after coronary artery bypass surgery: a model for preoperative risk stratification.* Circulation, 2000. **101**(12): p. 1403-1408.
8. Amar, D., et al., *Clinical prediction rule for atrial fibrillation after coronary artery bypass grafting.* Journal of the American College of Cardiology, 2004. **44**(6): p. 1248-1253.
9. Cliff, B., et al., *The role of the renin–angiotensin system blocking in the management of atrial fibrillation.* Journal of drug assessment, 2012. **1**(1): p. 55-64.
10. Pollock, B.D., et al., *Predicting new-onset post-coronary artery bypass graft atrial fibrillation with existing risk scores.* The Annals of thoracic surgery, 2018. **105**(1): p. 115-121.
11. Magee, M.J., et al., *Atrial fibrillation after coronary artery bypass grafting surgery: development of a predictive risk algorithm.* The Annals of thoracic surgery, 2007. **83**(5): p. 1707-1712.
12. Thorén, E., et al., *Prediction of postoperative atrial fibrillation in a large coronary artery bypass grafting cohort.* Interactive cardiovascular and thoracic surgery, 2012. **14**(5): p. 588-593.
13. Mariscalco, G., et al., *Bedside tool for predicting the risk of postoperative atrial fibrillation after cardiac surgery: the POAF score.* Journal of the American Heart Association, 2014. **3**(2): p. e000752.
14. Shafique, U. and H. Qaiser, *A comparative study of data mining process models (KDD, CRISP-DM and SEMMA).* International Journal of Innovation and Scientific Research, 2014. **12**(1): p. 217-222.
15. Wirth, R. and J. Hipp. *CRISP-DM: Towards a standard process model for data mining*. in *Proceedings of the 4th international conference on the practical applications of knowledge discovery and data mining*. 2000. Springer-Verlag London, UK.
16. Loh, W.Y., *Classification and regression tree methods.* Wiley StatsRef: Statistics Reference Online, 2014.
17. Agrawal, R., et al. *The Quest Data Mining System*. in *KDD*. 1996.
18. Althuwaynee, O.F., et al., *A novel ensemble decision tree-based CHi-squared Automatic Interaction Detection (CHAID) and multivariate logistic regression models in landslide susceptibility mapping.* Landslides, 2014. **11**(6): p. 1063-1078.
19. Taneja, A., *Heart disease prediction system using data mining techniques.* Oriental Journal of Computer science and technology, 2013. **6**(4): p. 457-466.
20. Kurian, R.A. and K. Lakshmi, *An ensemble classifier for the prediction of heart disease.* International Journal of Scientific Research in Computer Science, 2018. **3**(6): p. 25-31.
21. Sultana, M., A. Haider, and M.S. Uddin. *Analysis of data mining techniques for heart disease prediction*. in *2016 3rd International Conference on Electrical Engineering and Information Communication Technology (ICEEICT)*. 2016. IEEE.