پیش بینی الگوی ورود بیمار به بخش اورژانس بیمارستان با استفاده از تکنیک داده کاوی و مدل شبکه عصبی

محمد علی افشار کاظمی[۱]، ندا بیگدلی*[۲]، ژیلا منوچهری[۳]، یاسر جناب[۴]

تاریخ دریافت: ۹۱/۸/۲۹ تاریخ پذیرش: ۹۲/۴/۱

چکیده:

زمینه و هدف: *بخش اورژانس ، اولین مکان ارائه خدمات تشخیصی و درمانی به بیماران اورژانسی می باشد. با توجه به اهمیت سرعت و دقت در ارائه خدمات، تخصیص صحیح منابع در این بخش اهمیت ویژه ای دارد. برنامه ریزی منابع بخش اورژانس، بدون توجه به ازدحام و تراکم بیمار در زمان های مختلف صورت می گیرد، بنابراین ممکن است بخش با کمبود منابع روبرو شده و این امر منجر به معطلی بیماران، بی نظمی در انجام کارها و در نتیجه افت کیفیت خدمات گردد. در این مطالعه به منظور رفع مشکلات فوق، الگوی پیش بینی تعداد بیمار مراجعه کننده به بخش اورژانس ارائه شده است.*

مواد و روش ها: *تعداد بیمار بر مبنای داده های ورود بیماران به اورژانس و با استفاده از تکنیک داده کاوی و شبکه عصبی پرسپترون چند لایه(Multi-layer Perceptron) MLP پیش بینی شده است.*

یافته ها: *تعداد بیمار ورودی در روزهای مختلف هفته و ساعات مختلف شبانه روز برای هر یک از اولویت های سه گانه ۱ ، ۲ و۳ تعیین شده، بیشترین تعداد بیمار در روز شنبه و کمترین در روز جمعه بوده است. روزهای تعطیل و غیر تعطیل از لحاظ تعداد بیمار با هم متفاوت و تعداد بیمار در روزهای تعطیل رسمی مانند اعیاد برابر تعداد بیمار در روزهای جمعه بوده است. بیشترین تعداد بیمار در ساعات ۹ الی ۱۱ صبح و ۲۰ الی ۲۳ شب و کمترین تعداد در ساعات بین ۲ الی ۷ صبح می‌باشد.*

نتیجه گیری: *پیش بینی تعداد بیمار بخش اورژانس می تواند در برآورد منابع مورد نیاز و توزیع مناسب آنها مورد استفاده قرار گرفته و کیفیت خدمات را بهبود بخشد.*

کلمات کلیدی: *داده کاوی، شبکه عصبی، پیش بینی، بخش اورژانس.*

[۱] PhD، دانشیار گروه مدیریت صنعتی، دانشکده مدیریت، دانشگاه آزاد اسلامی واحد تهران مرکز

[۲] MSc، گروه مدیریت صنعتی، دانشکده مدیریت، دانشگاه آزاد اسلامی واحد تهران مرکز. (*نویسنده مسئول) آدرس: تهران، خیابان آزادی، روبروی کوچه دکتر قریب، دانشکده مدیریت دانشگاه آزاد اسلامی واحد تهران مرکز، کد پستی:۱۳۱۱۷۷۳۵۹۱ شماره تماس: ۰۹۱۲۵۶۷۷۳۸۷

ایمیل: neda_big_55@yahoo.com

[۳] PhD، مسؤول واحد مدیریت کیفیت، مرکز قلب تهران، دانشگاه علوم پزشکی تهران

[۴] PhD، استادیار گروه قلب و عروق، ، مرکز قلب تهران، دانشگاه علوم پزشکی تهران

[Downloaded from journals.tums.ac.ir on 2024-10-21]

مقدمه

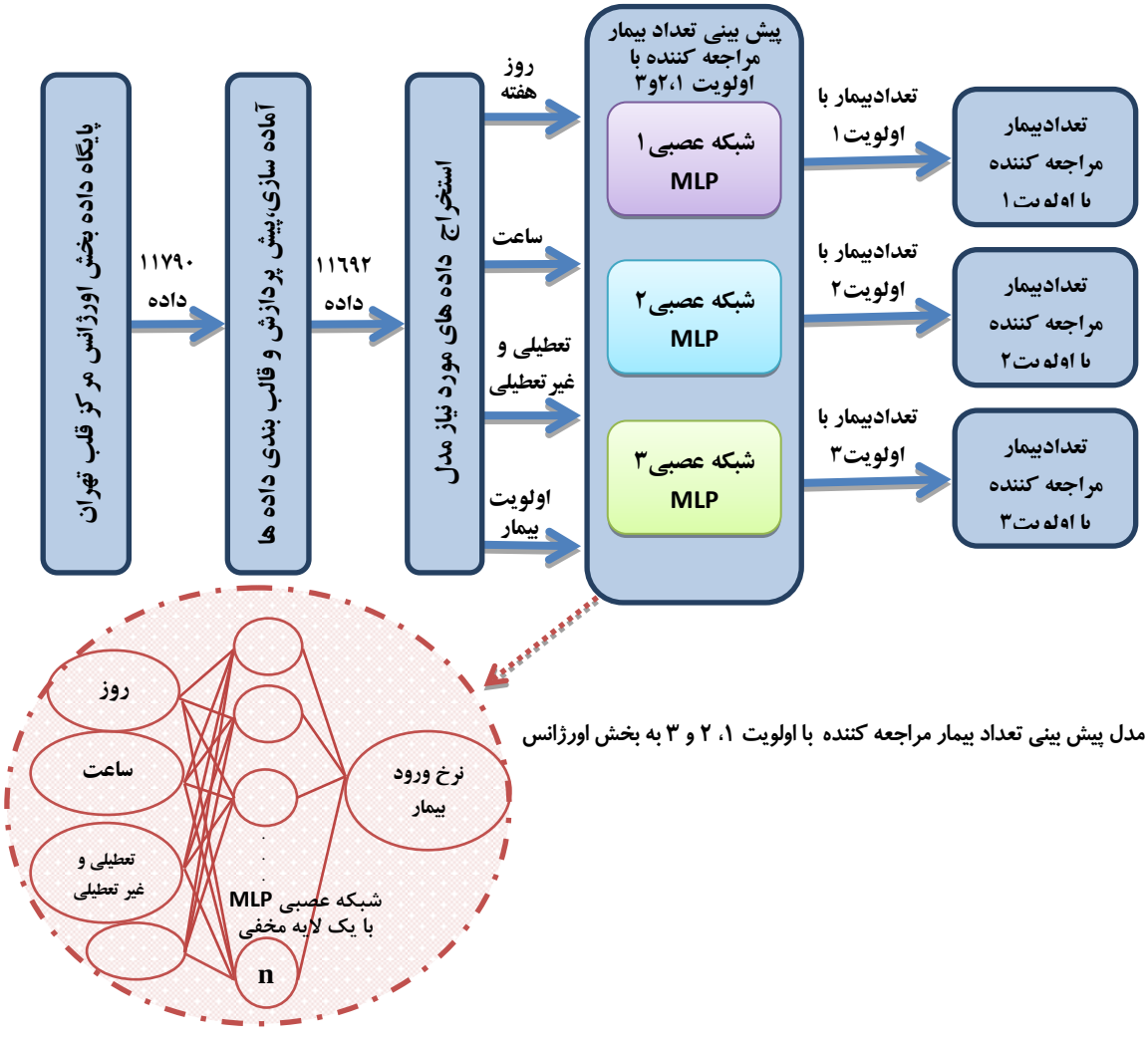
بخش اورژانس، یکی از واحدهای حساس و پیچیدهٔ بیمارستان محسوب می شود که به هماهنگی بسیار زیاد بین منابع مادی و انسانی نیاز دارد. برنامه ریزی بخش اورژانس یکی از چالش برانگیزترین موضوعات در حیطهٔ مدیریت بیمارستان به شمار می رود زیرا از یک سو با ارائه انواع خدمات تخصصی تشخیصی و درمانی سر و کار دارد و از سوی دیگر شلوغی و حجم بالای کار در بسیاری از اورژانس های بیمارستانی، به صورت یک مشکل تکراری درآمده است. درلت و همکاران(۲۰۰۱)[1]و کارتر و لاپیر(۱۹۹۹)[2] عوامل شلوغی بخش اورژانس را کمبودپرسنل، کمبود تخت، تاخیر در انجام اقدامات تشخیصی مانند آزمایشات بالینی و تصویربرداری، تعداد زیادبیماران و نهایتاً کافی نبودن فضای بخش اورژانس بیان نموده اند. در تحقیق دیگری کمبود پرسنل مهمترین عامل شلوغی بخش اورژانس عنوان شده[3] و در گزارش انستیتوی پزشکی امریکا (Institute of Medicine) نیز شلوغی بخش اورژانس نتیجه تعاملات پیچیده بین میزان عرضه و تقاضای منابع ذکر شده است[4].

در یک دههٔ گذشته، تحقیقات متعددی در خصوص برنامه ریزی منابع بخش اورژانس انجام شده که اغلب این تحقیقات، بر برنامه ریزی تعداد پزشکان تمرکز داشته اند مانند ارائه مدل برنامه ریزی چند منظوره (A multi-objective programming model) برای برنامه ریزی رزیدنت های اورژانس [5]، ارائه مدل الگوریتم ژنتیک برای برنامه ریزی رزیدنت ها [6] و تلفیق سیستم شبیه سازی با بهینه سازی برای تعیین تعداد بهینه پزشکان، تکنیسین های آزمایشگاه و پرستاران با هدف ارتقاء کیفیت خدمات درمانی و کاهش زمان انتظار بیمار[7] . همچنین یانگ و همکارانش داده کاوی، طبقه بندی و درخت تصمیم را برای پیش بینی تقاضای پزشکان در بخش اورژانس به کار بردند[8].

در اغلب این تحقیقات به برنامه ریزی پزشکان بخش اورژانس پرداخته شده و پیش بینی الگوی توزیع ورود بیمار به عنوان یکی از مهم ترین عوامل تعیین کننده در برنامه ریزی منابع بخش اورژانس مورد توجه قرار نگرفته است.در این تحقیق، با مد نظر قرار دادن تعداد بیماران مراجعه کننده به بخش اورژانس (با اولویت های تعیین شده) در یک دورهٔ زمانی مشخص، الگوی پیش بینی ورود بیمار در ساعات مختلف شبانه روز و روزهای مختلف هفته ارائه شده است.

مواد و روش ها

در این پژوهش با استفاده از تکنیک داده کاوی و متدولوژی CRISPالگوی ورود بیماران در ساعات مختلف روز و روزهای مختلف هفته (تعطیل وغیر تعطیل) پیش بینی شده است. مدل مفهومی پژوهش در شکل شماره ۱ آورده شده است.



شکل ۱- مدل پیش بینی تعداد بیمار مراجعه کننده با اولویت ۱، ۲ و ۳ به بخش اورژانس

[Downloaded from journals.tums.ac.ir on 2024-10-21]

داده کاوی

داده کاوی به فرآیند کشف و استخراج الگوهای مخفی از مقادیر زیادی داده اطلاق می شود. داده کاوی در حوزه های مختلفی مانند بازاریابی، کشف جرائم، اکتشافات علمی و پزشکی به کار می رود [9]. استفاده از تکنیک های داده کاوی، به خلق دانش جدید از پایگاه های بزرگ داده در علوم مختلف پزشکی که اغلب بدون استفاده مانده اند، کمک می کند. استفاده از این تکنیک ها در حوزه های مختلف بهداشتی، درمانی مانند انتخاب یک روش درمانی، ارائهٔ راهنماهای بالینی، چگونگی تخصیص منابع، تعیین اثرات مفید و مضر داروها و ...) به منظورپشتیبانی ازتصمیم گیری های مدیریتی، مرتباً رو به افزایش است[10] .

شبکه عصبی

شبکه های عصبی مصنوعی (Artificial neural networks: ANNs) از تکنیک های پیشرفتهٔ داده کاوی محسوب شده و در مواردی که سایر روش ها نتوانند مدل های پیش بینی رضایت بخشی به دست بدهند، به کار گرفته می شوند. شبکه های عصبی مصنوعی می توانند هر گونه وابستگی پیوسته بین ورودی و هدف را به تقریبی برآورد نمایند، حتی اگر این رابطه غیرخطی باشد(Phillips-Wren &Etal , 2008). شبکه های عصبی مصنوعی را این گونه تعریف می کنند "سیستم های پردازش داده که از روی شبکه عصبی بیولوژیکی شبیه سازی شده اند". این شبکه ها، تعداد زیادی از نرون های مصنوعی ساده و بهم پیوسته را به کار می برند تا برخی از مشخصات شبکه های عصبی بیولوژیکی را شبیه سازی کنند [11]. مهم ترین ویژگی شبکه های عصبی که در کاربرد آنها حائز اهمیت است، "توانایی یادگیری نمونه ها" است [12].

روش یادگیری می‌تواند به سه صورت: با ناظر(Error Back-propagation Algorithm) بدون ناظر(Unsupervised) و یا هر دو باشد. روش یادگیری با ناظر با زوج هایی از الگوهای ورودی-خروجی انجام می‌شود، در صورتی که یادگیری بدون ناظر صرفا" شامل ارائه نمونه های آموزشی به ورودی شبکه است و تا زمانی ادامه می یابد که شبکه به بیشترین تفکیک بین طبقه هایی از نمونه ها دست یابد.

معروف ترین شبکه های عصبی MLP هستند که عموماً از نوع آموزش دیده با ناظر و با الگوریتم پس انتشار خطا(Error Back-propagation Algorithm) می باشند[13] . آموزش یک پرسپترون چند لایه با استفاده از رویکرد "پس انتشار خطا" بدین صورت انجام می شود که در طول آموزش برای هر رکورد که به شبکه معرفی می شود، اطلاعات جهت یافتن یک پیش بینی از لایه خروجی، به صورت رو به جلو به شبکه تغذیه می گردد. این پیش بینی با مقدار خروجی ثبت شده در بخش آموزش مقایسه و تفاوت میان مقدار پیش بینی و خروجی واقعی رو به عقب در شبکه منتشر می شود تا مقادیر وزن های ارتباطی تعدیل و پیش بینی الگوهای مشابه بهبود یابد [14].

MLP به عنوان یک تخمین زننده تابع قوی برای مسائل طبقه بندی و پیش‌بینی شناخته شده و اساساً مجموعه ای از نرون های غیر خطی(پرسپترون) سازمان دهی شده است که دریک ساختار چند لایه ای پیش خور(feed forward)به یکدیگر متصل هستند. کاربردهای تجربی نشان داده که MLP خیلی بهتر از سایر ساختارهای ANNs مانند تابع پایه شعاعی(Radial basis function) ، شبکه عصبی بازگشتی(Recurrent neural network) و نقشه خود سازمانده(Self-organizing map)، قابلیت اجرا دارد. هورنیک و همکارانش در سال ۱۹۹۰ عملاً نشان دادند که در صورت ارائهٔ داده های صحیح در مورد اندازه و ساختار، MLP قادر به یادگیری هر گونه تابع غیر خطی پیچیده انتخابی برای سطوح دقت دلخواه می‌باشد[15].

محیط پژوهش

مرکز قلب تهران یک بیمارستان تخصصی و فوق تخصصی آموزشی قلب و عروق و دارای ۴۵۰ تخت فعال، ۹۰۰ نفر کادر درمانی و ۳۰۰ نفرکادر غیر درمانی می باشد. در بازه زمانی بین سال های ۸۱ الی ۸۹ ، درصد اشغال تخت در این بیمارستان به طور متوسط ۸۶٪ بوده است[16]. بخش اورژانس این بیمارستان به طور میانگین ۱۷۰ نفر مراجعهٔ روزانه دارد و از این حیث، جزو اورژانس های شلوغ بیمارستانی محسوب می شود.

پیاده سازی مدل

تعداد بیمار مراجعه کننده به بخش اورژانس وشدت بیماری (اولویت) این بیماران، مهم ترین عوامل تعیین کنندهٔ میزان منابع مورد نیاز این بخش (پزشک، پرستار، تجهیزات و ...) می باشند. بیماران در بدو ورود، پس از ثبت مشخصات در تریاژ، توسط پرستار تریاژ از نظر شدت بیماری اولویت بندی شده و بر اساس این اولویت خدمت دریافت می کنند. به طور کلی سه دسته اولویت برای بیماران مراجعه کننده به اورژانس این بیمارستان در نظر گرفته شده است:

- اولویت اورژانسی(اولویت۱): این بیماران مستقیماً به داخل بخش اورژانس انتقال داده شده و هیچ تاخیری در شروع درمان آنها مجاز نیست. این گروه، حدود ۰.۵٪ کل بیماران مراجعه کننده در بازهٔ زمانی مورد مطالعه را در بر می گیرند.
- اولویت بالا(اولویت۲): این بیماران پس از ویزیت پزشک، تحت مراقبت های درمانی قرار می گیرند و مدت زمان انتظار قابل قبول برای شروع درمان آنها ۱۵ دقیقه است. این گروه، حدود ۳۶٪ کل بیماران مراجعه کننده در بازهٔ زمانی مورد مطالعه را در بر می گیرند.

[Downloaded from journals.tums.ac.ir on 2024-10-21]

• اولویت معمولی(اولویت۳): این بیماران پس از ویزیت پزشک، با دستورات دارویی و یا توصیه به انجام سایر اقدامات تشخیصی ـ درمانی، ترخیص می شوند و مدت زمان انتظار قابل قبول برای آنها ۲۵ دقیقه است. این گروه، حدود ۶۳.۵٪ کل بیماران مراجعه کننده در بازهٔ زمانی مورد مطالعه را در بر می گیرند.

تعریف "اولویت" توسط کمیته اورژانس مرکز قلب تهران انجام شده و مبتنی بر منابع علمی بوده است. مدت زمان انتظار قابل قبول برای هر یک از اولویت ها نیز بر اساس شرایط موجود و امکانات بیمارستان و توسط همین کمیته تعیین شده و در نهایت درصد تعداد بیماران مراجعه کننده با اولویت های مختلف، از داده های ثبت شده در پایگاه دادهٔ بخش اورژانس در بازه زمانی مورد مطالعه به دست آمده است.

پیش بینی الگوی ورود بیمار با استفاده از شبکه عصبی MLPبا تابع انتقال سیگموئید و الگوریتم یادگیری (پس انتشار خطا) انجام شده است. فرآیند داده کاوی بر اساس متدولوژیCRISP و با استفاده از نرم افزار Clementine12.0 که یکی از ابزارهای داده کاوی بوده وآنالیزهای مختلفی چون شبکه عصبی، درخت تصمیم، رگرسیون و... را پشتیبانی می نماید، صورت گرفته است.

مراحل انجام کار به ترتیب زیر می باشد:

۱. جمع آوری داده ها: کل داده های ثبت شده در پایگاه داده بخش اورژانس در بازه زمانی سه ماهه آخر سال ۱۳۸۹ (دی، بهمن و اسفند) در این مطالعه مورد استفاده قرار گرفته است. این داده ها شامل اطلاعات مربوط به ۱۱۷۹۰ بیمار مراجعه کننده به اورژانس بوده است.

۲. انجام پیش پردازش داده ها: کیفیت داده ها، مورد بررسی قرار گرفته و داده هایی که دارای نویز(noise) بوده یا پرت بودند، حذف شدند وفیلدهایی برای تفکیک داده ها اضافه گردید. به این ترتیب فیلدهای نهایی شامل روز هفته، تعطیل وغیرتعطیل بودن، ساعت مراجعه وتعداد بیمار مراجعه کننده با هریک ازاولویت های شماره ۱ و۲ و۳ شده است.

۳. ارائه مدل شبکه عصبی برای هریک از اولویت ها: با توجه به متفاوت بودن تعداد بیمار مراجعه کننده با اولویت های مختلف، برای هر یک از اولویت ها یک مدل شبکه عصبی جداگانه (در مجموع سه مدل) ارائه شده است. هر سه مدل شبکه عصبی از نوع MLP، با تابع انتقال سیگموئید و الگوریتم یادگیری پس انتشار خطا می باشند.

۴. ارزیابی مدل ها: به منظور تخمین دقت مدل ها، برای کلیه مدل های MLP، دقت تخمینی و میانگین قدر مطلق خطای مدل(Mean Absolute Error) محاسبه شده است.

یافته ها

هر سه مدل شبکه عصبی به دست آمده، از نوع MLP با تابع انتقال سیگموئید و الگوریتم پس انتشار خطا می باشد. تعداد لایه های مخفی و تعداد نرون ها در لایه های مخفی برای هر یک از مدل ها به این شرح است:

مدل شبکه عصبیMLP پیش بینی تعداد بیمار مراجعه کننده با اولویت۱ : شامل یک لایه مخفی و ۲۸ نرون در لایه مخفی است.

مدل شبکه عصبی MLP پیش بینی تعداد بیمار مراجعه کننده با اولویت۲ : شامل یک لایه مخفی و ۲۹ نرون در لایه مخفی است.

مدل شبکه عصبی MLP پیش بینی تعداد بیمار مراجعه کننده با اولویت۳ : شامل یک لایه مخفی و ۱۷ نرون در لایه مخفی است.

هر سه مدل ساخته شده با شبکه عصبی از دقت تخمینی بالایی برخوردار بوده و میانگین قدر مطلق خطای(MAE) آنها مطلوب می باشد. نتایج ارزیابی آنها به شرح ذیل می باشد:

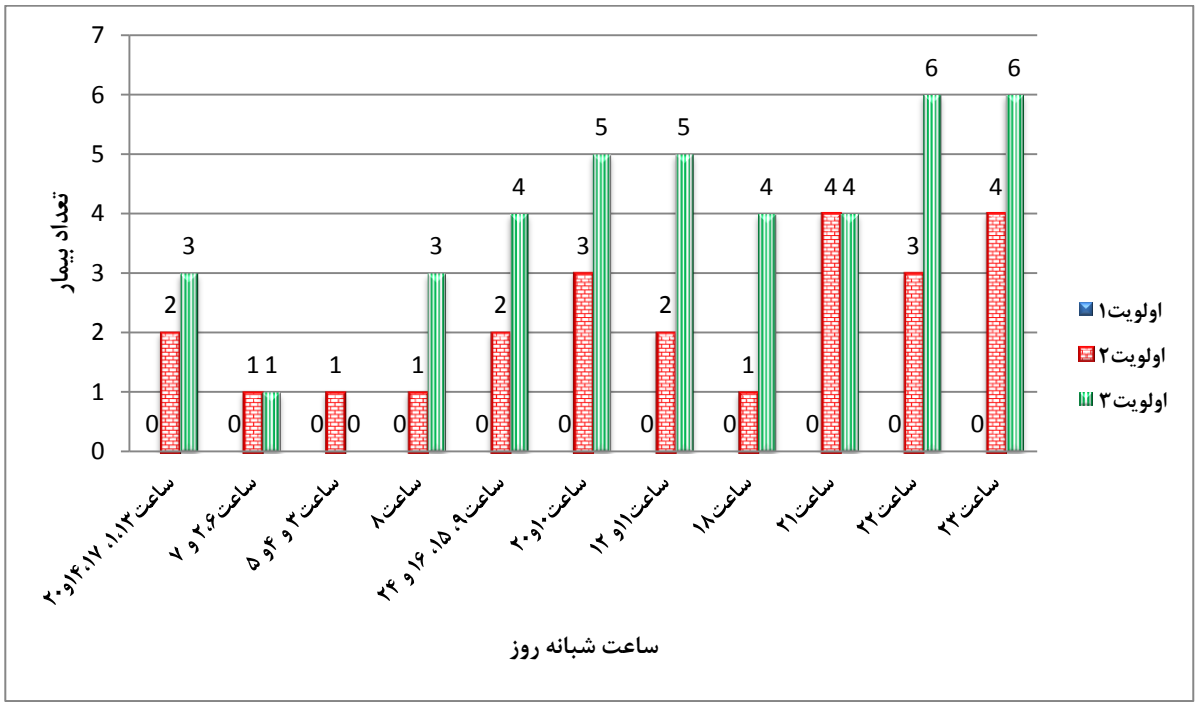
• مدل MLP برای بیماران با اولویت یک: MAE = ۰.۰۲۷ و دقت تخمینی= ۹۶.۸۵۹

• مدل MLP برای بیماران با اولویت دو: MAE = ۱.۳۰۱ و دقت تخمینی=۹۱.۲۵۱

• مدل MLP برای بیماران با اولویت سه: MAE = ۱.۷۵۵ و دقت تخمینی= ۹۱.۱۸۹

پیش بینی تعداد بیماران مراجعه کننده با اولویت۱،۲ و ۳ در ساعات مختلف شبانه روز در نمودار شماره ۱ نشان داده شده است. ساعت های که نرخ ورود بیمار آنها مشابه بوده، با هم در نمودار آورده شده است (به عنوان نمونه ساعات ۳، ۴ و ۵ بعد از ظهر). همانگونه که در این نمودار مشاهده می شود، تعداد بیماران مراجعه کننده با اولویت۱ در ساعات مختلف شبانه روز با استفاده از تکنیک داده کاوی و شبکه عصبی MLP صفر پیش بینی شده است. پیش بینی تعداد بیمار مراجعه کننده با اولویت ۲ و۳ در روزهای مختلف هفته نیز در نمودار ۲ آورده شده است. مقایسه متوسط نرخ ورود بیمار در روزهای تعطیل و غیر تعطیل در نمودار شماره ۳ و مقایسه متوسط نرخ ورود بیمار در روزهای جمعه با تعطیلات رسمی در نمودار شماره ۴ ارائه شده است. با توجه به صفر بودن تعداد بیمار با اولویت ۱ در ساعات مختلف روز، تعداد آنها در روزهای مختلف هفته نیز صفر بوده و لذا در نمودارهای شماره ۲،۳ و ۴ آورده نشده اند. این نتایج در جلسهٔ خبرگان با حضور مسوولین (پزشکی و پرستاری) بخش اورژانس مطرح شد و مورد تایید قرار گرفت.

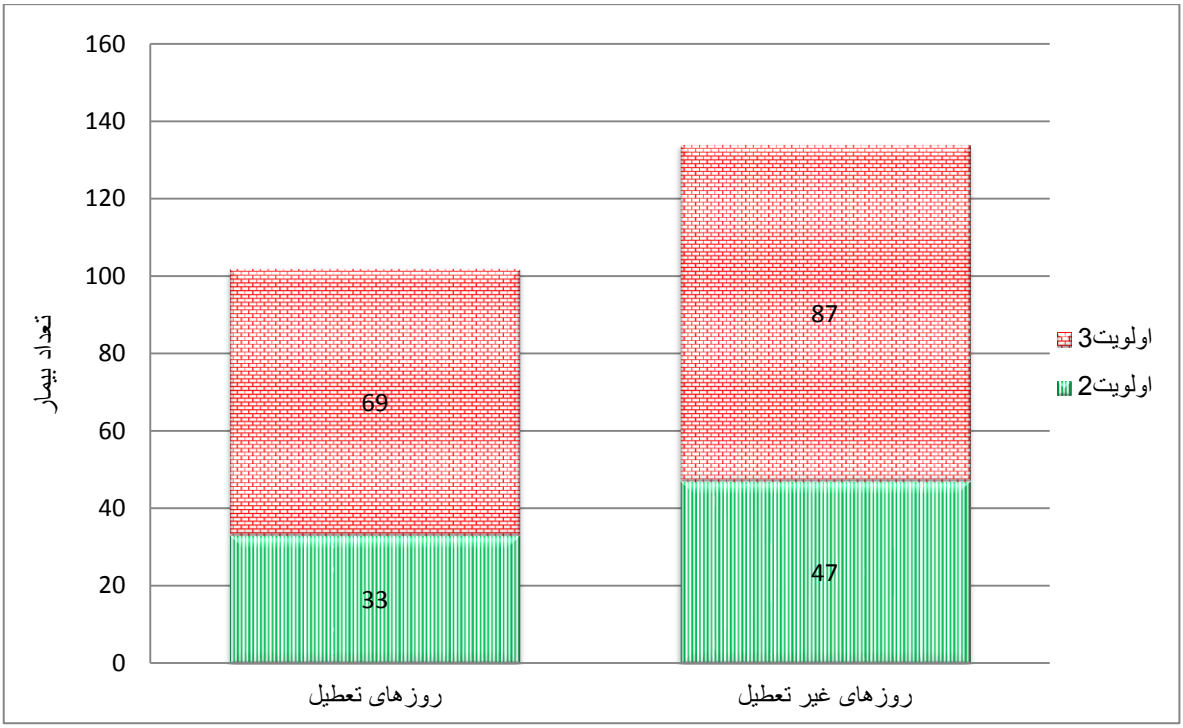
[Downloaded from journals.tums.ac.ir on 2024-10-21]



نمودار۱- متوسط نرخ ورود بیمار در ساعات مختلف شبانه روز

نمودار۲- پیش بینی نرخ ورود بیماران با اولویت ۲ و ۳ در روزهای مختلف هفته

[Downloaded from journals.tums.ac.ir on 2024-10-21]



نمودار۳- مقایسه متوسط نرخ ورود بیمار با اولویت ۲ و۳ در روزهای تعطیل و غیر تعطیل

نمودار۴- مقایسه نرخ ورود بیمار در روزهای جمعه با روزهای تعطیل رسمی

[Downloaded from journals.tums.ac.ir on 2024-10-21]

بحث و نتیجه گیری

در این مطالعه از تکنیک داده کاوی برای پیش بینی الگوی ورود بیمار به بخش اورژانس مرکز قلب تهران استفاده شده و نتایج حاصله از چند جنبه قابل توجه است. اول اینکه الگوی ورود بیمار (اولویت ۲ و ۳) به بخش اورژانس در روزهای مختلف هفته با هم متفاوت است، دوم اینکه الگوی ورود بیمار به بخش اورژانس در روزهای تعطیل و غیر تعطیل با هم تفاوت دارد و سوم اینکه الگوی ورود بیمار به بخش اورژانس در روزهای جمعه با سایر روزهای تعطیل رسمی تفاوتی ندارد. همچنین الگوی ورود بیمار به بخش اورژانس با اولویت۱ صفر پیش بینی شد زیرا تعداد بیماران این گروه در بازهٔ زمانی مطالعه بخش بسیار کم یا حدود ۰.۵٪ از کل بیماران را شامل می شد.

نتایج این مطالعه، بیشترین تعداد مراجعین به بخش اورژانس (اولویت ۲ و ۳) در طول هفته را در روزهای شنبه و کمترین تعداد مراجعین را در روزهای جمعه پیش بینی می کند. به نظر می رسد مردم به دلایل مختلفی مانند تمایل به درمان توسط متخصص (به جای رزیدنت) و اطمینان از بهره مندی از کلیه امکانات تشخیصی و درمانی در هنگام مراجعه به بیمارستان، ترجیح می دهند در روزهای کاری هفته به بیمارستان مراجعه نمایند. در نتیجه، بخشی از بیمارانی که در روز جمعه (و سایر روزهای تعطیل) دچار علائم بیماری قلبی می شوند، به جای مراجعه به اورژانس، سعی می کنند بیماری را تحمل کرده و روز بعد به بیمارستان مراجعه کنند. به این ترتیب از تعداد مراجعین به اورژانس در روزهای جمعه کاسته شده و در عوض به تعداد مراجعین روزهای شنبه افزوده می شود. به دلایل فوق، تعداد بیماران مراجعه کننده به اورژانس در روزهای تعطیل و غیر تعطیل با هم متفاوت است ولی این الگو در روزهای جمعه با سایر روزهای تعطیل رسمی تفاوتی ندارد.

همچنین در خصوص الگوی ورود بیمار (اولویت ۲ و ۳) به بخش اورژانس درساعات مختلف شبانه روز، بیشترین تعداد مراجعه در ساعات ۹ الی ۱۱ صبح و ۲۰ الی ۲۳ شب و کمترین تعداد مراجعه در ساعات بین ۲ الی ۷ صبح پیش بینی می شود.

در مجموع با توجه به یافته های جدید حاصل از الگوی پیش بینی ورود بیمار به بخش اورژانس، می توان با تجهیز بیشتر بخش بخصوص از نظر نیروی انسانی در روزهای شنبه و همچنین در نظر گرفتن تمهیدات لازم در ساعات پیک مراجعه در هر شبانه روز، تبعات منفی ناشی از عدم تناسب بین عرضه و تقاضا در این بخش حساس را کاهش داد.

نهایتاً نتایج این مطالعه نشان می دهد بهره گیری از روش های پیش بینی و تکنیک های مشابه، با ارائهٔ تصویری دقیق تر از وضعیت پیش روی بخش اورژانس، امکان برنامه ریزی صحیح و تخصیص مناسب منابع را فراهم می نماید. به این ترتیب مدیران اجرایی بخش می توانند با استفاده از الگو های پیش بینی ورود بیمار، برآورد دقیق تری از منابع مورد نیاز (اعم از پزشک، پرستار، تخت و ...) انجام داده و در نهایت، خدمات قابل قبول تری به جامعه ارائه نمایند.

محدودیت های پژوهش: محدودیت عمده این پژوهش این بود که به دلیل محدودیت زمانی، طولانی کردن بازهٔ زمانی مطالعه به یک سال و لحاظ نمودن متغیر "فصل" به عنوان یکی از متغیرهای ورودی شبکه عصبی امکان پذیر نشد.

References

[1] Derlet, R. W., Richards, J. R., &Kravitz, R. L. Frequentovercrowding in US emergency departments. Academic EmergencyMedicine2001; 8(2):151–155.

[2] Carter, M. W., &Lapierre, S. D. Scheduling emergency roomphysicians. Technical Report, Mechanical and Industrial Engineering,University of Toronto1999.

[3] Yi Yeh J, Lin W. Using simulation technique and genetic algorithm to improve the quality care of a hospital emergency department. Expert Systems with Applications 2007; 32:1073–1083.

[4] Jones S, Evans RS, Todd L A.A multivariate time series approach to modeling and forecasting demand in the emergency department. Journal of Biomedical Informatics2009; 42: 123–139.

[5] Topaloglu, Seyda. A multi-objective programming model for scheduling emergency medicine residents. Computers & Industrial Engineering 2006; 375-388.

[6] Wang C.-W, Sun L.-M., & Jin M.-H. (2007, July 7-11). A Genetic Algorithm for Resident Physician Scheduling Problem.London, England, United Kingdom.

[7] Ahmed M., Alkhamis T. Simulation optimization for an emergency department healthcare unit in Kuwait. European Journal of Operational Research 2009; 198: 936-942.

[Downloaded from journals.tums.ac.ir on 2024-10-21]

[8] Yang C.C, Lin W.T , Chen H.M , Shi Y.H. Improving scheduling of emergency physicians using data mining analysis. Expert Systems with Applications 2009; 36:3378–3387.

[9] Chen H, Chuang C, Hsieh H, Yang Y, Wud T, Chen P.Exploring the risk factors of preterm birth using data mining. Expert Systems with Applications2010.

[10] Phillips-Wren G, Sharkey Ph, MorssDy S. Mining lung cancer patient data to assess healthcare resource utilization. Expert Systems with Applications 2008; 35:1611–1619.

[11] Chang C, ChenC. Applying decision tree and neural network to increase quality of dermatologic diagnosis. Expert Systems with Applications 2009; 36:4035–4041.

[12] Efendigil T, Onut S, Kahraman C. A decision support system for demand forecasting with artificial neural networks and neuro-fuzzy models: A comparative analysis. Expert Systems with Applications2009; 36:6697–6707.

[13] Liao S, WenCh .Artificial neural networks classification and clustering of methodologies and applications – literature analysis from 1995 to 2005. Expert Systems with Applications 2007; 32:1–11.

[14]Panahiazar M, "Data mining For Forecasting purpose" M.D Thesis, Sharif University,1385; 29-30.

[15]DelenD, FullerCh, McCannCh, RayD. Analysis of healthcare coverage: A data mining approach.Expert Systems with Applications 2009; 36:995–1003.

[16]Comparative report of Tehran Heart Center:1380-1388, Internal Report.

[Downloaded from journals.tums.ac.ir on 2024-10-21]

Predicting A Pattern of Patient Arrival at Emergency Department by Using Data Mining Technique and Neural Network Model

Afshar Kazemi .M.A[1] , Bigdeli .N[2] , Manoochehri .J[3], Jenab .Y[4]

Submitted: 2012.10.20 Accepted: 2013.5.22

Abstract:

Background: Emergency department (ED) is the first place for providing diagnostic and therapeutic services to emergency patients. Due to importance of speed and accuracy in providing services; the proper allocation of resources, the department must consider this matter in a particular way. Planning Emergency resources implements regardless of patient overcrowding which occurs at different times. In conclusion the emergency department may faces lack of resources and it results in delay of providing services, a whole mess in functions and decreasing in quality of services. This study is aimed to overcome these problems by suggesting a model for predicting the number of arrival patients at ED.

Materials and Methods: The number of arrival patients is predicted based on the data colleted by counting arrival patients and using the data mining technique and neural network model (Multi-layer Perceptron).

Results: The number of arrival patients during whole days of a week and 24 hours a day were calculated by sorting out 1, 2 and 3 priorities . The highest number of arrival patients counted was for Saturdays and the lowest for Fridays. Holidays and non-holidays` number of arrival patients differ . The number of arrival patients on formal holidays was similar to Fridays. The highest number of arrivals was between 9 am and 11 and also between 20 pm and 23 pm and the lowest arrivals was between 2 am and 7 am.

Conclusion: prediction the number of ED arrival patients can be used for estimating required sources and distributing them appropriately and improving quality of services.

Keywords: Data Mining; Neural Network; Predicting; Emergency Department.

[1] Associate Professor, Department of Industrial Management , Facaulty of Management, Central Tehran Branch, Islamic Azad University, Tehran, Iran .

[2]MSc, Department of Industrial Management ,Facaulty of Management, Central Tehran Branch, Islamic Azad University, Tehran, Iran(Corresponding author) E-mail address: neda_big_55@yahoo.com

[3] PhD, Department of Emergency, Head of Quality Management Unit, Tehran Heart Center, Tehran University of Medical Sciences, Tehran, Iran

[4] Assistant Professor,Cardio-Vascular Group, Department of Hospital Quality Improvement , Tehran Heart Center, Tehran University of Medical Sciences, Tehran, Iran

[Downloaded from journals.tums.ac.ir on 2024-10-21]