یک رویکرد عامل‌گرا با قابلیت یادگیری برای کنترل و بهبود عملکرد دستگاه تنظیم ضربان قلب بر بستر ابر

نگار مجمع، سیدمرتضی بابامیر و سیدحسن منجمی

چکیده: ارائه یک رویکرد عامل‌گرای راستی‌آزما برای دستگاه کنترل ضربان قلب که برای تنظیم ضربان بیماران دچار آرتیمی استفاده می‌شود و همچنین امکان کنترل و دسترسی به عملکرد آن در هر زمان و مکان از طریق بستر ابر جهت اطمینان از کارکرد صحیح آن، هدف این مقاله است.

در صورت از کار افتادن دستگاه تنظیم ضربان قلب به هر دلیل و یا تولید ضربان نامناسب توسط دستگاه، جان بیمار به خطر می‌افتد. با استفاده از رویکرد پیشنهادی، از عملکرد صحیح دستگاه تنظیم ضربان قلب می‌توان اطمینان حاصل نمود. این رویکرد با استفاده از عامل نرم‌افزاری که قابلیت یادگیری تقویتی دارد می‌تواند شرایط پیش‌بینی نشده را فراگرفته و بر اساس آن رفتار نماید. استفاده از بستر ابر امکان ارسال پیام در شرایط بحرانی برای مراکز پزشکی را فراهم می‌کند. پس از محاسبه تعداد ضربان قلب بیمار به وسیله دستگاه تنظیم ضربان قلب و قبل از اعمال آن در بدن بیمار، رویکرد پیشنهادی مقدار ضربان محاسبه‌شده را بر اساس نظرات متخصص بررسی می‌کند و در صورت مغایرت بر اساس مکانیزم یادگیری تقویتی آن را تصحیح می‌کند. رویکرد پیشنهادی به طور خودکار و هوشمند با استفاده از قابلیت یادگیری تقویتی عمل می‌نماید. این روش به صورت شبیه‌سازی بر روی ابر و اتصال به یک دستگاه الکترونیکی همراه با بیمار پیاده‌سازی و از نظر زمان اجرا مورد بررسی و پذیرش قرار گرفت.

نتایج روش پیشنهادی با خروجی‌های مورد انتظار در دیتاست‌های موجود مقایسه شده است. این مقایسه نشان داد که استفاده از رویکرد پیشنهادی ۱۳/۲۴ درصد محاسبه انجام‌شده توسط دستگاه تنظیم ضربان قلب را دقیق‌تر می‌سازد. استفاده از عامل‌های نرم‌افزاری با به کارگیری قابلیت یادگیری تقویتی می‌تواند نقش مهمی در بهبود رفتار دستگاه‌های پزشکی در شرایط بحرانی داشته باشد.

***کلیدواژه:* راستی‌آزمایی، دستگاه تنظیم ضربان قلب، شبکه پتری رنگی فازی، یادگیری عامل.**

۱- مقدمه

آرتیمی[1] بیماری‌ای است که به دلیل عدم تنظیم‌بودن ضربان قلب و یا ریتم ضربان قلب ایجاد می‌گردد. در زمان آرتیمی، قلب یا به شدت و یا به آرامی می‌تپد و دارای ریتم‌های نامنظم می‌باشد. ضربان قلب تند بیش از ۹۰ ضربان در دقیقه را تاکی‌کاردی[2] و ضربان قلب کند کمتر از ۵۰ ضربان در دقیقه را برادیکاردی[3] می‌نامند. در صورت بروز بی‌نظمی در ضربان قلب، قلب قادر نیست که به اندازه کافی خون را پمپاژ کند و علایمی از جمله خستگی، تنگی نفس و یا غش را به همراه دارد و در صورت تکرار مداوم آن باعث آسیب به ارگان‌های حیاتی بدن شده و حتی باعث از دست رفتن هوشیاری و یا مرگ می‌شود. دستگاه تنظیم ضربان قلب[4] دستگاهی الکتریکی دارای میکروپروسسور است که با قرارگرفتن در زیر پوست و اتصال به عروق متصل به قلب، به تنظیم ضربان قلب و تولید ریتم منظم و درمان آرتیمی کمک می‌کند [۱]. دستگاه تنظیم ضربان قلب دو عمل مهم انجام می‌دهد: ۱) حس‌کردن، به بررسی فعالیت بطن و دهلیز قلب می‌پردازد. دستگاه‌های قدیمی فقط به بررسی بطن و دهلیز بالا می‌پرداختند در حالی که دستگاه‌های جدید هم بطن و دهلیز بالا و هم پایین را مورد حس قرار می‌دهند و ۲) عمل تولید ضربان بطن یا دهلیز. بخش‌های مهم یک دستگاه تنظیم ضربان قلب شامل موارد زیر است:

۱) هدایتگر[5]: مجموعه‌ای از سیم‌هایی که برای انتقال سیگنال الکتریکی بین قلب و میکروپروسسور دستگاه، در دو حس‌کردن و تولید ضربان استفاده می‌شود.

۲) واحد اصلی[6]: واحد اصلی دستگاه که شامل باطری و میکروپروسسور برای کنترل عملکرد دستگاه است.

۳) مانیتور کنترل دستگاه (DCM)[7]: دستگاه خارجی که برای بررسی کارکرد ریزپردازنده و تنظیم پارامترهای دستگاه به صورت بی‌سیم استفاده می‌شود.

۴) حسگرهای اندازه‌گیری: دستگاه‌های جدیدتر شامل یک یا چند حسگر هستند که می‌توانند تغییرات بدن بیمار را که بر اثر ورزش و یا افزایش سوخت و ساز ایجاد می‌شود، تشخیص دهند. از جمله شتاب‌سنج که حسگر حرکت بوده و فعالیت بدنی بیمار را اندازه‌گیری می‌کند. اطلاعات به دست آمده از حسگرها به دستگاه تنظیم ضربان قلب کمک می‌کند تا با انجام محاسبات لازم ضربان قلب را به طور شخصی برای هر فرد برنامه‌ریزی کند و به عبارتی دستگاه را شخصی‌سازی کند.

شکل ۱ نمایی از دستگاه تنظیم ضربان قلب قدیمی و جدید را نشان می‌دهد. بخش قرمزرنگ، بخش‌های دستگاه قدیمی را مشخص می‌کند. همان گونه که در شکل ۱ مشخص است در دستگاه‌های جدید امروزه بخش کنترل و منطق به دستگاه اضافه شده که از طریق الگوریتم کنترل، امکان کنترل دقیق‌تر عملکرد دستگاه را فراهم می‌کند. با این وجود این بخش از دستگاه در مدل‌های امروزی نیز همچنان بر اساس یک الگوریتم

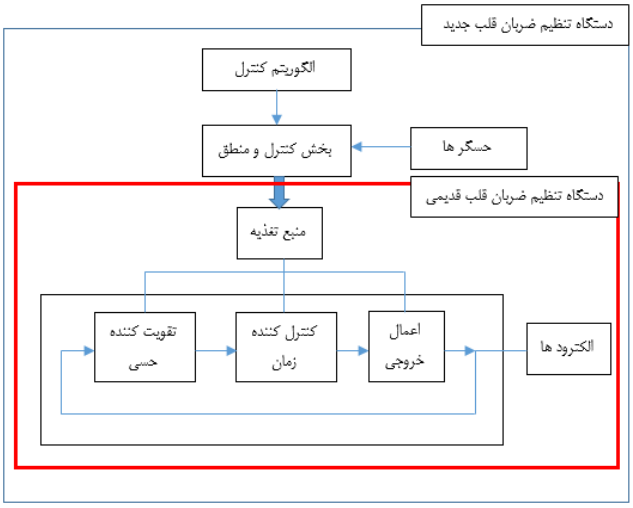
این مقاله در تاریخ ۲۲ بهمن ماه ۱۳۹۵ دریافت و در تاریخ ۲۳ مرداد ماه ۱۳۹۶ بازنگری شد.

نگار مجمع، دکتری مهندسی کامپیوتر- نرم افزار، دانشگاه کاشان، کاشان، (email: majma@grad.kashanu.ac.ir).

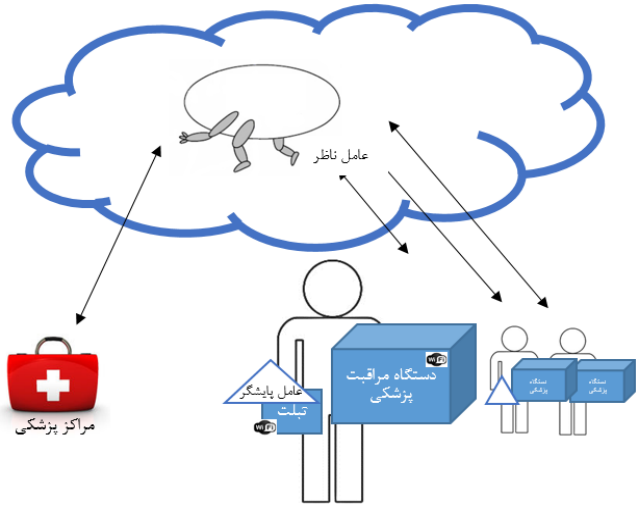
سیدمرتضی بابامیر، دانشیار گروه مهندسی کامپیوتر، دانشگاه کاشان، کاشان، (email: babamir@kashanu.ac.ir).

سیدحسن منجمی، دانشیار گروه هوش مصنوعی، دانشکده مهندسی کامپیوتر، دانشگاه اصفهان، اصفهان، (email: monadjemi@eng.ui.ac.ir).

1. Arrhythmias
2. Tachycardia
3. Bradycardia
4. Cardiac Pacemaker
5. Leads
6. Main Unit
7. Device Controller Monitor



شکل ۱: نمایی از دستگاه تنظیم ضربان قلب جدید و قدیم.



شکل ۲: ساختار راهکار پیشنهادی.

محاسباتی عمل نموده و قابلیت‌های هوشمندی و یادگیری شرایط جدید و قدرت تصمیم‌گیری در شرایط خاص را ندارد.

دستگاه تنظیم ضربان قلب، عمکرد قلب بیمار را در شرایط زمانی و مکانی مختلف تنظیم می‌نماید، لذا همواره و بدون هیچ خطا و شکستی باید به کار خود ادامه دهد. تصمیم‌گیری در شرایط بحرانی از دیگر ویژگی‌های کلیدی مورد نیاز این دستگاه است که با در نظر گرفتن شرایط فیزیکی و بدنی هر بیمار دستگاه بایستی قادر به تطبیق بوده و به عبارت دیگر شرایط جدید به وجود آمده را یاد بگیرد. با توجه به نیازهای مطرح‌شده، استفاده از عامل‌های نرم‌افزاری هوشمند یادگیری برای کنترل اجرای دستگاه تنظیم ضربان قلب می‌تواند مورد استفاده قرار گیرد. از این رو در این مقاله به کمک عامل‌های هوشمند یادگیر به ارائه راهکاری جهت کنترل عملکرد دستگاه تنظیم ضربان قلب پرداخته می‌شود. عامل نرم‌افزاری هوشمند ارائه‌شده به طور مداوم اقدام به بررسی عملکرد اجرایی دستگاه نموده و در صورت بروز خطا و یا نقض قوانین اجرایی، به طور خودمختار از اعمال خروجی دستگاه به قلب جلوگیری می‌نماید. عامل یادگیرنده در این مقاله به روش یادگیری تقویتی اقدام به یادگیری شرایط و قوانین جدید منطبق با شرایط بیمار نموده و پایگاه دانش اولیه‌ای خود را بروز می‌نماید. همچنین با برقراری ارتباط با عامل ناظر قرارگرفته بر بستر ابر، اقدام به ارسال پیام‌های هشدار در صورت وقوع شرایط بحرانی می‌نماید. عامل ناظر با دریافت این پیام، آن را به مراکز پزشکی اطلاع می‌دهد و در بازه‌های زمانی گوناگون اقدام به ارسال قوانین جدید برای عامل پایشگر می‌نماید. این قوانین از جمع‌آوری قوانینی که توسط هر نمونه دستگاه، یاد گرفته شده و سپس توسط پزشک خبره اصلاح گردیده به دست می‌آید. این قوانین در غالب یک پیام برای عامل پایشگر ارسال می‌شود تا آنها را به پایگاه دانش اصلی خود اضافه نماید. این موارد با جزئیات مربوط در ادامه مقاله شرح داده خواهد شد. در شکل ۲ ساختار پیشنهادی و جایگاه دو عامل پایشگر و ناظر و ساختار ارتباطی بین آنها مشاهده می‌شود.

همان گونه که در شکل ۲ مشاهده می‌شود، سه بخش اصلی در مورد ساختار راهکار پیشنهادی وجود دارد. وظایف هر یک از این بخش‌ها به شرح زیر مشخص می‌شود:

الف) نرم‌افزار قرارگرفته بر روی دستگاه مراقبت پزشکی

دستگاه‌های مراقبت پزشکی خود دارای نرم‌افزار درون کار می‌باشند که عملکرد اجرای آنها را بر عهده دارد.

در این رویکرد نرم‌افزار دستگاه به طور پیش‌فرض اجرا و کنترل دستگاه را بر عهده دارد اما قبل از اعمال خروجی، آن را به عامل پایشگر ارسال می‌کند و عامل پایشگر در صورت تشخیص صحیح‌بودن، خروجی را به دستگاه اعمال می‌کند. در صورتی که عامل پایشگر خروجی نرم‌افزار را درست تشخیص ندهد، آن را اصلاح می‌کند. چگونگی تشخیص و نحوه اصلاح آن در ادامه به طور کامل شرح داده خواهد شد. در طول انجام روال رویکرد پیشنهادی تنها در دو صورت خروجی نرم‌افزار درون کار دستگاه، اعمال نخواهد شد: ۱) در صورتی که این نرم‌افزار به دلیلی از کار افتاده باشد و خروجی تولید نکند و ۲) خروجی تولیدشده از محدود مجاز مورد تأیید عامل پایشگر خارج بوده و قابل قبول نباشد.

ب) عامل پایشگر قرارگرفته بر روی تبلت همراه بیمار

این عامل وظیفه نظارت دایم بر اجرای عملکرد نرم‌افزار دستگاه پزشکی را بر عهده دارد به گونه‌ای که خروجی تولیدشده نرم‌افزار ابتدا به این عامل وارد می‌شود. در صورتی که عامل پایشگر آن را صحیح تشخیص دهد همان خروجی را به بدن بیمار اعمال می‌کند. در صورت تشخیص نادرست، وظیفه خود را به عنوان یک عامل هوشمند نرم‌افزاری یادگیرنده اعمال نموده تا علاوه بر تصمیم صحیح، بتواند شرایط پیش‌آمده جدید را یاد گیرد. نحوه تصمیم صحیح و یادگیری عامل به طور مشروح در ادامه شرح داده می‌شود. این عامل بر روی تبلت قرار گرفته که از طریق شبکه بی‌سیم با دستگاه مراقبت پزشکی در ارتباط بوده و داده‌های مورد نظر را دریافت و خروجی به دست آمده را به آن ارسال می‌کند. همچنین از طریق شبکه اینترنت با عامل ناظر قرارگرفته بر روی ابر در ارتباط بوده و پیام‌های لازم را ارسال و یا دریافت می‌کند.

ج) عامل ناظر قرارگرفته بر روی ابر

عامل ناظر به عنوان یک عامل نرم‌افزاری هوشمند با عامل پایشگر قرارگرفته بر روی دستگاه از طریق تبادل پیام در ارتباط است. سه وظیفه زیر به عنوان وظایف عامل ناظر مشخص شده است:

- به روز رسانی قوانین موجود در دستگاه مراقبت پزشکی: به روز رسانی قوانین موجود در پایگاه دانش عامل پایشگر از طرف مراکز پزشکی انجام می‌شود. بدین نحوه که مرکز پزشکی به روز رسانی را در قالب یک پیام به عامل ناظر اعلام می‌کند. عامل ناظر با عامل پایشگر ارتباط برقرار کرده و پیام را برای او ارسال می‌دارد. عامل پایشگر پیام را که شامل یک سری قوانین جدید و یا قوانین قدیمی به روز شده است در پایگاه دانش خود قرار می‌دهد.

- اعلام هشدار به مراکز پزشکی: از دیگر وظایف عامل ناظر هشدار وضعیت بحرانی به مراکز پزشکی است. در صورتی که عامل پایشگر رفتار کاملاً نادرست و یا از کار افتادن دستگاه مراقبت پزشکی را تشخیص دهد، علاوه بر سعی در رفع رفتار نادرست و تولید خروجی به عامل ناظر وضعیت هشدار را اعلام می‌دارد. این اعلام با ارسال یک پیام است که عامل ناظر به دلیل قرارگیری بر روی بستر ابر از محل جغرافیایی بیمار اطلاع دارد و آن را به مراکز پزشکی اعلام می‌دارد.
- نگهداری پایگاه دانش قوانین یاد گرفته شده: از وظایف فرعی عامل ناظر نگهداری یک پایگاه دانش از قوانینی است که هر یک از عامل‌های پایشگر در طی فرایند یادگیری به دست آورده‌اند. هر عامل پایشگر پس از انجام عمل یادگیری و به دست آوردن یک قانون جدید علاوه بر قراردادن آن در پایگاه دانش یادگیری خود یک نسخه از آن را در قالب پیام به عامل ناظر ارسال می‌دارد. عامل ناظر با جمع‌آوری این قوانین، آنها را در اختیار فرد خبره قرار می‌دهد. فرد خبره می‌تواند از این قوانین به عنوان پایه و اساس به روز رسانی‌هایی که لازم است برای دستگاه مراقبت پزشکی ارسال شود استفاده نماید. ویژگی‌های پیام‌های ارسالی به تفصیل در بخش ۳-۳ آمده است.

۲- پیش‌زمینه

برای انجام راستی‌آزمایی سیار، بستر ابر یکی از بهترین گزینه‌های انجام آن است. محاسبات ابری که به رایانش ابری و پردازش ابری نیز ترجمه می‌شود به معنای توسعه و به کارگیری کامپیوتر بر مبنای اینترنت است. از سرویس‌های ابری که ارائه‌دهندگان سرویس در اختیار کاربران قرار می‌دهند بدون نیاز به دانستن اطلاعات فنی و تخصصی در مورد چگونگی تأمین و عملیات پشت پرده می‌توان استفاده کرد و به ازای میزان استفاده از سرویس‌ها هزینه پرداخت نمود. به کارگیری ابر در آزمون نرم‌افزار این امکان را به ما می‌دهد که با اتصال همیشگی دستگاه پزشکی به ابر در هر مکان و زمانی بتوان به عملکرد دستگاه پزشکی دسترسی داشت و رفتار و اجرای صحیح نرم‌افزار دستگاه را بررسی نمود.

مقاله [۲] به عنوان یک مقاله پایه‌ای از انواع روش‌های آزمون و مفاهیمی که در آزمون ابر وجود دارد صحبت کرده است. در این مقاله مفهوم آزمون به عنوان یک سرویس برای ابر و نرم‌افزارهای کاربردی مبتنی بر ابر استفاده شده است. همچنین چهار تقسیم‌بندی برای آزمون نرم‌افزار مبتنی بر ابر در نظر می‌گیرد: ۱) آزمون نرم‌افزار به عنوان سرویس بر روی ابر که هدف آن اطمینان از کیفیت نرم‌افزار (دسترسی هم‌زمان چند کاربر) در محیط ابر بر اساس نیازهای عملیاتی و غیر عملیاتی آن است. ۲) آزمون درونی یک ابر که هدف ارزیابی کیفیت ابر بر اساس توانایی‌ها مشخص‌شده و مشخصه‌های آن است. ۳) آزمون بیرونی یک ابر که هدف از این آزمون بررسی کیفیت ابر از دیدگاه بیرونی بر اساس زیرساخت‌های درونی است. ۴) آزمون بر روی ابر که هدف آن آزمون برنامه‌های کاربردی مبتنی بر ابر بر روی ابر است که بر اساس نیازها و خصوصیات نرم‌افزار می‌تواند بر روی ابر خصوصی، عمومی و یا ترکیبی انجام شود. در [۳] به بررسی نحوه انتقال فرایند خود- تست[1] خودکار و قرارگیری آن به صورت یک سرویس بر روی ابر پرداخته است. همچنین به این نکته اشاره دارد که هر چند کارهای زیادی برای توسعه و ایجاد و ساخت ابر و سرویس‌های روی ابر انجام شده است با این حال تحقیقات کمتری برای آزمون آن صورت گرفته است.

استفاده از ابر در آزمون نرم‌افزارهای پزشکی از دیدگاه کامل متفاوت دیگری در منابع گوناگون مورد بررسی قرارگرفته است. در این منابع از ابر به عنوان منبع ذخیره‌سازی اطلاعات پزشکی و یا بستر انتقال اطلاعات استفاده شده و در این مقاله نیز از ابر به عنوان بستر تبادل پیام مابین مراکز پزشکی و دستگاه پزشکی استفاده شده است. در [۴] یک معماری امنیتی برای سیستم های پزشکی در محیط ابر ارائه شده است که به وسیله آن می توان به صورت امن و قابل اعتماد، داده های پزشکی بیمار را در محیط ابر انتقال داد. در [۵] از ابر به عنوان یک منبع برون‌سپاری ذخیره‌سازی برای کارهای پزشکی استفاده شده است که منبعی برای ذخیره‌سازی و نگهداری اطلاعات برای انتقال آن بین پزشک و بیمارستان و مراکز درمانی دیگر باشد. در [۶] نیز از بستر ابر برای یک سیستم اطلاعاتی سلامت بیماران روستایی استفاده شده که انتقال امن اطلاعات پزشکی را فراهم می‌نماید. در [۷] به ایجاد یک سیستم پایشگر بر اساس حسگر برای تحمل‌پذیری خطا[2] در شبکه‌های بی‌سیم بدن (WBAN)[3] پرداخته شده است. این سیستم با بررسی حسگرهای کاشته‌شده در بدن بیمار، در هر مکان و زمان، اطلاعات را به سیستم‌های قرارگرفته بر روی ابر انتقال داده و از آنجا در صورت وجود خطا در حسگرهای دریافت‌کننده اطلاعات، بر اساس درجه اهمیت آن، خطا را به بیمار، بیمارستان و یا پزشک مربوطه اطلاع می‌دهد.

در دسته دیگری از مقالات از عامل‌های نرم‌افزاری هوشمند جهت آزمون نرم‌افزار و یا نرم‌افزارهای توزیع‌شده استفاده گردیده است. از جمله در [۸] آزمون نرم‌افزار توسط عامل‌ها انجام شده که به ارائه یک تکنیک بررسی کد به طور خودکار و هوشمند از طریق ایجاد داده آزمون برای آزمون نرم‌افزارهایی که تغییرات زیاد در آنها اتفاق می‌افتد، می‌پردازد. در [۹] به عنوان اولین مقاله در این حوزه به استفاده از آزمون نرم‌افزار مبتنی بر عامل (AOST)[4] برای آزمون نرم‌افزار اشاره شده که از قابلیت‌های عامل‌های نرم‌افزاری (استقلال و اجرای هم‌زمان و موازی) برای آزمون نرم‌افزارهای امروزه در قالب یک سیستم چندعاملی استفاده کرده است. در [۱۰] به بررسی نحوه تولید داده آزمون توسط عامل‌ها از روی نمودارهای UML پرداخته شده و در [۱۱] و [۱۲] از عامل‌ها برای آزمون نرم‌افزارهای تحت وب استفاده شده است. به دلیل توزیع‌شدگی و پیچیدگی نرم‌افزارهای تحت وب، استفاده از عامل‌ها یک روش مناسب برای تست می‌باشد که رفتار پویا و ناهمگن سیستم‌های توزیعی را پوشش می‌دهد. در [۱۳] از عامل‌ها برای آزمون سیستم‌های توزیع‌شده استفاده شده است. عامل‌ها به صورت خودکار بر اساس ویژگی‌های سیستم، آموزش دیده و به محل‌های قرارگیری سیستم توزیع‌شده رفته و به آزمون هر عضو می‌پردازند.

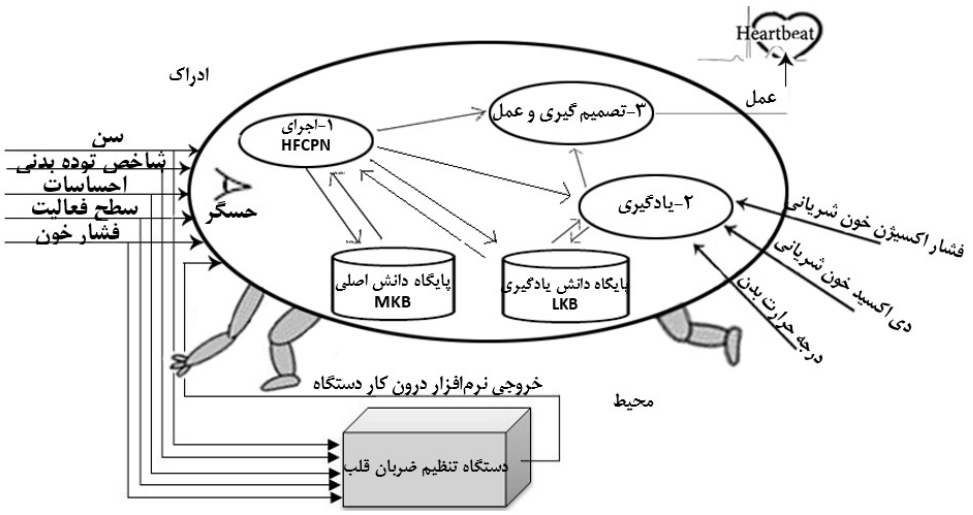
در دسته دیگری از مقالات به بررسی نحوه آزمون سیستم‌های عامل‌گرا یا چندعاملی پرداخته شده است. مرجع [۱۴] به آزمون سیستم‌های چندعاملی با استفاده از شبکه‌های پتری پرداخته است. در این مقاله شبکه‌های پتری برای آزمون مراحل تحلیل و طراحی یک سیستم چندعاملی استفاده شده است. مقاله [۱۵] بر روی آزمون واحد در سیستم‌های چندعاملی تمرکز دارد و روشی برای تولید داده آزمون مناسب و کارا برای آزمون واحد ارائه داده است. در [۱۶] یک روش برای آزمون

1. Self-Testing

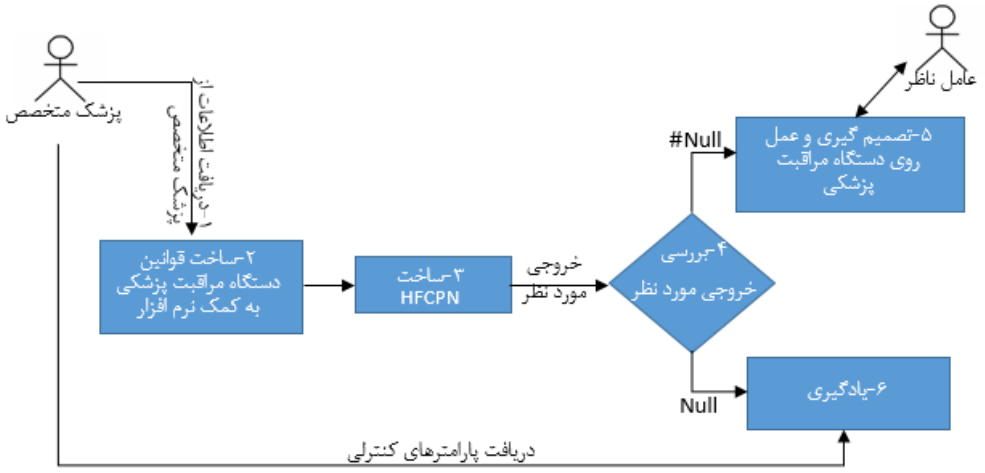
2. Fault-Tolerance

3. Wireless Body Area Network

4. Agent-Oriented Software Testing



شکل ۳: ساختار درونی عامل پایشگر.



شکل ۴: رویکرد پیشنهادی عامل پایشگر.

نرم‌افزارهای چندعاملی بر اساس استفاده از عامل مدل[1] ارائه شده است. هر عامل مدل، وظیفه آزمون یک نقش را بر اساس سناریوی اجرایی نرم‌افزار دارد. در این مقاله از روش جنبه‌گرا برای کنترل و بررسی اجرای هم‌زمان داده آزمون استفاده شده است. در [۱۷] آزمون واحد را بر روی نوعی خاص از عامل‌ها به نام عامل‌های باور- میل- قصد[2] انجام داده و بر اساس خصوصیات اصلی آنها، خطا و شکست در آنها بررسی شده است. مرجع [۱۸] به بررسی آزمون عامل‌ها مبتنی بر نقش آنها پرداخته و یک مدل آزمون نرم‌افزار مبتنی بر عامل را که می‌تواند به عنوان یک جزء در فرایند تولید نرم‌افزار چندعاملی قرار گیرد، ایجاد کرده است.

دسته دیگر از مقالات در مورد به کارگیری عامل‌های نرم‌افزاری هوشمند در دستگاه‌های پزشکی می‌باشند. در [۱۹] دستگاه تنظیم ضربان قلب به عنوان یک عامل و بخشی از یک سیستم چندعاملی در نظر گرفته شده است. این تشبیه به دلیل توانایی سنجش، نظارت، تشخیص، پاسخ و برقراری ارتباطی است که این دستگاه‌ها دارا می‌باشند. در مقاله حاضر از ایده گرفته‌شده از [۱۹] و همچنین توانایی‌ای که عامل برای آزمون نرم‌افزار در اختیار قرار می‌دهد استفاده شده است.

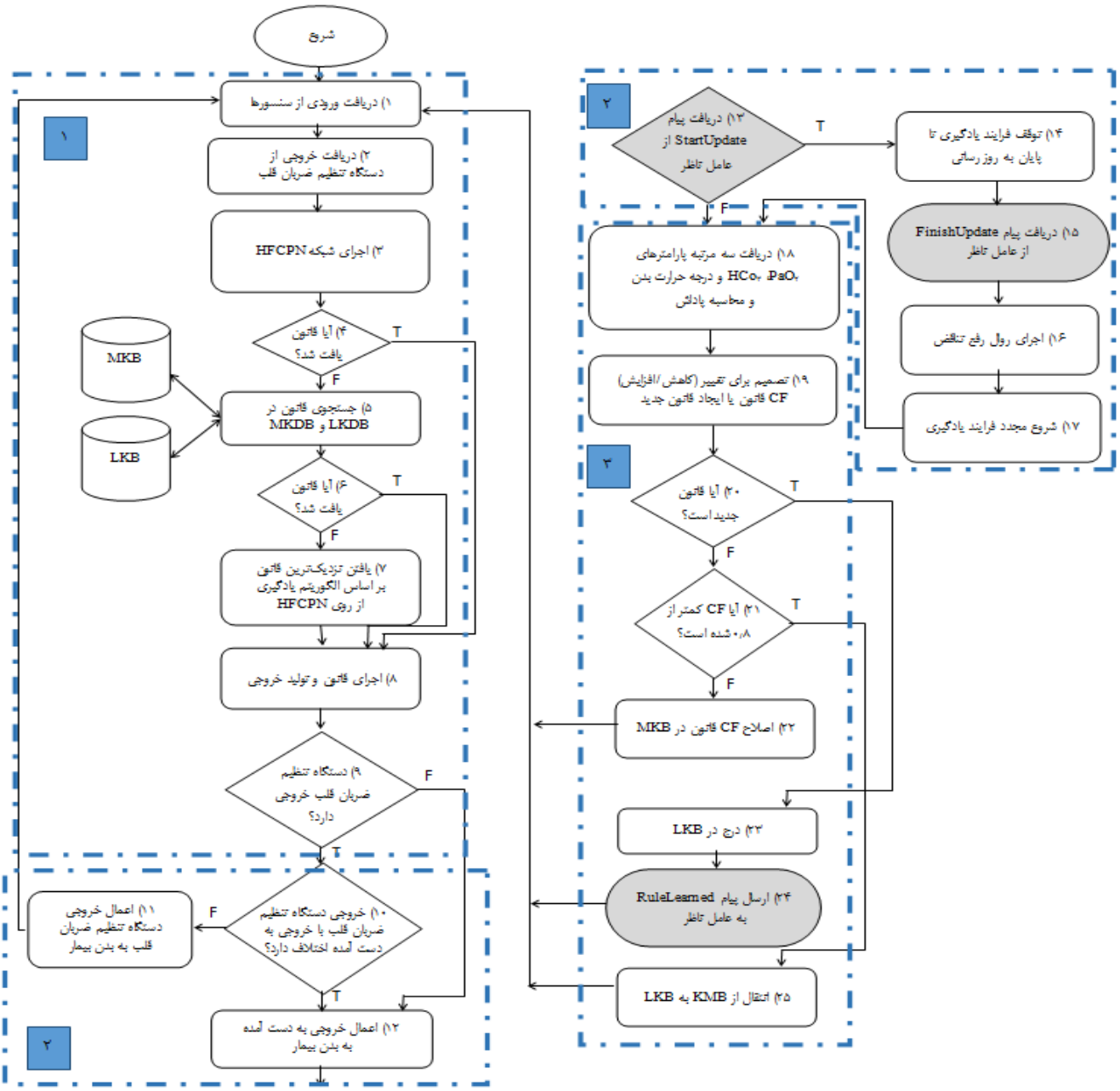
راستی‌آزمایی هوشمند و سیار در مراجع بسیار محدودی در خصوص دستگاه‌های مراقبت پزشکی موجود می‌باشند. در [۲۰] از عامل‌های متحرک برای نظارت بر وضعیت بیمار و کنترل عواملی چون فشار خون، ضربان قلب و اطلاع آنها به پزشک استفاده شده است. در این مقاله، عامل به عنوان یک مدیر هوشمند وظیفه جمع‌آوری داده‌های مورد نیاز پزشک را بر عهده گرفته و به صورت خودمختار با برقراری ارتباط با سایر عامل‌ها به جمع‌آوری اطلاعات لازم و مورد نیاز پزشک می‌پردازد و پس از اتمام کار جمع‌آوری، آن را در اختیار پزشک قرار می‌دهد. در این مقاله در خصوص راستی‌آزمایی صحبتی به میان نیامده و هدف تنها جمع‌آوری داده پزشکی از طریق عامل‌های هوشمند و متحرک بر بستر ابر است. در مقاله جاری علاوه بر جمع‌آوری قوانین جدید یاد گرفته شده توسط عامل پایشگر، راستی‌آزمایی دستگاه تنظیم ضربان قلب نیز مورد توجه می‌باشد.

۳- روش

در ادامه به شرح روش و ساختار پیشنهادی پرداخته می‌شود. در شکل ۳ ساختار داخلی عامل پایشگر که در شکل ۲ نشان داده شد، مشاهده می‌شود. عامل پایشگر وظیفه بررسی صحت عملکرد دستگاه تنظیم ضربان قلب را دارد. همچنین در صورت از کار افتادن دستگاه و یا تولید خروجی نامعتبر به هر دلیل بایستی بتواند ضربان قلب مناسب را تولید و به قلب اعمال نماید. رویکرد پیشنهادی عامل پایشگر در شکل ۴ نشان داده شده است.

همان گونه که در شکل ۳ مشخص است، عامل با ادراک خود از محیط پنج پارامتر ورودی (سن، شاخص توده بدنی، احساسات، سطح

1. Mock
2. Belief-Desire-Intention (BDI) Agents



شکل ۵: الگوریتم اجرایی عامل پایشگر ناظر بر دستگاه مراقبت پزشکی.

فعالیت و فشار خون) را دریافت می‌کند و با استفاده از شبکه HFCPN و پایگاه دانش‌هایی که در اختیار دارد اقدام به عمل و یادگیری می‌کند. در زمان یادگیری سه پارامتر دیگر از محیط دریافت می‌کند که بازخورد تصمیم گرفته‌شده عامل در بدن بیمار را مشخص می‌نماید. نحوه کار هر یک از قسمت‌های شکل ۳ در ادامه در بخش ۳-۱ شرح داده می‌شود. الگوریتم اجرای شکل ۳ در شکل ۴ ارائه شده است.

مراحل انجام رویکرد پیشنهادی شکل ۴ به شرح زیر می‌باشد:

۱) دریافت اطلاعات از پزشک متخصص: در این مرحله پارامترهای ورودی دستگاه و مقادیر آنها از پزشک متخصص دریافت می‌گردد.

۲) ساخت قوانین دستگاه مراقبت پزشکی به کمک نرم‌افزار: در این مرحله با توجه به اطلاعات به دست آمده از پزشک متخصص قوانین عملکردی دستگاه ساخته می‌شود.

۳) ساخت شبکه پتری فازی رنگی سلسله‌مراتبی (HFCPN): در این مرحله از روی قوانین دستگاه مراقبت پزشکی، HFCPN آن ایجاد می‌گردد. لازم به ذکر است که مراحل اول تا سوم تنها یک بار و در زمان ایجاد عامل پایشگر ساخته می شود ولی در دفعات بعد تنها HFCPN استفاده و اجرا می شود.

۴) بررسی خروجی مورد نظر: خروجی به دست آمده از HFCPN مورد بررسی و مقایسه قرار می‌گیرد. در صورت خالی‌بودن این مقدار لازم است فرایند یادگیری عامل پایشگر آغاز گردد و در صورت غیر خالی بودن آن تصمیم‌گیری و عمل صورت می‌گیرد.

۵) تصمیم‌گیری و عمل بر روی دستگاه مراقبت پزشکی: در این مرحله بر اساس وجود و یا عدم وجود خروجی از اجرای HFCPN، در تعامل با عامل ناظر عمل انتخابی بر روی دستگاه مراقبت پزشکی اعمال می‌شود.

۶) یادگیری: در این مرحله در صورت عدم وجود خروجی HFCPN، عامل اقدام به یادگیری قوانین جدید یا اصلاح قوانین قبلی می‌نماید.

جهت درک بهتر مراحل راهکار پیشنهادی شکل ۴، روندنمای شکل ۵ ارائه شده است. مطابق شکل ۵ ابتدا در بخش ۱، عامل پارامترهای ورودی دستگاه را که در مورد دستگاه تنظیم ضربان قلب پنج پارامتر سن، شاخص

جدول ۱: تقسیم‌بندی پنج معیار در نظر گرفته شده برای دستگاه تنظیم ضربان قلب.

معیار	سن		شاخص توده بدنی		احساسات	
رنج	۰-۱۰۰		۰-۳۵		۱-۱۰۰	
تقسیم‌بندی	عنوان	محدوده	عنوان	محدوده	عنوان	محدوده
	کودک	۰-۱۰	بسیار سبک‌وزن	۰-۲۰	ریلکس	۱-۲۵
	نوجوان	۸-۱۸	وزن نرمال	۱۸-۲۷	شاد و عصبانی	۲۰-۵۸
	جوان	۱۷-۳۰	وزن بالا	۲۵-۳۲	هیجان‌زده	۵۰-۸۵
	میان‌سال	۲۸-۶۰	فربه	۳۰-۳۵	استرس	۸۰-۱۰۰
	مسن	۵۸-۱۰۰	-			

معیار	فشار خون		سطح فعالیت	
رنج	۸-۱۶		۱-۱۰۰	
تقسیم‌بندی	محدوده	عنوان	عنوان	محدوده
	۸-۱۱٫۵	پایین	سطح صفر (محدوده نرمال)	۰-۱۵
	۱۱-۱۳٫۵	نرمال	سطح یک (محدوده کنترل وزن)	۱۰-۲۵
	۱۲٫۵-۱۶	بالا	سطح دو (محدوده قلب سالم)	۲۳-۵۰
			سطح سه (محدوده هوازی)	۴۵-۷۵
	-		سطح چهار (محدوده بی‌هوازی)	۷۰-۹۵
			سطح پنجم (محدوده قرمز)	۹۰-۱۰۰

توده بدنی، احساسات، میزان فعالیت و فشار خون است را از ورودی دریافت می‌کند. این پارامترها در بخش ۳-۱ شرح داده خواهد شد. سپس عامل بر اساس اجرای HFCPN، خروجی مورد انتظار دستگاه را محاسبه می‌کند. HFCPN در بخش ۳-۲ در ادامه شرح داده می‌شود. در صورت عدم وجود توکن خروجی در HFCPN، دو پایگاه دانش اصلی (MKB)[1] و پایگاه دانش یادگیری (LKB)[2] مورد بررسی قرار می‌گیرد. این دو پایگاه دانش در روند یادگیری که عامل پایشگر انجام می‌دهد، تکمیل می‌شوند که در بخش ۳-۴ در ادامه شرح داده می‌شوند. بخش ۲ شکل ۵ مراحل تصمیم‌گیری و عمل را مشخص می‌نماید که علاوه بر تصمیم‌گیری در مورد نحوه اعمال خروجی، با عامل ناظر که روی ابر قرار گرفته، در تعامل است. این تعامل در قالب پیام‌هایی است که شرح کامل آن در بخش ۳-۳ آمده است. بخش ۳ از شکل ۵ مربوط به اجرای مراحل یادگیری است که جزئیات این مراحل در بخش ۳-۴ شرح داده خواهد شد.

۳-۱ پارامترهای دریافتی عامل از محیط

ضربان قلب، تعداد ضربان‌های قلب در یک دقیقه می‌باشد و واحد آن، ضربان در دقیقه است. تعداد ضربان قلب به عوامل مختلفی بستگی دارد که مهم‌ترین آنها پنج پارامتر در نظر گرفته شده در جدول ۱ است. عامل، پنج پارامتر ورودی شامل سن، شاخص توده بدنی، احساسات، میزان فعالیت و فشار خون را از محیط دریافت می‌کند. این ۵ پارامتر به عنوان پارامترهای اصلی محاسبه ضربان قلب در این مقاله در نظر گرفته شده‌اند. هر یک از این معیارها به دلیل رنج تأثیرگذاری غیر دقیق فازی بوده و لذا به صورت فازی بیان می‌شوند. در جدول ۱ تقسیم‌بندی پیشنهادی هر یک از این معیارها مشاهده می‌شود.

۳-۲ شبکه پتری رنگی فازی سلسله‌مراتبی (HFCPN)

عامل با اجرای این مرحله، از دانش اولیه که به صورت یک شبکه پتری رنگی فازی سلسله‌مراتبی در اختیار دارد، برای به دست آوردن خروجی استفاده می‌کند. این شبکه بر اساس اطلاعات ثابت و صحیحی است که پزشک برای شروع به کار دستگاه تنظیم ضربان قلب در نظر می‌گیرد. ساختار شبکه پتری رنگی فازی سلسله‌مراتبی در کارهای گذشته نویسندگان ارائه شده که مشروح آن در مقاله گذشته نویسندگان قابل مطالعه است [۲۱]. در صورت عدم وجود مقادیر ورودی مناسب به دلیل از کار افتادن هر یک از سنسورها و یا تولید مقداری خارج از رنج مشخص‌شده و یا عدم وجود مسیر مطابق با ورودی، شبکه HFCPN توکن خروجی نخواهد داشت لذا ضربان قلب با اجرای HFCPN به دست نمی‌آید. در این صورت لازم است فرایند یادگیری توسط عامل صورت گیرد تا بر اساس شرایط فعلی بیمار ضربان مناسب تولید گردد. در کارهای گذشته نویسندگان تنها به ساختار شبکه HFCPN و چگونگی اجرا و تصمیم‌گیری توسط عامل پرداخته شده و به یادگیری عامل اشاره‌ای نشده است. قابلیت یادگیری و مکانیزم آن در این مقاله ارائه گردیده است.

۳-۳ ارسال پیام

در این بخش، مراحل شماره ۲ شکل ۵ بررسی می‌شود. در این مرحله عامل پس از تصمیم‌گیری جهت اجرای خروجی به دست آمده اقدام به ارسال پیام به عامل ناظر قرارگرفته بر روی ابر می‌نماید. انواع پیام‌های ارسالی بین دو عامل به سه دسته زیر تقسیم‌بندی می‌شوند.

الف) به روز رسانی قوانین موجود در دستگاه‌های پزشکی

اولین و مهم‌ترین وظیفه عامل ناظر، به روز رسانی قوانین موجود در پایگاه دانش عامل پایشگر می‌باشد بدین گونه که مراکز پزشکی به روز رسانی را در قالب یک پیام به عامل ناظر اعلام می‌کنند. عامل ناظر با عامل پایشگر ارتباط برقرار کرده و پیام را برای او ارسال می‌دارد. عامل پایشگر پیام را که شامل یک سری قوانین جدید و یا به روزرسانی قوانین قدیمی است در پایگاه دانش خود قرار می‌دهد. در شکل ۶ نحوه ارسال و دریافت پیام برای به روز رسانی نشان داده شده است.

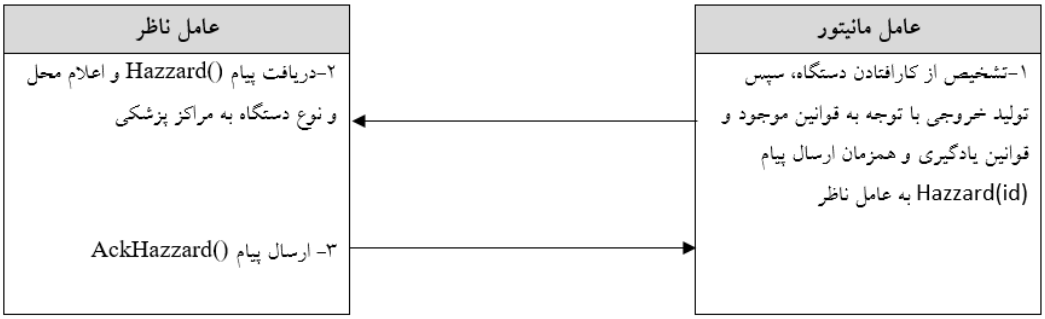
ب) اعلام هشدار به مراکز پزشکی

از دیگر وظایف عامل ناظر هشدار وضعیت بحرانی به مراکز پزشکی است. در صورتی که عامل پایشگر رفتار کاملاً نادرست و یا از کار افتادن

1. Main Knowledge Base
2. Learning Knowledge Base

روال رفع تناقض: مقایسه قانون جدید با قوانین هر دو پایگاه دانش موجود در عامل مانیتور. اگر دو قانون مشابه وجود دارد قانون از LKB حذف می شود. اگر قانون مشابه در MKB حذف قانون با CF کمتر.

شکل ۶: نحوه ارسال و دریافت پیام برای به روز رسانی قوانین توسط عامل ناظر.



شکل ۷: نحوه ارسال پیام هشدار از کار افتادن دستگاه به مراکز پزشکی.

دستگاه پزشکی را تشخیص دهد، علاوه بر سعی در رفع رفتار نادرست و تولید خروجی مناسب، به عامل ناظر وضعیت هشدار را اعلام می‌دارد. این اعلام با ارسال یک پیام است که عامل ناظر به دلیل قرارگیری بر روی بستر ابر و اطلاع از محل جغرافیایی بیمار آن را به مراکز پزشکی اعلام می‌دارد. با توجه به یادگیری صورت‌گرفته در عامل پایشگر هیچ گاه خروجی ضربان قلب بیمار از کار نمی‌افتد بلکه عامل پایشگر اقدام به تولید خروجی به جای دستگاه تنظیم ضربان قلب کرده و بیمار را در وضعیت مناسبی قرار می‌دهد و همزمان به عامل ناظر اطلاع داده تا برای رفع مشکل به وجود آمده اقدام شود. در شکل ۷ نحوه ارسال پیام اعلام هشدار به مراکز پزشکی مشاهده می‌شود.

ج) نگاهداری پایگاه دانش قوانین یاد گرفته شده

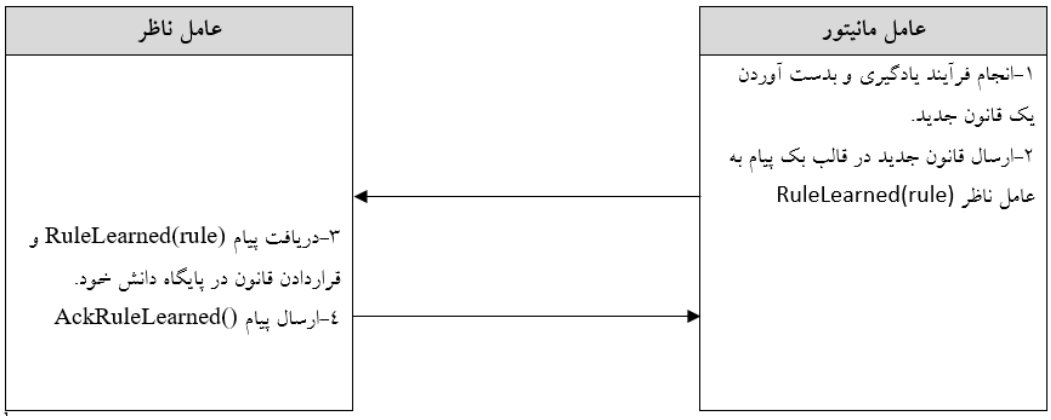
از وظایف فرعی عامل ناظر نگهداری یک پایگاه دانش از قوانینی است که هر یک از عامل‌های پایشگر در طی فرایند یادگیری به دست آورده‌اند. هر عامل پایشگر پس از انجام عمل یادگیری و به دست آوردن یک قانون جدید علاوه بر قراردادن آن در پایگاه دانش یادگیری خود، یک نسخه از آن را در قالب پیام به عامل ناظر ارسال می‌دارد. عامل ناظر با جمع‌آوری این قوانین، آنها را در اختیار فرد خبره قرار می‌دهد. فرد خبره می‌تواند از این قوانین به عنوان پایه و اساس به روز رسانی‌هایی که لازم است برای دستگاه‌های پزشکی ارسال شود استفاده نماید. در شکل ۸ نحوه این روال مشاهده می‌شود.

۳-۴ یادگیری

مهم‌ترین خصوصیت عامل‌ها که در سیستم‌های پزشکی کاربرد دارد و جایگاه آنها را مؤثر می‌سازد خاصیت خودمختاری و هوشمندی آنها است. یک عامل خودمختار می‌تواند پس از دریافت اطلاعات از حس‌گرها وضعیت صحیح عملکرد دستگاه تنظیم قلب را تشخیص داده و در صورت خروج دستگاه از وضعیت امن، هشدار لازم را صادر نماید. با داشتن خصوصیت هوشمندی، عامل می‌تواند دستگاه را به وضعیت امن هدایت نماید.

ویژگی اصلی دیگر عامل‌ها که آنها را متفاوت می‌سازد قابلیت یادگیری آنها است. یادگیری در عامل‌ها انواع گوناگونی دارد که اصلی‌ترین آنها در ادامه آمده است: ۱) یادگیری تحت سرپرست[1]: یک روش عمومی در یادگیری ماشین است که سیستم به کمک مجموعه جفت ورودی-

1. Supervised



شکل ۸: نحوه ارسال پیام قوانین یاد گرفته شده جهت نگهداری در عامل ناظر.

جدول ۲: ویژگی پایگاه دانش‌های راهکار پیشنهادی.

ویژگی‌های قوانین درون MKDB	ویژگی‌های قوانین درون LKDB
CF بالای ۰٫۸ دارند.	CF کمتر از ۰٫۸ دارند.
در سه بار اجرای قبلی CF	در اجرای قبلی، CF
آنها کاهش نداشته است.	آنها تغییر کرده است.

خروجی تلاش می‌کند تا تابعی از ورودی به خروجی را یاد بگیرد. پس از یادگیری به ازای هر ورودی که به سیستم داده می‌شود، خروجی متناسب با آن تولید می‌گردد. ۲) یادگیری بدون سرپرست[1]: در این روش یادگیری بر اساس یک الگوریتم، داده‌های ورودی دنبال می‌شود. در واقع راهی برای یادگیری از طریق پیداکردن الگو در میان موارد و نشانه‌گذاری الگوها از میان شرایط است. ۳) یادگیری مبتنی بر تشویق[2]: بر اساس جمع‌آوری پاداش یا تنبیه صورت می‌گیرد که این پاداش یا تنبیه بر اساس رفتار مناسب یا نامناسب عامل به او داده می‌شود. یادگیری مبتنی بر تشویق انواع گوناگونی دارد که یکی از پرکاربردترین آنها یادگیری تقویتی[3] است. یادگیری تقویتی یک چهارچوب رسمی ریاضی[4] است که در آن عامل تغییراتی را در محیط خود از طریق یک سری عمل[5] اعمال می‌کند و در پاسخ به هر عمل یک پاداش[6] دریافت می‌کند.

از کاربردهای یادگیری تقویتی استفاده آن برای سیستم‌هایی است که تعداد پاسخ‌های صحیح زیادی وجود دارد و این پاسخ‌ها به راحتی قابل دسترس و به دست آوردن نیست. در این مقاله با توجه به دلایل زیر از یادگیری تقویتی در عامل استفاده می‌شود:

۱) علی‌رغم محدودبودن خروجی سیستم حالات سیستم متغیر و متفاوت است و تعداد پاسخ‌های زیادی در سیستم وجود دارد که از قبل قابل بررسی و پیش‌بینی نیست.

۲) شرایط اولیه و ورودی سیستم قابل پیش‌بینی نیست. شرایط بیمار بر اساس عوامل مختلف متغیر است که هدف از یادگیری امکان انجام عکس‌العمل در این شرایط خاص از قبل پیش‌بینی نشده برای بیمار است.

۳) راستی‌آزمایی زمان اجرا که به عنوان هدف اصلی این مقاله در نظر گرفته شده است شرایط خاص زمان اجرا و قابل پیش‌بینی نبودن زوج ورودی/ خروجی را ایجاد می‌کند. لذا آموزش عامل نیز باید همانند اجرای خود عامل در زمان اجرا صورت گیرد.

۴) هدف از یادگیری، یادگیری پیوسته و در زمان اجرا است به گونه‌ای که سیستم بتواند هم‌زمان با یادگیری از آن استفاده نماید. تنها روشی که یادگیری پیوسته و در حین اجرا دارد روش یادگیری تقویتی است.

۵) در روش یادگیری تحت سرپرست و یا بدون سرپرست هدف رسیدن به یک مقدار مشخص است و اگر هدف تأمین نگردد حتی اگر عامل به هدف نزدیک شده باشد آموزش صورت نمی‌گیرد. در حالی که در روش یادگیری تقویتی اگر عامل در مسیر هدف قرار گیرد پاداش خواهد داشت و با اجرای پیوسته آموزش به هدف اصلی دست می‌یابد.

یادگیری تقویتی ۴ بخش اصلی دارد که شامل ۱) سیاست[7]، ۲) تابع پاداش[8]، ۳) تابع ارزش[9] و ۴) مدل محیطی[10] می‌شود که در ادامه به بررسی این چهار بخش در مورد راهکار پیشنهادی پرداخته می‌شود.

الف) سیاست

سیاست، رفتار عامل یادگیرنده در زمان تعریف می‌شود [۲۲]. به زبان ساده‌تر سیاست، نگاشت بین حرکت از حالات تصویری محیط و عمل به قوانین علل و معلولی است. سیاست هسته اصلی یادگیری تقویتی را تشکیل داده و می‌تواند شامل یک سری قوانین ساده و یا جدول جستجو شود. در حالت پیچیده‌تر روش‌های جستجو برای پیداکردن یک عمل را مشخص می‌کند. در سیاست یادگیری راهکار پیشنهادی در این مقاله، دو پایگاه دانش تعریف شده است. اولی پایگاه دانش اصلی (MKB) که در آن قوانین اولیه شروع کار دستگاه قرار گرفته و همچنین قوانینی که به قطعیت می‌رسد به این پایگاه منتقل می‌شود. پایگاه دانش دوم، پایگاه دانش یادگیری (LKB) نام دارد که در آن قوانینی که شرایط اطمینان را ندارند قرار می‌گیرند. قوانینی که برای اولین بار توسط الگوریتم یادگیری به دست می‌آیند ابتدا در این پایگاه دانش قرار می‌گیرند و پس از اطمینان از صحت آنها به MKB منتقل می‌شوند. ویژگی‌های هر دو پایگاه داده در جدول ۲ و شرایط انتقال قوانین بین دو پایگاه دانش در جدول ۳ نشان داده شده است.

1. Unsupervised Learning
2. Reward-Based
3. Reinforcement Learning
4. Formal Mathematical Framework
5. Action
6. Reward
7. Policy
8. Reward Function
9. Value Function
10. A Model of the Environment

جدول ۳: شرایط انتقال قوانین بین دو پایگاه دانش در راهکار پیشنهادی.

انتقال از MKDB به LKDB در صورتی انجام می‌شود که یکی از شرایط زیر برقرار شود:	انتقال از LKDB به MKDB در صورتی انجام می‌شود که یکی از شرایط زیر برقرار شود:
CF کمتر از ۰/۸ شود.	CF قانون به بالای ۰/۸ افزایش یابد.
در سه اجرای قبلی CF کاهش یابد.	در مدت ۳ اجرای قبلی این قانون تغییر CF وجود نداشته باشد.

جدول ۴: شرایط مقادیر CF و تفسیر آنها [۲۳].

Certainty Factor	Term
−۱/۰	قطعاً نادرست
−۰/۸	به احتمال خیلی زیاد نادرست
−۰/۶	به احتمال زیاد نادرست
−۰/۴	احتمالاً نادرست
۰/۲ تا −۰/۲	نامشخص
+۰/۴	احتمالاً درست
+۰/۶	به احتمال زیاد درست
+۰/۸	به احتمال خیلی زیاد درست
+۱/۰	قطعاً درست

در جدول ۳ و ۴، فاکتور قطعیت[1] (CF)، یک مقدار عددی است که بیان‌کننده یک درجه از باور در خصوص یک قانون و یا یک حقیقت[2] بوده بوده و بین ۱ و ۱− است. مقدار ۱ بیانگر این قطعیت است که یک قانون یا حقیقت کاملاً صحیح و مقدار ۱− بیانگر این است که یک قانون یا حقیقت کاملاً غلط و نادرست است. CF با مقدار صفر بیان می‌کند که هیچ اطلاعاتی در خصوص صحیح و یا نادرست‌بودن قانون یا حقیقت وجود ندارد. مقادیر مثبت، بیانگر درجه‌ای از باور و اطمینان از درست‌بودن نتیجه است. با توجه به این که قوانینی که در پایگاه دانش این مقاله نگهداری می‌شود قوانینی است که از درستی آنها تا حدودی اطمینان داریم و به عبارتی نادرست‌بودن یک قانون اهمیتی ندارد لذا CF در این مقاله مابین عدد صفر تا یک در نظر گرفته خواهد شد. با توجه به جدول ۴ مقدار به طور قطع درست، مقدار ۰/۸ در CF مشخص می‌شود. لذا قوانینی که به آنها اطمینان بالایی داریم یعنی CF آنها بالای ۰/۸ است در پایگاه دانش MKB و قوانینی که CF کمتر از ۰/۸ دارند که شاید و احتمالاً درست می‌باشند در پایگاه دانش LKB نگهداری می‌شود. لازم به ذکر است که ابتدای ساخت HFCPN، CF تمام قوانین ۰/۵ در نظر گرفته شده است.

بر اساس موارد گفته‌شده بالا، سیاست در راهکار پیشنهادی به صورت الگوریتم شکل ۹ بیان می‌شود.

در الگوریتم شکل ۹ تعداد ۳ بار اجرا بر اساس همگرایی قوانین در تعداد اجرای یک قانون در مدت زمان به دست آمده است که حداقل تعداد تکرار را برای رسیدن و همگراشدن به یک عدد برای CF مشخص می‌کند. حداقل امتیاز در هر بار یادگیری ۰ و حداکثر ۱ می‌باشد و لذا جمع سه بار اجرا بین ۰ تا ۳ است. بازه‌های تعیین‌شده بر اساس مقادیر CF جدول ۴، تقسیم‌بندی و امتیازدهی شده و توابع مورد استفاده در این شکل در ادامه شرح داده می‌شوند.

ب) تابع پاداش

تابع پاداش، هدف از یادگیری تقویتی را تعریف می‌کند. به زبان ساده‌تر، نگاشت بین هر عمل (حالت/ عمل)، به یک عدد پاداش است که مطلوبیت حالت انتخابی را مشخص می‌کند. هدف یادگیری تقویتی بالابردن پاداش کل در زمان اجرا است.

تابع پاداش در این مقاله بر اساس سه مقدار فشار اکسیژن خون شریانی (PaO_2)، دی‌اکسیدکربن موجود در خون شریانی ($PaCO_2$) و درجه حرارت بدن محاسبه می‌شود. با توجه به این که معیار PaO_2 معیار بااهمیت‌تری است در صورتی که PaO_2 پایین باشد، درجه حرارت بدن اهمیت خود را از دست می‌دهد. ضمن این که درجه حرارت بدن معیاری نیست که بتوان با سرعت، تغییر آن را به دست آورد و کاهش یا افزایش درجه حرارت بدن در مدت زمان طولانی‌تری نسبت به PaO_2 و $PaCO_2$ تغییر می‌کند. لذا تابع پاداش بر اساس (۱) محاسبه می‌شود

$$Reward = \begin{cases} ۰/۵ \times PaO_2 + ۰/۳ \times PaCo_2 + ۰/۲ \times BT & , \quad \text{other} \\ -۱ & , \quad \text{if} \quad PaO_2 = 'H' \end{cases} \qquad (۱)$$

این رابطه با نام تابع RewardCalculate در الگوریتم پیشنهادی نشان داده شده است. در ادامه سه پارامتر مورد استفاده در (۱) شرح داده می‌شود:

۱) فشار اکسیژن خون شریانی (PaO_2): در حالت طبیعی مقدار آن بین ۸۰–۱۰۰ میلی‌متر جیوه است. هیپوکسمی[3] به هر وضعیتی گفته می‌شود که در آن مقدار اکسیژن خون شریانی کاهش یافته است. مقدار بین ۶۰ تا ۷۹ میلی‌متر جیوه را هیپوکسمی خفیف، بین ۴۰ تا ۵۹ هیپوکسمی متوسط و کمتر از ۴۰ را هیپوکسمی شدید می‌نامند. PaO_2 کمتر از ۴۰ به منزله یک موقعیت بسیار مخاطره‌آمیز برای بیمار در نظر گرفته می‌شود. در افراد بالای ۶۰ سال از (۲) برای محاسبه میزان مجاز PaO_2 استفاده می‌شود

$$PaO_2 = ۱۰۰ - \frac{۱}{۳} \times Age \qquad (۲)$$

۲) میزان دی‌اکسیدکربن موجود در خون شریانی ($PaCO_2$) توسط متابولیسم سلولی ساخته شده که از طریق ریه‌ها دفع می‌گردد. میزان طبیعی آن بین ۳۵–۴۵ میلی‌متر جیوه و به طور متوسط ۴۰ میلی‌متر جیوه است. هر گونه تغییر در $PaCO_2$ منجر به بوز اسیدوز یا الکالوز تنفسی خواهد شد. افزایش این میزان از ۴۵ میلی‌متر جیوه را اسیدوز تنفس و کاهش آن از ۳۵ میلی‌متر جیوه را آلکالوز تنفسی می‌گویند [۲۴].

۳) درجه حرارت بدن که در اثر سوخت و ساز درون‌سلولی بدن ایجاد می‌شود و هرچه ضربان قلب بالاتر باشد، درجه حرارت بدن بالا می‌رود. رنج مقادیر مختلف این سه پارامتر در جدول ۵ و پاداش داده‌شده در جدول ۶ آمده است. این پاداش‌ها بر اساس (۲) محاسبه می‌شود. به دلیل اهمیت PaO_2 به آن ضریب ۰/۵ و پس از آن به $PaCO_2$ ضریب ۰/۳ و درجه حرارت ضریب ۰/۲ داده شده است.

علایم مورد استفاده در جدول ۶ مطابق جدول ۵ می‌باشد و "−"

1. Certainty Factor
2. Fact
3. Hypoxemia

نشان‌دهنده بدون اهمیت بودن مقدار است.

```
Function LearningMethod()
{
  GetInputParameter (Age, BMI, ActivityLevel, Emotion,
  BloodPressure)
  Find = Search MKB()
  If Find = true then
  {
    Run Rule()
    Wait θ time
    R = call RewardCalculate()
    CalculateNewCF(R)
  }
  Else
  {
    Q [1..4] = 0
    For (i = 0; i < 3; i ++)
    {
      call state = FindNewState()
      Run state
      Wait θ time
      R = call RewardCalculare()
      If R is negative then
      {
        newstae = call FindNewState()
        Run newstate
        Break
      }
      Else
      {
        Q = Q + Ri
        Wait 2θ time
      }
    }
  }
  Add nestate as rule in LKB
  CFNew = call CalculateNewCF(Q)
  Change rule's CF to CFNew
}

Function CalculateNewCF(Q)
{
  Switch case Q
  {
    Q = 3 : CFNew = CFOld + 1
    2.4 ≤ Q < 3 : CFNew = CFOld + 0.8
    1.8 ≤ Q < 2.4 : CFNew = CFOld + 0.6
    1.8 ≤ Q < 1.2 : CFNew = CFOld + 0.4
    0.6 ≤ Q < 1.2 : CFNew = CFOld + 0.2
    0 ≤ Q < 0.6 : CFNew = CFOld − 0.2
    Q = 0 : CFNew = CFOld − 0.4
  }
  If CFNew > 1 then CFNew = 1
}

Function FindNewState()
{
  P(S1..S4) = 100 − min(|L − Pt|, |H − Pt|)
  return max(P(S1..S4))
}

Function RewardCalculate()
{
  If PaO2 = 'H' then
    return −1
  else
    0.5 × PaO2 + 0.3 × PaCO2 + 0.2 × BT
}
```

شکل ۹: الگوریتم سیاست پیشنهادی.

ج) تابع ارزش

یک پاداش در کوتاه‌مدت بیان می‌کند آیا عمل انتخابی خوب است و

Heart rate: Number of heart beats per minute	Activity Level	BMI	Weight: Weight in kilograms	Height: Height in centimeters	Age: Age in years	
63	0	22	80	190	75	1
53	0	24	64	165	56	2
75	0	32	95	172	54	3
71	0	31	94	175	55	4
?	0	22	80	190	75	5
84	0	18	51	169	13	6
70	0	20	52	160	40	7
						8

شکل ۱۰: بخشی از دیتاست مورد استفاده.

یک ارزش در درازمدت بیان می‌کند چه چیزی خوب است. به بیان ساده‌تر ارزش، مقدار کل پاداش‌هایی است که عامل می‌تواند انتظار به دست آوردن آن را در آینده داشته باشد. پاداش مقداری است که به وسیله محیط به عمل انجام‌شده داده می‌شود در حالی که ارزش باید حدس زده شود که از اصلی‌ترین بخش‌های یادگیری تقویتی است.

تابع ارزش بر اساس احتمال نزدیکی مطابق با (۳) برای تمام حالت‌ها محاسبه می‌شود

$$P(Si) = ۱۰۰ - \min(|L - Pt|, |H - Pt|) \qquad (۳)$$

که در آن H حد بالای هر حالت، L حد پایین هر حالت و Pt ضربان قلب در آن لحظه است. پس از محاسبه این تابع حالتی به عنوان عمل انتخاب می‌شود که بالاترین $P(Si)$ را دارد و باعث می‌شود دستگاه تنظیم ضربان قلب در آن وضعیت قرار گرفته و ضربان قلب را مطابق با آن تنظیم کند. در واقع با انجام این کار نزدیک‌ترین ضربان به وضعیت فعلی بیمار انتخاب می‌شود و مزیت آن عدم تغییر ناگهانی ضربان قلب است که موجب ایجاد خطر برای بیمار می‌گردد. تابع ارزش با نام تابع FindNewState در الگوریتم پیشنهادی شکل ۹ بیان شده است.

٤- نتایج

در حالت کلی روش انجام رویکرد پیشنهادی با انجام شبیه‌سازی نرم‌افزاری و ایجاد محیط مشابه با شرایط واقعی آزمایش شده است. انتخاب داده‌های مورد آزمایش با استفاده از دیتاست‌های به دست آمده از مرکز Center of Machine Learning and Intelligent System دانشگاه UCI[1] است [۲۵]. این دیتاست شامل ۴۵۲ ردیف اطلاعاتی است که ۲۸۰ مورد اطلاعات مربوط به عملکرد قلب بیماران را شامل می‌شود که از میان آنها ۶ مورد اطلاعات مرتبط با این مقاله استفاده شده و بخشی از این دیتاست در شکل ۱۰ آمده است.

ابتدا اطلاعات بیماران به صورت تصادفی در قالب یک سری سناریو طراحی و به شبیه‌ساز نرم‌افزار وارد شد و بر اساس آن ضربان خروجی به دست آمده پس از عمل یادگیری در شبیه‌ساز با مقادیر موجود در دیتاست‌ها مورد مقایسه قرار گرفت. این مقایسه صحت عملکرد شبیه‌ساز با یادگیری را ۱۳/۲۴٪ نسبت به حالت بدون یادگیری نشان داد.

ارزیابی راهکار پیشنهادی با مقایسه بهبود انجام‌شده در اجرای بدون یادگیری و اجرای با یادگیری صورت گرفته است و از این رو پیاده‌سازی صورت‌گرفته در دو وضعیت انجام و نتایج ارزیابی بررسی گردید. یکی از راهکارهای ارزیابی روش اعتبار صوری[2] است که در این روش از افراد خبره آن علم برای بررسی رفتار منطقی مدل سؤال می‌شود و افراد خبره با ایجاد یک سری قضاوت‌های ذهنی مشخص می‌کنند آیا مدل به اندازه کافی صحیح است یا خیر. اعتبار صوری به دو روش انجام می‌شود:

1. University of California, Irvine
2. Face Validity

جدول ۵: رنج مقادیر مختلف سه پارامتر محاسبه پاداش.

معیار	PaO_2		$PaCO_2$		Body Temperature (BT)	
مقدار	٪۱۰۰–۰		۵۰–۳۰ mEq/L (milliequivalents per liter)		۴۴–۲۴ °C	
تقسیم‌بندی	عنوان	مقدار	عنوان	مقدار	عنوان	مقدار
	هیپوکسمی شدید (H)	٪۴۰ >	اسیدوز پایین (L)	۳۵ >	هیپوترمی– درجه حرارت پایین (L)	۳۶٫۵ >
	هیپوکسمی متوسط (M)	٪۶۰–۴۰	نرمال (N)	۴۵–۳۵	نرمال (N)	۳۶٫۵–۳۷٫۲
	هیپوکسمی ضعیف (L)	٪۸۰–۶۰	اسیدوز بالا (H)	۴۵ >	تب– درجه حرارت بالا (H)	۳۷٫۲ >
	نرمال (N)	٪۱۰۰–۸۰				

جدول ۶: پاداش داده‌شده به رنج مقادیر مربوط به تابع پاداش.

پاداش	PaO_2	BT	$PaCO_2$	پاداش	$PaCO_2$	BT	PaO_2
−۱	H	–	–	۰٫۷	N	H	N
−۰٫۳۹	L	–	L	۰٫۲۵	H	H	N
۰٫۱۵	L	–	N	−۰٫۶۵	L	L	M
−۰٫۳	L	–	H	−۰٫۱۱	N	L	M
۰٫۱	N	L	L	−۰٫۵۶	H	L	M
۰٫۶۴	N	L	N	−۰٫۲۹	L	N	M
۰٫۱۹	N	L	H	۰٫۲۵	N	N	M
۰٫۴۶	N	N	L	−۰٫۲	H	N	M
۱	N	N	N	−۰٫۵۹	L	H	M
۰٫۵۵	N	N	H	۰٫۰۵	N	H	M
۰٫۶۴	N	H	L	−۰٫۵	H	H	M

جدول ۷: بهترین و بدترین وضعیت زمان اجرای مرحله یادگیری.

بدترین حالت	بهترین حالت
نیاز به ۳ بار تغییر وضعیت توسط عامل وجود دارد. در هر بار تغییر وضعیت ۳ بار بازخورد دریافت می‌شود. ۹ واحد زمانی	حالت انتخابی اول توسط عامل، بهترین حالت است. ۳ بار بازخورد برای تأیید این حالت دریافت می‌شود. ۳ واحد زمانی

۱) نمایش گرافیکی[1] و ۲) ایجاد شبیه‌ساز. در روش اول، گراف اجرای نرم‌افزار ترسیم شده و مقایسه بر اساس گراف صورت می‌گیرد ولی در روش دوم نرم‌افزار اجرا شده و از اجرای آن خروجی به دست آمده و مقایسه می‌شود.

در ارزیابی این مقاله از روش دوم یعنی اجرای نرم‌افزار و سپس مقایسه نتایج استفاده شده و مقایسه با مجموعه داده‌های[2] واقعی به دست آمده از دانشگاه‌ها و مراکز علمی صورت گرفته است. سپس با استفاده از (۴) RMS[3] صحت نتایج به دست آمده مقایسه می‌شود

$$RMS = \sqrt{\frac{\sum_{n=1}^{n} (x(n) - x'(n))^2}{n}} \qquad (۴)$$

که $x(n)$ وضعیت اصلی، $x'(n)$ وضعیت جدید و n تعداد اقلام می‌باشد.

ارزیابی زمانی در مورد راهکار پیشنهادی در دو وضعیت زیر صورت گرفت.

الف) در زمان تصمیم‌گیری و محاسبه خروجی

برای تصمیم‌گیری و محاسبه خروجی شبکه HFCPN اجرا می‌شود و خروجی به دست آمده از آن جهت تصمیم‌گیری و اجرا استفاده می‌شود. با توجه به مدل‌سازی گرافیکی و ایجاد شبکه به صورت سلسله‌مراتبی، بدترین زمان اجرا $O(k)$ است که K مطابق (۵) به دست می‌آید

$$k = n_1 + n_2 + n_3 + n_4 + n_5 = ۵ + ۴ + ۴ + ۳ + ۶ = ۲۲ \qquad (۵)$$

که در (۵):

n_1 (متغیر فازی سن) = ۵ واژه فازی

n_2 (متغیر فازی شاخص توده بدنی) = ۴ واژه فازی

n_3 (متغیر فازی احساسات) = ۴ واژه فازی

n_4 (متغیر فازی فشار خون) = ۳ واژه فازی

n_5 (متغیر فازی میزان فعالیت) = ۶ واژه فازی

در بهترین حالت، زمان اجرای شبکه HFCPN و تولید خروجی ۱ می‌باشد.

ب) از نظر مدت زمان یادگیری عامل پایشگر

تأخیر تولید خروجی برای عامل پایشگر که وارد مرحله یادگیری می‌شود، تنها برای اجرای تابع FindNewState و یافتن بهترین حالت وجود دارد. این تابع با توجه به (۳) محاسبه پیچیده‌ای نداشته و زمان اجرای آن بسیار اندک و قابل چشم‌پوشی است لذا تأخیری در تولید خروجی ضربان قلب در حالت ناشناخته پیش نخواهد آمد. بهترین زمان و بدترین زمان اجرای یادگیری در جدول ۷ نشان داده شده است. با توجه به جدول ۷ در بدترین حالات تنها تغییر وضعیت و دریافت بازخورد از

1. Graphical Representation
2. Data Set
3. Root Mean Square Error

جدول ۸: مشخصات بیماران برای ارزیابی مرحله یادگیری.

سطر	سن	شاخص توده بدنی	سطح فعالیت	احساسات	فشار خون
۱	۱۰	۱۵	۱۰	۱۰	۱۰
۲	۱۰	۴۵	۱۰	۱۰	۱۰
۳	۲۰	۱۴	۵۰	۱۰	۱۰
۴	۲۰	۱۴	۵۰	۱۰	۱۰
۵	۲۰	۱۴	۵۰	۱۰	۱۰
۶	۲۰	۱۴	۴۰	۱۰	۱۰
۷	۲۰	۱۴	۴۰	۱۰	۱۰
۸	۹۰	۳۰	۴۰	۱۵	۱۵
۹	۳۰	۳۰	۴۰	۱۵	۱۵
۱۰	۳۰	۳۰	۴۰	۱۵	۱۵
۱۱	۱۱۰	۳۵	۲۰	۲۰	۱۶
۱۲	۱۰۵	۱۰	۲۰	۲۰	۱۶
۱۳	۳۲	۲۵	۵۰	۵۵	۱۲
۱۴	۳۲	۲۵	۵۰	۹۰	۱۲
۱۵	۴۵	۲۸	۹۰	۹۰	۱۵
۱۶	۴۵	۲۸	۹۰	۹۰	۱۵
۱۷	۷۰	۳۸	۲۰	۲۰	۱۵
۱۸	۷۰	۳۸	۲۰	۲۰	۱۰
۱۹	۸۰	۲۰	۹۰	۹۰	۱۵
۲۰	۸۰	۲۰	۹۰	۹۰	۱۵

محیط نسبت به بهترین حالت ۳ برابر می‌شود ولی در هیچ کدام از وضعیت‌های انتخابی تأخیری در تولید ضربان خروجی ایجاد نمی‌شود. زیرا در همان بدترین وضعیت با انتخاب اولین حالت، دستگاه خروجی ضربان قلب را تولید کرده و هیچ زمانی دستگاه بدون خروجی نخواهد ماند.

در ادامه، الگوریتم پیشنهادی در قالب تعدادی سناریو مورد بررسی و ارزیابی قرار می‌گیرد. برنامه نوشته‌شده برای پیاده‌سازی سناریوها به زبان C# بوده و برای اجرای مدل به صورت غیر مستقیم به نرم‌افزار CPN-tools متصل می‌شود. اتصال محیط C# از طریق فایل XML با شبکه پتری می‌باشد.

الگوریتم راهکار پیشنهادی بخش یادگیری برای ۲۰ بیمار با ویژگی‌های نشان داده شده در جدول ۸ مورد بررسی قرار گرفت. از تعداد ۲۰ بیمار جدول ۸، برای تعداد ۱۶ مورد شبکه HFCPN توکن خروجی دارد و برای ۴ مورد دیگر توکنی در مکان خروجی قرار نگرفت (قرارنگرفتن توکن در مکان خروجی مرحله اجرای HFCPN، متناظر با عدم تولید خروجی در این مرحله می‌باشد). از ۱۶ مورد دارای خروجی، CF تعداد ۱۴ مورد با توجه به پاداش‌های دریافتی از محیط تغییر کرد. از میان ۴ مورد که دارای توکن خروجی نبود، ۱ مورد با انتخاب اولین حالت خروجی بهترین پاداش را پیدا کرد و برای ۳ مورد دیگر نیاز به تغییر بین حالت‌ها جهت یافتن بهترین پاداش شده است. این کار برای ۱۰۰ بیمار انجام گردید و نتایج در جدول ۹ آمده است. همان گونه که مشاهده می‌شود از بین حالات مختلف اجرا، ٪۸۰ آنها شبکه HFCPN توکن خروجی داشته و خروجی HFCPN مورد استفاده قرار می‌گیرد. از بین ٪۸۰ درصد، در ٪۷۰ آنها CF قانون تغییر یافته و تنها در ٪۱۰، CF ثابت و بدون تغییر مانده است. این نتیجه نشان‌دهنده آن است که یادگیری باعث بهبود و تغییر CF قوانین به منظور رسیدن به وضعیت بهینه و صحیح می‌باشد.

جدول ۹: نتایج اجرای ۱۰۰ بیمار در مرحله یادگیری.

شبکه HFCPN دارای توکن خروجی است	٪۸۰	CF تغییر می‌کند	٪۷۰
		CF تغییر نمی‌کند	٪۱۰
شبکه HFCPN دارای توکن خروجی ندارد	٪۲۰	اولین حالت انتخابی صحیح است	٪۵
		اولین حالت انتخابی صحیح نیست	٪۱۵

از بین تمام حالات موجود ٪۲۰ موارد شبکه HFCPN توکن خروجی نداشت لذا لازم است الگوریتم یادگیری به تولید و ایجاد یک قانون جدید اقدام کند. از میان این ٪۲۰، در ٪۵ موارد همان حالت اول به عنوان حالت هدف انتخاب گردید و نیاز به جستجو برای حالت دیگری وجود نداشت. در ٪۱۵ موارد دیگر اولین حالت هدف نبود و لازم گردید که در بین سایر حالت‌ها به جستجو پرداخته تا حالت هدف پیدا شود. برای بهتر مشخص شدن وضعیت اجرا، چهار سناریو برای چهار حالت جدول ۹ در ادامه ارائه شده است.

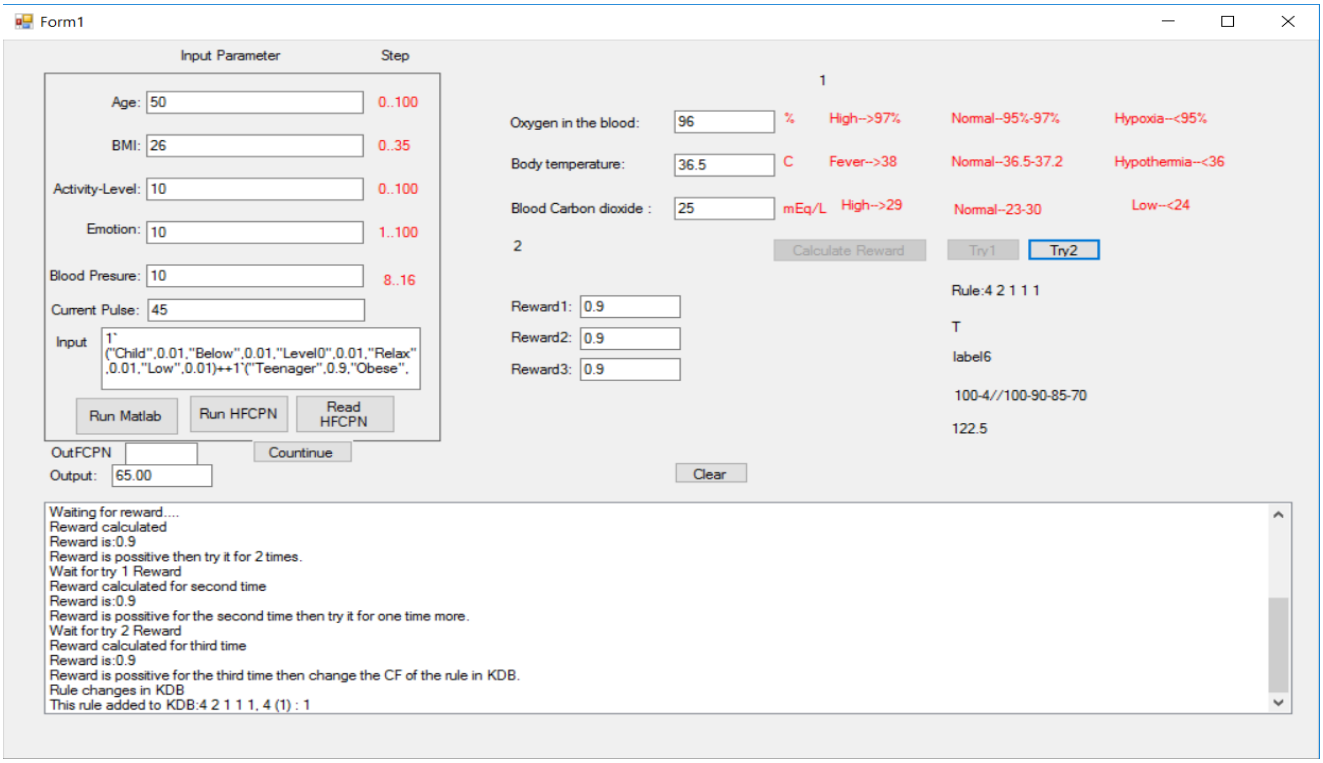
سناریوی ۱: در این سناریو وضعیتی بررسی می‌شود که شبکه HFCPN دارای توکن خروجی است ولی CF آن تغییر می‌کند. بیماری ۵۰ ساله را در نظر بگیرید که شاخص توده بدنی او ۲۶ و سطح فعالیت او در سطح صفر بوده و وضعیت آرامش با فشار خون ۱۰ را داشته باشد. با این شرایط مسیری در شبکه HFCPN برای او انتخاب و اجرا می‌شود که وضعیت ضربان قلب او را به نرمال و عدد ۶۵ تنظیم می‌نماید. پاداش‌هایی که از محیط دریافت می‌شود به ترتیب برای اکسیژن خون، درجه حرارت بدن و بی‌کربنات مقادیر ۹۶، ۳۶٫۵ و ۲۵ است که منجر به محاسبه پاداش، ۰٫۹ می‌شود و با دریافت سه مرحله بازخورد از محیط، CF به ۱ افزایش می‌یابد. این افزایش CF نشان‌دهنده اطمینان از صحت قانون اجراشده می‌باشد. اجرای این سناریو در شکل ۱۱ نشان داده شده است.

سناریوی ۲: در این سناریو وضعیتی بررسی می‌شود که شبکه HFCPN دارای خروجی است و CF قانون تغییر نمی‌یابد.

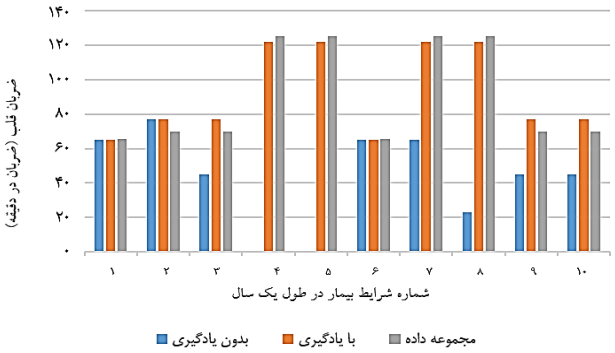
بیماری ۵۰ ساله را در نظر بگیرید که شاخص توده بدنی او ۲۶ و سطح فعالیت او در سطح صفر بوده و وضعیت آرامش با فشار خون ۱۲ را داشته باشد. عامل با این شرایط وضعیت ضربان قلب او را به نرمال و عدد ۷۷ تنظیم می‌نماید. CF مسیر انتخابی ۰٫۵ است. پاداش‌هایی که از محیط دریافت می‌شود در سه بار دریافت بازخورد از محیط برابر ۰، ۰٫۵ و ۰٫۹ می‌باشد. این مقادیر پاداش، CF را تغییر نمی‌دهد و همچنین به دلیل بالانبودن تمامی بازخوردها مقدار CF افزایشی نیافته و همچنان برابر ۰٫۵ باقی می‌ماند.

سناریوی ۳: در این سناریو وضعیتی بررسی می‌شود که شبکه HFCPN خروجی نداشته و قانون جدید با انتخاب اولین حالت تولید می‌شود.

بیماری ۵۰ ساله را در نظر بگیرید که شاخص توده بدنی او ۲۶ است که سنسورهای سطح فعالیت و احساسات به دلیل ناشناخته‌ای از کار افتاده و خروجی تولید نمی‌کنند و فشار خون بیمار برابر ۱۷ است. در چنین وضعیتی که هدف اصلی راستی‌آزمایی می‌باشد دستگاه باید بتواند خروجی مناسب و قابل قبولی را تولید کند. در این شرایط در میان مسیرهای از قبل پیش‌بینی شده HFCPN هیچ مسیری وجود ندارد لذا عامل، شروع به اجرای فرایند یادگیری می‌نماید. در این وضعیت عامل از طریق محاسبه تابع ارزش بهترین حالت موجود را انتخاب می‌نماید که وضعیت high با مقدار ضربان ۱۲۲ است. اکنون عامل شروع به دریافت پاداش‌ها



شکل ۱۱: اجرای سناریوی ۱.



شکل ۱۲: نتایج اجرای سناریوی ۵.

از محیط می‌کند. در مرتبه اول مقادیر دریافتی به ترتیب برای اکسیژن خون، دمای بدن و بی‌کربنات ۹۶، ۳۶/۵ و ۲۵ است که پاداش ۰/۹ می‌باشد، در مرتبه دوم مقادیر دریافتی به ترتیب برای اکسیژن خون، دمای بدن و بی‌کربنات ۹۶، ۳۷ و ۲۵ است که پاداش ۰/۹ است و در مرتبه سوم مقادیر دریافتی به ترتیب برای اکسیژن خون، دمای بدن و بی‌کربنات ۹۶، ۳۷/۵ و ۲۵ است که پاداش ۰ می‌باشد. در نهایت قانونی به صورت زیر تولید و به پایگاه LKB اضافه شده که CF آن برابر ۰/۵ خواهد بود:

If Age is Middle-age and BMI is Normal and AC is don't care and EM is don't care and BP is High, then Pulse is High (CF = 0.5)

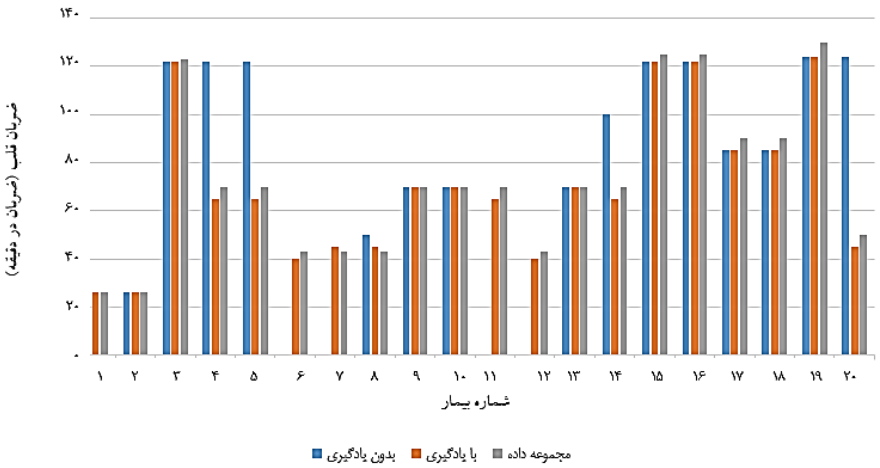
سناریوی ٤: در این سناریو وضعیتی بررسی می‌شود که HFCPN خروجی‌نداشته از قبل وجود نداشته و قانون جدید با حرکت در بین حالت‌های مختلف به دست می‌آید.

بیماری ۵۰ ساله را در نظر بگیرید که شاخص توده بدنی او ۲۶ و سطح فعالیت او سطح دو است و سنسور احساسات به دلیل ناشناخته‌ای از کار افتاده و خروجی تولید نمی‌کند. فشار خون بیمار نیز برابر ۱۶ است. در چنین وضعیتی دستگاه باید بتواند خروجی مناسب را تولید کند. جستجو در پایگاه دانش اصلی نتیجه‌ای در بر نخواهد داشت لذا دستگاه با استفاده از تابع ارزش برای پیدانمودن بهترین حالت در میان حالت‌ها به جستجو می‌پردازد. اولین حالت انتخابی حالت نرمال با میزان ضربان ۸۵ است. مرتبه اول مقادیر دریافتی به ترتیب برای اکسیژن خون، دمای بدن و بی‌کربنات ۹۵، ۳۶ و ۲۴ است که پاداش ۰/۹ می‌باشد. در مرتبه دوم مقادیر دریافتی به ترتیب برای اکسیژن خون، دمای بدن و بی‌کربنات ۹۴، ۳۶ و ۲۳ است که پاداش آن ۰/۸- است. منفی‌بودن پاداش باعث تغییر حالت می‌شود و عامل شروع به پیدانمودن بهترین حالت بعدی می‌کند. حالت انتخابی بعدی بر اساس تابع ارزش وضعیت High است که ضربان را به ۱۲۲ تغییر می‌دهد. مجدداً تلاش برای دریافت بازخورد مرحله دوم صورت می‌گیرد و این بار با دریافت مقادیر به ترتیب برای اکسیژن خون، دمای بدن و بی‌کربنات ۹۴، ۳۶ و ۲۵ است پاداش به ۰/۹ افزایش می‌یابد. در تلاش سوم به ترتیب برای اکسیژن خون، دمای بدن و بی‌کربنات ۹۶، ۳۶/۵ و ۲۵ است که پاداش آن همچنان ۰/۹ می‌باشد. در نهایت قانون جدید به صورت زیر به پایگاه دانش یادگیری اضافه شده که مقدار CF آن یک می‌باشد.

If Age is Middle-age and BMI is Normal and AC is Level2 and EM is don't care and BP is High, then Pulse is High (CF = 1)

پس از بررسی سناریوهای اجرایی مربوط به الگوریتم یادگیری اکنون به بررسی نحوه ارزیابی آنها پرداخته می‌شود. در ادامه دو سناریو برای ارزیابی بررسی می‌شود.

سناریوی ٥: در این سناریو یک بیمار با سن و شاخص توده بدنی ثابت ولی میزان فعالیت، احساسات و فشار خون متغیر در نظر گرفته شده است. این وضعیت در عمل برای یک بیمار در طول یک سال اتفاق می‌افتد، بدین دلیل که دستگاه در بدن یک بیمار نصب شده و یادگیری آن هم تنها برای آن بیمار انجام می‌شود. ارزیابی در مقایسه با وضعیت بهینه‌ای که از مجموعه داده‌ها به دست آمده انجام شده و در شکل ۱۲ نمودار مقایسه این وضعیت برای بخشی از داده‌ها مشاهده می‌شود.



شکل ۱۳: بخشی از نتایج اجرای سناریوی ۶

همان گونه که در شکل ۱۲ مشاهده می‌شود در شرایط ۱، ۲ و ۶ خروجی به دست آمده در حالت یادگیری با حالت بدون یادگیری نسبت به مجموعه داده وضعیت برابری را داشته‌اند. در حالی که در شرایط ۳ و ۸ بدون یادگیری خروجی کاملاً نادرستی نسبت به مجموعه داده تولید کرده است ولی خروجی با یادگیری وضعیت بهینه مجموعه داده نزدیک می‌باشد. در وضعیت ۴ و ۵ روش بدون یادگیری هیچ خروجی‌ای را نتوانسته تولید کند که نشان‌دهنده یک وضعیت بحرانی برای راستی‌آزمایی می‌باشد. در این حالت با تکنیک یادگیری خروجی مناسب و نزدیک به خروجی مورد انتظار در مجموعه داده تولید شده است.

با مقایسه RMS در وضعیت با یادگیری و بدون یادگیری برای بیمار سناریوی ۵ به میزان ۱۳٫۲۴٪ بهبود در صورت استفاده از یادگیری در اجرا به دست می‌آید.

سناریوی ٦: در این سناریو نتایج به دست آمده از بیماران با شرایط متفاوت در دو حالت با یادگیری و بدون یادگیری با یکدیگر مقایسه شده‌اند و در شکل ۱۳ نمودار مقایسه بخشی از نتایج این سناریو مشاهده می‌شود. همان گونه که در شکل مشخص است در بیمار ۱ و ۲ وضعیت با یادگیری و بدون یادگیری با نتایج مجموعه داده برابر بوده است در حالی که در بیمار ۱۱ و ۱۲ که وضعیت بحرانی در کارکرد دستگاه تنظیم ضربان قلب را نشان می‌دهد، تکنیک بدون یادگیری نتوانسته خروجی مناسبی را تولید کند. در وضعیت ۴، ۵ و ۲۰ تکنیک بدون یادگیری خروجی با مقدار بسیار متفاوت از مقدار مورد انتظار مجموعه داده را تولید کرده است در حالی که با استفاده از تکنیک یادگیری مقدار نزدیک به مجموعه داده به دست آمده است.

با مقایسه RMS در سناریوی ۶، برای دو حالت با یادگیری و بدون یادگیری ۸٫۸۷٪ بهبود در صورت استفاده از یادگیری در اجرای کارکرد دستگاه به دست آمده است. برای بررسی بیشتر مقایسه با دو مجموعه داده صورت گرفت. مجموعه داده اول حداقل ضربان قلب در زمان استراحت و مجموعه داده دوم حداکثر ضربان قلب را دارا می‌باشد. بر اساس نتایج به دست آمده که بخشی از آن در شکل ۱۴ مشاهده می‌شود به طور متوسط ضربان تولیدشده توسط ضربان‌ساز ۷٫۸ با ضربان تعیین‌شده در مجموعه‌های داده دوم اختلاف دارد. نمودار مقایسه در شکل ۱۵ نیز قابل مشاهده است.

شبیه‌سازی انجام‌شده در بستر ابر در محیط JADE و بر روی دو ماشین مجزا صورت گرفت. عامل ناظر بر روی رایانه همراه و عامل پایشگر بر روی یک تبلت به عنوان یک دستگاه الکترونیکی قابل حمل که در کنار دستگاه تنظیم ضربان قلب همیشه همراه بیمار وجود داشته باشد راه‌اندازی شد. نمایی از اجرای عامل ناظر و عامل پایشگر در شکل ۱۴ نشان داده شده است. زمان ارسال پیام‌ها مابین دو عامل در این وضعیت مورد بررسی قرار گرفت.

۵- نتیجه‌گیری

در این مقاله به ارائه یک عامل نرم‌افزاری هوشمند به عنوان کنترل‌کننده ضربان قلب در دستگاه تنظیم ضربان قلب پرداخته شده است. این عامل نرم‌افزاری با استفاده از دانش اولیه که به صورت یک شبکه پتری رنگی فازی سلسله‌مراتبی در اختیار او قرار داده شده و دریافت ۵ پارامتر اصلی به محاسبه ضربان مورد نیاز بدن بیمار می‌پردازد. در صورت عدم یافت قانون مطابق با شرایط بیمار، عامل از طریق یادگیری تقویتی اقدام به یادگیری شرایط جدید می‌نماید و پس اطمینان از صحت یادگیری صورت‌گرفته آن را در پایگاه دانش خود ذخیره می‌نماید. این روش با زبان برنامه‌نویسی جاوا پیاده‌سازی گردیده و با ارائه سناریوهای متفاوت و مقایسه صورت‌گرفته با دیتاست‌های موجود صحت عملکرد دستگاه تنظیم ضربان قلب با امکان یادگیری به میزان ۱۳٫۲۴٪ نسبت به روش‌های بدون یادگیری بهبود یافته است.

مراجع

[1] N. K. Singh, M. Lawford, T. S. E. Maibaum and A. Wassynd, "Formalizing the cardiac pacemaker resynchronization therapy," in *Proc. Int. Conf. on Digital Human Modeling and Applications in Health, Safety, Ergonomics and Risk Management*, pp. 374-386, Oct. 2014.

[2] J. Gao, X. Bai, and W. Tsai, "Cloud testing-issues, challenges, needs and practice," *An Int. J. Softw. Eng.*, vol. 1, no. 1, pp. 9-23, Sept. 2015.

[3] T. M. King and A. S. Ganti, "Migrating autonomic self-testing to the cloud," in *Proc.3rd Int. Conf. Softw. Testing, Verif. Valid. Work.*, pp. 438-443, Apr. 2010.

[4] K. Divi and H. Liu, "Modeling of WBAN and cloud integration for secure and reliable healthcare," in *Proc. 8th Int. Conf. Body Area Networks*, pp. 8-11, Boston, Massachusetts, USA, 30 Sept. 30-02 Oct. 2013.

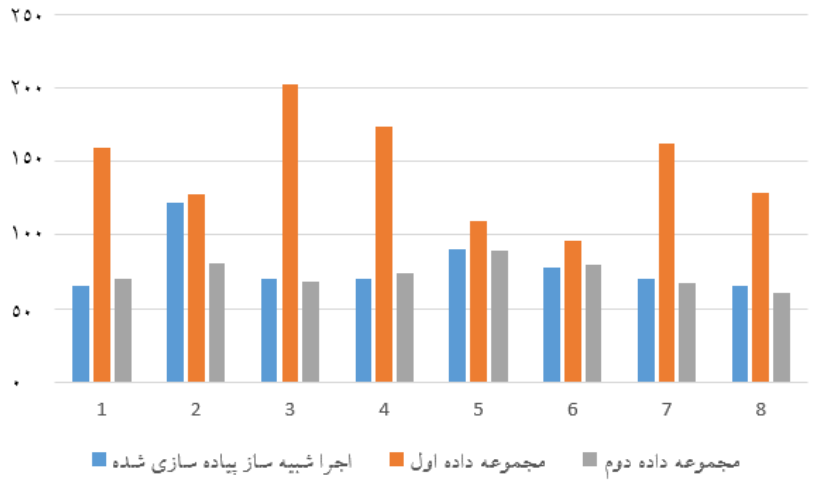
[5] J. Wan, C. Zou, S. Ullah, C. F. Lai, M. Zhou, and X. Wang, "Cloud-enabled wireless body area networks for pervasive healthcare," *IEEE Network*, vol. 27, no. 5, pp. 56-61, Sept.-Oct. 2013.

[6] R. P. Padhy, M. R. Patra, S. C. Satapathy, and O. Corporation, "Design and implementation of a cloud based rural healthcare information system model," *Univeral J. Appl. Comput. Sci. Technol.*, vol. 2, no. 1, pp. 149-157, 2012.

[7] Y. S. Jeong, H. W. Kim, and J. H. Park, "Visual scheme monitoring of sensors for fault tolerance on wireless body area networks with cloud service infrastructure," *Int. J. Distrib. Sens. Networks*, vol. 20, no. 4, pp. 154-180, Apr. 2014.

A	B	C	D	E	F	J	L	M
row	Age	BMI	AC	Emotion	BP	with learning	DataSet A	DataSet B
1	50	26	10	10	10	65	159	70
2	50	26	30	10	16	122	128	68-81
3	30	30	40	15	15	70	202	68
4	32	25	50	55	12	70	174-192	74
5	70	38	20	20	13	90	109	89
6	60	32	15	12	12	77.5	96	80
7	80	27	10	10	12	70	162	67
8	67	27	10	10	12	65	129	61

شکل ۱۴: نتایج اجرای شبیه ساز و مقایسه با دو مجموعه‌های داده.



شکل ۱۵: نمودار نتایج اجرای شبیه ساز و مقایسه با دو مجموعه‌های داده.

[8] K. Karnavel, V. Divya, and P. Karthika, "Agent based software testing framework (ABSTF) for application maintenance," *arXiv:1307.3398.*, 4 pp., 2013.

[9] D. Ponnurangam and U. Anbarasan, "Evolution of agent-oriented distributed model for software testing," *Int. Arab J. Inf. Technol.*, vol. 3, no. 2, pp. 111-117, 2006.

[10] S. Yu and J. Ai, "Software test data generation based on multi-agent," *Int. J. Softw. Eng. Its Appl.*, vol. 4, no. 1, pp. 67-74, Dec. 2010.

[11] S. Greenwood, "A multi-agent software engineering environment for testing web-based applications," in *Proc. 27th Annual Int. Computer Software and Applications Conf.*, pp. 210-215, 3-6 Nov. 2003.

[12] Y. Qi, D. Kung, and E. Wong, "An agent-based testing approach for web applications," in *Proc. 29th Annu. Int. Comput. Softw. Appl. Conf.*, vol. 2, pp. 45-50, 26-28 Jul. 2005.

[13] S. Enyedi, L. Miclea, and I. Stefan, "Agent-based testing and repair of heterogeneous distributed systems," in *Proc. Int. Conf. Autom. Qual. Testing, Robot.*, vol. 1, pp. 104-108, 22-25 May. 2008.

[14] B. Athamena and Z. Houhamdi, "A petri net based multi-agent system behavioral testing," *Mod. Appl. Sci.*, vol. 6, no. 3, pp. 46-57, 22-25 May 2012.

[15] Z. Zhang, J. Thangarajah, and L. Padgham, "Automated unit testing for agent systems," in *Proc. Second Int. Conf. Eval. Nov. Approaches to Softw. Eng.*, pp. 10-18, Budapest, Hungary, 11-12 May 2007.

[16] R. Coelho, U. Kulesza, A. von Staa, and C. Lucena, "Unit testing in multi-agent systems using mock agents and aspects," in *Proc. Int. Work. Softw. Eng. Large-Scale Multi-Agent Syst.*, pp. 83-90, Shanghai, China, 22-23 May, 2006.

[17] L. Padgham, Z. Zhang, J. Thangarajah, and T. Miller, "Model-based test oracle generation for automated unit testing of agent systems," *IEEE Trans. on Software Engineering*, vol. 39, no. 9, pp. 1230-1244, Sept. 2013.

[18] N. Sivakumar, "Agent oriented software testing-role oriented approach," *Int. J. Adv. Comput. Sci. Appl.*, vol. 3, no. 12, pp. 156-163, Dec. 2012.

[19] T. Drew and M. Gini, "Implantable medical devices as agents and part of multiagent systems," in *Proc. 5th Int. Jt. Conf. Auton. Agents Multiagent Syst., AAMAS'06*, pp. 1534-1541, Hakodate, Japan, 8-12 May 2006.

[20] C. J. Su, "Mobile multi-agent based, distributed information platform (MADIP) for wide-area e-health monitoring," *Comput. Ind.*, vol. 59, no. 1, pp. 55-68, Jan. 2008.

[21] N. Majma, S. M. Babamir, and A. Monadjemi, "Runtime verification of pacemaker functionality using hierarchical fuzzy colored petri-nets," *J. Med. Syst.*, vol. 41, no. 2, pp. 1-21, Feb. 2017.

[22] R. Sutton and A. Barto, *Reinforcement Learning: An Introduction*, 2012.

[23] M. Negnevitsky, *Artificial Intelligence*, p. 407, 2005.

[24] E. Braunwald and R. O. Bonow, *Braunwald's Heart Disease: A Textbook of Cardiovascular*, Elsevier Saunders, pp. 18-44, 2012.

[25] M. Lichman, "{UCI} Machine Learning Repository," [http://archive.ics.uci.edu/ml]. Irvine, CA: University of California, School of Information and Computer Science, 2013.

نگار مجمع تحصیلات خود را در مقطع کارشناسی و کارشناسی ارشد مهندسی نرم افزار به‌ترتیب از دانشگاه اصفهان و دانشگاه شیخ بهایی اصفهان به پایان رساند و اکنون دانشجوی دکتری مهندسی نرم افزار در دانشگاه کاشان و عضو هیأت علمی موسسه آموزشی نقش جهان اصفهان است. زمینه‌های تحقیقاتی مورد علاقه ایشان عبارتند از: سیستم‌های سایبرفیزیکال، شبکه‌های پتری رنگی و فازی، راستی‌آزمایی حین اجرای نرم‌افزار.

سید مرتضی بابامیر در سال ۱۳۶۴ مدرک کارشناسی مهندسی نرم‌افزار خود را از دانشگاه فردوسی مشهد دریافت واز سال ۱۳۶۴ الی ۱۳۷۷ در صنایع هواپیمایی ایران و دانشگاه کاشان به عنوان تحلیلگر سیستم به کار مشغول بود و پس از آن و کارشناسی ارشد و دکتری خود را در رشته مهندسی نرم‌افزار از دانشگاه تربیت مدرس در سال‌های ۱۳۸۱ و ۱۳۸۶ دریافت نمود. دکتر بابامیر از سال ۱۳۸۶ در گروه مهندسی کامپیوتر دانشگاه کاشان با عنوان استادیار مشغول به فعالیت گردید و اینک دانشیار این گروه است. زمینه‌های علمی مورد علاقه نامبرده مهندسی نرم‌افزار ، آزمون نرم‌افزار ، محاسبات ابری، سیستم‌های سایبرفیزیکال، سیستم‌های توزیعی و راستی‌آزمایی حین اجرای نرم‌افزار است.

سیدحسن منجمی زمینه‌های علمی مورد علاقه نامبرده مهندسی نرم‌افزار، آزمون نرم‌افزار، محاسبات ابری، سیستم‌های سایبرفیزیکال، سیستم‌های توزیعی و راستی‌آزمایی حین اجرای نرم‌افزار است.