

Real-Time Anomaly Detection and Transient Fault Correction for Wireless Body Area Networks

M.S. Zare Dehabadi¹, and M. Jahed^{2*}

¹Ph.D Student, Electric Engineering Department, Sharif University of Technology, Tehran, Iran

²Assistant Professor, Electrical Engineering Department, Sharif University of Technology, Tehran, Iran

Receipt in the online submission system: 3 October 2017, accepted: 4 October 2017

Abstract

Wireless Body Area Networks (WBAN) consist of a collection of biosensors utilized to remotely monitor the health status of patients. High accuracy anomaly detection and distinguishing between faults and physiological anomalies play a key role in proper detection of real emergency situations and is crucial in lowering False Alarm Rate (FAR) cases. In this work, a univariate, unsupervised and real-time anomaly detection algorithm is proposed based on Hampel identifier and its performance is compared with previous and reported methods. Furthermore, a novel prediction method is introduced and utilized in order to correct for transient faults that are quite probable in WBANs, due to inherent noise and artifact of physiological sensors. Proposed method is shown to be faster than reported approaches while providing comparable. Final validation of the proposed method is performed by a real experimental dataset along with intentionally added faults and physiological anomalies. The results illustrate appropriate anomaly detection ability of the proposed approach.

Key words: *WBAN, Anomaly detection, Hampel identifier, Fault correction, kNN method*

*Corresponding author

Address: Electrical Engineering Department, Sharif university of Technology, P.O.Box: 11365-8639, Tehran, Iran

Tel: +98-21-66165937

Fax: +98-21-66023261

E-mail: jahed@sharif.edu

تشخیص وضعیت غیرعادی و تصحیح خطاهای گذرا به صورت بی درنگ در شبکه‌های حسگر بی سیم بدنی

محمدسعید زارع ده‌آبادی^۱، مهران جاهد^{۲*}

^۱ دانشجوی دکتری مهندسی پزشکی، گروه بیوالکترونیک، دانشکده مهندسی برق، دانشگاه صنعتی شریف، تهران
^۲ استادیار، دانشکده مهندسی برق، دانشگاه صنعتی شریف، تهران

تاریخ ثبت در سامانه: ۱۳۹۶/۷/۱۱، پذیرش قطعی: ۱۳۹۶/۷/۱۲

چکیده

شبکه‌های حسگر بی سیم بدنی، مجموعه‌ای از حسگرهای حیاتی برای مشاهده وضعیت سلامت بیماران از راه دور هستند. تشخیص و تمایز وضعیت‌های غیرعادی، شامل خطای حسگرها یا وضعیت‌های اضطراری، علاوه بر رفع نیاز دائمی به متخصص، می‌تواند باعث کاهش نرخ هشدارهای نادرست شود. در این پژوهش، برای تشخیص و تمایز وضعیت‌های غیرعادی، روشی تک‌متغیره، بدون سرپرست و بی‌درنگ با قابلیت پیاده‌سازی سخت‌افزاری آسان، ارائه شده و همچنین روشی جدید برای تصحیح خطاهای گذرا پیشنهاد شده است. روش پیشنهادی، سریع‌تر از روش‌های موجود در پژوهش‌های پیشین عمل می‌کند و دقت آن به‌طور کامل قابل‌مقایسه با روش‌های موجود است. شبیه‌سازی روش پیشنهادی روی مجموعه داده‌های اینترنتی انجام شده است و نتایج حاصل از آن با روش‌های موجود، مقایسه شده‌اند. همچنین برای ارزیابی و اعتبارسنجی نهایی روش پیشنهادی، از داده‌های ثبت‌شده در یک آزمایش واقعی استفاده شده است، که نتایج آن بر عملکرد مناسب روش پیشنهادی در تشخیص وضعیت‌های غیرعادی و تصحیح خطاهای گذرا تأکید می‌کند.

کلیدواژه‌ها: شبکه‌های حسگر بی سیم بدنی، تشخیص وضعیت غیرعادی، تصحیح خطا.

* نویسنده مسئول

نشانی: دانشکده مهندسی برق، دانشگاه صنعتی شریف، تهران، ایران، کد پستی ۱۱۳۶۵/۸۶۳۹

تلفن: ۶۶۱۶۵۹۳۷ (۲۱) ۹۸+

دورنگار: ۶۶۰۲۳۲۶۱ (۲۱) ۹۸+

پست الکترونیکی: jahed@sharif.edu

۱- مقدمه

شبکه‌های حسگر بی‌سیم بدنی^۱، مجموعه‌ای از حسگرها هستند که روی قسمت‌های مختلفی از بدن قرار می‌گیرند یا به صورت درون‌کاشت^۲، درون برخی از اندام‌های بدن جایگذاری می‌شوند [۱]. این حسگرها، شرایط فیزیولوژیکی بدن را اندازه‌گیری کرده و می‌توانند اطلاعات را به صورت بی‌سیم، دریافت و ارسال کنند. این شبکه‌ها امکان مشاهده وضعیت سلامت کاربران و اعلام هشدارهای لازم در مواقع اضطراری را به کاربران می‌دهند و در صورت لزوم، وضعیت سلامتی کاربران را با استفاده از اینترنت به مراکز درمانی یا نزدیکان بیمار، مخابره می‌کنند.

این شبکه‌ها اغلب به صورت مرکزگرا پیکربندی می‌شوند؛ به صورتی که تمام حسگرهای موجود در شبکه، اطلاعات خود را به پردازشگر مرکزی ارسال و دستوراتی را از پردازشگر مرکزی دریافت می‌کنند. این پردازشگر مرکزی می‌تواند در قالب یک گوشی تلفن همراه هوشمند باشد. بنابراین برای بهینه کردن مصرف انرژی، حسگرها به طور معمول قابلیت پردازش داده‌ها را ندارند و تنها وظیفه ثبت و ارسال داده‌های فیزیولوژیکی را به عهده دارند؛ با این وجود در سال‌های اخیر، پژوهش‌هایی درباره هوشمندسازی و ارتباط حسگرها با یکدیگر انجام شده است [۲]. شکل (۱)، نمونه‌ای از شبکه‌های حسگر بی‌سیم را در سطح بدن نشان می‌دهد.

اهمیت و کاربرد شبکه‌های حسگر بی‌سیم بدنی را می‌توان به چهار حوزه پایش وضعیت سلامت، توانبخشی، ورزش و مشاهده فعالیت و حالت‌های بدن تقسیم کرد [۲]. شبکه‌های حسگر بی‌سیم بدنی، پزشکی/از راه دور^۳ را ممکن کرده و برای مناطق دورافتاده، که امکان حضور پزشک در آن مناطق وجود ندارد و همچنین برای سالمندانی که تنها زندگی می‌کنند، بسیار ارزشمند هستند [۳].

قابلیت تشخیص وضعیت غیرعادی^۴ و هشدار به بیمار در شبکه‌های حسگر بی‌سیم بدنی، اهمیت ویژه‌ای دارد. یک وضعیت غیرعادی ممکن است ناشی از تغییرات شرایط فیزیولوژیکی بدن، مانند بیماری، یا شرایط غیرعادی در کارکرد سامانه، مانند بروز اشکال، خطا و خرابی در سامانه، باشد [۴]. یکی از چالش‌های موجود در شبکه حسگر بی‌سیم بدنی، تشخیص صحیح و دقیق وضعیت‌های غیرعادی و تفکیک آنها از یکدیگر است.

با توجه به نوین ذاتی حسگرها، شرایط محیطی، آرتیفکت‌های حرکتی^۵، اتصال نامناسب حسگرهای حیاتی به بدن و نیز بروز اشکال در مخابرات بی‌سیم، کارکرد حسگرهای موجود در شبکه حسگر بدنی، مستعد بروز انواع خطا و خرابی‌ها است [۵]. با تفکیک صحیح و دقیق خطا و خرابی از وضعیت‌های اضطراری، می‌توان نرخ هشدارهای اضطراری نادرست را به مراکز درمانی کاهش داد؛ زیرا بروز خطا و خرابی، بر دقت الگوریتم‌های تشخیص وضعیت غیرعادی تأثیر می‌گذارد.

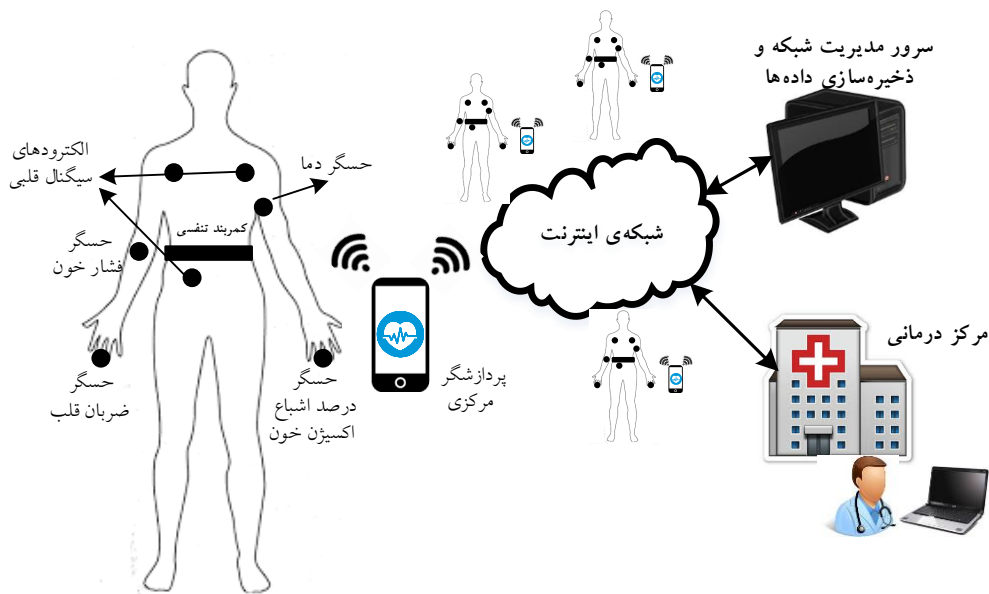
در این راستا، برای تشخیص وضعیت غیرعادی، از وجود همبستگی زمانی^۶ میان داده‌های حسگرها استفاده می‌شود. در واقع در یک شبکه حسگر بی‌سیم بدنی، همبستگی زمانی بین داده‌های ثبت شده در لحظه کنونی و داده‌های ثبت شده در زمان‌های گذشته وجود دارد؛ در نتیجه در شرایط عادی، داده‌های جدید نمی‌توانند اختلاف زیادی با داده‌های گذشته داشته باشند. از این اصل می‌توان برای تشخیص وضعیت غیرعادی استفاده کرد. همچنین برای تفکیک خطا از وضعیت اضطراری، از وجود همبستگی مکانی^۷ بین حسگرهای مختلف در غیاب خطا استفاده می‌شود. اگر خطایی در عملکرد شبکه رخ ندهد باشد، همبستگی مکانی بین داده‌های حسگرهای مختلف وجود دارد؛ به این معنی که منشأ تغییر در داده‌های یک حسگر، به تغییر داده‌های حسگرهای دیگر منجر خواهد شد. به عنوان مثال در شرایط ورزش یا بیماری، علاوه بر تغییر نرخ ضربان قلب، وضعیت تنفسی و دمای بدن نیز تغییر خواهند کرد. از طرف دیگر در شرایط بروز خطا، همبستگی مکانی بین داده‌های حسگرهای مختلف وجود ندارد و از همین مطلب می‌توان برای متمایز کردن وضعیت‌های رخداد خطا از وضعیت‌های اضطراری استفاده کرد [۶].

الگوریتم‌های تشخیص وضعیت غیرعادی در شبکه‌های حسگر بی‌سیم بدنی، دو مرحله دارند. در مرحله اول، با این فرض که شبکه، تعداد p پارامتر فیزیولوژیکی را اندازه‌گیری می‌کند، داده‌های کنونی حسگرها، که یک بردار $p \times 1$ هستند، با یک پنجره به طول w از داده‌های ثبت شده گذشته، که یک ماتریس $p \times w$ را تشکیل می‌دهند، از نظر همبستگی زمانی مقایسه می‌شود و اگر داده‌های فعلی، تفاوت قابل توجهی با پنجره ذکر شده داشته باشد، به عنوان وضعیت غیرعادی تشخیص داده می‌شود. در مرحله دوم، داده‌های حسگرهای مختلف در زمان

^۵ Motion Artifact^۶ Temporal Correlation^۷ Spatial Correlation^۱ Wireless Body Area Networks (WBAN)^۲ Implant^۳ Telemedicine^۴ Anomaly

در نظر گرفته می‌شود؛ با این فرض که احتمال رخداد خطای هم‌زمان در بیش از دو یا نیمی از حسگرها، بسیار پایین است [۷].

فعلی، از نظر همبستگی مکانی سنجیده می‌شوند و اگر داده‌های بیش از K حسگر، تغییر چشمگیری نسبت به گذشته داشته باشند، وضعیت اضطراری و در غیر این صورت، وضعیت خطا تشخیص داده می‌شود. عدد K معمولاً دو یا $\lfloor p/2 \rfloor$



شکل (۱) - شبکه‌های حسگر بی‌سیم بدنی

برای ارزیابی روش‌های تشخیص وضعیت غیرعادی، نموداری به نام منحنی مشخصه عملکرد سامانه^۱ رسم می‌شود [۷]. در این منحنی، با تغییر مقدار آستانه تصمیم‌گیری الگوریتم، نرخ تشخیص^۲ بر حسب نرخ هشدار نادرست^۳، نمایش داده می‌شود و هرچه مساحت زیر این نمودار بیشتر باشد، دقت روش ذکر شده بیشتر است. نرخ تشخیص، درصد داده‌های پرتی است که الگوریتم توانسته است آنها را به صورت صحیح تشخیص دهد و نرخ هشدار نادرست نیز برابر با درصد داده‌های عادی است که به عنوان داده‌های پرت شناسایی شده‌اند.

در مقاله کیم و همکاران، از ۹ حسگر حرکتی در مفاصل مختلف بدن، استفاده شده و از مقایسه خروجی حسگرها با یک مجموعه داده‌ها، شامل خروجی انواع حرکات بدن در طول روز و محاسبات همبستگی، خطای حسگرها تشخیص داده شده است. در این مقاله برای تشخیص سه نوع مشکل معرفی شده در آن، از دو روش عمده مبتنی بر تاریخچه داده‌ها و بدون آن، استفاده

روش‌های تشخیص وضعیت غیرعادی، به روش‌های تک‌متغیره یا چندمتغیره و روش‌های با سرپرست^۴، نیمه‌سرپرست یا بدون سرپرست، تقسیم می‌شوند [۸]. در روش‌های تک‌متغیره از ویژگی‌های آماری مجموعه داده‌ها، شامل میانگین، میان، انحراف معیار و غیره، استفاده می‌شود. روش‌های Z-Score [۹]، باکس پلات [۱۰]، دیکسون [۱۱]، گرابس [۱۲] و همپل [۱۳]، نمونه‌هایی از روش‌های تک‌متغیره هستند، که در مقاله چرومینسکی و تکانژ [۱۴] بررسی شده‌اند. روش‌های چندمتغیره از الگوریتم‌های تشخیص الگو و یادگیری ماشین، استفاده می‌کنند، که روش‌های آماری مانند KDE^۵، روش‌های مبتنی بر فاصله و چگالی، مانند فاصله ماهالانوبیس^۶ یا LOF^۷ [۱۵]، و روش‌های مبتنی بر دسته‌بندی و خوشه‌بندی، مانند شبکه‌های عصبی، SVM^۸، kNN^۹ و FCM^{۱۰} و غیره، را به کار می‌برند [۱۶]. روش‌های با سرپرست، برخلاف روش‌های بی‌سرپرست، از داده‌های برچسب‌دار برای یادگیری استفاده می‌کنند.

^۱ k Nearest Neighbour

^۲ Fuzzy C Means

^۳ Receiver Operating Characteristics (ROC)

^۴ Detection Rate (DR)

^۵ False Alarm Rate (FAR)

^۶ Supervised

^۷ Kernel Density Estimation

^۸ Mahalanobis Distance

^۹ Local Outlier Factor

^{۱۰} Support Vector Machine

توزیع خطاهای مصنوعی در مجموعه داده‌ها و سپس ارزیابی روش‌های پیشنهادی در تشخیص این خطاها است؛ درحالی‌که ممکن است علاوه بر خطاهای ایجادشده، مجموعه داده‌ها از قبل دارای وضعیت‌های غیرعادی باشد یا روش‌های معرفی شده، عملکرد خوبی برای تشخیص خطاهای ایجادشده داشته باشند. در این مقاله، روشی تک‌متغیره، بی‌سرپرست و بی‌درنگ با قابلیت پیاده‌سازی سخت‌افزاری آسان، ارائه شده است. همچنین روشی جدید برای تصحیح خطاهای گذرا پیشنهاد شده است. برای ارزیابی و اعتبارسنجی نهایی روش پیشنهادی نیز از داده‌های ثبت‌شده در یک آزمایش واقعی استفاده شده است. در ادامه، روش پیشنهادی در بخش دوم توضیح داده می‌شود. نتایج حاصل از شبیه‌سازی در بخش سوم مورد بحث و بررسی قرار می‌گیرند و در پایان، جمع‌بندی کلی مقاله در بخش چهارم ارائه می‌شود.

۲- مواد و روش‌ها

روش پیشنهادی تشخیص وضعیت غیرعادی به‌گونه‌ای ارائه شده‌است تا ویژگی‌های زیر را شامل شود:

- ۱- آنلاین باشد؛ یعنی در طول ثبت سیگنال، قابلیت پردازش و تشخیص وضعیت‌های غیرعادی را داشته باشد.
- ۲- بی‌درنگ باشد؛ به‌گونه‌ای که زمان پردازش‌های لازم، کمتر از زمان نمونه‌برداری سریع‌ترین سیگنال موجود در شبکه باشد.
- ۳- پردازش‌های لازم تا حد امکان ساده باشند و قابلیت پیاده‌سازی آسان روی ساختار سخت‌افزاری را داشته باشند.
- ۴- قابلیت تمایز وضعیت‌های غیرعادی را داشته باشد؛ به‌گونه‌ای که خطاهای گذرا و دائمی را به‌درستی تشخیص دهد، شرایط غیرعادی فیزیولوژیکی و اضطراری را به‌درستی شناسایی کند و هشدارهای لازم را به کاربران اعلام کند.
- ۵- قابلیت تصحیح خطاهای گذرا را داشته باشد.

بر این اساس، روش‌های بی‌سرپرست به روش‌های باسرپرست و روش‌های تک‌متغیره به روش‌های چندمتغیره ترجیح داده شده‌اند؛ زیرا هر روش چندمتغیره پس از تشخیص یک وضعیت غیرعادی در شبکه، به پیاده‌سازی یک روش تک‌متغیره روی تمام حسگرها نیاز دارد، تا حسگرهای غیرعادی و تعداد آنها مشخص شود. بنابراین استفاده از روش‌های چندمتغیره به اجرای پردازش‌های اضافی و غیرلازم منجر خواهد شد. از طرف دیگر، به زمان و حجم پردازشی زیادی نیاز دارند و به‌سادگی

شده است. برای سنجش همبستگی داده‌ها، مقادیر SVD^1 و PSD^2 ، به‌عنوان ویژگی از پنجره‌های زمانی، محاسبه شده‌اند و با مقادیر پیشین داده‌ها، که در مجموعه داده‌ها ذخیره شده‌اند، مقایسه می‌شوند [۱۷].

سالم و همکاران از روش پیش‌بینی داده فعلی براساس داده‌های پیشین و مقایسه آن با داده واقعی استفاده کرده‌اند. روش پیش‌بینی داده‌ها، روش حالت-وینتر است، که مقادیر داده فعلی را براساس یک رابطه بازگشتی پیش‌بینی می‌کند. سپس برای تشخیص داده‌های غیرعادی، از روش Z-Score برای تفاضل داده‌های واقعی و داده‌های پیش‌بینی شده استفاده می‌شود و اگر داده‌ای به‌عنوان داده غیرعادی شناسایی شود، تعداد حسگرهای غیرعادی هستند که وضعیت اضطراری را از خطای حسگرها متمایز می‌کنند [۱۸].

سالم و همکاران در مقاله دیگر خود، برای طبقه‌بندی داده‌های حسگرها در دو گروه عادی و غیرعادی، از روش باسرپرست SVM استفاده کرده‌اند [۱۹].

هک و همکاران از روش پیش‌بینی داده‌های کنونی با استفاده از رگرسیون SMO^3 ، برای تشخیص وضعیت غیرعادی استفاده کرده‌اند [۲۰]. ینگ و همکاران از روش LOF پویا، استفاده کرده و پس از تشخیص داده‌های غیرعادی در آن، مقدار داده کنونی حسگرها با استفاده از روش رگرسیون خطی فازی، که تابع هدفی برای کمینه کردن خطای پیش‌بینی در آن تعریف شده است، را پیش‌بینی کرده‌اند [۲۱]. در پژوهش ژنگ و همکاران، یک شبکه بیزین^۴ برای تشخیص خطا در شبکه‌های حسگر بی‌سیم بدنی ارائه شده‌است. در این شبکه، همبستگی‌های مکانی و زمانی به‌طور هم‌زمان در نظر گرفته شده‌است [۲۲].

با وجود قابلیت پردازش آنلاین اطلاعات در برخی از پژوهش‌های پیشین، به‌صورت آنلاین را دارند، با توجه به اینکه زمان لازم برای پردازش داده‌ها، بیشتر از دوره زمانی بین ثبت هر دو داده متوالی، در حسگرهای با نرخ نمونه‌برداری بالا، است؛ بنابراین اجرای بی‌درنگ پردازش‌های لازم ممکن نیست. از طرف دیگر، اغلب روش‌های معرفی شده در پژوهش‌های پیشین دارای پیچیدگی بیش از حد هستند و این پیچیدگی، تأثیر چشمگیری در دقت و عملکرد روش‌ها ندارد. همچنین تصحیح آنلاین خطاهای گذرا، به‌خوبی در پژوهش‌های پیشین در نظر گرفته نشده است. یکی دیگر از نقاط ضعف موجود در پژوهش‌های پیشین،

^۳ Sequential Minimal Optimization Regression

^۴ Bayesian Network

^۱ Singular Value Decomposition

^۲ Power Spectral Density

در روش پیشنهادی، داده‌های عادی ورودی روش همپل، به صورت تکراری با دوره تناوب t_{NI} انتخاب می‌شوند؛ به این صورت که هر t_{NI} ثانیه یک‌بار، یک پنجره متوالی با طول t_{NW} از داده‌های عادی انتخاب می‌شوند. همچنین برای داده‌های عادی و در مرحله انتخاب پنجره عادی، داده‌هایی در نظر گرفته شده‌اند که در *آزمون سازگاری*^۳ صدق کنند. در این آزمون ساده، داده حسگرهای مختلف تنها از نظر منطقی بودن مقادیر، بررسی می‌شوند؛ به عنوان مثال، مقدار منطقی برای نرخ ضربان قلب بین عدد ۴۰ و ۱۵۰ فرض شده است و عددی خارج از این محدوده، غیرمنطقی به‌شمار می‌رود. در صورتی که الگوریتم برای یافتن پنجره عادی، با داده‌هایی غیرمنطقی روبرو شود، یافتن پنجره عادی را از سر می‌گیرد.

پنجره عادی نهایی برای اجرای محاسبات روش همپل، برابر با میانگین وزنی متحرک هموار^۴ تمام پنجره‌های عادی گذشته است؛ به این صورت که پنجره‌های عادی اخیر، وزن بیشتری دارند. دلیل این کار، هماهنگ شدن حدود بالا و پایین داده‌های عادی با شرایط متغیر بیمار است. میانگین وزنی هموار، حالتی خاص از میانگین متحرک نمایی^۵ است و پنجره عادی نهایی مرحله n ، با استفاده از رابطه زیر به دست می‌آید.

$$SMA_n = \frac{(n-1) \times SMA_{n-1} + NW_n}{n} \quad (4)$$

در این رابطه، SMA_n پنجره عادی نهایی مرحله n و NW_n پنجره عادی به دست آمده در مرحله n با استفاده از آزمون سازگاری است.

پس از یافتن پنجره عادی نهایی و حدود بالا و پایین با استفاده از روش همپل، حالات زیر برای داده‌ها تصور می‌شود:

۱- اگر داده تمام حسگرها، داخل محدوده عادی باشد، وضعیت بیمار عادی است و تمام حافظه‌های مربوط به شرایط غیرعادی، پاک می‌شود.

۲- اگر داده کمتر از نیمی از حسگرها، برای کمتر از t_{TF} ثانیه متوالی، غیرعادی باشد و بعد از این زمان، دوباره به وضعیت عادی بازگردد، خطای گذرا تشخیص داده می‌شود و الگوریتم تصحیح خطای گذرا برای حسگرهای غیرعادی، فعال می‌شود و مقادیر پیش‌بینی شده از طریق این الگوریتم، جایگزین مقادیر ثبت شده همراه با خطا می‌شود.

قابلیت پیاده‌سازی سخت‌افزاری ندارند. همچنین در روش‌های باسرپرست، داده‌های قابل اعتماد و برچسب‌دار برای کاربرد تشخیص وضعیت‌های غیرعادی در شبکه‌های حسگر بی‌سیم بدنی وجود ندارد و در پیاده‌سازی سامانه نیز ممکن است مرحله آموزش برای هر فرد، زمان‌بر و برای بیمار، ناراحت‌کننده باشد. در روش پیشنهادی، برای حل این مشکل، مرحله آموزش به صورت تکراری و در طول ثبت داده‌ها انجام می‌شود و بیمار نیاز به انجام رفتار خاصی در مرحله آموزش ندارد.

۲-۱- روش پیشنهادی تشخیص وضعیت غیرعادی

در این پژوهش، از روش همپل (Hampel) برای تشخیص وضعیت غیرعادی استفاده شده است. در این روش، میانه داده‌ها و میانه انحراف داده‌ها از میانه^۱، نقش مهمی در تشخیص وضعیت غیرعادی دارند و از طریق روابط زیر محاسبه می‌شوند [۲۳]:

$$median(X_N) = \frac{x_{[(N+1)/2:N]} + x_{[N/2+1:N]}}{2} \quad (1)$$

$$MAD(X_N) = \frac{median(|x_1 - median(X_N)|, \dots, |x_N - median(X_N)|)}{1.35} \quad (2)$$

که در آنها [۱] بیانگر جزء صحیح یک عدد و $x_{1:N}, \dots, x_{N:N}$ داده‌های مرتب شده به صورت صعودی هستند. در نهایت، اگر داده x در شرط

$$|x - median(X_N)| \geq g(N, \alpha) MAD(X_N) \quad (3)$$

صدق کند، به عنوان داده پرت شناخته می‌شود. عبارت $g(N, \alpha)$ در رابطه (۳)، تابعی از تعداد داده‌ها و میزان خطای نوع اول^۲ است [۲۳].

در روش پیشنهادی، ابتدا آستانه بالا و پایین برای داده‌های عادی هر حسگر، با استفاده از روش همپل به دست می‌آید؛ سپس برای تشخیص عادی یا غیرعادی بودن داده‌های جدید، کافی است که داده‌ی جدید با آستانه‌های بالا و پایین مقایسه شود. در صورتی که داده جدید در محدوده بین آستانه بالا و پایین باشد، عادی است و در غیر این صورت، یک داده غیرعادی تلقی می‌شود. در این پژوهش، مقدار $g(N, \alpha)$ برابر با مقدار ثابت ۴/۵ در نظر گرفته شده است.

^۴ Smoothed Moving Average (SMA)

^۵ Exponential Moving Average (EMA)

^۱ Median Absolute Deviation (MAD)

^۲ Type I Error

^۳ Consistency Check

است. این مجموعه دادگان، شامل فشار خون میانگین^۳، نرخ ضربان قلب^۴، نرخ پالس^۵ اندازه‌گیری شده از سر انگشتان، درصد اشباع اکسیژن خون^۶ و نرخ تنفس^۷ است. نکته مهم در این پنج سیگنال حیاتی، وجود همبستگی مکانی بین مقادیر این سیگنال‌ها است. برای شبیه‌سازی روش پیشنهادی از ۲۷۰۰ نمونه اول از مجموعه دادگان ۰۵۲ استفاده شده است (مطابق شکل ۳). زمان بین هر دو نمونه متوالی در داده‌های استفاده‌شده، برابر با ۱/۰۲۴ ثانیه است.

مقادیر متغیرهای استفاده‌شده برای داده‌های شبیه‌سازی و آزمایش واقعی، در جدول (۱) ارائه شده‌اند. نتیجه شبیه‌سازی نیز در شکل (۴) ارائه شده است. فاصله‌های کوچک‌تر بین خطوط زرد، نشان‌دهنده پنجره‌های وضعیت عادی هستند و خطوط سیاه، شرایط اضطراری را نمایش می‌دهند. مقادیر آستانه همپل نیز به صورت خط‌چین‌های افقی نمایش داده شده‌اند. همچنین با استفاده از روش پیشنهادی تصحیح خطاهای گذرا، شکل هموارتری از سیگنال‌ها به دست آمده است. لازم به ذکر است که برای تصحیح خطاهای گذرای مربوط به سیگنال‌های نرخ ضربان قلب و پالس، از برابر بودن تقریبی این دو پارامتر استفاده شده است.

نتیجه حاصل از مقایسه، در نمودار شکل (۷) نمایش داده شده است. همانطور که مشاهده می‌شود، روش پیشنهادی در پنج مورد از هفت مجموعه دادگان مورد آزمون، دقت بیشتری دارد. همچنین میانگین مدت زمان لازم برای پیش‌بینی یک داده از یک حسگر، برای تمام مجموعه دادگان مورد آزمون، در جدول (۲) ارائه شده است. مشاهده می‌شود که سرعت روش پیشنهادی، بسیار بیشتر از روش‌های رگرسیون خطی و رگرسیون SVM است و اگرچه در مقایسه با روش‌های ساده میانه متحرک و میانگین نمایی متحرک، سرعت کمتری دارد؛ اما آسبایی به بی‌درنگ بودن سامانه نمی‌رساند و دقت روش پیشنهادی نیز به مراتب بهتر از روش‌های ساده ذکر شده در بالا است.

۳- اگر داده کمتر از نیمی از حسگرها، برای بیشتر از TPF ثانیه متوالی، غیرعادی باشد، خطای دائمی حسگرها، تشخیص داده و هشدار مناسب به کاربر داده می‌شود.

۴- اگر داده بیش از نیمی از حسگرها، برای بیشتر از t_A ثانیه متوالی، غیرعادی باشد، وضعیت غیرعادی فیزیولوژیکی، تشخیص داده و هشدار مناسب به بیمار داده می‌شود.

۲-۲- روش پیشنهادی تصحیح خطاهای گذرا

همان‌طور که در بخش قبل گفته شد، اگر داده کمتر از نیمی از حسگرها، برای کمتر از TPF ثانیه متوالی، غیرعادی باشد و بعد از این زمان، دوباره به وضعیت عادی بازگردد، خطای گذرا تشخیص داده می‌شود و الگوریتم تصحیح خطای گذرا برای حسگرهای غیرعادی فعال می‌شود. الگوریتم تصحیح خطای پیشنهادی، بر مبنای روش نزدیک‌ترین همسایه‌ها^۱ است. در این روش، نزدیک‌ترین همسایه‌های زمانی و مکانی به داده خطا، به دست می‌آیند و از میانگین وزنی آنها به عنوان داده پیش‌بینی شده، برای تصحیح خطا استفاده می‌شود.

در روش پیشنهادی، ابتدا چهار عدد از نزدیک‌ترین داده‌ها با معیار فاصله اقلیدسی از داده‌های خطا (بدون در نظر گرفتن داده حسگرهای دارای خطا) از میان ۵۰ داده پیشین، انتخاب می‌شوند. سپس از میان این چهار داده، نزدیک‌ترین داده با معیار زمان به داده خطا با وزن چهار، دورترین آنها با وزن یک و میانگین تمام ۵۰ داده پیشین با وزن ده، وارد رابطه میانگین وزنی می‌شوند.

روندنمای کلی روش پیشنهادی، در شکل (۲) نمایش داده شده است.

۳- یافته‌ها و بحث

برای شبیه‌سازی روش پیشنهادی، از نرم‌افزار متلب و مجموعه دادگان اینترنتی MIMIC [۲۴]، شامل پنج نوع سیگنال حیاتی ثبت‌شده از بیماران مختلف در مدت دو تا سه روز، استفاده شده

^۵ Pulse

^۶ SpO₂

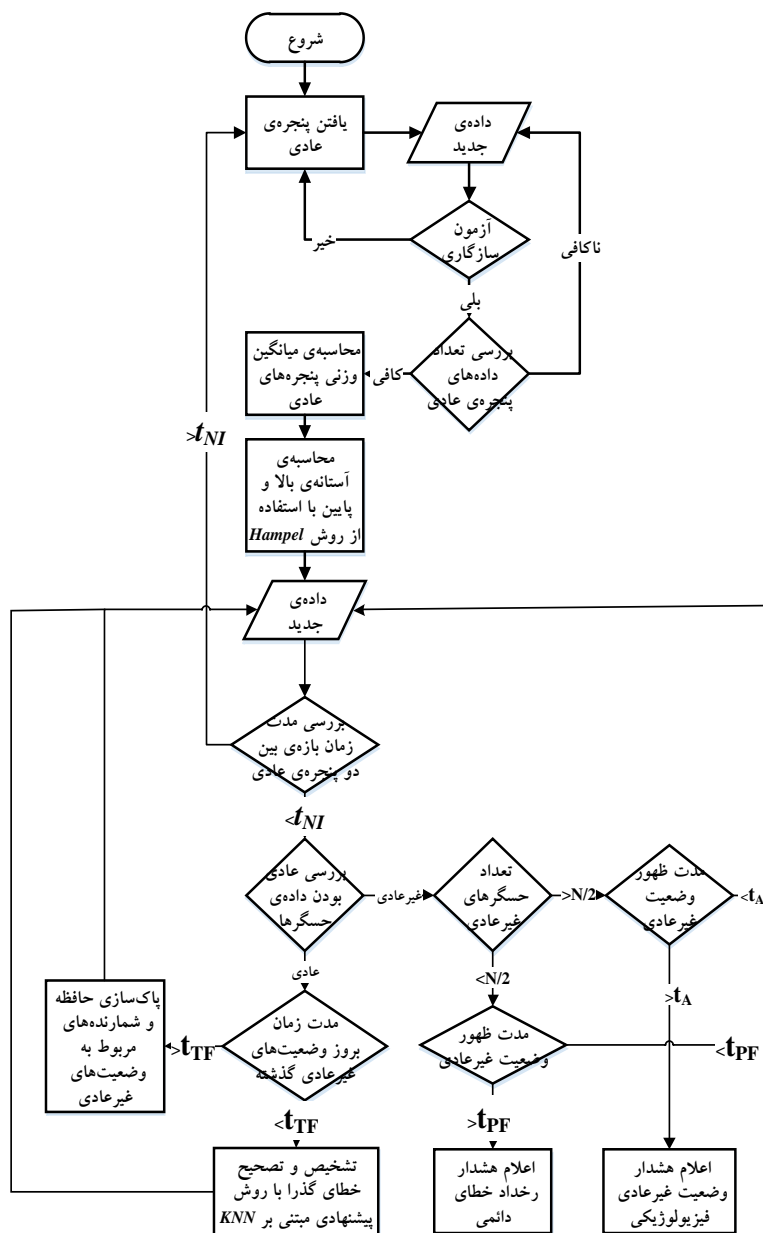
^۷ Respiration Rate

^۱ k Nearest Neighbour (kNN)

^۲ Flowchart

^۳ Average Blood Pressure (ABP)

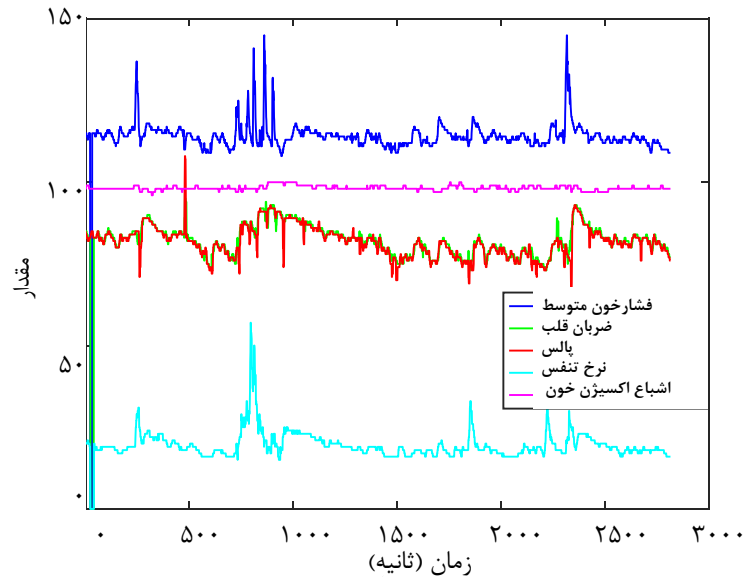
^۴ Heart Rate (HR)



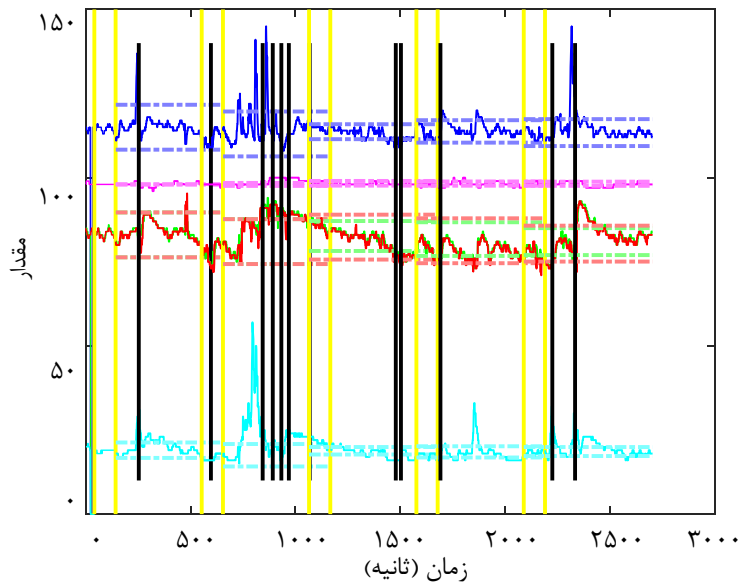
شکل (۲) - روندنمای روش پیشنهادی

جدول (۱) - مقادیر متغیرها در شبیه‌سازی و آزمایش

متغیر	توضیح	مقدار شبیه‌سازی	مقدار آزمایش
p	تعداد پارامترها	۵	۴
$g(N, \alpha)$	حساسیت روش Hampel	۴/۵	۳
t_{NW}	طول پنجره عادی	۱۰۰ نمونه	۱۰۰ نمونه
t_{NI}	مدت‌زمان بین پنجره‌های عادی	۵۰۰ نمونه	۵۰۰۰ نمونه
t_{TF}	بیشینه زمان رخداد خطای گذرا	۱۰ نمونه	۵۰ نمونه
t_{PF}	کمینه زمان رخداد خطای دائمی	۱۰۰ نمونه	۱۰۰۰ نمونه
t_{PA}	کمینه زمان رخداد وضعیت اضطراری	۱۰ نمونه	۱۰۰ نمونه



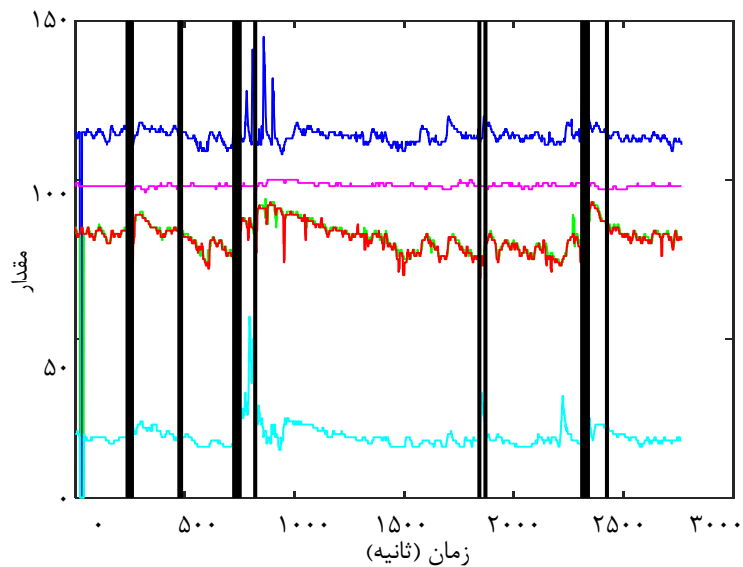
شکل (۳) - مجموعه دادگان خام



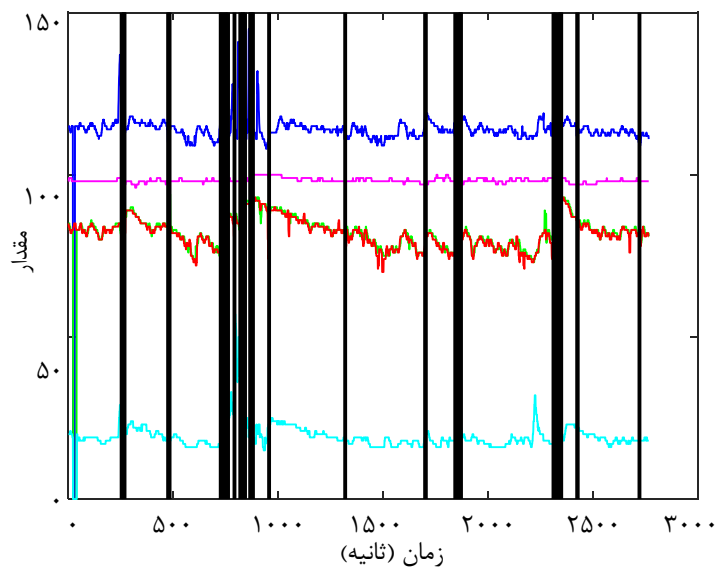
شکل (۴) - نتیجه شبیه‌سازی روش پیشنهادی

مقایسه انتخاب شده‌اند. برای محاسبه میزان شباهت، نسبت تعداد مواردی که هر دو روش، به‌عنوان وضعیت غیرعادی تشخیص داده‌اند به تعداد کل تشخیص‌های دو روش، برآورد شده و بر این اساس، میزان شباهت بین روش پیشنهادی و روش فاصله‌ماهالانوبیس و روش LOF، به‌ترتیب برابر با ۶۶ و ۶۰ درصد گزارش شده است. نتیجه شبیه‌سازی روش فاصله‌ماهالانوبیس و روش LOF، به‌ترتیب در شکل (۵) و شکل (۶) نشان داده شده است.

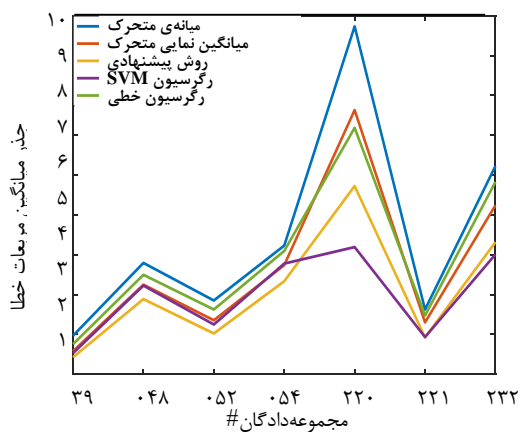
از آنجایی که مجموعه‌دادگان برچسب‌دار برای ارزیابی روش‌ها موجود نیست، در این مقاله، به‌جای استفاده از روش پژوهش‌های پیشین، یعنی تزریق خطاهای مصنوعی و سپس گزارش نرخ تشخیص و نرخ هشدار نادرست در مواجهه با این خطاهای مصنوعی، از مقایسه شرایط غیرعادی تشخیص داده‌شده در روش پیشنهادی و روش‌های پیشین، استفاده شده و میزان شباهت روش پیشنهادی با روش‌های پیشین محاسبه شده است. برای این منظور، روش فاصله‌ماهالانوبیس، که بهترین میزان دقت را دارد، و روش LOF، به‌عنوان آخرین روش چندمتغیره و بدون سرپرست ارائه‌شده در این زمینه، برای



شکل (۵) - نتیجه روش فاصله ماهالانوبیس



شکل (۶) - نتیجه روش LOF



شکل (۷) - مقایسه روش‌های تصحیح خطای گذرا

که نرخ نمونه برداری تمام حسگرها در این آزمایش، برابر با ۱۰۰۰ نمونه در ثانیه تنظیم شده بود.

داده‌های خام ثبت شده توسط نرم افزار LabChart، در شکل (۸) و داده‌های ثبت شده و نتیجه نهایی روش پیشنهادی با استفاده از نرم افزار متلب، به ترتیب در شکل (۹) و شکل (۱۰) نمایش داده شده‌اند. همان طور که مشاهده می‌شود، وضعیت اضطراری، که حاصل از شرایط ورزش است، به درستی توسط روش پیشنهادی تشخیص داده شده، که با استفاده از یک خط عمودی سیاه در این شکل مشخص شده است. همچنین خطاهای گذرای موجود در داده‌های اصلی، با روش پیشنهادی، تصحیح شده و سیگنال‌های نتیجه نهایی الگوریتم، بسیار هموارتر از داده‌های اولیه هستند.

۴- نتیجه گیری

شبکه‌های حسگر بی‌سیم بدنی، مجموعه‌ای از حسگرهای مختلف برای زیر نظر گرفتن وضعیت سلامت افراد هستند و مهم ترین کاربرد آنها در پزشکی از راه دور است. تشخیص هوشمند شرایط غیرعادی و بدون نیاز به متخصص، در این شبکه‌ها، اهمیت زیادی در پیشگیری از بروز شرایط اضطراری برای بیمار و اعلام هشدارهای لازم به پزشک دارد. شرایط غیرعادی شامل دو دسته کلی خطای حسگرها و شرایط اضطراری مربوط به شرایط فیزیولوژیکی بیمار هستند. رخداد خطا در شبکه‌های حسگر بی‌سیم بدنی، با توجه به ماهیت حسگرها، بسیار محتمل و تمایز خطا از شرایط اضطراری، بسیار مهم است و می‌تواند نرخ هشدارهای اضطراری نادرست را کاهش و کارایی سامانه را افزایش دهد.

در این پژوهش، روش نوینی برای تشخیص شرایط غیرعادی و تصحیح خطاهای گذرا ارائه شده است. روش پیشنهادی، یک روش تک‌متغیره و بدون سرپرست است و سرعت بیشتر پردازش آن نسبت به روش‌های موجود، آن را برای پیاده‌سازی بی‌درنگ سخت‌افزاری مناسب می‌کند. لازم به ذکر است که روش‌های پژوهش‌های پیشین، به دلیل پیچیدگی بیش از حد، قابلیت پیاده‌سازی آسان و بی‌درنگ روی ساختارهای سخت‌افزاری واقعی را نداشتند. همچنین، ارزیابی و اعتبارسنجی آنها، به دلیل تزریق خطاهای مصنوعی، قابل اعتماد نیستند و تصحیح خطاهای گذرا در آنها نیز به طور جدی مورد توجه قرار نگرفته است.

دقت روش‌های تصحیح خطا، برخلاف روش‌های تشخیص وضعیت غیرعادی، از نظر کمی به راحتی قابل مقایسه هستند. مقایسه نیز به این صورت است که میزان خطای مقدار پیش‌بینی شده در هر روش نسبت به مقدار واقعی داده‌ها در هفت مجموعه دادگان مختلف، محاسبه شده‌اند. برای این کار، تعداد ۲۰۰۰ داده در بازه ۱۰۰۱ تا ۳۰۰۰ در هر یک از مجموعه دادگان، بررسی شده‌اند و معیار جذر میانگین مربعات خطا^۱ برای پنج روش میانه متحرک^۲، میانگین نمایی متحرک^۳، روش پیشنهادی مبتنی بر نزدیک ترین همسایه‌ها، روش رگرسیون SVM و روش رگرسیون خطی، محاسبه شده است.

جدول (۲) - میانگین زمان لازم برای پیش‌بینی یک داده

میانگین متحرک	میانگین نمایی متحرک	روش پیشنهادی	رگرسیون SVM	رگرسیون خطی
۱/۰۰۰e-۵	۲/۰۰۱e-۶	۸/۳۹۹e-۵	۲/۳۸۵e-۲	۱/۲۵۷e-۲

همچنین در شبیه‌سازی با استفاده از نرم افزار متلب، بیشترین زمان لازم برای هر پردازش، به دست آمد. در نهایت، مسیری که دارای الگوریتم تصحیح خطاهای گذرا است، به عنوان طولانی ترین مسیر، شناسایی شد و بیشینه زمان لازم برای آن، در حدود ۱/۲ میلی ثانیه به دست آمد؛ بنابراین، سریع ترین حسگر موجود در شبکه، می‌تواند دارای نرخ نمونه برداری بیشینه برابر با ۸۳۳ نمونه در ثانیه داشته باشد.

برای اعتبارسنجی نهایی روش پیشنهادی و به دلیل محدودیت‌های تزریق خطای مصنوعی، از ثبت داده‌های آزمایشگاهی استفاده شده است. برای این منظور، داده‌های چهار حسگر ECG^۴، پالس انگشتی، کمربند تنفسی و حسگر درصد اشباع اکسیژن خون، به وسیله دستگاه ثبت سیگنال PowerLab محصول شرکت ADInstruments [۲۵]، از یک مرد سالم ۲۴ ساله، ثبت شدند. در این آزمایش، خطاهای تعمدی از طریق لغزش و حرکت دادن حسگرها، حرکت شخص، قطع الکترودهای سیگنال ECG، ایجاد تداخل مربوط به امواج رادیویی و الکترومغناطیسی با استفاده از تلفن همراه در نزدیکی دستگاه ثبت سیگنال، در طول ثبت سیگنال ایجاد شدند. همچنین برای ایجاد یک وضعیت غیرعادی فیزیولوژیکی، از شخص خواسته شد تا ورزش کند؛ به گونه‌ای که نرخ ضربان قلب، پالس و تنفس به صورت هم‌زمان افزایش یابند. لازم به ذکر است

^۳ Exponential Moving Average (EMA)

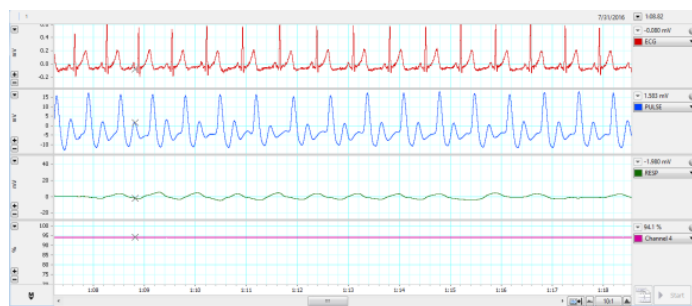
^۴ Electro Cardio Graphy

^۱ Root Mean Squared Error (RMSE)

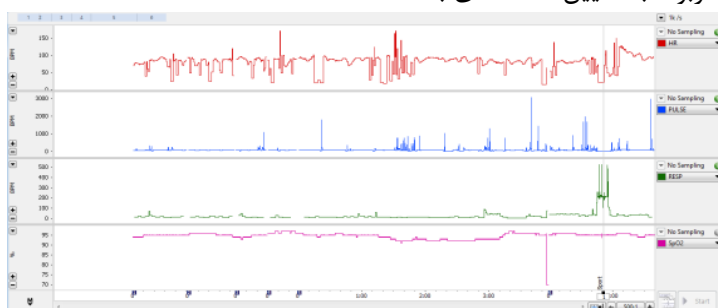
^۲ Moving Median

و پایین در روش همپل، و بهینه‌سازی وزن نزدیک‌ترین همسایه‌ها در میانگین‌گیری، با استفاده از روش‌های آماری و یادگیری ماشین، و همچنین پیاده‌سازی سخت‌افزاری روش پیشنهادی، می‌توانند به‌عنوان پیشنهاد برای پژوهش‌های آینده مطرح شوند.

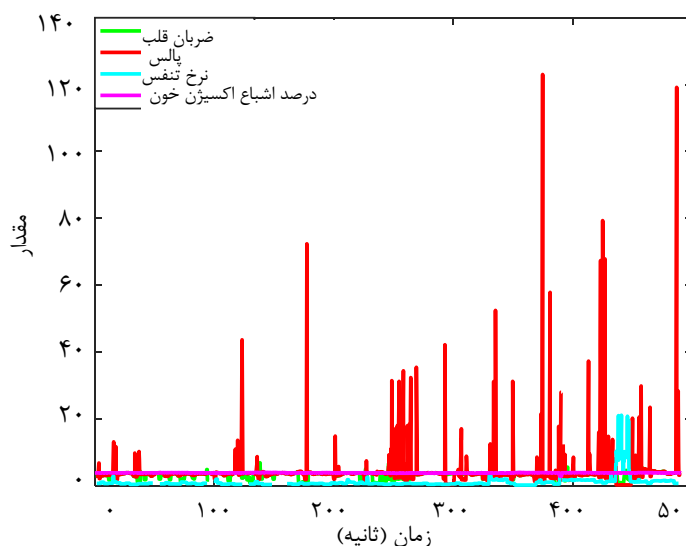
برای اعتبارسنجی نهایی در این پژوهش، به‌جای استفاده از تزریق خطاهای مصنوعی در مجموعه دادگان، داده‌هایی برای این منظور خاص توسط دستگاه شرکت ADInstruments ثبت شد و سپس روش پیشنهادی روی این داده‌ها، مورد ارزیابی و آزمایش قرار گرفت.



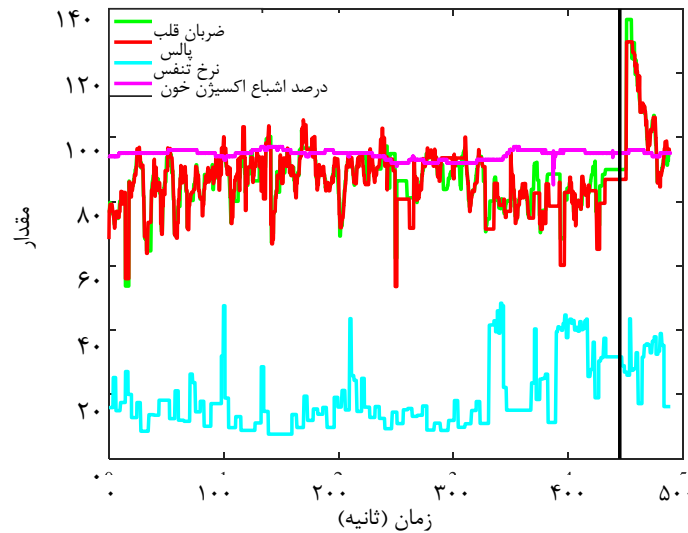
افزایش دقت روش پیشنهادی در استفاده از تنظیم پویای متغیر مربوط به تعیین اسانه‌های بالا



شکل (۸) - داده‌های ثبت‌شده توسط نرم‌افزار LabChart



شکل (۹) - داده‌های ثبت‌شده در نرم‌افزار متلب



شکل (۱۰) - نتیجه روش پیشنهادی برای داده‌های آزمایش

۵- مراجع

- [11] R. B. Dean and W. Dixon, "Simplified statistics for small numbers of observations," *Analytical Chemistry*, vol. 23, pp. 636-638, 1951.
- [12] F. E. Grubbs, "Sample criteria for testing outlying observations," *The Annals of Mathematical Statistics*, pp. 27-58, 1950.
- [13] F. R. Hampel, "A general qualitative definition of robustness," *The Annals of Mathematical Statistics*, pp. 1887-1896, 1971.
- [14] K. Chromiński and M. Tkacz, "Comparison of outlier detection methods in biomedical data," *Journal of Medical Informatics & Technologies*, vol. 16, pp. 89-94, 2010.
- [15] M. M. Breunig, H.-P. Kriegel, R. T. Ng, #246, and r. Sander, "LOF: identifying density-based local outliers," *SIGMOD Rec.*, vol. 29, pp. 93-104, 2000.
- [16] S. Theodoridis and K. Koutroumbas, *Pattern Recognition (Fourth Edition)*. Boston, Academic Press, 2009.
- [17] D.-J. Kim and B. Prabhakaran, "Motion fault detection and isolation in Body Sensor Networks," *Pervasive and Mobile Computing*, vol. 7, pp. 727-745, 2011.
- [18] O. Salem, L. Yaning, and A. Mehaoua, "Detection and isolation of faulty measurements in medical Wireless Sensor Networks," in *Future Information and Communication Technologies for Ubiquitous HealthCare (Ubi-HealthTech)*, 2013 First International Symposium on, 2013, pp. 1-5.
- [19] O. Salem, A. Guerassimov, A. Mehaoua, A. Marcus, and B. Furht, "Anomaly Detection in Medical Wireless Sensor Networks using SVM and Linear Regression Models," *International Journal on E-health and Medical Communications (IJEHMC)*, vol. 5, pp. 20-45, 2014.
- [20] S. A. Haque, M. Rahman, and S. M. Aziz, "Sensor Anomaly Detection in Wireless Sensor Networks for Healthcare," *Sensors*, vol. 15, pp. 8764-8786, 2015.
- [21] Y. Yang, Q. Liu, Z. Gao, X. Qiu, and L. Meng, "Data Fault Detection in Medical Sensor Networks," *Sensors*, vol. 15, pp. 6066-6090, 2015.
- [22] H. Zhang, J. Liu, and R. Li, "Fault Detection for Medical Body Sensor Networks Under Bayesian Network Model," in *2015 11th International*
- [1] X. Lai, Q. Liu, X. Wei, W. Wang, G. Zhou, and G. Han, "A Survey of Body Sensor Networks," *Sensors (Basel, Switzerland)*, vol. 13, pp. 5406-5447, 2013.
- [2] A. Nadeem, M. A. Hussain, O. Owais, A. Salam, S. Iqbal, and K. Ahsan, "Application specific study, analysis and classification of body area wireless sensor network applications," *Computer Networks*, vol. 83, pp. 363-380, 2015.
- [3] K. S. Kwak, S. Ullah, and N. Ullah, "An overview of IEEE 802.15.6 standard," in *2010 3rd International Symposium on Applied Sciences in Biomedical and Communication Technologies (ISABEL 2010)*, 2010, pp. 1-6.
- [4] A. Naseem, O. Salem, L. Yaning, and A. Mehaoua, "Reliable vital sign collection in medical Wireless Sensor Networks," in *e-Health Networking, Applications & Services (Healthcom)*, 2013 IEEE 15th International Conference on, 2013, pp. 289-293.
- [5] A. Mahapatro and P. M. Khilar, "Fault Diagnosis in Body Sensor Networks," *International Journal of Computer Information Systems and Industrial Management Applications (IJCSIM)*, vol. 5, pp. 252-259, 2013.
- [6] O. Salem, L. Yaning, and A. Mehaoua, "A lightweight anomaly detection framework for medical wireless sensor networks," in *Wireless Communications and Networking Conference (WCNC)*, 2013 IEEE, 2013, pp. 4358-4363.
- [7] O. Salem, Y. Liu, and A. Mehaoua, "Anomaly Detection in Medical Wireless Sensor Networks," *Journal of Computing Science and Engineering*, vol. 7, pp. 272-284, 2013.
- [8] H.-P. Kriegel, P. Kröger, and A. Zimek, "Outlier detection techniques," in *Tutorial at the 16th ACM international conference on knowledge discovery and data Mining (SIGKDD)*, Washington, DC, 2010.
- [9] S. Seo, "A review and comparison of methods for detecting outliers in univariate data sets," *University of Pittsburgh*, 2006.
- [10] Y. Benjamini, "Opening the Box of a Boxplot," *The American Statistician*, vol. 42, pp. 257-262, 1988.

Conference on Mobile Ad-hoc and Sensor Networks (MSN), 2015, pp. 37-42.

[23] H. Liu, S. Shah, and W. Jiang, "On-line outlier detection and data cleaning," *Computers & chemical engineering*, vol. 28, pp. 1635-1647, 2004.

[24] PhysioNet, "PhysioBank ATM," <http://www.physionet.org/cgi-bin/atm/ATM>.

[25] ADInstruments, <https://www.adinstruments.com/>.