

اعتبارسنجی زمان‌اجرا و اصلاح تصمیم برای دستگاه پزشکی تحریک عصبی پاسخ‌گو با شبکه‌پتری رنگی زمان‌دار و یادگیری تقویتی

صفا ماجد شریفی¹، دانشجوی دکتری، نگار مجمع²، استادیار،

¹ گروه مهندسی کامپیوتر - دانشکده فنی مهندسی - دانشگاه آزاد اسلامی واحد اصفهان (خوراسگان) - اصفهان - ایران

² گروه مهندسی کامپیوتر - موسسه آموزش عالی نقش جهان - اصفهان - ایران - <https://orcid.org/0000-0002-9774-1248>

چکیده: پیشرفت‌هایی که امروزه در محاسبات، شبکه و فناوری‌های حسگر انجام شده‌است منجر به توسعه غیرقابل تصور در تجهیزات و دستگاه‌های پزشکی گردیده‌است. نمونه‌ای از این دستگاه‌های پزشکی قابل کاشت و پوشیدنی در بدن، دستگاه تحریک عصبی مغز است که برای عملکردهای تشخیصی در بیماری صرع، نظارتی و درمان از آن استفاده می‌شود. با وجود مطالعات پیشین در زمینه اعتبارسنجی زمان‌اجرا در سامانه‌های پزشکی هوشمند، بسیاری از رویکردهای موجود بر مدل‌های صوری ثابت، قواعد ازپیش تعریف‌شده یا ارزیابی‌های غیرتطبیقی تکیه دارند و معمولاً امکان اصلاح تصمیم دستگاه بر اساس بازخورد لحظه‌ای بدن بیمار را به‌صورت یکپارچه فراهم نمی‌کنند. در این مقاله، یک چارچوب اعتبارسنجی زمان‌اجرا و اصلاح تصمیم برای دستگاه تحریک عصبی پاسخ‌گو ارائه می‌شود که شبکه پتری رنگی زمان‌دار، مدل‌سازی فازی و یادگیری تقویتی را در یک چرخه اجرایی واحد ترکیب می‌کند. در این چارچوب، شبکه پتری رنگی زمان‌دار به‌عنوان مشخصه رسمی قابل اجرا برای مدل‌سازی رفتار زمانی و حالت‌های اصلی دستگاه شامل نظارت، تشخیص و تحریک استفاده می‌شود. منطق فازی برای مدل‌سازی عدم قطعیت داده‌های حسگرهای مغزی و قواعد تشخیص به کار می‌رود و یادگیری تقویتی با استفاده از بازخوردهای فیزیولوژیکی بدن، تصمیم اولیه دستگاه را ارزیابی و در صورت نیاز اصلاح می‌کند. نوآوری اصلی روش پیشنهادی در ارائه یک سازوکار یکپارچه است که برخلاف روش‌های مبتنی بر پایگاه دانش ثابت، اعتبارسنجی رفتار دستگاه و اصلاح تصمیم را به‌صورت هم‌زمان، پویا و متکی بر بازخورد بیمار انجام می‌دهد. ارزیابی مدل بر اساس 10 سناریوی شبیه‌سازی‌شده و خبره‌محور انجام شد که در آن‌ها داده‌های حسگرهای مغزی شامل ECoG، HFOS، IEDs، SP و BRFB و داده‌های فیزیولوژیکی شامل ضربان قلب، فشار خون، دمای بدن و سطح فعالیت برای بررسی تصمیم اولیه، دریافت بازخورد و اصلاح تصمیم در چرخه زمان‌اجرا استفاده شدند. ارزیابی عملکرد مدل پیشنهادی با اجرای حلقه‌ی زمان‌اجرا در قالب سناریوهای عملیاتی متفاوت انجام شد و با دستیابی به نرخ یادآوری 100 درصد و پوشش تصحیح 100 درصد، که نشان‌دهنده موفقیت در تشخیص و تصحیح خطاها است، این مدل به عنوان گامی مؤثر در طراحی نسل جدید دستگاه‌های تحریک عصبی تطبیقی و هوشمند محسوب می‌شود.

واژه‌های کلیدی: دستگاه‌های پزشکی هوشمند، شبکه‌های پتری رنگی، سیستم‌فازی، اعتبارسنجی زمان اجرا، یادگیری تقویتی

* نویسنده مسئول، majma@naghshejahan.ac.ir

Runtime Validation and decision making of an Intelligent Wearable Brain Neurostimulation Device Using Timed Colored Petri Nets and Reinforcement Learning

Safa Majed Sharifi ¹, PhD. student, Negar Majma ^{2*}, Assistant professor

¹ Computer Department, Isfahan (Khorasgan) Branch, Islamic Azad University, Isfahan, Iran

² Computer Department, Naghshejahan Higher Education Institute, Isfahan, Iran, Majma@naghshejahan.ac.ir

Abstract: Recent advances in computing, networking, and sensor technologies have led to remarkable developments in medical equipment and devices. One example of such implantable and wearable medical devices is the brain neurostimulation device, which is used for diagnostic, monitoring, and therapeutic functions in epilepsy. Despite previous studies on runtime validation in intelligent medical systems, many existing approaches rely on fixed formal models, predefined rules, or non-adaptive evaluations, and usually do not provide an integrated mechanism for correcting device decisions based on real-time physiological feedback from the patient's body. In this paper, a runtime validation and decision-correction framework is proposed for a responsive neurostimulation device, integrating Timed Colored Petri Nets, fuzzy modeling, and reinforcement learning within a unified execution cycle. In this framework, the Timed Colored Petri Net is used as an executable formal specification to model the temporal behavior and the main operational states of the device, including monitoring, detection, and stimulation. Fuzzy logic is employed to model the uncertainty of brain-sensor data and diagnostic rules, while reinforcement learning uses physiological feedback from the body to evaluate the initial decision of the device and correct it when necessary. The main novelty of the proposed method lies in presenting an integrated mechanism that, unlike methods based on fixed knowledge bases, performs runtime validation of device behavior and decision correction simultaneously, dynamically, and based on patient feedback. The model was evaluated based on 10 simulated, expert-driven scenarios in which brain sensor data, including ECoG, HFOs, IEDs, SP, and BRFB, along with physiological data such as heart rate, blood pressure, body temperature, and activity level, were used to examine initial decision-making, feedback reception, and decision correction within the runtime loop. The performance of the proposed model was assessed through the execution of the runtime loop across various operational scenarios, achieving a recall rate of 100% and a correction coverage of 100%, indicating successful detection and correction of errors. This model can therefore be considered an effective step toward the design of next-generation adaptive and intelligent neural stimulation devices.

Keywords: Intelligent Medical Devices; Colored Petri Nets; Fuzzy System; Runtime Validation; Reinforcement Learning

* Corresponding author

1. مقدمه

امروزه استفاده از دستگاه‌های پزشکی برای درمان، تشخیص و بهبود وضعیت سلامتی انسان‌ها رو به گسترش و توسعه است. دستگاه پزشکی به‌طور رسمی توسط سازمان جهانی بهداشت (WHO) به عنوان "هر نوع ابزار، دستگاه، وسیله، ماشین، وسیله خانگی، ایمپلنت، واکنشگر برای استفاده در آزمایشگاه، نرم‌افزار یا سایر موارد مشابه یا مرتبط که توسط تولیدکننده برای استفاده به تنهایی یا در ترکیب با دیگر وسایل برای اهداف پزشکی خاص در انسان‌ها تولید شده است"، تعریف می‌شود [1].

نمونه‌ای از این دستگاه‌های پزشکی قابل کاشت و پوشیدنی مانند ضربان‌ساز قلب²، دفیبریلاسیون³، پمپ تحویل انسولین⁴ و نظارت بر گلوکز⁵، تحریک عمقی مغز⁶، تزریق دارو داخل نخاعی⁷، و بسیاری دیگر از دستگاه‌ها که برای عملکردهای تشخیصی، نظارتی و درمانی استفاده می‌شود [2]. روش‌ها و فناوری‌های جدید برای کاهش اندازه این تجهیزات درحال گسترش است که منجر به نزدیک‌تر شدن این دستگاه‌ها به بدن انسان بدون حتی کوچک‌ترین احساس ناراحتی در کاربر یا ایجاد خطر برای او دارد. برای مثال، یک فرد می‌تواند یک دستگاه پزشکی به صورت یک شبکه حسگر بی‌سیم ناحیه بدن (WBAN)⁸ با حسگرهای داخلی در بدن خود داشته باشد که ضربان قلب او را در هر زمان، محاسبه و این داده‌ها را از طریق اینترنت برای پزشک ارسال کند. WBAN‌ها نه تنها اطلاعات ثابتی در مورد بیماران و پارامترهای بدنی آنها بدست می‌آورند، بلکه می‌توانند بیماری‌ها را تشخیص دهند و درمان‌ها و دخالت مداوم پزشکی را تسهیل کنند.

بر این اساس سیستم‌های مراقبت بهداشتی شخصی مبتنی بر دستگاه‌های پزشکی قابل کاشت و پوشیدنی (IWMDs)⁹ مطرح می‌شود که برای بالا بردن کیفیت تشخیص و درمان طیف وسیعی از شرایط پزشکی بکار می‌روند. IWMDها معمولاً شامل ارتباطات بی‌سیم هستند که از طریق آن می‌توان به تجهیزات تشخیص و کنترل به صورت داخلی و خارجی و یا به شبکه‌های ناحیه بدن (BANS)¹⁰ برای ایجاد یک سیستم مراقبت بهداشتی شخصی (PHSs)¹¹ اتصال یابند. برای تشکیل یک PHS معمولاً نیاز به جمع‌آوری داده‌های فیزیولوژی از بدن انسان به کمک حسگر می‌باشد و این داده‌ها به کنترل‌کننده‌های راه دور تحویل داده می‌شود. این کنترل‌کننده‌ها از داده‌ها برای تجزیه و تحلیل شرایط بیمار و تصمیم‌گیری استفاده می‌کنند. کنترل‌کننده‌ها می‌توانند یک عامل نرم‌افزاری¹² باشند که به صورت خودمختار و هوشمند تصمیم‌گیری و عمل می‌نماید.

هر چه دستگاه‌های IWMD هوشمندتر می‌شوند، قابلیت اعتماد به آنها کمتر می‌شوند و کمتر می‌توان به عملکرد صحیح آنها اطمینان نمود. این دستگاه‌ها با هوشمند شدن بیشتر مستعد حملات و نفوذ هستند. مشکلات مختلفی از جمله خرابی‌های سخت‌افزاری، خطاهای نرم‌افزار، حملات بی‌سیم، بدافزارها و سوءاستفاده‌های نرم‌افزاری، و حملات جانبی می‌توانند عملکرد IWMD و BAN را تضعیف کنند [3]. راه حل‌هایی از جمله تحمل خطا¹³، امنیت اطلاعات، افزونگی و رمزنگاری می‌توانند اطمینان و اعتماد به کارکرد دستگاه‌های پزشکی را افزایش دهند.

سازمان FDA¹⁴ بین سال‌های 2006 و 2011، 5294 فراخوان را برای دستگاه‌های پزشکی ثبت کرده است. از 5294 تعداد، 1210 فراخوان مربوط به مشکلات سیستم کامپیوتری این دستگاه‌ها بوده

⁸ Wireless Body Area Network (WBAN)

⁹ Implantable Wearable medical devices (IWMDs)

¹⁰ Body Area Networks (BANS)

¹¹ Personal Healthcare Systems (PHSs)

¹² Software Agent

¹³ Fault Tolerance

¹⁴ The U.S. Food and Drug Administration (FDA)

¹ World Health Organization

² Cardiac Pacing

³ Defibrillation

⁴ Insulin Delivery

⁵ Glucose Monitoring

⁶ Deep Brain Stimulation

⁷ Intrathecal Drug Infusion

است که 90/5 درصد مربوط به دستگاه‌های کلاس II مانند ECG¹ است. بیشتر فراخوان‌های کلاس II (80 درصد) مربوط به به

نرم‌افزار و سخت‌افزار بوده است. باقیمانده فراخوان‌ها مربوط به باتری، دستگاه‌های ورودی/خروجی و سایر اجزا است [4].

یکی از راهکارهای اعتبارسنجی یک دستگاه پزشکی، بررسی رفتار آن در مقایسه با عملکرد صحیح و تعیین شده است. در این روش، مشخص می‌شود که آیا رفتار دستگاه با عملکرد واقعی آن در دنیای واقعی سازگار است و نیاز بیماران را برآورده می‌کند یا خیر. برای دستیابی به این هدف، استفاده از مدل‌های دقیق و صریح که بتوانند پیچیدگی‌های دستگاه و رفتارهای آن را در شرایط مختلف شبیه‌سازی کنند، ضروری است. یکی از ابزارهای قدرتمند در این زمینه، شبکه‌های پتری است که به‌ویژه در نسخه‌های پیشرفته‌تر، مانند شبکه پتری رنگی (CPN)²، قابلیت‌های بی‌نظیری برای مدل‌سازی و تحلیل رفتار دستگاه‌های پیچیده ارائه می‌دهد. از دلایل اصلی استفاده از این نوع شبکه‌ها در اعتبارسنجی دستگاه پزشکی می‌توان به (1) نمایش گرافیکی و قابل فهم از سیستم، (2) قابلیت مدل‌سازی سیستم‌های پیچیده و چندبخشی، (3) مدیریت داده‌های پیچیده با استفاده از رنگ، (4) تحلیل رفتار زمانی سیستم، (5) تطبیق پذیری با رفتارهای غیرقطعی، (6) تحلیل و ارزیابی ایمنی سیستم، (7) قابلیت مقایسه و انطباق، (8) ابزارهای تحلیل و شبکه سازی قوی و (9) قابلیت گسترش برای تعامل با سیستم‌های هوشمند اشاره کرد.

اعتبارسنجی زمان اجرا دستگاه پزشکی به دلیل اهمیت اجرای دستگاه دارای چالش مهم زمان اجرا است. از جمله مزایایی که این اعتبارسنجی زمان اجرا دارد به موارد زیر می‌توان اشاره کرد: (1) کشف خطای لحظه‌ای و یا رفتار غیر منتظره دستگاه؛ (2) انعطاف پذیری بالا به دلیل وجود عامل هوشمند برای پاسخ‌گویی به شرایط مختلف؛ (3) ارتقای ایمنی اجرا دستگاه که ناشی از

عملکرد نادرست دستگاه می‌تواند اتفاق افتد؛ (4) مدیریت پویای دستگاه به دلیل پایگاه‌دانش مبتنی بر شبکه پتری که به صورت پویا با تغییرات رفتار بیمار به کمک یادگیری تقویتی³ بهبود می‌یابد. لذا در این مقاله با استفاده از حسگرهای مغزی، ساختار اجرایی دستگاه تحریک عصبی مغز به عنوان یک دستگاه قابل کاشت در بدن، در شبکه‌های پتری مدل‌سازی شده و با بکارگیری حسگرهای فیزیولوژیکی بدن یادگیری تقویتی در زمان اجرا انجام می‌شود. با توجه به وضعیت فازی و غیرقطعی بدن، مقادیر حسگرها و قوانین اجرایی به صورت فازی شبیه‌سازی شده است که در اجرای شبکه پتری بکار گرفته شده است. این مدل‌سازی می‌تواند در تصمیم‌گیری زمان اجرا و کاهش خطاهای دستگاه موثر بوده و اعتبارسنجی دستگاه را در زمان اجرا انجام دهد. در ادامه ابتدا در بخش 2 به بررسی ادبیات پژوهش و سپس در بخش 3 به بررسی پیشینه تحقیق پرداخته می‌شود. در بخش 4 مدل پیشنهادی تشریح می‌شود و در بخش 5 سناریوهای اجرای ارائه شده است. در انتها در بخش 6 و 7 به ترتیب، به ارزیابی راهکار پیشنهادی و نتیجه‌گیری پرداخته می‌شود.

2. ادبیات پژوهش

1,2 دستگاه تحریک عصبی پاسخگو

تحریک عصبی پاسخگو (RNS⁴) یک دستگاه کاشتنی است که برای درمان صرع استفاده می‌شود. این دستگاه، یک دستگاه هوشمند، قابل تنظیم و برگشت‌پذیر است که محل کاشت و نحوه استفاده از آن برای هر فرد به‌طور خاص تنظیم و شخصی‌سازی می‌شود. این دستگاه فعالیت‌های مغزی فرد را یاد می‌گیرد و تنظیمات آن می‌تواند برای هر بیمار به‌طور جداگانه تغییر کند [5]. این دستگاه با تشخیص و پاسخ به فعالیت الکتریکی غیرطبیعی در مغز، به‌طور خودکار پالس‌های الکتریکی کوچکی را به ناحیه‌ای که تشنج از آنجا شروع می‌شود ارسال می‌کند تا از وقوع تشنج جلوگیری کند و یا تعداد تشنج‌ها را کاهش دهد. این دستگاه صرع را درمان نمی‌کند ولی با کاهش تعداد و شدت تشنج‌ها شرایط و

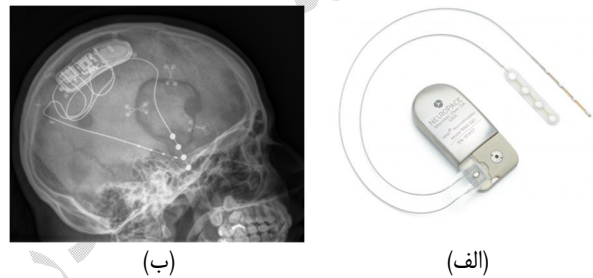
4 Responsive neurostimulation

1 Electrocardiogram

2 Colored Petri Net (CPN)

3 Reinforcement Learning (RL)

کیفیت زندگی بیماران را تا حد زیادی بهبود می‌دهد. استفاده از این دستگاه پزشکی به‌ویژه برای افرادی مناسب است که داروهای ضد تشنج برای آنها مؤثر نبوده یا گزینه‌های دیگر جراحی برایشان مناسب نیست. سازمان غذا و داروی آمریکا این دستگاه را برای درمان تشنج‌های صرعی و شرایط مرتبط با درد مزمن تأیید کرده است. نمونه‌ای از این دستگاه در شکل 1 الف و و محل نصب الکترودهای این دستگاه روی سطح مغر و داخل ناحیه کانون تشنج در شکل 1 ب قابل مشاهده است.



شکل 1- نمونه ای از دستگاه RNS و محل نصب آن

می‌شوند و برای شناسایی الگوهای غیرطبیعی مغزی که ممکن است منجر به تشنج شوند، استفاده می‌شوند.

2. فاز شناسایی²: زمانی که دستگاه فعالیت مغزی غیرعادی شبیه به پیش‌علامت‌های تشنج را شناسایی کند، وارد فاز شناسایی می‌شود. در این مرحله، دستگاه فعالیت مغزی را ارزیابی کرده و تشخیص می‌دهد که آیا این فعالیت به‌طور بالقوه می‌تواند به یک تشنج منجر شود یا خیر.

3. فاز تحریک³: در این فاز، پس از شناسایی فعالیت مغزی غیرطبیعی، دستگاه پالس‌های الکتریکی به مغز ارسال می‌کند. این تحریکات به‌منظور جلوگیری از آغاز تشنج یا محدود کردن گسترش آن به نواحی دیگر مغز طراحی شده‌اند. این پالس‌ها می‌توانند به‌صورت پیشگیرانه عمل کنند و از وقوع تشنج جلوگیری کنند یا تشنج را در مراحل اولیه متوقف کنند.

2,2 شبکه‌های پتری رنگی

شبکه‌پتری یک زبان گرافیکی- ریاضی برای مدل‌سازی است که توسط کارل آدام پتری⁴ برای بیان و توصیف فرایندها تولید و معرفی شده است. یکی از مهمترین مزیت‌های شبکه‌های پتری امکان استفاده از روش‌های رسمی برای تجزیه و تحلیل است. شبکه‌های پتری عمومی بیش از حد انتزاعی هستند که نمی‌توانند ابزاری مناسب برای متخصصان در برخی زمینه‌های کاربردی باشند. شبکه‌های پتری رنگی که توسط جنسن و کریستنسن⁵ (2009) توسعه یافته‌اند، با یک زبان برنامه‌نویسی کاربردی همراه می‌شوند که می‌تواند استفاده از شبکه‌های پتری را راحت‌تر و ساده‌تر نماید. یک شبکه‌پتری رنگی، سیستمی برای مدل‌سازی است که امکان کاربرد گسترده آن نه تنها برای نمایش قابلیت‌های سیستم و مدل‌سازی آن بلکه برای برنامه‌نویسی و کنترل نیز وجود دارد. شبکه‌های پتری از دو عنصر اصلی تشکیل شده‌اند: مکان‌ها⁶ و ترنزیشن‌ها⁷. مکان‌ها، که با دایره نمایش داده می‌شوند، نشان‌دهنده حالت‌ها یا منابع سیستم هستند و می‌توانند حاوی توکن‌هایی باشند

سیستم RNS شبیه به یک دستگاه تنظیم ضربان قلب است. این سیستم امواج مغزی را پایش کرده و در صورت شناسایی فعالیت غیرمعمول یا الگوهای مشابه تشنج، پاسخ می‌دهد. این سیستم می‌تواند پالس‌های کوچک یا انفجارهای کوتاهی از تحریک الکتریکی را به مغز ارسال کند تا از شروع تشنج جلوگیری کند یا از گسترش آن از یک تشنج موضعی به یک تشنج گسترده‌تر ممانعت کند. افراد تحریک را احساس نمی‌کنند؛ این فرایند درد یا احساس غیرعادی ایجاد نمی‌کند. دستگاه RNS دارای سه فاز کاری اصلی است که در این فازها، دستگاه به‌طور خودکار فعالیت مغزی بیمار را نظارت کرده و به آن پاسخ می‌دهد. این فازها عبارتند از:

1. فاز نظارت¹: در این فاز، دستگاه به‌طور پیوسته فعالیت الکتریکی مغز را از طریق الکترودهایی که در نواحی خاص مغز قرار دارند، پایش می‌کند. این داده‌ها به‌طور مداوم ثبت

⁴ Carl Adam Petri

⁵ Jensen and Kristensen

⁶ Places

⁷ Transitions

1 Monitoring Phase

2 Detection Phase

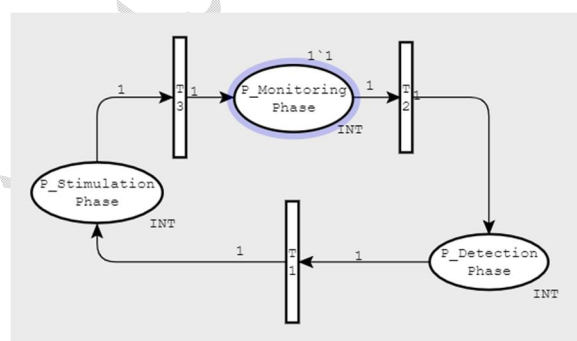
3 Stimulation Phase

که نتیجه تصمیم درست باشد، بدن در وضعیت مناسب قرار خواهد گرفت و پارامترهای فیزیولوژیک بدن در محدوده نرمال باقی می‌ماند. در نتیجه سیستم از محیط پاداش دریافت کرده و تصمیم گرفته‌شده درست تشخیص داده‌شده و تقویت می‌شود. در صورتی که تصمیم خروجی برای وضعیت بدن مناسب نباشد، پارامترهای فیزیولوژیک بدن به وضعیت غیرنرمال وارد می‌شوند که در نتیجه سیستم جریمه‌شده و تصمیم گرفته شده نادرست بوده‌است. در نهایت با یادگیری تقویتی، خطاهای احتمالی در تشخیص اولیه دستگاه RNS را با استفاده از بازخوردهای فیزیولوژیکی اصلاح شده و پایگاه دانش سیستم را به‌صورت پویا بهبود می‌یابد. در نتیجه، ترکیب یادگیری تقویتی با مدل‌سازی دقیق رفتاری مانند شبکه‌های پتری رنگی زمان‌دار، امکان طراحی سیستم‌های هوشمند خودسازگار را فراهم می‌کند که قادر به پاسخ‌گویی سریع و بهینه به شرایط بحرانی بیماران هستند.

4,2 منطق فازی

منطق فازی رویکردی ریاضی برای مدل‌سازی و استدلال در شرایط عدم قطعیت و ابهام است که به جای استفاده از مقادیر قطعی، از درجات عضویت بین 0 و 1 برای بیان میزان تعلق یک متغیر به یک مجموعه استفاده می‌کند. این ویژگی باعث می‌شود بتوان رفتار سیستم‌هایی را که داده‌های ورودی آن‌ها نادقیق، غیرقطعی یا وابسته به عوامل متغیر هستند، به‌طور واقع‌بینانه‌تری مدل‌سازی کرد. در مسئله حاضر، داده‌های به‌دست‌آمده از حسگرهای مغزی به دلیل نویز، تغییرپذیری لحظه‌ای و تفاوت‌های فردی بیماران، ماهیت غیرقطعی دارند. از این رو، این داده‌ها با استفاده از توابع عضویت مناسب به مقادیر فازی (مانند Low, Medium, High) تبدیل شده و در قالب قوانین فازی ساختار شبکه پتری رنگی زمان‌دار اعمال می‌شوند. این ترکیب، علاوه بر انعطاف‌پذیری در تحلیل شرایط متنوع، امکان ادغام داده‌های پیچیده حسگرها را در

که وضعیت سیستم را مشخص می‌کند. ترنزشن‌ها، که با مستطیل یا خطوط نشان داده می‌شوند، رویدادها یا فرآیندهایی را مدل‌سازی می‌کنند که باعث تغییر حالت سیستم می‌شوند. کمان‌های جهت‌دار بین مکان‌ها و ترنزشن‌ها جریان توکن‌ها را تعیین می‌کنند. در شبکه‌های پتری رنگی، توکن‌ها می‌توانند داده‌های پیچیده‌ای مانند رنگ‌ها یا مقادیر را حمل کنند که امکان مدل‌سازی دقیق‌تر و کاربردی‌تر را فراهم می‌کند. این ساختار امکان تحلیل و شبیه‌سازی سیستم‌های پیچیده را با دقت بالا میسر می‌سازد. برای نشان دادن نمونه‌ای از شبکه پتری، از شبکه پتری تعامل سه فاز اصلی در اجرا دستگاه RNS، با یکدیگر استفاده شده است که ساختار آن مطابق شکل 2 ارائه شده است.



شکل 2- شبکه پتری فازهای دستگاه RNS

3,2 یادگیری تقویتی

یادگیری تقویتی یک رویکرد یادگیری ماشین است که در آن یک عامل نرم‌افزاری از طریق تعامل با محیط و دریافت بازخورد به‌صورت پاداش یا جریمه، یاد می‌گیرد تا تصمیمات بهینه‌ای برای دستیابی به اهداف خود اتخاذ کند. در این روش، عامل بدون نیاز به داده‌های آموزشی از پیش تعیین‌شده، با آزمون و خطا و بهینه‌سازی سیاست‌های خود بر اساس پاداش‌های دریافتی، رفتار مناسب را می‌آموزد. یادگیری تقویتی برای یک دستگاه پزشکی مزایای متعددی دارد زیرا دستگاه‌های پزشکی اغلب در محیط‌های پیچیده و حساس کار می‌کنند و نیازمند یادگیری شرایط ویژه هر بیمار می‌باشند مانند تصمیم‌گیری درباره اینکه آیا نیاز به تحریک عصبی مغز توسط دستگاه پزشکی وجود دارد یا خیر. در صورتی

فرآیند تصمیم‌گیری فراهم‌کرده و زمینه‌ساز بهبود دقت اعتبارسنجی و پاسخ به شرایط بحرانی در زمان اجرا می‌گردد. با توجه به مفاهیم مطرح‌شده، سه مؤلفه اصلی پژوهش حاضر شامل مدل‌سازی رسمی رفتار دستگاه، مدیریت عدم قطعیت داده‌های حسگری و اصلاح تصمیم بر اساس بازخورد محیطی است. از این رو، در بخش بعد، مطالعات مرتبط با اعتبارسنجی زمان‌اجرا، روش‌های رسمی و کاربرد آن‌ها در سامانه‌های پزشکی هوشمند بررسی می‌شود تا جایگاه روش پیشنهادی نسبت به پژوهش‌های پیشین روشن گردد.

3. پیشنهاد پژوهش

در این بخش پیشنهاد موضوع پژوهش و راهکارهای مشابه‌ای که مساله این پژوهش دارد مورد بررسی قرار می‌گیرد. برای بررسی دقیق‌تر، پیشنهاد پژوهش در چهار دسته بررسی می‌شود. دسته‌بندی پیشنهادی در چهار دسته بر اساس حوزه هر کدام و با توجه به مسیر فکری بررسی موضوع و راهکار پیشنهادی انجام شده است.

دسته اول - مقالات مروری در حوزه مورد پژوهش

اعتبارسنجی زمان‌اجرا دستگاه‌های پزشکی، موضوعی با اهمیت در حوزه دستگاه‌های پوشیدنی است. به دلیل گسترش و استفاده از این دستگاه‌ها در اینترنت بدنی، بررسی روش‌ها و تکنیک‌هایی که بتواند چالش‌های عملکردی و امنیت آن‌ها را بررسی و بهبود دهد، لازم است. از این رو این دسته از مقالات مورد بررسی قرار گرفته است تا اهمیت پژوهش انجام شده فعلی در حوزه اعتبارسنجی دستگاه‌های پزشکی نشان داده شود.

بر اساس بررسی جامعی که در [6] انجام شده است، مشخص شده است که WBAN‌ها با چندین مشکل عملیاتی، استانداردسازی و امنیتی مواجه هستند که بر عملکرد و حفظ ایمنی و حریم خصوصی کاربر تأثیر می‌گذارد. اما وابستگی دستگاه‌های مراقبت‌های بهداشتی در آینده به WBAN برای کاربردهای پزشکی و غیرپزشکی اجتناب‌ناپذیر است. با وجود مزایایی که

WBAN در پایش سلامت از راه دور دارند، مطالعات بیشتری برای بهینه‌سازی عملکرد و نحوه برخورد با مسائل باز در بهبود عملکرد آن‌ها باید انجام شود. این مطالعه اهمیت کار بر روی امنیت و اعتبارسنجی دستگاه‌های پزشکی را نشان می‌دهد که موضوع اصلی کار پژوهشی این مقاله است. روند کلی در IWMD‌ها به سمت افزایش پیچیدگی عملکردی، قابلیت برنامه‌ریزی نرم افزار و اتصال به شبکه بی‌سیم است. این مساله یک وضعیت نامطلوب و در عین حال اجتناب‌ناپذیر ایجاد می‌کند که IWMD‌ها و BAN‌ها به طور فزاینده‌ای در برابر حملات امنیتی آسیب‌پذیر می‌کند [3]. در [3] جنبه‌های مختلف تهدیداتی را که IWMD‌ها با آن‌ها مواجه می‌شوند تحلیل شده و راه‌حل‌های مناسب برای هر تهدید مورد بحث و بررسی قرار گرفته است. با توجه به عملکردهای حیاتی IWMD‌ها، این مسائل باید به طور جدی و پیشگیرانه توسط سازندگان قبل از عرضه به بازار حل شود. استفاده از روش‌های اعتبارسنجی از جمله راهکار مورد استفاده در پژوهش این مقاله یکی از راهکارهای پیشگیرانه است.

اطمینان از اینکه داده‌های حس شده و جمع‌آوری شده توسط حسگرهای WBAN ایمن بوده و در معرض دسترسی نهادهای غیرمجاز و تهدیدات امنیتی قرار نمی‌گیرند، بسیار اهمیت دارد. از این رو، راه‌حل‌های امنیتی قوی و طرح‌های احراز هویت برای موفقیت و پذیرش در مقیاس بزرگ WBAN‌ها مورد نیاز است. برای این منظور، مجموعه‌ای از راه‌حل‌های امنیتی و طرح‌های احراز هویت توسط محققان در دو دهه گذشته پیشنهاد شده‌اند. در [7] در ابتدا، بررسی گسترده‌ای از موارد ضروری امنیتی، تهدیدات امنیتی، مهاجمان و تکنیک‌های حمله و راه‌حل‌های فعلی موجود با طبقه‌بندی دقیق مکانیزم‌های امنیتی در WBAN‌ها ارائه شده است. در مرحله دوم، بحث مفصلی در مورد احراز هویت، طراحی و توسعه طرح احراز هویت و طبقه‌بندی آن، مدل‌ها و تأیید کننده‌های پروتکل امنیتی ارائه شده است. علاوه بر این، در این مقاله به تشریح برنامه‌ها، مسائل تحقیقاتی باز، ارائه توصیه‌هایی برای طرح‌های احراز هویت برای WBAN‌ها می‌پردازد.

در [9] با توجه به اهمیت اجرای اقدامات امنیتی مناسب، به منظور افزایش ایمنی IOMT در برابر حملات سایبری یک راه حل امنیتی پیشنهاد شده است. این راه کار امنیتی، ایمنی اجرا دستگاه پزشکی را افزایش می دهد. در روش پیشنهادی این پژوهش راه کار ایمنی برای مقابله با حملات، با توجه به یادگیری تقویتی صورت گرفته قابل حل و مرتفع شدن است. در [10] برای تشخیص اختلال ADHD از سیگنال های EEG استفاده کرده و ابتدا ارتباط بین نواحی مغز را با تابع همدوسی طیفی محاسبه می کند، سپس ارتباطات درون ناحیه ای را با شبکه عصبی سلولی مدل سازی می کند.

دسته سوم - مقالاتی که به تست و آزمون نرم افزارهای پزشکی می پردازند.

در این دسته به بررسی مقالات و پژوهش هایی پرداخته می شود که هدف آنها تست و آزمون نرم افزاری است که در یک دستگاه پزشکی وجود دارد. در راه کار پیشنهادی این پژوهش نیز نرم افزار مورد استفاده در دستگاه پزشکی مورد اعتبارسنجی قرار می گیرد از این رو این دسته از مقالات بیشترین شباهت در راهکار پیشنهادی را با این پژوهش دارند.

در [11]، به ارائه یک چارچوب برای آزمایش نرم افزار دستگاه های پزشکی پرداخته شده است. با توجه به اینکه اکثر دستگاه های پزشکی به طور مداوم به شبکه و محیط ابری متصل می باشند و برنامه ها در آنها به طور مکرر تغییر می کند، بنابراین برای تایید کیفیت و قابلیت اطمینان سیستم پس از تغییر، نیاز به تست رگرسیون در طول تغییرات آنها لازم و ضروری است. در این مقاله یک الگوی طراحی برای افزایش نرخ تشخیص خطا پیشنهاد شده است. این چارچوب پیشنهادی نرخ تشخیص خطا را نسبت به اولویت های قبلی مبتنی بر خطا و اولویت تصادفی افزایش می دهد.

دسته دوم - امنیت دستگاه های پزشکی و داده های پزشکی بیمار مقالات بررسی شده در این دسته به بررسی مسائل امنیتی دستگاه های پزشکی می پردازند. دستگاه های پزشکی با توجه به اتصال بی سیم به شبکه فرصت نفوذ را برای مهاجمان مخرب ایجاد می کنند. با توجه به اینکه این دستگاه ها با محدودیت قدرت و اندازه حافظه مواجه هستند امکان استفاده از راه حل های امنیتی معمولی مانند رمز نگاری در آنها غیر ممکن است.

در [2] یک روش جهت نظارت امنیتی پزشکی به نام MedMon پیشنهاد شده است که تمام ارتباطات بی سیم فرکانس رادیویی را به دستگاه های پزشکی زیر نظر می گیرد و به تشخیص ناهنجاری برای شناسایی تراکنش های مخرب استفاده می کند. پس از شناسایی یک تراکنش مخرب، اقدامات پاسخ مناسب را انجام می دهد، که می تواند از روش های غیرفعال (اعلان به کاربر) تا روش های فعال (جمع کردن بسته ها به گونه ای که به دستگاه پزشکی نرسد) متفاوت باشد. مزیت این روش این است که بدون هیچ گونه تغییر سخت افزاری یا نرم افزاری در دستگاه پزشکی این کار را انجام می دهد. روش پیشنهادی ارائه شده در این پژوهش نظارت را از روی ارتباطات به اطلاعات دریافتی متمرکز کرده است و بر روی ارتباطات بی سیم تمرکزی ندارد.

بسیاری از پروتکل های نظارت از راه دور مراقبت های بهداشتی بیمار که تاکنون دیده شده اند، در برابر بسیاری از حملات، از جمله حملات تکراری و حملات جعل هویت، آسیب پذیر هستند و حفظ حریم خصوصی در آنها یک معضل می باشد. از این رو در [8] یک طرح بهبود یافته و یک پروتکل جدید نظارت بر مراقبت های بهداشتی برای بیماران ارائه شده است که ویژگی های دستگاه های پزشکی به صورت رسمی و با استفاده از منطق مرتبه اول را شبیه سازی می کند. ایده بررسی رسمی رفتار دستگاه های پزشکی و اعتبارسنجی بر اساس آن در روش پیشنهادی این پژوهش نیز استفاده شده است.

در [12]، از روش‌های رسمی برای مدل‌سازی و تأیید دستگاه تنظیم ضربان قلب¹ استفاده می‌کند. دستگاه تنظیم ضربان قلب یک دستگاه الکترونیکی است که ریتم قلب را از طریق عملیات سنجش و ضربان‌سنجی کنترل و تنظیم می‌کند. تایید و اثبات دقیق صحت نرم‌افزار این دستگاه با توجه به مشخصات آن، منجر به نرم‌افزار قابل اعتماد و کاهش هزینه‌های احتمالی می‌شود. برای انجام این کار، سه مرحله انجام شده است. مرحله اول روش‌های رسمی مبتنی بر شبکه‌های پتری رنگی زمان‌بندی شده² (TCPN) برای مدل‌سازی و تأیید الزامات بین رشته‌ای سیستم‌های ضربان ساز. مرحله دوم، روش‌های رسمی برای ارائه دقیق و تولید رویدادهای مصنوعی واقعی فعالیت‌های الکتریکی قلب برای تأیید پارامترهای مختلف ضربان‌ساز. در نهایت و مرحله سوم، فرمول‌بندی سیستمی برای ساخت مجموعه داده‌های مناسب و مرتبط از داده‌های پردازش شده مدل‌های بالا برای تجزیه و تحلیل، بهینه‌سازی و بکارگیری بیشتر.

در [13]، یک روش تایید برای WBSN‌هایی که در سیستم‌های مراقبت‌های بهداشتی عمل می‌کنند، ارائه شده است. در این روش از Event-B برای مدل‌سازی طراحی و الزامات یک WBSN استفاده شده و سپس صحت آن را با استفاده از ابزار زیربنایی تأیید می‌شود. در این مقاله چندین ویژگی عملکردی در WBSN‌ها که تأیید آن‌ها با استفاده از روش‌های شبیه‌سازی مرسوم دشوار است، مورد بررسی قرار گرفته است. به عنوان مثال، تأیید اینکه WBSN مقادیر حیاتی را پس از تشخیص یک مقدار بحرانی یا پس از تکمیل یک دوره زمانی، بدون توجه به دسته‌بندی مقادیر حیاتی ارسال می‌کند، یا خیر، مورد بررسی قرار می‌گیرد.

دسته چهارم - مقالاتی که به مدل‌سازی حوزه‌های پزشکی با شبکه‌های پتری رنگی می‌پردازند.

در این بخش به بررسی مقالاتی پرداخته می‌شود که از انواع شبکه‌های پتری برای مدل‌سازی رفتار دستگاه‌های پزشکی به

منظور نظارت و یا بررسی صحت عملکرد پرداخته‌اند. و همچنین برخی از کارهای پیشین نویسندگان مقاله را شامل می‌شود.

مقاله [14] به دنبال روشی برای نظارت بر رفتار نرم‌افزاری دستگاه پزشکی برای کاهش خطر خرابی است. این کار را با بررسی عملکرد زمان اجرا و وضعیت نرم‌افزار آن دستگاه انجام می‌شود. در این مقاله روشی برای تأیید نرم‌افزار ضربان‌ساز بر اساس عملکرد فازی دستگاه ارائه شده است. محدودیت‌های عملکردی دستگاه شناسایی و به صورت قوانین فازی ارائه می‌شود و سپس دستگاه بر اساس شبکه‌پتری رنگی فازی سلسله‌مراتبی (HFPCN) که با توجه به محدودیت‌های نرم‌افزاری شکل می‌گیرد، تأیید می‌شود. HFPCN در این مقاله، زمان اجرای تأیید را به میزان 90/61 درصد در مقایسه با زمان اجرای تأیید در کارهای مشابه قبلی کاهش می‌دهد.

مقاله [15] که توسعه یافته مقاله [14] است، یک روش زمان اجرا خودکار برای تأیید مداوم رفتار ضربان‌ساز کاشته شده با استفاده از یک عامل نرم‌افزاری هوشمند را ارائه می‌دهد. استقلال و ویژگی‌های هوشمند عامل نرم‌افزار برای کنترل رفتار نرم‌افزار ضربان‌ساز قلب با استنتاج از یک پایگاه دانش که در آن HFPCN توسط عامل به عنوان موتور استنتاج استفاده می‌شود، بکار گرفته شده است. در مقایسه با یک موتور استنتاج مسطح، HFPCN می‌تواند حالت‌های همزمان آغاز شده توسط مقادیر فازی ورودی را پوشش دهد و زمان اجرا برای یافتن یک قانون مناسب را تا 92% بهبود بخشد. علاوه بر این، عامل نرم‌افزار هوشمند دقت عملکرد زمان اجرا نرم‌افزار ضربان‌ساز را در شرایط حیاتی و غیرمنتظره بررسی می‌کند و در صورت یافتن مقدار غیرقابل قبول، تصمیم نرم‌افزار را تغییر می‌دهد.

در مقاله [16]، با در نظر گرفتن قوانین با متغیرهای فازی، MFPCN (شبکه‌های پتری رنگی فازی چند سطحی) را برای مدل‌سازی دانش مبتنی بر قانون طراحی کرده است تا نمایش قوانین و استنباط آن‌ها به شیوه‌ای سیستماتیک و در جایی که اقدام

² Timed Color Petri Nets

¹ Pacemaker

مناسب لازم است، انجام شود. برای موقعیت‌های پیش‌بینی‌نشده با استفاده از یادگیری خودکار¹ تصمیم گرفته می‌شود و با استفاده از بازخورد به دستگاه با روش یادگیری تقویتی² این تصمیم‌ها اصلاح می‌شود. رویکرد پیشنهادی روی ضربان‌ساز اعمال شده است تا تاثیر این رویکرد را بتوان به طور مؤثر بررسی و مشاهده کرد. اثربخشی مدل پیشنهادی از طریق چند سناریو بر روی مطالعه موردی و مجموعه داده‌های آن ارزیابی شد. مقایسه بین روش پیشنهادی و دو مجموعه داده واقعی نشان داد که روش پیشنهادی 79/3 درصد دقت دارد.

در [4] یک مدل شبکه‌های پتری رنگی (CPN) از یک دستگاه الکتروکاردیوگرافی سطحی ارائه شده است تا به تولیدکنندگان کمک کند تا اطمینان خود را در طول توسعه دستگاه‌ها و فرآیند صدور گواهینامه افزایش دهند. این کار به این دلیل اهمیت دارد که دستگاه الکتروکاردیوگرافی به عنوان یک دستگاه در کلاس II طبقه‌بندی شده است. الزامات استاندارد برای افزایش اعتماد به اجرا این دستگاه وجود دارد. روش‌های رسمی مانند شبکه‌های پتری رنگی می‌تواند این اعتماد را افزایش دهد.

در [17]، از شبکه‌های پتری رنگی سطح بالا³ برای مدل‌سازی زمان‌بندی پیشگیرانه در سیستم‌های بلادرنگ که نیاز به دسترسی همزمان در موازی‌سازی واقعی به منابع مشترک دارد، استفاده شده است. این رویکرد برای مدل‌سازی یک برنامه همزمان چند هسته‌ای پیشگیرانه استفاده شده است تا تمام مسیرهای اجرایی ممکن، تداخل دسترسی سرویس و زمان‌بندی پیشگیرانه را بررسی کند. اتوماتاهای زمان دار و شبکه‌های پتری زمانی ساده امکان نمایش این ویژگی‌ها را به طور مستقیم ندارند.

در مقاله [18]، یک سیستم نظارتی برای اعتبارسنجی دستگاه‌های ECG ارائه شده است. دستگاه‌های دریافت اطلاعات پزشکی (به عنوان مثال، الکتروکاردیوگرافی-ECG) که برای تشخیص و نظارت بر افرادی که به انواع بیماری‌ها مانند بیماری‌های قلبی

عروقی مبتلا شده‌اند، دستگاه‌هایی حیاتی و مهمی هستند که باید قبل از عرضه به بازار برای جلوگیری از دسترسی و یا عملکرد غیر مجاز با الزامات نظارتی مطابقت داده‌شوند و صحت کارکرد آن‌ها به دقت بررسی و از روش‌های پیشگیرانه برای بررسی درستی کارکرد آن‌ها استفاده شود. در [19] یک مدل شبکه پتری فازی سلسله مراتبی برای مدل‌سازی و استنتاج در سیستم‌های قانون‌محور و رویدادمحور ارائه می‌دهد. هدف اصلی کاهش پیچیدگی مدل، تعداد مکان‌ها، انتقال‌ها و کمان‌ها در شبکه پتری است. در [20] یک مدل ترکیبی CNN و منطق فازی برای تشخیص خودکار بیماری‌های قلبی از سیگنال ECG ارائه می‌دهد. در مرحله پیش‌پردازش از تبدیل موجک برای حذف نویز استفاده شده است. افزودن لایه فازی به CNN باعث بهبود تشخیص در شرایط عدم قطعیت شده و مدل به دقت 97,54٪ رسیده است.

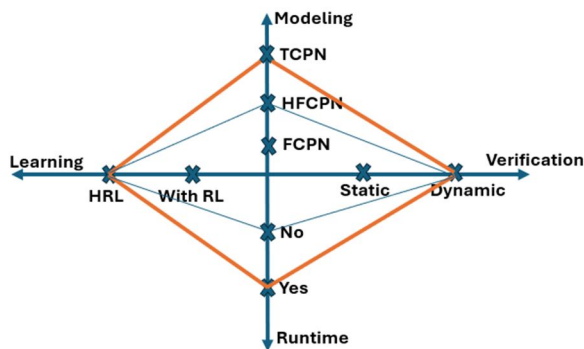
با توجه به مقالات بررسی شده در این بخش، شکاف تحقیقاتی و نوآوری راهکار پیشنهادی این پژوهش در محورهای شکل 3 نشان داده شده است. در دو محور از چهار محور این شکل، روش پیشنهادی این مقاله دارای نوآوری است که به رنگ قرمز در شکل مشخص است. (1) محور اول زمان اجرا: دستگاه‌های پزشکی قبل از استفاده در بدن انسان توسط روش‌های مختلف تست و آزمون مورد بررسی و ارزیابی قرار می‌گیرند. این روش‌ها به صورت ایستا بوده و در زمان اجرای واقعی دستگاه در بدن انسان نمی‌باشند. برخی از پژوهش‌های انجام شده تاکنون، بر روی این روش‌های تاکید داشته‌اند و به صورت ایستا اعتبارسنجی را انجام می‌دهند. اهمیت زمان اجرا از آنجا ناشی می‌شود که محیط عملیاتی دستگاه در بدن انسان غیرایستا و بیمارمحور است، سیگنال‌های مغزی و شاخص‌های فیزیولوژیک در اثر تغییر دارو، خواب/بیداری، فعالیت، استرس و نویز حسگرها دچار تغییر الگو می‌شوند. در نتیجه، حتی اگر دستگاه در آزمون‌های پیش از کاشت (ایستا) صحیح عمل کند، امکان بروز خطا و رفتار ناخواسته در شرایط واقعی وجود دارد؛ بنابراین اعتبارسنجی زمان اجرا با پایش مداوم

³ High-level Colored Time Petri Net (HCTPN)

¹ Learning Automata

² Reinforcement learning

رنگی است. در روش‌ها و راهکارها مشابه مدل‌سازی به صورت HFCPN و یا FCPN بوده است. (4) محور چهارم اعتبارسنجی: راهکار پیشنهادی در بعد چهارم اعتبارسنجی را به صورت پویا انجام می‌دهد که مشابه با تعداد محدودی از راهکارهای پیشین است که آن‌ها نیز اعتبارسنجی پویا را انجام می‌دهند.



شکل 3- جایگاه نوآوری این پژوهش در مقایسه با سایر پژوهش‌ها

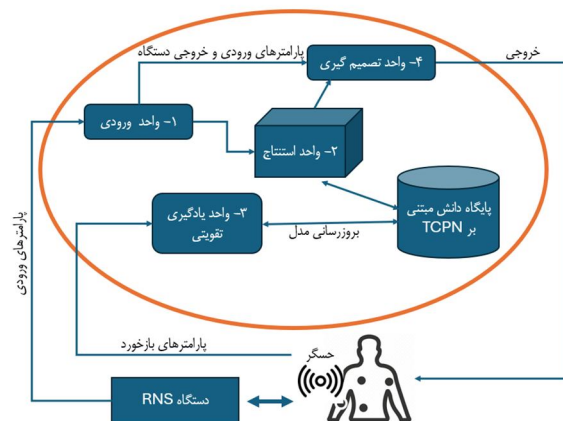
4. مدل پیشنهادی

بر اساس شکاف‌های شناسایی شده در مطالعات پیشین، روش پیشنهادی این پژوهش با هدف ایجاد پیوند میان مدل‌سازی رسمی، مدیریت عدم قطعیت و اصلاح تصمیم در زمان اجرا طراحی شده است. در این چارچوب، شبکه پتری رنگی زمان‌دار نقش مشخصه رسمی قابل اجرا را بر عهده دارد، منطق فازی برای تفسیر داده‌های غیرقطعی حسگرهای مغزی استفاده می‌شود و یادگیری تقویتی با دریافت بازخورد فیزیولوژیکی بدن، امکان اصلاح تصمیم‌های اولیه دستگاه را فراهم می‌کند. بنابراین، تمرکز اصلی مدل پیشنهادی تنها بر تشخیص وضعیت مغزی نیست، بلکه بر اعتبارسنجی و اصلاح تصمیم دستگاه در چرخه زمان اجرا قرار دارد.

ساختار و جایگاه روش پیشنهادی در این پژوهش در شکل 4 مشاهده می‌شود. همانگونه که در شکل نشان داده شده است دستگاه اینترنت بدنی بیمار نصب شده در بدن بیمار با استفاده از حسگرها مربوط، اقدام به بررسی وضعیت بدنی بیمار نموده و بر اساس نوع عملکرد دستگاه، مراقبت پزشکی و یا درمانی لازم را انجام می‌دهد. داده‌های دریافتی از حسگرها به همراه خروجی تولیدشده

و تشخیص ناسازگاری در لحظه، نقش کاهش ریسک خطاهای درمانی و جلوگیری از تحریک نامناسب را دارد. در حالی که در راهکار پیشنهادی، قابلیت‌های اطمینان و اعتبارسنجی را در زمان اجرا فراهم می‌نماید و به صورت پویا به بررسی عملکرد دستگاه پزشکی می‌پردازد. (2) محور دوم قابلیت یادگیری: راهکار پیشنهادی، دارای عامل هوشمندی است که می‌تواند شرایط و وضعیت‌های جدید را یاد بگیرد و دانش خود را به روز نماید. در حالی که سایر راهکارها و پژوهش‌های پیشین دارای پایگاه دانش ثابت و یا قوانین ثابتی می‌باشند که از قبل در دستگاه قرارداده شده است و اجرای دستگاه بر اساس آن قوانین است و این قوانین بر اساس شرایط و وضعیت عامل تغییری نمی‌کند. اگرچه در نگاه اول ممکن است سیستم‌های یادگیر به دلیل تغییرپذیری سیاست تصمیم‌گیری، نگرانی‌هایی درباره قابلیت اطمینان ایجاد کنند، اما در کاربردهای BAN مشکل اصلی این است که پایگاه دانش ثابت در مواجهه با تغییرات بیمارمحور و رانش داده‌ها به تدریج دقت و ایمنی خود را از دست می‌دهد و می‌تواند به تصمیم‌های نامناسب منجر شود. در این پژوهش، یادگیری به صورت کنترل‌شده و مقید انجام می‌شود، به گونه‌ای که فضای تصمیم‌ها محدود است و تصمیم‌های عامل تحت نظارت مدل رسمی (TCPN) و قواعد فازی ارزیابی می‌گردد تا از خروج از محدوده‌های ایمن جلوگیری شود. بنابراین، یادگیری نه به معنای رفتار آزاد و غیرقابل کنترل، بلکه به معنای شخصی‌سازی تدریجی و اصلاح خطاهای اولیه در چارچوبی ایمن است که هدف آن کاهش خطاها در شرایط جدید و پیش‌بینی نشده می‌باشد. به این ترتیب، قابلیت یادگیری در کنار لایه اعتبارسنجی زمان‌اجرا، به جای کاهش قابلیت اطمینان، به پایداری عملکرد در برابر تغییرات طولانی مدت بدن و محیط کمک می‌کند. در راهکار پیشنهادی با توجه به قابلیت یادگیری تقویتی که در عامل هوشمند قرار داده شده است، امکان اصلاح پایگاه دانش با توجه به وضعیت‌های جدید و پیش‌بینی نشده وجود دارد. (3) محور سوم مدل‌سازی: راهکار پیشنهادی از مدل‌سازی TCPN استفاده می‌کند که علاوه بر زمان‌دار بودن و تاثیر زمان در آن، غیر ثابت بودن شرایط را پوشش می‌دهد. این مدل‌سازی به صورت

دستگاه پزشکی بدنی، به بخش اعتبارسنجی پیشنهادی وارد می‌شود. در این بخش ابتدا پارامترهای دریافتی به واحد ورودی وارد شده که در آنجا پیش‌پردازش اولیه بر روی داده‌ها انجام می‌شود. داده‌های ورودی مورد بررسی، استانداردسازی و در صورت لزوم فازی‌سازی قرار می‌گیرند. این مقادیر در مرحله دوم به واحد استنتاج منتقل می‌شود که واحد استنتاج با استفاده قوانین پایگاه‌دانش که بر اساس 'TCPN مدل شده است، خروجی مورد انتظار سیستم را ارزیابی می‌کند. سپس در واحد تصمیم‌گیری در خصوص اعتبار خروجی تولید شده توسط دستگاه پزشکی بدنی و صحت خروجی بدست آمده از سیستم اعتبارسنجی انجام شده تصمیم‌گیری می‌شود. با اعمال خروجی بر روی بیمار، بازخورد مورد انتظار دریافت و به واحد یادگیری وارد می‌شود. در واحد یادگیری، بر اساس بازخورد اصلاح قوانین انجام و در صورت لزوم پایگاه دانش بروزرسانی می‌شود.



شکل 4- ساختار روش پیشنهادی

در هر چرخه تصمیم‌گیری، خروجی تولید شده توسط واحد تصمیم‌گیر با خروجی مورد انتظار استنتاج‌شده از مدل اجرایی TCPN و قواعد فازی مقایسه می‌شود. در صورت مشاهده مغایرت، این وضعیت به عنوان خطای زمان اجرا ثبت شده و از طریق مکانیزم بازخورد و به‌روزرسانی پایگاه‌دانش، اقدام اصلاحی اعمال می‌گردد. لذا اعتبارسنجی مدل در زمان اجرا صورت می‌گیرد. مدل پیشنهادی در دو زمان اصلی T1 و T2 در یک حلقه

تکرار می‌شود. در هر یک از این زمان‌ها چند کار به طور همزمان صورت می‌گیرد. در زمان T1، مراحل 1 و 2 و 4 (بخش‌های نشان داده‌شده در شکل 4) انجام می‌شود و در زمان T2، بازخورد از محیط دریافت می‌شود. فاصله زمانی بین T1 و T2 به طوری که امکان اعمال خروجی بر بدن و دریافت بازخورد از بدن امکان پذیر باشد. مجدداً در زمان T3 که تکراری از زمان T1 است، مراحل 1 و 2 و 4 (مطابق بخش‌های نشان داده شده در شکل 4) انجام می‌شود به طوری که فاصله زمانی بین T3 و T2 برای بروزرسانی پایگاه دانش و اصلاح مدل کافی باشد. لذا تفاوت زمانی بین T2 و T1 و تفاوت زمانی بین T3 و T2 به صورت زیر است:

اعمال خروجی بر بدن و دریافت بازخورد > T2-T1

بروزرسانی پایگاه دانش و اصلاح مدل > T3-T2

روش پیشنهادی در دو مرحله انجام می‌شود. مرحله اول آماده‌سازی مدل و مرحله دوم اجرای مدل. مرحله آماده‌سازی مدل که تنها یک بار در ابتدای طراحی و ایجاد مدل انجام می‌شود، به صورت غیربرخط از روی مجموعه داده‌های موجود طراحی مدل انجام می‌شود. مرحله دوم، مدل طراحی شده در مرحله قبل، اجرا می‌شود و اعتبارسنجی دستگاه پزشکی را انجام می‌دهد. در این مرحله از داده‌های برخه که از بدن بیمار بدست می‌آید، استفاده می‌شود. شبه کد مربوط به این مراحل به صورت زیر است. در این شبه کد چرخه اعتبارسنجی زمان اجرا و اصلاح تصمیم در روش پیشنهادی بدین صورت است که بازخورد فیزیولوژیکی پیش از اجرای عامل یادگیری تقویتی دریافت می‌شود تا تصمیم اصلاحی بر اساس اطلاعات معتبر و به روز بدن بیمار تولید گردد. اعداد نشان‌داده‌شده بر روی شبه کد همان شماره مراحل شکل 4 می‌باشد.

WHILE TRUE DO

BrainInputs=GetBrainSensorData() #(1)

BrainInputs =PreprocessorAndFuzzify (BrainInputs) #(1)

BrainStatus = TCPN_FuzzyInference (BrainInputs) #(2)

$T=\{\text{Normal_Activity_Detection, Probable_Epileptic_Activity_Detection, Seizure_onset_Detection}\}$

$$A \subseteq (P \times T) \cup (T \times P)$$

و Σ ، مجموعه رنگ‌ها که نشان‌دهنده مقادیر فازی حسگرها هستند را نشان می‌دهد که بر این اساس C تابع تخصیص رنگ‌ها به مکان‌ها و G شرایط فعال‌سازی انتقال‌ها را بر اساس قوانین فازی مشخص می‌کند و E تابع وزن کمان‌ها که جریان داده بین مکان‌ها را کنترل می‌کند.

$C:P \rightarrow \Sigma$
 $G:T \rightarrow Expre$
 $E:A \rightarrow Expre$

بیان رسمی سیستم فازی شامل پایگاه قوانین فازی به صورت رابطه 3 تعریف می‌شود.

$$R=\{r_1, r_2, \dots, r_n\}, \quad n=16 \quad (3)$$

هر قانون r_i ، به صورت زیر است:

$r_i: \text{IF } (S_1 \text{ is } M_1) \wedge \dots \wedge (S_{k_i} \text{ is } M_{k_i}) \text{ THEN Output is } O_i$
 که در آن

$$M_i \in \{Low, Medium, High\}$$

$$O_i \in \begin{cases} normal. \\ Probable_Epileptic. \\ Seizure_Detection \end{cases}$$

بیان رسمی یادگیری تقویتی با توجه به پاداش دریافتی از سیستم به صورت رابطه 4 بیان می‌شود.

$$Q(s_t, a_t) \leftarrow Q(s_t, a_t) + \alpha [R(s_t, a_t) + \gamma \max_{a'} Q(s_{t+1}, a') - Q(s_t, a_t)] \quad (4)$$

که در این رابطه α نرخ یادگیری، γ فاکتور تخفیف برای پاداش‌های آتی و s_t, a_t حالت و اقدام در زمان t ، s_{t+1} حالت بعدی پس از انجام اقدام است. پاداش استفاده شده در روش پیشنهادی در ادامه شرح داده خواهد شد. ماشین حالت محدود (FSM¹) اجرای سیستم به صورت شکل 5 ترسیم می‌شود.

```
InitialDecision=DecisionMakingBasedFuzzyRules(BrainStatus) # (4)
PhysiologicalFeedback=GetPhysiologicalFeedback() # (2)
Reward=ComputeRewardPenalty (InitialDecision, BrainStatus, PhysiologicalFeedback) # (3)
CorrectedDecision=QLearningAgent ( BrainStatus , InitialDecision, PhysiologicalFeedback, Reward ) # (2)
FinalDecision=FinalDecisionModule (InitialDecision, CorrectedDecision) # (4)
ExexutedDecision(FinalDecision) # (2)
UpdateKnowledgeBase (BrainStatus, FinalDecision, Reward)
END WHILE
```

برای بیان واضح‌تر این شبه کد فوق، از بیان رسمی استفاده شده است که در ادامه به آن پرداخته می‌شود. بیان رسمی ساختار پیشنهادی در فضای ورودی به شرح زیر است:

$$I=\{I_{Brain}, I_{Physio}\}$$

که در آن:

$$I_{Brain}=\{ECoG, HFOs, IEDs, SP, BRFB\}$$

$$I_{Physio}=\{HR, BP, BT, Activity\}$$

I_{Brain} شامل ورودی‌های حسگرهای مغزی است که در جدول 1 و I_{Physio} ، ورودی حسگرهای فیزیولوژیک است که در یادگیری تقویتی استفاده می‌شود و در جدول 4 شرح داده خواهد شد. هر حسگر دارای مقادیر فازی (Low, Medium, High) است که با استفاده از توابع عضویت به صورت رابطه 1 است:

$$\mu_{S_i}(x): \mathbb{R} \rightarrow [0,1] . \quad \forall S_i \in I. \quad x \in Range(S_i) \quad (1)$$

که در آن $\mu_{S_i}(x)$ تابع عضویت برای حسگر S_i و x مقدار حسگر است.

بیان رسمی شبکه پتری زمان‌دار به صورت یک 7 تایی به شکل رابطه 2 است.

$$TCPN=(P, T, A, \Sigma, C, G, E) \quad (2)$$

که در آن P مجموعه مکان‌ها و T مجموعه انتقال‌ها و A مجموعه کمال‌ها را تعریف می‌کند که ارتباطات بین مکان‌ها و انتقال‌ها را نشان می‌دهد.

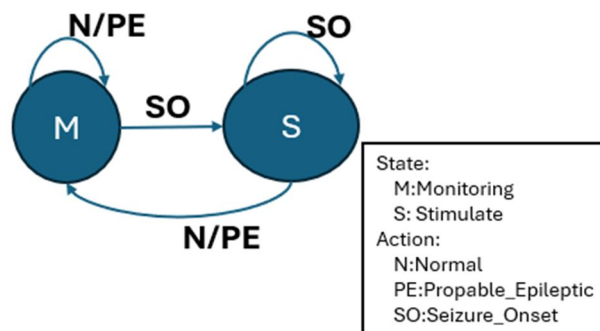
$$P=\{\text{Monitoring, Detection, Stimulation}\}$$

¹ Finite State Machine (FSM)

تعداد سطوح زبانی به صورت نمایی تعداد قواعد بالقوه را افزایش می‌دهد. برای نمونه نمودار فازی دو حسگر ECoG و SP در شکل 6 مشاهده می‌شود. خروجی سیستم فازی در جدول 3 مشاهده می‌شود. بر اساس تقسیم‌بندی فازی این 5 حسگر تعداد قوانین 243⁽⁵⁾ است که بسیاری از این قوانین به دلیل ماهیت مقادیر حسگرها غیرممکن خواهد بود و این تعداد به 16 قانون کاهش می‌یابد. قوانین حذف شده به دلیل حذف ترکیباتی است که با منطق بالینی و قیود ایمنی ناسازگار بوده‌اند و قوانینی که از نظر فیزیولوژیکی نامعتبر و غیرممکن هستند و قوانین به گونه‌ای در نظر گرفته شده‌اند که در ارزیابی سناریوها، تمامی حالات فازی پوشش داده‌شود. لیست کامل این قوانین در پیوست 1 قرار دارد. سه قانون به عنوان نمونه به صورت زیر است.

جدول 1- حسگرهای مغزی

ردیف	نام حسگر	توضیح
1	ECoG ¹	پتانسیل‌های الکتریکی قشر مغز است که برای ثبت فعالیت الکتریکی مغز با رزولوشن بالا که تغییرات نورونی در الگوهای فعالیت عصبی را نشان می‌دهد، استفاده می‌شود.
2	HFOs ²	نوسانات با فرکانس بالا را نشان می‌دهد. امواج سریع و با فرکانس بالا که اغلب در نواحی صرعی مشاهده می‌شوند و ممکن است نشانه فعالیت صرعی باشد. افزایش HFO می‌تواند نشانه‌ای از ناحیه‌ای باشد که تشنج در آن شروع می‌شود.
3	IEDS ³	پتانسیل‌های صرعی قبل از تشنج را نشان می‌دهد. فعالیت‌های الکتریکی غیر طبیعی کوتاه مدت که بین تشنج رخ می‌دهد و ممکن است شامل اسپایک‌ها ⁴ و موج‌های تیز ⁵ باشند. وجود IEDS نشان‌دهنده فعالیت صرعی است و در بیماران مبتلا به صرع شدیدتر بیشتر مشاهده می‌شود.
4	SP ⁶	تغییرات ناگهانی در دامنه و فرکانس سیگنال‌های مغزی که نشان‌دهنده شروع تشنج است.



شکل 5- ماشین حالت محدود سیستم

همان‌گونه که در شکل 5 مشاهده می‌شود دو وضعیت نظارت و عمل تحریک. در حالت نظارت اگر تشنج تشخیص داده شود به حالت عمل تحریک وارد می‌شود و تا مادامی که هنوز تشنج وجود دارد، در این حالت می‌ماند. اگر در حالت تشنج، احتمال تشنج و یا عادی بودن تشخیص داده شود، مجدداً به وضعیت نظارت باز می‌گردد تا وضعیت پارامترهای مغزی را مورد بررسی قراردهد.

2,4 ساختار سیستم فازی

در روش پیشنهادی برای اعتبارسنجی رفتار دستگاه پزشکی RNS از یک شبکه پتری رنگی استفاده می‌شود این شبکه پتری بر اساس 5 حسگر مغزی ورودی داده‌های لازم را از BAN دریافت می‌کند. این 5 حسگر در جدول 1 شرح داده‌شده و به دلیل ماهیت فازی مقادیر، ورودی‌های این 5 حسگر به صورت فازی درآمده است. مقادیر بدست‌آمده برای هر ناحیه فازی بر اساس مراجع [24-21] است. برای هر حسگر 3 ناحیه با نواحی دوزنقه‌ای و یا مثلثی در نظر گرفته‌شده که مقادیر هر ناحیه در جدول 2 قابل مشاهده است. منشا بازه‌ها و طراحی توابع عضویت به صورت خبره محور تعیین شده‌است و مرزها به گونه‌ای انتخاب شدند که 1) پوشش مناسبی روی دامنه مقادیر سناریوها ایجاد کنند و 2) با منطق بالینی و قیود ایمنی سیستم سازگار باشند. برای همه حسگرها سه برچسب زبانی Low/Medium/High استفاده شده‌است. این انتخاب با هدف حفظ شفافیت و قابلیت تفسیر قواعد و همچنین کنترل پیچیدگی انجام شده‌است، زیرا افزایش

⁴ Spikes

⁵ Sharp Waves

⁶ Seizure Patterns

¹ Electrocorticography

² High-Frequency Oscillations

³ Interictal Epileptiform Discharges



شکل 6- نمودار فازی دو حسگر SP و ECoG

ب

1) "If SP is Low then Output is Normal";

2) "If SP is High and IEDs is High and HFOs is Medium then Output is Mid_Abnormal_Activity_Detection";

3) "If HFOs is Medium and BRFB is High and ECoG is High then Output is Seizure_onset_Detection";

در قانون اول اگر مقدار حسگر SP برابر low باشد مقادیر دیگر حسگرها بی اهمیت بوده و به دلیل عدم صحت ورودی حسگر، بایستی مانیتورینگ مجدد انجام شود. در قانون دوم اگر مقدار HFOs برابر Medium و BRFB و ECoG مقدار High داشته باشند خروجی تشخیص فعالیت غیرطبیعی خفیف است. در قانون سوم اگر مقادیر حسگرهای HFOs و BRFB و ECoG برابر High باشد خروجی تشخیص تشنج قطعی است. کد ایجاد این سیستم فازی در پیوست 2 قابل مطالعه است. این قوانین برای طراحی شبکه پتری رنگی استفاده شده است که ادامه شرح داده می شود.

2,4 ساختار شبکه پتری رنگی زماندار

برای اجرای مدل پیشنهادی قوانین اجرایی دستگاه RNS به صورت یک شبکه پتری رنگی زماندار طراحی شده است. همانگونه که در شکل 2 پیش از این اشاره شد دستگاه RNS در سه وضعیت Monitoring، Detection و Simulation در حال کار است. این سه وضعیت به صورت سه مکان در سطح صفر شبکه پتری در نظر گرفته شده اند و ورودی و خروجی های بین این سه مکان به صورت شکل 7 ترسیم شده است. شکل 7 سطح صفر و شکل 8 سطح یک شبکه پتری رنگی زماندار را نمایش می دهد. جهت خوانایی بهتر مدل، بخش یادگیری تقویتی آن در شکل 7 نمایش داده نشده است. همانگونه که در شکل 7 مشاهده می شود برای هر کدام از این حسگرها یک مکان ورودی در شبکه پتری رنگی در نظر گرفته شده است و این 5 مکان به سه انتقال

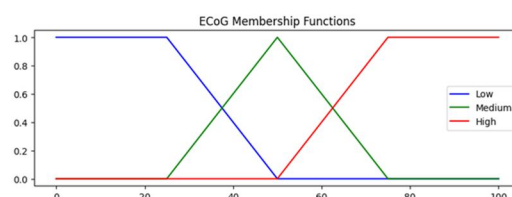
5	BRFB ¹	تغییرات در ریتم های مغزی را نشان می دهد. امواج مغزی (دلتا، تتا، آلفا، بتا و گاما) به باندهای فرکانسی مختلف تقسیم می شوند که تغییرات آن ها می تواند نشان دهنده فعالیت طبیعی یا غیرطبیعی مغز باشد. تغییر در این باندها ممکن است نشانه ای از فعالیت غیرطبیعی مغز و یا تشنج باشد.
---	-------------------	---

جدول 2- مقادیر فازی حسگرهای داده های مغزی

ردیف	نام حسگر	محدوده مقادیر	ناحیه فازی	محدوده ناهیه فازی
1	ECoG	[0 100]	Low	[0 0 25 50]
			Medium	[25 50 75]
			High	[50 75 100 100]
2	HFOs	[0 300]	Low	[0 0 50 100]
			Medium	[50 100 200]
			High	[200 250 300 300]
3	IEDs	[0 20]	Low	[0 0 3 6]
			Medium	[3 6 10]
			High	[10 15 20 20]
4	SP	[0 1]	Low	[0 0 0.05 0.1]
			Medium	[0.05 0.1 0.15]
			High	[0.1 0.15 1]
5	BRFB	[0 50]	Low	[0 0 10 20]
			Medium	[10 20 30]
			High	[30 40 50 50]

جدول 3- مقادیر فازی خروجی سیستم فازی

محدوده مقادیر	ناحیه فازی	محدوده ناهیه فازی
[0 1]	Normal	[0 0 0.3 0.55]
	Probable_epileptic	[0.3 0.55 0.75]
	Seizure_Onset	[0.55 0.75 1 1]



الف

¹ Brain Rhythms and Frequency Bands

Mid_Abnormal_Activity_Detection)

Probable_Epileptic_Activity_Detection

و

Seizure_onset_Detection) متصل‌اند. این سه انتقال با

استفاده از قوانین فازی بدست‌آمده در بخش قبل، تجمیع شده است. شرایط هر یک از این سه وضعیت به شرح جدول 4 است.

در صورتیکه هر یک از دو تراکنش اول فایر شود دستگاه در وضعیت مانیتورینگ قرار می‌گیرد و همچنان باید به بررسی و

نظارت ادامه دهد. در این حالت با تاخیر زمانی 2000 واحد مجدد مقادیر حسگرها دریافت و شرایط بررسی می‌شود. در وضعیت

سوم تشخیص تشنج قطعی که نشان‌دهنده وضعیت بحرانی است دستگاه RNS اقدام به عمل می‌نماید. دستگاه با ارسال پالس‌های

الکتریکی هدفمند به نواحی خاصی از مغز، تلاش می‌کند فعالیت غیرطبیعی شناسایی شده را مهار یا متوقف سازد. این مرحله نقش

حیاتی در جلوگیری از گسترش یا تشدید فعالیت صرعی داشته و بخش کلیدی فرآیند درمان را تشکیل می‌دهد. پس از اعمال

تحریک، سیستم می‌تواند با تاخیر زمانی مشخص یا بر اساس برخورد از وضعیت مغزی، مجدداً به حالت نظارتی بازگردد.

سیگنال فعال‌سازی به بخش کنترل تحریک عصبی ارسال می‌گردد. این سیگنال محرک باعث فعال شدن الکترودهای ایمپلنت

شده در ناحیه هدف مغز بیمار شده و پالس‌های الکتریکی مهارکننده به صورت خودکار اعمال می‌کند. این مداخله

می‌تواند از گسترش حمله جلوگیری کرده و بازگشت مغز به وضعیت پایدار را تسهیل نماید. در این حالت برای اطمینان از

رفتار و تاثیر دستگاه RNS بر روی بدن و میزان تغییرات سیگنال اعمال شده بر مغز انسان، پارامترهای یادگیری تقویتی در نظر

گرفته می‌شود. این پارامترها منطبق با تغییرات بدن انسان تحت تاثیر عملکرد RNS است که در ادامه شرح داده می‌شود.

3,4 پارامترهای یادگیری تقویتی

پارامترهایی که به عنوان پارامترهای یادگیری تقویتی در این مقاله در نظر گرفته شده‌است شامل پارامترهای فیزیولوژیکی بدن است.

این پارامترها نشان‌دهنده تغییرات فیزیکی ناشی از تحریک انجام شده توسط RNS بر روی بدن بیمار است. این پارامترها شامل: (1)

ضربان قلب (2 فشار خون، (3 دمای بدن است. محدوده طبیعی و

غیرطبیعی هر یک از این پارامترها در جدول 5 ارائه شده است. با

توجه به اینکه ضربان قلب به وضعیت فعالیت بیمار وابسته است و میزان فعالیت بدنی بیمار در اندازه‌گیری آن نقش تعیین کننده‌ای

را دارد لذا حسگر فعالیت نیز به حسگرهای بخش یادگیری تقویتی اضافه شده و در نهایت چهار حسگر ضربان قلب، میزان فعالیت،

دمای بدن و فشار خون برای مدل پیشنهادی در نظر گرفته شده است. شبکه پتری ترسیم شده برای یادگیری تقویتی در شکل 9

نشان داده شده‌است که در ادامه شبکه شکل 8 می‌باشد. پاداش (R) و جریمه (P) تعریف شده در این شبکه به بیان رسمی مطابق رابطه

5 و 6 است.

(5)

$$R = \begin{cases} (x_{AC} = R \wedge x_{HR} > 60.0 \wedge x_{HR} \leq 100.0) \vee \\ (x_{AC} = N \wedge x_{HR} \geq 100.0 \wedge x_{HR} \leq 140.0) \vee \\ (x_{AC} = H \wedge x_{HR} \geq 140.0 \wedge x_{HR} \leq 180.0) \vee \\ (x_{tem} \geq 36.1 \wedge x_{tem} < 37.5) \vee \\ (x_{BP} \geq 90.0 \wedge x_{BP} \leq 120.0) \end{cases}$$

(6)

$$P = \begin{cases} (x_{HR} < 50.0 \wedge x_{AC} = R \wedge x_{HR} > 100.0) \vee \\ (x_{tem} > 37.5) \vee \\ (x_{BP} > 120.0) \end{cases}$$

5. اجرای سناریو

در این بخش برای مشخص شدن مناسب‌تر روش کار از 3

سناریو نمونه از میان 1- سناریوی طراحی شده برای ارزیابی

تشریح می‌شود که هر کدام شرایط خاصی از کارکرد مدل پیشنهادی را نشان می‌دهند. در اجرای هر سناریو برای سادگی تنها

یک بار اندازه‌گیری حسگرهای بدنی صورت گرفته و سه بار مرحله یادگیری تقویتی انجام می‌شود.

مرحله یادگیری تقویتی انجام می‌شود.

سناریو اول- بررسی وضعیت تشنج آشکار- وضعیت تشخیص

اولیه صحیح

در این سناریو بیمار در وضعیت بحرانی قرار دارد و سیستم

باید تشنج او را تشخیص و تحریک لازم را اعمال کند. ورودی

اولیه حسگرهای مغزی مقادیر زیر برای هر حسگر است.

ECOG=95, HFOs=285, IEDs=18, SP=0.18, BRFB=44

باز می‌گردد. مقادیر دریافتی حسگرهای فیزیولوژیک بدنی مطابق جدول 6 است.

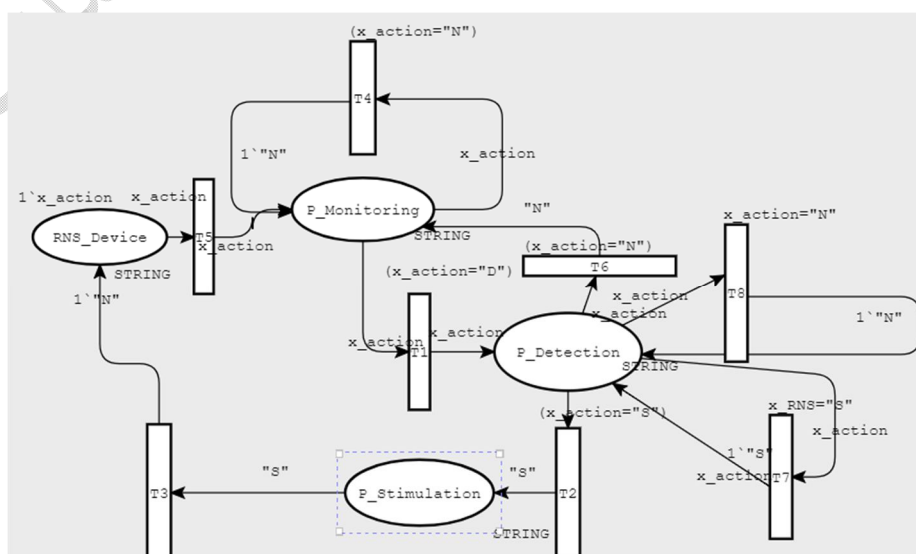
جدول 6- مقادیر دریافتی از حسگرهای فیزیولوژیکی بدن در سناریو اول

BP(bpm)	Temp(°C)	HR(mmHg systolic)	Activity
130	38.5	150	N
110	38.2	135	N
90	37.8	120	N

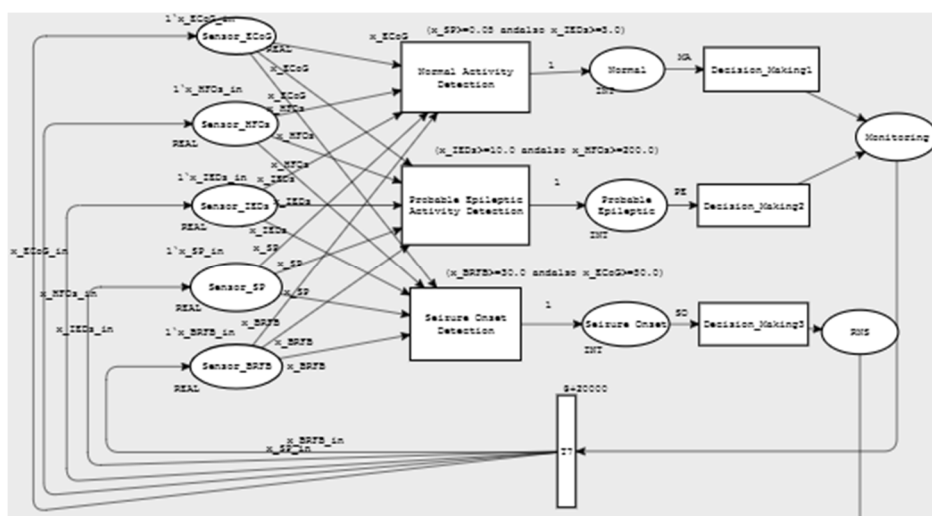
سناریو دوم - تشخیص نادرست اولیه، اصلاح توسط یادگیری
در این سناریو ورودی اولیه وضعیتی بدن را نرمال و یا شبه نرمال تشخیص می‌دهد و تحریک مغزی اعمال نمی‌شود ولی پس از دریافت داده‌های فیزیولوژیکی بدن مشخص می‌شود که وضعیت بیمار بحرانی است و تحریک باید انجام شود. این سناریو نشان می‌دهد که چگونه با یادگیری تقویتی می‌توان خطای مرحله پیش‌تشخیص را اصلاح کرد. مقادیر اولیه دریافتی از حسگرهای مغزی به شرح زیر است:

ECOG=40, HFOs=80, IEDs=5, SP=0.106, BRFB=18

پس از دریافت این مقادیر، خروجی سیستم فازی به تشخیص Seizure_onset Detection می‌رسد که نشان‌دهنده وضعیت بحرانی و تشنج بیمار است و سیستم باید تحریک لازم را اعمال کند، پس حالت سیستم به، Stimulation وارد می‌شود. در این حالت و پس از اعمال تحریک، مقادیر حسگرهای بدنی برای یادگیری تقویتی (فعالیت، ضربان قلب، دمای بدن، فشار خون) دریافت می‌شود. به دلیل تشخیص حمله و شرایط بحرانی، بدن وارد حالت استرسی شده و لذا مقادیر حسگرهای بدنی ضربان قلب و فشار خون از حد نرمال و زمان استراحت بالاتر بود و دمای بدن نیز افزایش جزئی پیدا می‌کند. در این وضعیت سیستم در پاداش منفی (جریمه) دریافت کرده و لذا در همان حالت Stimulation باقی می‌ماند (شکل 5 مشاهده شود). با اعمال تحریک لازم این مقادیر کم کم کاهش می‌یابد و در بار دوم دریافت پارامترهای بدنی همچنان پاداش منفی (جریمه) دریافت و مجدد سیستم در همان حالت باقی می‌ماند. با اعمال تحریک مجدد، بدن به وضعیت نرمال و تایید اثربخشی تحریک وارد می‌شود. این تغییر می‌تواند در چند ثانیه تا چند دقیقه طول بکشد. دریافت پاداش مثبت بیانگر تغییر پارامترهای بدنی به وضعیت نرمال است و سیستم به حالت نظارت (M) (شکل 5 مشاهده شود)



شکل 7- شبکه پتری سطح صفر رنگی زمان‌دار



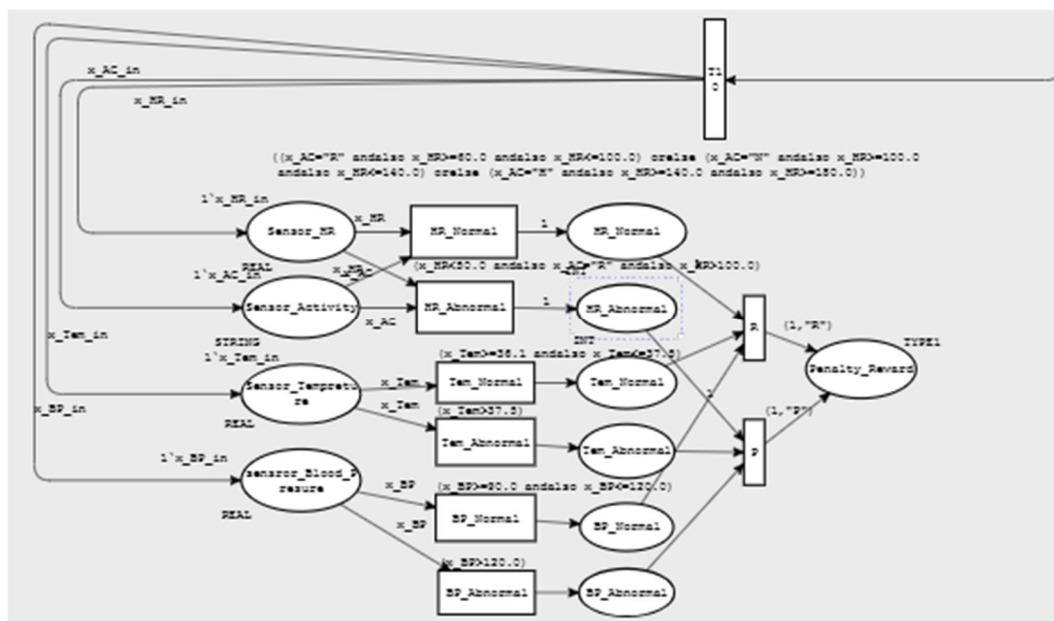
شکل 8- شبکه پتری رنگی سطح یک زمان‌دار

جدول 4- شرایط در نظر گرفته شده در هر انتقال

ردیف	عنوان انتقال	شرط اجرای انتقال
1	Mid_Abnormal_Activity_Detection تشخیص فعالیت غیرطبیعی خفیف	$(x_SP \geq 0.05 \text{ andalso } x_IEDs \geq 3.0)$
2	Probable_Epileptic_Activity_Detection تشخیص فعالیت صرعی احتمالی	$(x_IEDs \geq 10.0 \text{ andalso } x_HFOs \geq 200.0)$
3	Seizure_onset_Detection تشخیص تشنج قطعی	$(x_BRFB \geq 30.0 \text{ andalso } x_ECdG \geq 50.0)$

جدول 5- محدوده پاداش و جریمه پارامترهای فیزیولوژیکی بدن برای یادگیری تقویتی

پارامتر یادگیری (واحد)		محدوده طبیعی		محدوده غیر طبیعی جریمه	
ضربان قلب (ضربان در دقیقه bpm)	استراحت (R)	100-60	خیلی کم (برادیکاردی)	کمتر از 50	
	فعالیت متوسط (M)	140-100	خیلی زیاد (تاکی کاردی)	کمتر از 100 در زمان استراحت	
	فعالیت شدید (H)	180-140	پاسخ غیرعادی بعد از تحریک RNS	افزایش ناگهانی 30-20 واحد از مقدار پایه	
	خواب عمیق (S)	65-50			
دمای بدن Body Temperature (درجه سانتی گراد)	نرمال (N)	37/5 تا 36/1	بالا (تب شدید)	بالا تر از 38/5	
	کمی بالا (H)	38/5 تا 37/5			
فشار خون (mmHg) Blood Pressure	نرمال (N)	120-90	فشار خون بالا	بیشتر از 140	
	مرزی (پیش فشارخون) (H)	140-120	فشارخون پایین	کمتر از 90	



شکل 9- شبکه پتری رنگی سطح یک زمان‌دار بخش یادگیری تقویتی

قدرت یادگیری برای اصلاح تشخیص اولیه را نشان می‌دهد. مقادیر پارامترهای این سناریو در جدول 8 نشان داده شده است. ECoG=20.0, HFOs=100, IEDs=5, SP=0.13, BRFB=10.0

جدول 8- مقادیر دریافتی از حسگرهای فیزیولوژیکی بدن در سناریو سوم

BP(bpm)	Temp(°C)	HR(mmHg systolic)	Activity
140	38.5	150.0	N
100	38.0	125	N
90	37.6	110	N

حالات سیستم ابتدا Probable-epileptic یا احتمال تشنج تشخیص داده می‌شود و در انتها Stimulation تشنج قطعی در شبیه‌سازی انجام شده بدست می‌آید.

6. ارزیابی

برای ارزیابی عملکرد مدل پیشنهادی، از معیارهای ارزیابی استفاده می‌شود که بتوان توانایی مدل را در تشخیص صحیح، اصلاح خطا و بهبود ایمنی بیمار به صورت کمی بررسی و سنجش کند. برای این منظور ده سناریو متفاوت تهیه گردید که جدول مقادیر حسگرهای مغزی و فیزیولوژیکی آن‌ها در پیوست 3 قابل مشاهده

سیستم بر اساس داده‌های اولیه دریافتی احتمال تشنج را پایین تخمین می‌زند و تحریکی اعمال نمی‌شود. اکنون مقادیر حسگرهای یادگیری دریافت می‌شود که مطابق با جدول 7 است. با دریافت این مقادیر از حسگرهای بدن، مدل متوجه وضعیت بحرانی بیمار می‌شود و علیرغم تشخیص اولیه، تحریک عصبی آغاز می‌شود.

جدول 7- مقادیر دریافتی از حسگرهای فیزیولوژیکی بدن در سناریو دوم

HR (bpm)	Temp(°C)	BP (mmHg systolic)	Activity
140	38.5	150	N
101	37.6	121	H
90	37.5	120	N

سناریو سوم- تشخیص اولیه مبهم و در آستانه

در این سناریو تشخیص اولیه احتمال تشنج و در آستانه انجام می‌شود ولی پس از چندبار خواندن مقادیر از حسگرهای فیزیولوژیکی بدن برای یادگیری مشخص می‌شود که بدن در وضعیت بحرانی است و نیاز به تحریک وجود دارد این سناریو

- True Positive (TP): مواردی که تشنج واقعی و تشخیص درست تشنج داده شده است.
 - False Positive (FP): مواردی که تشنج نیست و تشخیص نادرست تشنج داده شده است.
 - True Negative (TN): تشخیص درست غیر تشنج در مواردی که تشنج نیست.
 - False Negative (FN): عدم تشخیص تشنج در مواردی که تشنج واقعی است.
- روابط معیارهای در نظر گرفته شده به صورت روابط 7 تا 12 است.

$$TPR = \frac{TP}{TP+FN} \quad (7)$$

$$FPR = \frac{FP}{FP+TN} \quad (8)$$

$$FNR = \frac{FN}{TP+FN} \quad (9)$$

$$Accuracy = \frac{TP+TN}{TP+TN+FP+FN} \quad (10)$$

$$Precision = \frac{TP}{TP+FP} \quad (11)$$

$$F1 - Score = 2 * \frac{Precision * Recall}{Precision + Recall} \quad (12)$$

سیستم پیشنهادی ارائه شده در این مقاله، یک سیستم تطبیقی^۲ است که بر اساس بازخوردهای بدنی (پاداش/جریمه) روند اجرا خود را اصلاح می کند. بنابراین، معیارهایی مانند دقت بالا^۳، لزوماً نشان دهنده عملکرد خوب نیست، بلکه ممکن است بیانگر عدم اصلاح کافی باشد، زیرا سیستم در تلاش است تا مقادیر تشخیص اولیه را با یادگیری بهبود بخشد. در سیستم های تطبیقی، نرخ تصحیح^۴ (CR) بالاتر می تواند نشانه موفقیت باشد، زیرا نشان دهنده توانمندی سیستم در بهبود وضعیت های اولیه است. مقایسه با مقدار حقیقی^۵ (مانند برچسب های تایید شده توسط متخصصان یا داده های بالینی) اجازه می دهد تا مشخص شود که آیا تغییرات اعمال شده واقعا به سمت یک حالت بهینه تر هدایت شده است یا خیر. لذا در این پژوهش، از چندین معیار کلیدی برای ارزیابی عملکرد تطبیقی سیستم استفاده شد که بر توانایی آن در تصحیح

است. داده های مورد استفاده در این پژوهش به صورت سناریوهای شبیه سازی شده و خبره محور طراحی شده اند و از داده های واقعی بالینی بیماران استفاده نشده است. هر سناریو شامل دو دسته داده است: دسته اول، داده های حسگرهای مغزی شامل ECoG، HFOs، IEDs، SP و BRFB است که برای تشخیص وضعیت مغزی و تعیین حالت اولیه سیستم در شبکه پتری رنگی زمان دار استفاده می شود. دسته دوم، داده های فیزیولوژیکی بدن شامل ضربان قلب، فشار خون سیستولیک، دمای بدن و سطح فعالیت است که به عنوان بازخورد محیطی برای یادگیری تقویتی و اصلاح تصمیم اولیه دستگاه به کار می رود. برای ارزیابی کمی مدل، سناریوی عملیاتی با شرایط متفاوت شامل وضعیت عادی، احتمال فعالیت صرعی، تشنج قطعی، تشخیص نادرست اولیه و اصلاح تصمیم پس از دریافت بازخورد فیزیولوژیکی طراحی شده است. برای برچسب گذاری خروجی شرایط زیر در نظر گرفته شده است. هر سناریو دارای سه برچسب اصلی است: برچسب مورد انتظار خبره، تصمیم اولیه سیستم پیش از اعمال یادگیری تقویتی و تصمیم نهایی سیستم پس از دریافت بازخورد فیزیولوژیکی و انجام اصلاح تصمیم. برچسب مورد انتظار خبره به عنوان مقدار مرجع^۱ در نظر گرفته شد. در این ارزیابی، حالت Stimulation به عنوان کلاس مثبت، به معنای نیاز به مداخله تحریک عصبی، و حالت Monitoring به عنوان کلاس منفی، به معنای عدم نیاز به تحریک، تعریف شد. تصمیم اولیه سیستم بر اساس خروجی شبکه پتری رنگی زمان دار و قواعد فازی به دست آمد و تصمیم نهایی پس از حداکثر سه مرحله دریافت بازخورد فیزیولوژیکی و اصلاح تصمیم توسط یادگیری تقویتی تعیین شد. سپس خروجی نهایی هر سناریو با برچسب خبره مقایسه شد و مقادیر TP، FP، TN و FN محاسبه گردید.

⁴ Correction Rate

⁵ Ground truth

¹ Ground Truth

² adaptive

³ Accuracy

برابر با 43/71 درصد و امتیاز $F1^{10}$ برابر با 33/83 درصد به دست آمد. مقدار $Recall=100\%$ از آن جهت حاصل شده است که تمام پنج سناریوی مثبت واقعی در خروجی نهایی به درستی به عنوان **Stimulation** تشخیص داده شدند و هیچ مورد FN باقی نماند. با این حال، وجود دو مورد FP نشان می‌دهد که مدل پس از یادگیری، در جهت افزایش حساسیت و کاهش خطر از دست دادن وضعیت‌های بحرانی عمل کرده و در عوض، تعدادی مداخله غیرضروری نیز ایجاد شده است.

برای محاسبه معیارهای تطبیقی، تصمیم اولیه سیستم، تصمیم نهایی سیستم و برچسب خبره برای هر سناریو مقایسه شدند. نرخ تصحیح یا CR نسبت سناریوهایی را نشان می‌دهد که تصمیم نهایی آن‌ها نسبت به تصمیم اولیه تغییر کرده است. در این پژوهش، از میان 10 سناریو، تصمیم 7 سناریو پس از دریافت بازخورد فیزیولوژیکی تغییر کرد؛ بنابراین CR برابر با 70 درصد به دست آمد. پوشش تصحیح یا CC نشان می‌دهد چه نسبتی از تصمیم‌های نادرست اولیه، در خروجی نهایی به تصمیم صحیح مطابق با نظر خبره تبدیل شده‌اند. در شبیه‌سازی انجام شده، پنج تصمیم اولیه با برچسب خبره ناسازگار بودند و هر پنج مورد پس از اعمال یادگیری تقویتی اصلاح شدند؛ بنابراین CC برابر با 5/5، یعنی 100 درصد، به دست آمد. نرخ تصحیح نادرست یا FCR در این پژوهش به عنوان نسبت سناریوهایی تعریف شد که تصمیم اولیه آن‌ها با نظر خبره سازگار بود، اما پس از اصلاح به تصمیم نادرست تبدیل شدند. در میان 10 سناریو، دو مورد چنین وضعیتی داشتند؛ بنابراین FCR برابر با 20 درصد محاسبه شد. نرخ مداخله یا IR نیز نسبت سناریوهایی است که خروجی نهایی آن‌ها **Stimulation** بوده است؛ در این پژوهش، هفت سناریو به مداخله تحریک منجر شدند و در نتیجه IR برابر با 70 درصد گزارش شد.

به طور کلی، این یافته‌ها نشان می‌دهند که فرآیند یادگیری، توانایی سیستم را در اصلاح تصمیم‌های نادرست اولیه بهبود داده است. به گونه‌ای که همه پنج تصمیم نادرست اولیه اصلاح شدند و مقدار $CC=100\%$ بدست آمد. همچنین $TPR=100\%$ نشان می‌دهد که هیچ

وضعیت‌های اولیه بر اساس بازخورد پاداش و جریمه‌های بدنی تمرکز دارد: نرخ تصحیح (CR)، درصد سناریوهایی را اندازه‌گیری می‌کند که وضعیت اولیه با وضعیت نهایی متفاوت است و انعطاف‌پذیری سیستم را نشان می‌دهد؛ نرخ تصحیح نادرست⁶ (FCR) میزان تغییرات نادرستی را محاسبه می‌کند که در آن وضعیت اولیه با واقعیت هم‌راستا بوده اما وضعیت نهایی نادرست بوده است؛ پوشش تصحیح⁷ (CC) کسری از وضعیت‌های اولیه نادرست را که با موفقیت به واقعیت تصحیح شده‌اند ارزیابی می‌کند؛ و نرخ مداخله⁸ (IR)، نسبت سناریوهایی را نشان می‌دهد که به مداخله تحریک منجر شده‌اند. روابط معیارهای به صورت رابطه‌های 13 تا 16 تعریف می‌شوند.

$$CR = \frac{TP}{TP+FP} \quad (13)$$

$$FCR = \frac{FP}{TP+FP} \quad (14)$$

$$CC = \frac{TP}{TP+FN} \quad (15)$$

$$IR = \frac{TP+FP}{TP+FP+TN+FN} \quad (16)$$

نتایج حاصل از شبیه‌سازی پیش از یادگیری به صورت:

$$TP=0, FP=0, TN=5, FN=5$$

بوده است. این نتیجه نشان می‌دهد که پیش از استفاده از بازخورد فیزیولوژیکی، سیستم در شناسایی سناریوهای نیازمند تحریک عصبی عملکرد ضعیفی داشته و هیچ یک از پنج سناریو مثبت واقعی را به درستی در حالت **Stimulation** قرار نداده است. در این مرحله، نرخ یادآوری یا حساسیت برابر با صفر درصد و دقت کلی برابر 50 درصد بود. پس از اعمال یادگیری تقویتی و اصلاح تصمیم بر اساس بازخورد فیزیولوژیکی این مقادیر به صورت:

$$TP=5, FP=2, TN=3, FN=0$$

تغییر یافت. بنابراین، نرخ یادآوری برابر با 100 درصد، نرخ مثبت کاذب برابر با 40 درصد، دقت کلی برابر با 80 درصد، صحت⁹

⁹ Precision

¹⁰ F1 Score

⁶ False-Correction Rat

⁷ Correction Coverage

⁸ Intervention Rate

اعتبارسنجی RNS محسوب می‌شود که مشابه آن تاکنون در ادبیات گزارش نشده است.

شبیه‌سازی با زبان Python در محیط Google Colab انجام شد و خروجی نهایی هر سناریو با برچسب مورد انتظار خبره مقایسه گردید. شبیه سازی در آدرس <https://github.com/negarmajma/RNS-FuzzyPetriNet-Python.git> قابل دسترسی است.

جدول 8- نحوه محاسبه و نتایج پارامترهای ارزیابی ده سناریو

معیار	نحوه محاسبه	بعد از یادگیری
Recall/TPR (حساسیت)	$TP/(TP+FN)=5/(5+0)$	%100
FPR (نرخ مثبت کاذب)	$FP/(FP+TN)=2/(2+3)$	%40
FNR (نرخ منفی کاذب)	$FN/(TP+FN)=0/(5+0)$	%0
Accuracy (دقت کلی)	$(TP+TN)/10=(5+3)/10$	%80
Precision (صحت)	$TP/(TP+FP)=5/(5+2)$	71/43 %
F1-Score	$Precision*Recall/(Precision+Recall)*2$	83/33%
Correction Rate (CR)	10/تعداد تصمیم های تغییر کرده = 7/10	%70
Correction Rate (CC)	تصمیم های نادرست اولیه که اصلاح شدند / کل تصمیم های نادرست اولیه = 5/5	%100
False-Correction Rate (FCR)	تصمیم های درست اولیه که نادرست شدند 10/2=10	%20
Intervention Rate (IR)	خروجی های نهایی 10/Stimulation = 7/10	%70

1,6 بحث و مقایسه با کارهای مرتبط

روش پیشنهادی این پژوهش را می‌توان از چند جنبه با مطالعات پیشین مقایسه کرد. گروهی از پژوهش‌های مرتبط، بر امنیت و پایش ارتباطات در شبکه‌های ناحیه بدن و دستگاه‌های پزشکی تمرکز داشته‌اند و هدف اصلی آن‌ها شناسایی حملات، ناهنجاری‌های ارتباطی یا افزایش اعتمادپذیری تبادل داده بوده است. در مقابل، تمرکز روش پیشنهادی بر پایش ارتباطات یا

یک از سناریوهای مثبت واقعی در خروجی نهایی از دست نرفته‌اند. با این حال، مقدار $IR=70\%$ ، $FCR=20\%$ و $FPR=40\%$ نشان می‌دهند که سیستم پس از یادگیری در جهت افزایش حساسیت و کاهش خطر عدم تشخیص وضعیت‌های بحرانی عمل کرده، اما این افزایش حساسیت با ایجاد تعدادی مداخله غیر ضروری همراه بوده است. همچنان نیاز به تنظیم بیشتر برای کاهش مداخلات غیرضروری و بهینه‌سازی تعادل بین حساسیت و اختصاصیت وجود دارد تا ایمنی بیمار افزایش یابد. کاهش جریمه‌ها (مانند تحریک اشتباه) و افزایش پاداش‌های بلندمدت (مانند ایمنی بیمار) به‌عنوان هدف اصلی سیستم تطبیقی، با این نتایج هم‌راستا است. با توجه به مرور ادبیات و جست‌وجوی انجام‌شده، در زمان نگارش این مقاله چارچوب منتشرشده‌ای یافت نشد که به‌طور مشخص و به‌صورت مستقیم بر دستگاه پزشکی RNS متمرکز باشد و فرآیند نظارت و اعتبارسنجی عملکرد آن در زمان‌اجرا را با یک مدل صوری و سازوکار پایش بلادرنگ ارزیابی کرده باشد. با این حال، بدنه‌ای از مطالعات نزدیک در حوزه‌های مرتبط (مانند پایش و اعتبارسنجی سامانه‌های پزشکی نظیر ضربان ساز قلب، سیگنال‌های زیستی و شبکه‌های (IoMT/WBSN) وجود دارد که از روش‌های رسمی (از جمله انواع CPN و نسخه‌های فازی آن) بهره برده‌اند. در مقابل، مطالعات RNS موجود عمدتاً بر تحلیل‌های بالینی، تنظیم/بهینه‌سازی پارامترهای تحریک و ارزیابی اثربخشی درمانی تمرکز دارند و معمولاً فاقد یک چارچوب صوری اختصاصی برای پایش بلادرنگ و اعتبارسنجی رفتار دستگاه در زمان اجرا هستند. به همین دلیل، امکان مقایسه مستقیم روش پیشنهادی با راهکاری هم‌تراز در حوزه RNS وجود ندارد. ارزیابی عملکرد این پژوهش با استفاده از ده سناریوی شبیه‌سازی‌شده و مقایسه با رویکردهای پایه انجام شد که در جدول 9 قابل مشاهده است. در مجموع، روش پیشنهادی نخستین تلاش مستند برای ارائه مدلی یکپارچه مبتنی بر شبکه پتری رنگی زمان‌دار، منطق فازی و یادگیری تقویتی به‌منظور پایش و

فیزیولوژیکی بدن بیمار از طریق حسگرها، قادر به اصلاح قوانین و بهینه‌سازی تشخیص‌ها بر اساس شرایط پویای بیمار است.

برای مقایسه روش پیشنهادی با مقاله‌های پایه به سه مقاله که نزدیک‌ترین تشابه را با راهکار پیشنهادی دارند می‌توان اشاره کرد. مقاله [25] و [26] که کاهش فراوانی تشنج در دنیای واقعی طی سال‌ها را بررسی کرده‌اند. این دو مقاله از یادگیری تقویتی استفاده نکرده‌اند و تنظیم پارامترهای توسط پزشک و در یک دوره زمانی و مقایسه با خط مبنا را هدف قرار داده‌اند و مقاله [27] که بهینه‌سازی پارامترهای تحریک عصبی با RL برای انتخاب پارامتر و مقایسه با فرد خبره بر اساس زمان و تعداد تحریک‌ها را بررسی کرده‌است.

بر اساس تحلیل 10 سناریوی طراحی‌شده برای اعتبارسنجی دستگاه RNS و معیارهای کمی ارزیابی شده، نتایج حاکی از توانایی بالای مدل در اصلاح تشخیص‌ها و شناسایی دقیق تشنج‌ها است. ترکیب شبکه‌های پتری رنگی زمان‌دار و یادگیری تقویتی، پتانسیل قابل توجهی برای اعتبارسنجی دقیق و بلادرنگ دستگاه‌های پزشکی مانند RNS به نمایش گذاشته است، به ویژه با دستیابی به نرخ یادآوری (Recall)، 100 درصد و پوشش تصحیح (CC)، 100 درصد که نشان دهنده موفقیت در تشخیص و تصحیح خطاها است. این نتایج نشان می‌دهد که هیچ رویداد تشنج سناریو محور در روش پیشنهادی از دست داده نشده و تمام تصمیم‌های نادرست اولیه را به تصمیم مورد انتظار خبره همگرا می‌سازد. این الگو از نظر ایمنی معنادار است، زیرا در سیستم‌های پزشکی، هزینه خطا از نوع FN معمولاً بسیار بالا است و به همین دلیل نرخ یادآوری به عنوان یک معیار کلیدی گزارش می‌شود. مقایسه با سه مقاله پایه مطرح‌شده در تحریک عصبی نشان می‌دهد در مرجع [27]، یادگیری تقویتی در یک مسئله واقعی برای تنظیم پارامترهای تحریک با فرد خبره مقایسه شده و نشان داده‌است که می‌توان با کیفیت نگاشت مشابه، تعداد تحریک‌ها را به طور

امنیت کانال بی‌سیم نیست، بلکه بر اعتبارسنجی رفتار تصمیم‌گیری دستگاه RNS در زمان‌اجرا و اصلاح تصمیم بر اساس بازخورد فیزیولوژیکی بدن قرار دارد. گروه دوم از مطالعات، از روش‌های رسمی مانند شبکه‌های پتری رنگی یا مدل‌های مبتنی بر Event-B برای مدل‌سازی و تأیید سامانه‌های پزشکی استفاده کرده‌اند. مزیت این رویکردها، صراحت مدل و امکان تحلیل ساختاری رفتار سامانه است. با این حال، بسیاری از آن‌ها بر مدل‌ها و قواعد ثابت متکی هستند و امکان سازگاری تصمیم با تغییرات بیمار محور را در چرخه زمان‌اجرا فراهم نمی‌کنند. در روش پیشنهادی، شبکه پتری رنگی زمان‌دار به عنوان مشخصه رسمی قابل اجرا استفاده می‌شود، اما تصمیم نهایی صرفاً به خروجی قواعد ثابت محدود نیست و از طریق یادگیری تقویتی و بازخورد فیزیولوژیکی اصلاح می‌شود. گروه سوم از مطالعات، به اثربخشی بالینی RNS یا تنظیم پارامترهای تحریک پرداخته‌اند. این مطالعات از نظر بالینی ارزشمند هستند، اما معمولاً چارچوبی صوری برای اعتبارسنجی بلادرنگ تصمیم دستگاه و تشخیص ناسازگاری بین تصمیم اولیه و وضعیت بیمار ارائه نمی‌کنند. بنابراین، مزیت اصلی روش پیشنهادی در ترکیب سه مؤلفه مکمل است: مدل‌سازی صوری زمان‌دار برای نمایش رفتار دستگاه، منطق فازی برای مدیریت عدم قطعیت داده‌های حسگرهای مغزی، و یادگیری تقویتی برای اصلاح تصمیم بر اساس بازخورد بدن.

7. تحلیل و نتیجه‌گیری

سیستم‌های پزشکی امروزی از رویکردهای منفعل فاصله گرفته و به سمت سیستم‌های هوشمند با قابلیت تصمیم‌گیری و شخصی‌سازی پیشرفته حرکت کرده‌اند. در این مقاله، دستگاه RNS به عنوان یک ابزار پزشکی برای مدیریت صرع مورد بررسی قرار گرفت و بر اساس عملکرد آن، به صورت یک مدل اجرایی در زمان‌اجرا با استفاده از شبکه‌های پتری رنگی زمان‌دار مدل‌سازی شد. این مدل پیشنهادی با بهره‌گیری از یادگیری مبتنی بر اطلاعات

1. If (ECOG is Low) and (HFOs is Medium) and (IEDs is Low) and (SP is Medium) and (BRFB is Low) then (Output is Normal) (1)
 2. If (ECOG is Low) and (HFOs is Medium) and (IEDs is Low) and (SP is High) and (BRFB is Low) then (Output is Probable_Epileptic) (1)
 3. If (ECOG is Low) and (HFOs is Medium) and (IEDs is High) and (SP is Medium) and (BRFB is Low) then (Output is Probable_Epileptic) (1)
 4. If (ECOG is Low) and (HFOs is Medium) and (IEDs is High) and (SP is High) and (BRFB is Low) then (Output is Seizure_onset) (1)
 5. If (ECOG is Medium) and (HFOs is Medium) and (IEDs is Low) and (SP is Medium) and (BRFB is Low) then (Output is Probable_Epileptic) (1)
 6. If (ECOG is Medium) and (HFOs is Medium) and (IEDs is Low) and (SP is High) and (BRFB is Low) then (Output is Probable_Epileptic) (1)
 7. If (ECOG is Medium) and (HFOs is Medium) and (IEDs is High) and (SP is Medium) and (BRFB is Low) then (Output is Probable_Epileptic) (1)
 8. If (ECOG is Medium) and (HFOs is Medium) and (IEDs is High) and (SP is High) and (BRFB is Low) then (Output is Seizure_onset) (1)
 9. If (ECOG is High) and (HFOs is Medium) and (IEDs is Low) and (SP is Low) and (BRFB is Low) then (Output is Normal) (1)
 10. If (ECOG is High) and (HFOs is Medium) and (IEDs is Low) and (SP is Medium) and (BRFB is Low) then (Output is Probable_Epileptic) (1)
 11. If (ECOG is High) and (HFOs is Medium) and (IEDs is Low) and (SP is High) and (BRFB is Low) then (Output is Seizure_onset) (1)
 12. If (ECOG is High) and (HFOs is Medium) and (IEDs is High) and (SP is Medium) and (BRFB is Low) then (Output is Seizure_onset) (1)
 13. If (ECOG is High) and (HFOs is High) and (IEDs is Low) and (SP is Medium) and (BRFB is Low) then (Output is Seizure_onset) (1)
 14. If (ECOG is High) and (HFOs is High) and (IEDs is Low) and (SP is High) and (BRFB is Low) then (Output is Seizure_onset) (1)
 15. If (ECOG is High) and (HFOs is High) and (IEDs is High) and (SP is Medium) and (BRFB is Low) then (Output is Seizure_onset) (1)
 16. If (ECOG is High) and (HFOs is High) and (IEDs is High) and (SP is High) and (BRFB is Low) then (Output is Seizure_onset) (1)
 17. If (ECOG is High) and (HFOs is High) and (IEDs is High) and (SP is High) and (BRFB is High) then (Output is Seizure_onset) (1)
 18. If (SP is Low) then (Output is Normal) (1)
 19. If (HFOs is Medium) and (IEDs is High) and (SP is High) then (Output is Probable_Epileptic) (1)
 20. If (ECOG is High) and (HFOs is Medium) and (BRFB is High) then (Output is Seizure_onset) (1)

پیوست 2 - داده‌های مورد استفاده در ده سناریو

فایل داده ای سنسورهای مغزی

95.0 285.0 18.0 0.18 44.0
 40.0 80.0 5.0 0.0106 18.0
 20 100 5 0.13 10
 60 150 8 0.1 25
 90 280 18 0.12 45
 60.0 150.0 8.0 0.1 25.0
 70.0 250.0 15.0 0.14 40.0
 30.0 60.0 3.0 0.04 15.0
 20.0 35.0 1.0 0.01 10.0
 100.0 300.0 20.0 1.0 50.0

فایل داده های سنسورهای فیزیولوژیکی

'N' 130.0 150.0 38.5
 'N' 110.0 135.0 38.2
 'N' 90.0 120.0 37.8
 'N' 140.0 150.0 38.5
 'H' 101.0 121.0 37.6
 'N' 90.0 120.0 37.5
 'H' 140.0 160.0 38.7
 'H' 100.0 125.0 38.0
 'N' 90.0 110.0 37.6
 'N' 180.0 150.0 38.5
 'N' 150.0 140.0 38.0

فایل خروجی مورد نظر خبره

Stimulation
 Monitoring
 Monitoring
 Monitoring
 Stimulation
 Monitoring
 Stimulation
 Stimulation
 Monitoring
 Stimulation

مراجع

1. Aronson, J.K., C. Heneghan, and R.E. Ferner, *Medical Devices: Definition, Classification, and Regulatory Implications*. Drug Safety, **43**(2): p. 83-93, 2020. DOI: 10.1007/s40264-019-00878-3.
2. Zhang, M., A. Raghunathan, and N.K. Jha, *MedMon: securing medical devices through wireless monitoring and anomaly detection*. IEEE Trans Biomed Circuits Syst, **7**(6): p. 871-81, 2013, DOI: 10.1109/TBCAS.2013.2245664.
3. Zhang, M., A. Raghunathan, and N.K. Jha, *Trustworthiness of Medical Devices and Body*

چشمگیر کاهش دهد و در بسیاری موارد زمان کالیبراسیون را نیز کاهش دهد. در این مشاهده، از منظر مهندسی سیستم، یک شاهد بیرونی است که یادگیری از بازخورد کاربر/بدن می‌تواند به سیاست‌های کارآمدتر از پروتکل‌های ثابت منجر شود؛ بنابراین با منطقی روش پیشنهادی این مقاله هم‌راستا است. در مطالعات [25] و [26] اگرچه ML/RL به کار نرفته است، اما اثربخشی درمان به صورت کاهش میانه‌ی فراوانی تشنج در طول سال‌ها گزارش می‌شود؛ برای نمونه کاهش 44% (سال 1) و 53% (سال 2) و سپس 48-66% در سال‌های 3 تا 6 در این مقاله گزارش شده است. این نتایج را می‌توان به عنوان یک «خط مبنا» از عملکرد RNS در شرایط واقعی (بدون یادگیری ماشینی) در نظر گرفت اما معیارهای این مقالات (کاهش تشنج) از نظر معناشناختی با معیارهای روش پیشنهادی (درستی/اصلاح تصمیم) یکسان نیستند. با این حال، برای تأیید این نتایج در شرایط واقعی، پیشنهاد می‌شود آزمایش‌هایی با داده‌های گسترده‌تر (مانند مجموعه داده‌های PhysioNet) و سناریوهای متنوع‌تر شامل نویز و خطاهای بالینی انجام شود تا پایداری و قابلیت قبول بودن مدل در محیط‌های پیچیده‌تر ارزیابی گردد.

از نظر مقایسه با مطالعات موجود، روش پیشنهادی بیش از آنکه جایگزین ارزیابی‌های بالینی RNS باشد، یک لایه مکمل برای اعتبارسنجی صوری و اصلاح تصمیم در زمان اجرا ارائه می‌کند. این لایه می‌تواند در آینده در کنار داده‌های واقعی و قیود ایمنی بالینی برای افزایش اعتمادپذیری تصمیم‌های دستگاه‌های تحریک عصبی به کار گرفته شود.

ضمایم

پیوست 1- قوانین فازی

- International Conference on Biomedical and Health Informatics (BHI)*, pp. 635-639, 2014. DOI: 10.1109/HealthCom.2014.7001813.
14. Majma, N., S.M. Babamir, and A. Monadjemi, *Runtime Verification of Pacemaker Functionality Using Hierarchical Fuzzy Colored Petri-nets*. Journal of Medical Systems, 2017. **41**(2). DOI: 10.1007/s10916-016-0664-5.
 15. Majma, N. and S.M. Babamir, *Model-Based Monitoring and Adaptation of Pacemaker Behavior Using Hierarchical Fuzzy Colored Petri-Nets*. IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics: Systems, 2020. **50**(9): p. 3344-3357. DOI: 10.1109/TSMC.2018.2861718.
 16. Majma, N. and S.M. Babamir, *Modeling and Simulation of Fuzzy-rule Based WBAN using Multi-level Fuzzy Colored Petri-nets and Reinforcement Learning*. Journal of Computational Science, 2024: p. 102455. DOI: 10.1016/j.jocs.2024.102455.
 17. Haur, I., J.-L. Béchenec, and O.H. Roux, *Model-Checking of Concurrent Real-Time Software Using High-Level Colored Time Petri Nets with Stopwatches*. Cybernetics and Systems, 2025, 56(6), 886-916. DOI: 10.1080/01969722.2023.2247261.
 18. Júnior, J.I.F., et al., *A coloured Petri nets-based system for validation of biomedical signal acquisition devices*. The Journal of Supercomputing, 2024: p. 1-30. DOI: 10.1007/s11227-024-06012-0.
 19. Chavoshi, M., & Babamir, S. M. (2024). *A Petri Net Based Flexible Model for Reasoning and Behavior Modeling of Event-Based Systems*. *Soft Computing Journal*, Article in Press. DOI: 10.22052/scj.2024.254874.1242
 20. Motamed, S., & Askari, E. (2025). *Prediction of Cardiovascular Diseases Using Convolutional Neural Network and Fuzzy Logic*. *Soft Computing Journal*, Article in Press. DOI: 10.22052/scj.2026.254434.1220.
 21. Carey, R.M., P.K. Whelton, and A.A.H.G.W. Committee*, *Prevention, detection, evaluation, and management of high blood pressure in adults: synopsis of the 2017 American College of Cardiology/American Heart Association Hypertension Guideline*. Annals of internal medicine, 2018. **168**(5): p. 351-358. DOI: 10.7326/M17-3203.
 22. Skarpaas, T.L., B. Jarosiewicz, and M.J. Morrell, *Brain-responsive neurostimulation for epilepsy Area Networks*. Proceedings of the IEEE, 2014. **102**(8): p. 1174-1188, 2014. DOI: 10.1109/JPROC.2014.2322103.
 4. Sobrinho, A., et al. *Towards medical device certification: A colored petri nets model of a surface electrocardiography device*. in *IECON 2014-40th Annual Conference of the IEEE Industrial Electronics Society*, pp. 2645-2651, 2014. DOI: 10.1109/IECON.2014.7048879.
 5. Sloka Iyengar PhD and Patricia O. Shafer RN, M. *The RNS® System is manufactured by NeuroPace, Inc. Additional information for patients and physicians*. 2017; Available from: <https://www.neuropace.com/patients/neuropace-rns-system/>.
 6. Liu, Q., K.G. Mkongwa, and C. Zhang, *Performance issues in wireless body area networks for the healthcare application: a survey and future prospects*. SN Applied Sciences, **3**(2), 2021. DOI: 10.1007/s42452-020-04058-2.
 7. Narwal, B. and A.K. Mohapatra, *A survey on security and authentication in wireless body --- area networks*. Journal of Systems Architecture, **113**, 2021. DOI: 10.1016/j.sysarc.2020.101883.
 8. Alzahrani, B.A., et al., *A Provably Secure and Lightweight Patient-Healthcare Authentication Protocol in Wireless Body Area Networks*. Wireless Personal Communications, **117**(1): p. 47-69, 2020. DOI: 10.1007/s11277-020-07237-x
 9. Yaacoub, J.-P.A., et al., *Securing internet of medical things systems: Limitations, issues and recommendations*. Future Generation Computer Systems, **105**: p. 581-606, 2020. DOI: 10.1016/j.future.2019.12.028.
 10. Askari E. *An Intelligent Model to Diagnose the Brain Connections Disorders in ADHD People in Different Frequency Bands*. *Soft Computing Journal*. 2024; Article in Press. DOI: 10.22052/scj.2024.253427.1177
 11. Ali, S., et al., *Towards Pattern-Based Change Verification Framework for Cloud-Enabled Healthcare Component-Based*. IEEE Access, 2020. **8**: p. 148007-148020. DOI: 10.1109/ACCESS.2020.3014671.
 12. Assiri, M., *Modeling Cardiac Pacemakers With Timed Coloured Petri Nets And Related Tools*. 2021.
 13. Al Hamadi, H., A. Gawanmeh, and M. Al-Qutayri. *A verification methodology for a wireless body sensor network functionality*. in *IEEE-EMBS*

- (RNS® System). *Epilepsy research*, 2019. **153**: p. 68-70. DOI: 10.1016/j.eplesyres.2019.02.003.
23. Jacobs, J., et al., *High-frequency oscillations (HFOs) in clinical epilepsy*. *Progress in neurobiology*, 2012. **98**(3): p. 302-315. DOI: 10.1016/j.pneurobio.2012.03.001.
24. Kane, N., et al., *A revised glossary of terms most commonly used by clinical electroencephalographers and updated proposal for the report format of the EEG findings. Revision 2017*. *Clinical neurophysiology practice*, 2017. **2**: p. 170-185. DOI: 10.1016/j.cnp.2017.07.002.
25. Bergey, G.K., et al., *Long-term treatment with responsive brain stimulation in adults with refractory partial seizures*. *Neurology*, 2015. **84**(8): p. 810-817. DOI: 10.1212/WNL.0000000000001280.
26. Nair, D.R., et al., *Nine-year prospective efficacy and safety of brain-responsive neurostimulation for focal epilepsy*. *Neurology*, 2020. **95**(9): p. e1244-e1256. DOI: 10.1212/WNL.00000000000010154.
27. Borda L., Gozzi N., et al., *Automated calibration of somatosensory stimulation using reinforcement learning*, *Jornal of Neuroengineering and Rahabilitation.*, 2023. **20**(1): p. 131. DOI: 10.1186/s12984-023-01246-0.