

Simultaneous Wireless Information and Power Transfer in a Network of On-body and Implantable Sensors With Temperature Constraint and Intelligent Channel Prediction

Saba Dehghanpour¹, Mahdi Majidi^{2*}

Department of Electrical and Computer Engineering, University of Kashan,
Kashan, Iran

Department of Electrical and Computer Engineering, University of Kashan,
Kashan, Iran

Abstract:

The wireless body area network (WBAN) is one of the applications of the Internet of things (IoT) for healthcare, which monitors human physiological parameters. In this paper, a two-objective optimization problem is designed to maximize the sum-throughput and wireless transferred energy simultaneously. The designed one-tier network includes body surface sensors, an implantable sensor, and one coordinator. All of these sensors can harvest energy from the body and radio frequency (RF) signals. A temperature constraint is considered for the implanted sensor due to the sensitivity of internal tissues. Each sensor transmits physiological data to the coordinator in the uplink according to the scheduled time slots obtained by solving the optimization problem. At the beginning of each frame in the downlink, the coordinator transmits a pilot signal to transfer wireless energy and for channel estimation at the sensors. We have used a Recurrent Neural Network (RNN) architecture to predict one time step ahead of the channel. Then by interpolation, the channel gains of all time slots of a frame are estimated and the time scheduling of the sensor access to the channel is improved. The simulation results show that the objective function and time scheduling are improved by the proposed algorithms.

Keywords: Wireless Body Area Network, Wireless Power and Information Transfer, Energy Harvesting from Body, Two-Objective Optimization, Channel Prediction, Machine Learning.

انتقال هم‌زمان بی‌سیم اطلاعات و توان در شبکه‌ای از حسگرهای سطحی بدن و کاشتنی با قید دما و پیش‌بینی هوشمند کانال

صبا دهقانپور^۱، مهدی مجیدی^{۲*}

۱- دانشجوی کارشناسی ارشد، دانشکده مهندسی برق و کامپیوتر - دانشگاه کاشان - کاشان - ایران

dehghanpour72@grad.kashanu.ac.ir

۲- استادیار، دانشکده مهندسی برق و کامپیوتر - دانشگاه کاشان - کاشان - ایران

m.majidi@kashanu.ac.ir

چکیده: شبکه بی‌سیم ناحیه بدن یکی از موارد کاربردی اینترنت اشیا در حوزه سلامت است. این شبکه توانایی نظارت بر پارامترهای فیزیولوژیکی بدن انسان را دارد. در این مقاله، مسئله بهینه‌سازی دودهدفی طراحی شده است تا گذردهی مجموع و انرژی بی‌سیم انتقالی به صورت هم‌زمان بیشینه شوند. شبکه یک سطحی مدنظر شامل حسگرهای سطحی، کاشتنی و یک گره هماهنگ‌کننده است. تمام این حسگرها دارای قابلیت برداشت انرژی از بدن و از سیگنال فرکانس رادیویی‌اند. برای حسگر کاشتنی به علت حساس بودن بافت‌های داخلی، قید دما در نظر گرفته می‌شود. هر یک از حسگرها داده‌های فیزیولوژیکی را با توجه به برنامه‌ریزی زمانی حاصل از حل مسئله بهینه‌سازی، در فراسو برای گره هماهنگ‌کننده ارسال می‌کنند. در فراسو در ابتدای هر فریم، هماهنگ‌کننده یک سیگنال راهنما برای انتقال انرژی بی‌سیم و تخمین کانال در حسگر ارسال می‌کند. از یک ساختار شبکه عصبی بازگشتی استفاده شد تا یک گام زمانی جلوتر کانال پیش‌بینی شود. سپس با کمک درون‌یابی، بهره کانال همه شیارهای زمانی یک فریم را تخمین زده و برنامه‌ریزی زمانی دسترسی حسگرها به کانال بهبود داده می‌شود. نتایج شبیه‌سازی، بهبود بهینه‌سازی تابع هدف و برنامه‌ریزی زمانی با روش پیشنهادشده را نشان می‌دهد.

واژه‌های کلیدی: شبکه بی‌سیم ناحیه بدن، انتقال توان و اطلاعات بی‌سیم، برداشت انرژی از بدن، بهینه‌سازی دودهدفی،

پیش‌بینی کانال، یادگیری ماشین

۱- مقدمه

تمام اشیا هوشمند به برقراری یک ارتباط با هزینه و انرژی مصرفی کم نیازمندند. در [۱] امکان استفاده از راه‌حل‌های مبتنی بر یادگیری ماشینی برای شبکه‌های اینترنت اشیا بررسی شده است. یکی از سناریوهای عملیاتی برای تجهیزات اینترنت اشیا، شبکه بی‌سیم ناحیه بدن (WBAN^۱) برای کاربردهای مراقبت از سلامت است [۲]. WBAN شبکه‌ای هوشمند با مصرف کم‌توان است که شامل حسگرهای سطحی روی بدن و کاشتنی است؛ به طوری که توانایی انتقال داده‌های فیزیولوژیکی را به صورت بی‌سیم و هم‌زمان دارد. روش ارسال هم‌زمان بی‌سیم اطلاعات و توان (SWIPT^۳) یک تکنیک به‌تازگی توسعه‌یافته از فناوری‌های مختلف انتقال توان بی‌سیم

با گسترش روزافزون اینترنت، شاهد حضور گسترده آن در تمامی حوزه‌های زندگی افراد هستیم. شکل نوین استفاده از اینترنت، امروزه با عنوان اینترنت اشیا (IoT^۱) در میان کاربران شناخته شده است. برای ایجاد یک جامعه هوشمند،

^۱ تاریخ ارسال مقاله: ۱۴۰۰/۰۴/۲۳

تاریخ پذیرش مقاله: ۱۴۰۰/۰۷/۱۱

نام نویسنده مسئول: مهدی مجیدی

نشانی نویسنده مسئول: ایران - کاشان - دانشگاه کاشان - دانشکده مهندسی برق و کامپیوتر

انتقال هم‌زمان بی‌سیم اطلاعات و توان در شبکه‌ای از حسگرهای سطحی بدن و کاشتنی با قید دما و پیش‌بینی هوشمند کانال

(WPT^۴) است [۳]، [۴].

دو پروتکل مقسم توان (PS^۵) و تعویض‌کننده زمان (TS^۶) در این مقاله پیشنهاد شده است. برای بهبود عملکرد تخصیص منابع سیستم، مرجع [۱۱] یک MP-WBAN را با استراتژی TS و الگوریتم انصاف بررسی کرده است.

بیشینه‌سازی طول عمر شبکه سیستم‌های کاشتنی پزشکی بی‌سیم یکی از مهم‌ترین چالش‌های تحقیقاتی WBANها است. در [۱۲] یک پروتکل ارتباط رله فزاینده مبتنی بر اطلاعات متقابل (MI^۷) ارائه شده است. این سیستم شامل نه حسگر بوده است؛ به طوری که داخل بدن انسان کاشته شده‌اند. گره‌های رله و هماهنگ‌کننده آن به لباس بیمار متصل شده است. این تکنیک متوسط مصرف انرژی را کاهش داده است؛ به طوری که به افزایش طول عمر شبکه منجر شده است.

کنترل دما نقش حیاتی در زمینه‌های مختلف از جمله شبکه حسگر بی‌سیم (WSN^۸)، IoT و WBAN ایفا می‌کند؛ زیرا افزایش دما باعث آسیب به سخت‌افزارها و طول عمر شبکه می‌شود؛ برای مثال، در WBAN افزایش دمای حسگر کاشتنی برای بافت‌ها و متابولیسم بدن می‌تواند خطرناک باشد. در [۱۳] یک سیستم ارتباطی برداشت انرژی در نظر گرفته شده که تغییرات دمای فرستنده توسط خط‌مشی توان انتقال کنترل شده است. مرجع [۱۴] مسئله پیشینه‌سازی گذردهی را برای یک سیستم رله که ترکیبی از EH و SWIPT بوده (EH-SWIPT)، تحت قیدهای انرژی/دما در گره‌های ارسال/دریافت در نظر گرفته است.

جایگاه کارآمد گره‌های هماهنگ‌کننده بدن (BNC^۹) سبب عملکرد متمرکز و پیچیدگی کمتر پردازش داده گره‌های حسگر می‌شود تا یک شبکه انرژی کارآمد ایجاد کند. مرجع [۱۵] عملکرد درون-شبکه حسگر بی‌سیم بدن (Intra-WBSN^{۱۰}) را با قراردادن BNC در جایگاه بهینه بررسی کرده است. در یک WBAN طول عمر شبکه به دلیل محدودیت در دسترس بودن منبع انرژی در گره‌های بدن، یکی از چالش‌های اصلی است؛ بنابراین، پروتکل‌های مسیریابی نقش کلیدی در راستای ایجاد شبکه‌های انرژی کارآمد دارند. در [۱۶] اهمیت جایگاه مؤثر BNC در یک

WBANها از یک باتری توان محدود به‌عنوان منبع انرژی استفاده می‌کنند؛ اما این باتری‌ها طول عمر کمی دارند. به‌علاوه تعویض این باتری‌ها در حسگرهای کاشتنی دشوار است؛ بنابراین، برای افزایش طول عمر شبکه از تکنیک برداشت انرژی (EH^۵) استفاده می‌شود. این برداشت انرژی می‌تواند از منابع محیطی مانند نور خورشید و سیگنال فرکانس رادیویی (RF^۶) باشد. همچنین، می‌توان از انرژی‌هایی که بدن تولید می‌کند مانند انرژی گرمایی / جنبشی / شیمیایی، انرژی برداشت کرد [۵].

معماری ارتباط WBANها به سه سطح ارتباط درون-شبکه، ارتباط میان-شبکه و ارتباط فرا-شبکه WBAN تفکیک می‌شود. یک معماری مشارکتی تمام‌دوطرفه^{۱۱} WBAN دوسطحی در [۶] معرفی شده که در آن حسگرها علاوه بر ارسال اطلاعات فیزیولوژیکی، وظیفه برداشت انرژی از منابع بدن و سیگنال‌های RF گره هماهنگ‌کننده را برعهده دارند. در [۷] ترکیب انتقال هم‌زمان بی‌سیم اطلاعات و توان در یک WBAN دو لایه و تمام دوطرفه بررسی شده است. در مراجع فوق با تمام دوطرفه در نظر گرفتن شبکه، مشکل خودتداخلی در شبکه وجود دارد. شناخت هیجان‌ات از طریق سیگنال الکتروانسفالوگرام (EEG^{۱۱}) انجام می‌شود؛ اما تشخیص خودکار هیجان‌ات فرآیندی زمان‌بر است؛ از این رو، در [۸] برای شناسایی هیجان‌ات مبتنی بر تحریک شنوایی با سیگنال‌های EEG از شبکه عمیق کانولوشنال و حافظه طولانی کوتاه‌مدت (LSTM^{۱۲}) استفاده شده است. در [۹] یک الگوریتم برای بهینه‌سازی پروتکل ارسالی بررسی شده که وزن گره‌های فرستنده را در یک WBAN در نظر گرفته است. در این شبکه، حسگرها بعد از برداشت انرژی از سیگنال RF، به نوبت با روش دسترسی چندگانه در حوزه زمان (TDMA^{۱۳}) داده‌ها را به منبع باز می‌گردانند.

شبکه چندنقطه‌ای می‌تواند انتقال کارآمد و دقیق داده‌های فیزیولوژیکی را در مقایسه با شبکه نقطه‌به‌نقطه به دست آورد. یک شبکه بی‌سیم چندنقطه‌ای ناحیه بدن (MP^{۱۴}-WBAN) با برداشت انرژی برای سناریوهای طبیعی و غیرطبیعی در [۱۰] بررسی شده است؛ به طوری که

WBAN در راستای پیشینه‌سازی طول عمر شبکه بررسی شده است.

یادگیری ماشین یکی از تکنیک‌های هوش مصنوعی است و در زمینه‌های مختلف از جمله WBAN کاربرد دارد. مرجع [۱۷] یک مقاله مروری است که کاربرد یادگیری ماشین در شبکه پوشیدنی بی‌سیم ناحیه بدن را بررسی کرده است.

یادگیری عمیق حالت ارتقایافته شبکه عصبی با تعداد لایه‌های پنهان بیشتر است. شبکه عصبی، یکی از زیرمجموعه‌های یادگیری عمیق به حساب می‌آید؛ به طوری که محدوده‌ای گسترده‌تر از شبکه عصبی را دارا است. شبکه‌های عصبی بازگشتی (RNN^{21}) یکی از تکنیک‌های هوش مصنوعی است که یکی از روش‌های جدید در زمینه پیش‌بینی کانال و سری زمانی به‌شمار می‌رود. پیش‌بینی کانال در شبکه‌های مختلف از جمله BAN و WBAN کاربرد دارد. در [۱۸] یک پیش‌بینی‌کننده برای کانال‌های BAN ارائه شده است؛ به طوری که این پیش‌بینی‌کننده از مقادیر اندازه‌گیری شده بهره کانال BAN در چهار ثانیه قبل برای پیش‌بینی بهره کانال تا دو ثانیه جلوتر استفاده می‌کند.

درواقع از این پیش‌بینی‌کننده برای کنترل توان ارسالی استفاده شده است. در [۱۹] یک LSTM عمیق مبتنی بر توجه تکاملی برای پیش‌بینی سری‌های زمانی چندمتغیره پیشنهاد شده است که به صورت خودکار یکی از بهترین ترکیب‌ها از مقادیر پارامترهای LSTM و وزن‌های ارزش‌دهی به ویژگی‌ها را می‌یابد. مرجع [۲۰] از یک پیش‌بینی‌کننده برای یادگیری تغییرات کانال رادیویی غیرنرمال استفاده کرده است. این پیش‌بینی‌کننده LSTM مبتنی بر شبکه عصبی بازگشتی بوده است. با استفاده از این پیش‌بینی‌کننده، پیش‌بینی کانال طولانی‌مدت تا دو ثانیه جلوتر با کمترین خطا انجام شده است. مرجع [۲۱] یک معرفی جامع بر روش‌های پیش‌بینی هوشمند کانال فراهم کرده است؛ به طوری که بر شبکه عصبی مبتنی بر پیش‌بینی تأکید کرده است. در [۲۲] با توجه به قابلیت شبکه عصبی بازگشتی در پیش‌بینی سری زمانی، یک شبکه عصبی بازگشتی برای

پیش‌بینی کانال اعمال کرده است. یکی از زیرمجموعه‌های شبکه عصبی بازگشتی، شبکه عصبی بازگشتی کاملاً متصل ($FCRNN^{22}$) است؛ به طوری که هر تک نورون از لایه خروجی به لایه ورودی فیدبک داده می‌شود و هر نورون از لایه ورودی به هر نورون از لایه خروجی در شبکه متصل است. کاربرد FCRNN در زمینه پیش‌بینی کانال باند باریک در [۲۳] بررسی شده است.

هدف ما در این مقاله پیشینه‌سازی گذردهی مجموع و انرژی بی‌سیم انتقالی به صورت همزمان است؛ به طوری که ساختار استفاده‌شده، یک WBAN دوطرفه است و شامل حسگرهای سطحی، یک حسگر کاشتنی و یک گره هماهنگ‌کننده^{۲۳} است. در این شبکه از روش SWIPT نیز استفاده شده است. حسگرها علاوه بر این که مجهز به باتری می‌باشند، قابلیت برداشت انرژی از بدن و سیگنال RF را دارند. همچنین، در این مقاله برای پیش‌بینی کانال در یک گام زمانی جلوتر از ساختار شبکه عصبی استفاده می‌شود. سپس با کمک درون‌یابی، بهره کانال همه شیارهای زمانی یک فریم را تخمین زده و برنامه‌ریزی زمانی دسترسی حسگرها به کانال بهبود داده می‌شود. نوآوری‌های مقاله به شرح زیر است:

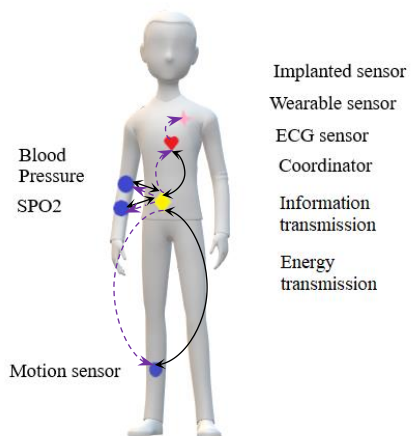
مدل سیستم در نظر گرفته شده شامل یک گره هماهنگ‌کننده، حسگرهای سطحی و یک حسگر کاشتنی است. برای هر یک از حسگرهای سطحی به‌منظور جلوگیری از بروز تداخل در داده‌های ارسالی، یک شاخص برنامه‌ریزی زمانی در نظر گرفته می‌شود. برای حسگر کاشتنی به دلیل حساس بودن بافت‌های داخلی قید دما لحاظ می‌شود.

گره هماهنگ‌کننده در فرسو (DL)، یک سیگنال راهنما^{۲۴} ارسال می‌کند؛ که جهت ارسال انرژی برای حسگرها و تخمین کانال استفاده می‌شود. هر یک از حسگرهای سطحی داده‌های حیاتی ذخیره‌شده در فراسو (UL) را در یک شیار زمانی برای گره هماهنگ‌کننده ارسال می‌کنند.

حسگر سطحی روی قلب، انرژی برای حسگر کاشتنی

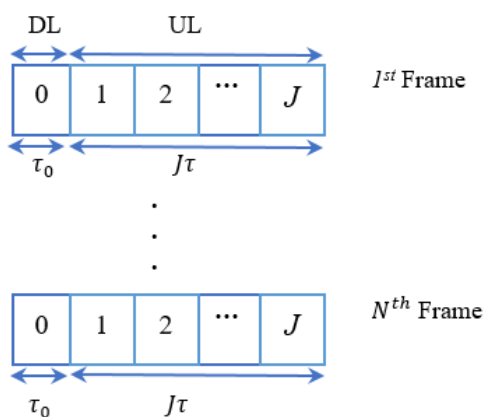
انتقال هم‌زمان بی‌سیم اطلاعات و توان در شبکه‌ای از حسگرهای سطحی بدن و کاشتنی با فید دما و پیش‌بینی هوشمند کانال

حرکتی^{۲۹} هستند و حسگر کاشتنی در نظر گرفته شده یک ضربان‌ساز قلب^{۳۰} است. مدل سیستم طراحی شده مطابق شکل (۱) است.



شکل (۱): مدل سیستم.

در شکل (۱) خطوط ممتد دوطرفه، نمایش‌دهنده انتقال اطلاعات از حسگرها به گره هماهنگ‌کننده و ارسال فرمان از گره هماهنگ‌کننده به حسگرها است و خط‌چین‌ها بیان‌کننده ارسال انرژی از هماهنگ‌کننده به حسگرها هستند. این سیستم دارای N فریم زمانی است که هر فریم شامل یک شیار با دوره زمانی τ_0 و J شیار با دوره زمانی τ است. در شکل (۲) قسمت‌های تشکیل‌دهنده یک فریم نمایش داده شده است.



شکل (۲): فریم‌ها و شیارهای زمانی.

در ابتدای هر فریم در شیار τ_0 که مربوط به قسمت

ارسال می‌کند؛ اما برای جلوگیری از افزایش بیش از حد دما، نباید این ارسال انرژی به صورت مداوم انجام شود؛ بنابراین، یک شاخص زمانی برای ارسال انرژی به حسگر کاشتنی در نظر گرفته می‌شود.

شبکه عصبی استفاده‌شده از نوع بازگشتی است. با استفاده از این شبکه، یک گام زمانی جلوتر کانال پیش‌بینی می‌شود و سپس با کمک درون‌یابی، بهره کانال همه شیارهای زمانی یک فریم، تخمین زده و برنامه‌ریزی زمانی دسترسی حسگرها به کانال بهبود داده می‌شود.

کانال‌ها به صورت بی‌درنگ^{۳۵} تخمین زده می‌شوند و بهینه‌سازی متناسب با آن کانال تخمین زده شده انجام می‌شود.

سایر بخش‌های مقاله به صورت زیر سامان‌دهی شده‌اند: در بخش ۲ مدل سیستم ارائه شده است. بخش ۳ به بیان فرمول‌بندی مسئله پرداخته است. ساختار پیش‌بینی هوشمند کانال به کمک شبکه عصبی در بخش ۴ شرح داده شده است. نتایج شبیه‌سازی و مقادیر عددی در بخش ۵ ذکر شده است. در نهایت، نتایج به دست آمده از این مقاله و پیشنهادات در بخش ۶ بیان می‌شوند.

علامت‌گذاری‌ها: بالانویس‌ها $\{1, \dots, J\}$ و $n \in \{1, \dots, N\}$ زامین شیار و n امین فریم زمانی را نشان می‌دهند و زیرنویس $\{1, \dots, K\}$ ، i ، مربوط به i امین حسگر است. حروف کج و درشت نماینده بردارها هستند. نماد \mathbf{a}^T بیان‌کننده ترانهاده بردار \mathbf{a} است. نماد $|\cdot|$ نمایش‌دهنده قدرمطلق است.

۲- مدل سیستم

سیستم در نظر گرفته شده در این مقاله یک سیستم WBAN یک‌سطحی است. حسگرهای این سیستم شامل $K+1$ حسگر سطحی ($i=0, \dots, K$)، یک حسگر کاشتنی (I) و یک گره هماهنگ‌کننده است که در نقطه‌ای مانند کمر بر روی بدن قرار دارد. حسگرهای سطحی در شکل (۱)، حسگرهای الکتروکاردیوگرام (ECG^{36})، فشار خون (BP^{37})، میزان اشباع اکسیژن خون ($Spo2^{38}$) و حسگر

که در آن m_i^j شاخص برنامه‌ریزی زمانی مربوط به حسگر نام در شیار زمانی نام است. به منظور جلوگیری از افزایش دمای ضربان‌ساز قلب شاخص زمانی $\rho^j \in \{0,1\}$ در نظر گرفته می‌شود تا ارسال انرژی از حسگر ECG برای آن مدیریت شود؛ بنابراین، شاخص زمانی ذکر شده دارای مقدار باینری بوده و J شیار زمانی نام است.

مقدار انرژی حسگر ECG (حسگر $i=0$) در فریم صفرام و شیار زمانی نام به صورت زیر برابر مقدار انرژی اولیه E_{int} در نظر گرفته می‌شود.

$$E_0^{0,J} = E_{int} \quad (3)$$

مقدار انرژی حسگر ECG در شیار زمانی صفرام و فریم نام $(E_0^{n,0})$ برابر است با مجموع مقدار انرژی باقی‌مانده از فریم قبلی $(E_0^{n-1,J})$ و مقدار انرژی‌های برداشت‌شده از بدن و از سیگنال RF در شیار زمانی صفرام منهای انرژی مصرف‌شده برای ارسال انرژی بی‌سیم برای ضربان‌ساز قلب که با رابطه (۴) نمایش داده می‌شود.

$$E_0^{n,0} = E_0^{n-1,J} + P_{BH,0}\tau_0 + \eta_0 P_c h_0^{n,0} \tau_0 - \rho^0 P_I \tau_0 \quad (4)$$

که η_0 ضریب تبدیل انرژی حسگر ECG است. P_c توانی است که هماهنگ‌کننده برای ارسال سیگنال راهنما مصرف می‌کند. $P_{BH,0}$ مقدار توان برداشت‌شده از بدن با حسگر ECG است. $h_i^{n,j}$ بهره کانال بین حسگر نام و هماهنگ‌کننده در فریم نام و شیار نام است. P_I توانی است که حسگر ECG برای ارسال انرژی به حسگر کاشتنی مصرف می‌کند.

مقدار انرژی حسگر ECG در شیار زمانی نام و فریم نام یعنی $E_0^{n,j}$ برابر است با مجموع انرژی شیار زمانی قبلی و انرژی برداشتی از بدن منهای انرژی که حسگر ECG برای ارسال داده به هماهنگ‌کننده و ارسال انرژی به حسگر کاشتنی مصرف می‌کند که با رابطه (۵) بیان می‌شود.

$$E_0^{n,j} = E_0^{n,j-1} + P_{BH,0}\tau - (m_0^j P_0 \tau + \rho^j P_I \tau) \quad (5)$$

که P_0 توان مصرفی حسگر ECG برای ارسال داده است.

DL است، گره هماهنگ‌کننده، یک سیگنال راهنما برای تخمین کانال برای تمام حسگرها ارسال می‌کند و حسگرها از آن سیگنال انرژی نیز برداشت می‌کنند. تخمین کانال در DL و در τ_0 انجام می‌شود و سپس مقدار کانال‌های تخمین زده شده برای گره هماهنگ‌کننده ارسال خواهد شد. در واقع فقط در τ_0 تخمین کانال انجام می‌شود. در سایر شیارهای زمانی، یعنی $J\tau$ شیار زمانی در قسمت UL هر یک از حسگرها داده‌های حیاتی خود را در شیار زمانی تخصیص یافته خود برای گره هماهنگ‌کننده ارسال می‌کنند. هر حسگر مجهز به باتری و دارای انرژی اولیه است. تمام حسگرها توانایی برداشت انرژی از بدن و سیگنال RF را دارند. حسگر ECG دارای دو آنتن است؛ به طوری که یکی از آنتن‌ها مربوط به تبادل داده با گره هماهنگ‌کننده بوده و آنتن دیگر مربوط به ارسال انرژی به حسگر کاشتنی قلب است.

حسگرهای سطحی در موقعیتی قرار گرفته‌اند تا بتوانند سیگنال حیاتی مدنظرشان را ثبت و ذخیره و این داده‌ها را برای گره هماهنگ‌کننده در UL ارسال کنند. با توجه به اینکه ارسال انرژی به ضربان‌ساز قلب باعث افزایش دمای آن می‌شود، برای ضربان‌ساز قلب قید دما در نظر گرفته شده است.

در DL، گره هماهنگ‌کننده یک سیگنال راهنما در ابتدای هر فریم جهت تخمین کانال برای تمام حسگرها ارسال می‌کند، تمام حسگرها آن سیگنال را دریافت می‌کنند به طوری که می‌توانند از آن سیگنال انرژی نیز برداشت کنند. در واقع این سیگنال برای ارسال انرژی برای حسگرها و تخمین کانال استفاده می‌شود.

۳- فرمول‌بندی مسئله

برنامه‌ریزی هر یک از حسگرها در هر شیار زمانی 1 تا J به نحوی است که در هر شیار زمانی حداکثر یک حسگر ارسال داشته باشد؛ بنابراین، داریم:

$$\sum_{i=0}^K m_i^j \leq 1, 1 \leq j \leq J \quad (1)$$

$$m_i^j \in \{0,1\}, \forall j, i \quad (2)$$

انتقال هم‌زمان بی‌سیم اطلاعات و توان در شبکه‌ای از حسگرهای سطحی بدن و کاشتنی با قید دما و پیش‌بینی هوشمند کانال

$$T_I^{n,0} = \alpha T_I^{n-1,J} + \rho^0 P_I h_B (1 - \eta_I) \tau_0 \quad (10)$$

که α ضریب فراموشی دمای قبلی و $(1 - \eta_I)$ ضریب اتلاف توان ارسالی است. فرض می‌شود $T_I^{0,J} = 0$ است. h_B افت مسیر کانال در نظر گرفته شده بین حسگر ECG و حسگر کاشتنی است.

افزایش دما در شیار زمانی J ام و فریم n ام ($T_I^{n,J}$) معادل است با α برابر دما در شیار زمانی قبلی به‌علاوه ضریبی از مقدار انرژی دریافتی توسط ضربان‌ساز قلب در شیار زمانی J ام که با رابطه (۱۱) نمایش داده می‌شود.

$$T_I^{n,j} = \alpha T_I^{n,j-1} + \rho^j P_I h_B (1 - \eta_I) \tau \quad (11)$$

$$, 1 \leq j \leq J$$

یک قید محدودیت انرژی برای حسگرها در نظر گرفته شده است؛ به طوری که مقدار انرژی مصرفی باید کمتر از مقدار مجموع انرژی اولیه و انرژی برداشتی حسگرها باشد. این محدودیت انرژی برای حسگر ECG و سایر حسگرها به ترتیب برابر است با:

$$\sum_{j=1}^J (m_0^j P_0 \tau + \rho^j P_I \tau) \leq E_0^{n-1,J} + \quad (12)$$

$$(J\tau + \tau_0)(P_{BH,0}) + \eta_0 P_c h_0^{n,0} \tau_0, \forall n$$

$$\sum_{j=1}^J m_i^j P_{si} \tau \leq E_i^{n-1,J} + \quad (13)$$

$$(J\tau + \tau_0)(P_{BH,i}) + \eta_i P_c h_i^{n,0} \tau_0, \forall n,$$

$$1 \leq i \leq K$$

مقدار انرژی حسگر i ام در شیار زمانی J ام و فریم n ام $(E_i^{n,j})$ باید مقداری مثبت داشته باشد.

$$E_i^{n,j} \geq 0, \forall i, n, j \quad (14)$$

با توجه به اینکه حسگرها در UL داده‌های فیزیولوژیکی را برای هماهنگ‌کننده ارسال می‌کنند، ما فقط در UL نرخ داده خواهیم داشت. این نرخ با رابطه (۱۵) بیان می‌شود.

$$R_i^j = m_i^j \log_2 \left(1 + \frac{P_{si} h_i^{n,j}}{\sigma_c^2} \right) \quad (15)$$

R_i^j نرخ داده حسگر i ام در شیار زمانی J ام است و فریم n ام برای سادگی حذف شده است. σ_c^2 توان نویز دریافتی در هماهنگ‌کننده است. در راستای اینکه در هر فریم نوبت

برای محاسبه مقدار انرژی سایر حسگرهای سطحی، مقدار انرژی آن در صفرامین فریم و J امین شیار زمانی به‌صورت زیر برابر با مقدار انرژی اولیه E_0 در نظر گرفته می‌شود.

$$E_i^{0,J} = E_0, 1 \leq i \leq K \quad (6)$$

مقدار انرژی سایر حسگرهای سطحی در صفرامین شیار n امین فریم زمانی ($E_i^{n,0}$) معادل است با مجموع انرژی باقی‌مانده از فریم زمانی قبلی به‌علاوه مقدار انرژی‌های برداشت‌شده از بدن و از سیگنال RF در شیار زمانی صفرام که با رابطه (۷) نمایش داده می‌شود.

$$E_i^{n,0} = E_i^{n-1,J} + P_{BH,i} \tau_0 + \eta_i P_c h_i^{n,0} \tau_0 \quad (7)$$

$$, 1 \leq i \leq K$$

که η_i ضریب تبدیل انرژی حسگرهای سطحی است. $P_{BH,i}$ مقدار توان برداشت‌شده از بدن با حسگر سطحی i ام است.

مقدار انرژی حسگر سطحی i ام در شیار زمانی J ام و فریم n ام برابر است با مجموع مقدار انرژی شیار زمانی قبلی و انرژی برداشت‌شده از بدن منهای مقدار انرژی مصرف‌شده با حسگر i ام که با رابطه (۸) بیان می‌شود.

$$E_i^{n,j} = E_i^{n,j-1} + P_{BH,i} \tau - (m_i^j P_{si} \tau) \quad (8)$$

$$, 1 \leq i \leq K \text{ و } 1 \leq j \leq J$$

که P_{si} توان مصرفی حسگرهای سطحی برای ارسال داده به هماهنگ‌کننده است.

برای حسگر کاشتنی قید دما در نظر گرفته می‌شود؛ بدین صورت که مجموع افزایش دمای حسگر کاشتنی در شیار زمانی J ام و فریم n ام ($T_I^{n,J}$) با دمای محیط (T_e) باید از یک دمای آستانه (T_{th}) کمتر باشد؛ بنابراین، این قید به‌صورت زیر بیان می‌شود:

$$T_I^{n,j} + T_e \leq T_{th}, \forall n, j \quad (9)$$

مقدار افزایش دما در شیار زمانی صفرام ($T_I^{n,0}$) برابر است با α برابر افزایش دما در فریم قبلی ($T_I^{n-1,J}$) به‌علاوه ضریبی از مقدار انرژی دریافتی توسط ضربان‌ساز قلب در شیار زمانی صفرام که با رابطه (۱۰) بیان می‌شود.

$$C_4: E_0^{n,0} = E_0^{n-1,J} + P_{BH,0}\tau_0 + \eta_0 P_c h_0^{n,0} \tau_0 - \rho^0 P_l \tau_0 \quad (22)$$

$$C_5: E_0^{n,j} = E_0^{n,j-1} + P_{BH,0}\tau - (m_0^j P_0 \tau + \rho^j P_l \tau), 1 \leq j \leq J \quad (23)$$

$$C_6: E_i^{n,0} = E_i^{n-1,J} + P_{BH,i}\tau_0 + \eta_i P_c h_i^{n,0} \tau_0, 1 \leq i \leq K \quad (24)$$

$$C_7: E_i^{n,j} = E_i^{n,j-1} + P_{BH,i}\tau - (m_i^j P_{si}\tau), 1 \leq i \leq K \text{ و } 1 \leq j \leq J \quad (25)$$

$$C_8: \sum_{j=1}^J m_i^j P_{si}\tau \leq E_i^{n-1,J} + (J\tau + \tau_0)(P_{BH,i}) + \eta_i P_c h_i^{n,0} \tau_0, \forall n, 1 \leq i \leq K \quad (26)$$

$$C_9: \sum_{j=1}^J (m_0^j P_0 \tau + \rho^j P_l \tau) \leq E_0^{n-1,J} + (J\tau + \tau_0)(P_{BH,0}) + \eta_0 P_c h_0^{n,0} \tau_0, \forall n \quad (27)$$

$$C_{10}: T_l^{n,0} = \alpha T_l^{n-1,J} + \rho^0 P_l h_B (1 - \eta_l) \tau_0 \quad (28)$$

$$C_{11}: T_l^{n,j} = \alpha T_l^{n,j-1} + \rho^j P_l h_B (1 - \eta_l) \tau, 1 \leq j \leq J \quad (29)$$

$$C_{12}: T_l^{n,j} + T_e \leq T_{th}, \forall n, j \quad (30)$$

$$C_{13}: E_i^{n,j} \geq 0, \forall i, n, j \quad (31)$$

$$C_{14}: R_{min} \leq \frac{1}{J} \sum_{j=1}^J R_i^j, \forall i \quad (32)$$

ارسال به همه حسگرها برسد، قید حداقل نرخ که معادل رابطه (۱۶) است، بیان می شود.

$$R_{min} \leq \frac{1}{J} \sum_{j=1}^J R_i^j, \forall i \quad (16)$$

که متوسط مجموع نرخ هر یک از حسگرها در همه شیارهای زمانی یک فریم باید از یک حداقل مقدار (R_{min}) بزرگتر باشد.

در [۲۴] تابع هدف از ترکیب دو جمله نرخ مجموع متوسط و توان مجموع متوسط نوشته شده است و ما با توجه به آن، تابع هدف مسئله بهینه سازی خود را طراحی کردیم که یک تابع سودمندی^{۳۱} با پارامتر اولویت $f \in [0,1]$ است.

$$\frac{f}{J} \left(\frac{\sum_{j=1}^J \sum_{i=0}^K W_i R_i^j}{r_0} \right) + \frac{(1-f)(\rho^0 P_l h_B \eta_l \tau_0 + \sum_{j=1}^J \rho^j P_l h_B \eta_l \tau)}{(J\tau + \tau_0)p_0} \quad (17)$$

تابع هدف دارای دو جمله است که اولین جمله آن مربوط به نرخ مجموع متوسط و دومین جمله مربوط به برداشت انرژی مجموع متوسط در حسگر کاشتنی است. هر یک از حسگرهای سطحی با اولویت حیاتی تربودن داده ها وزن دهی می شوند؛ یعنی W_i نماینده وزن هر یک از حسگرها است. پارامتر اولویت جمله نرخ f و پارامتر اولویت جمله انرژی $1-f$ است. برای تابع سودمندی یک نرخ مرجع $r_0 > 0$ و توان مرجع $p_0 > 0$ در نظر گرفته شده است. با تقسیم جمله نرخ مجموع متوسط روی شیار زمانی یعنی J جمله مربوطه نرمالیزه می شود؛ اما برای نرمالیزه کردن انرژی مجموع متوسط، آن جمله بر مجموع τ_0 با $J\tau$ تقسیم می شود.

در ادامه، مسئله بهینه سازی تحت قيود انرژی و دما با یک تابع سودمندی دوهدفی مطرح می شود که هم زمان نرخ و انرژی را کنترل می کند.

$$\max_{m_i^j, \rho^j} \frac{f}{J} \left(\frac{\sum_{j=1}^J \sum_{i=0}^K W_i R_i^j}{r_0} \right) + \frac{(1-f)}{(J\tau + \tau_0)p_0} (\rho^0 \beta P_l h_B \eta_l \tau_0 + \sum_{j=1}^J \rho^j P_l h_B \eta_l \tau) \quad (18)$$

$$s.t \quad C_1: \sum_{i=0}^K m_i^j \leq 1, 1 \leq j \leq J \quad (19)$$

$$C_2: m_i^j \in \{0,1\}, \forall j, i \quad (20)$$

$$C_3: \rho^j \in \{0,1\}, \forall j \quad (21)$$

با توجه به اینکه متغیرهای مسئله، متغیرهای صحیح اند، مسئله از نوع برنامه ریزی خطی صحیح (ILP^{۳۲}) است که می تواند با کمک حل کننده Mosek در بسته نرم افزاری CVX حل شود.

۴- پیش بینی هوشمند کانال

با توجه به بخش ۲، برای تخمین کانال از یک سیگنال راهنما در τ_0 استفاده می شود. در ابتدای هر فریم در DL یک سیگنال راهنما وجود دارد که با استفاده از آن، کانال هر حسگر تخمین زده می شود. در واقع فقط در τ_0 تخمین کانال انجام می شود. با استفاده از این کانال تخمین زده شده، یک گام زمانی آینده از کانال پیش بینی می شود. سپس به کمک آن، تغییرات کانال در طول فریم درون یابی می شوند. با شروع هر فریم، سیگنال راهنمای جدید ارسال می شود و به کمک آن، تخمین، پیش بینی و درون یابی جدید خواهیم داشت.

در [۲۱] یک RNN مبتنی بر پیش بینی کانال بی سیم طراحی شده است و ما با توجه به آن، شبکه عصبی مورد نیاز را طراحی کردیم. از مزایای انتخاب RNN، حافظه دار بودن

انتقال هم‌زمان بی‌سیم اطلاعات و توان در شبکه‌ای از حسگرهای سطحی بدن و کاشتنی با فید دما و پیش‌بینی هوشمند کانال

n امین ورودی به l امین نورون پنهان بوده و x_n نشان‌دهنده n امین ورودی است. برای آموزش این ضرایب از روش Levenberg-Marquardt استفاده می‌شود [۲۵]. b بایاس است و $y(t)$ یک فیدبک از خروجی در گام زمانی پیشین است. تابع فعال‌ساز در نظر گرفته شده در این مقاله یک تابع سیگموئید است و با رابطه زیر بیان می‌شود.

$$S(x) = \frac{1}{1+e^{-x}} \quad (36)$$

تابع فعال‌ساز لایه خروجی یک تابع خطی است که Q_l به‌عنوان ورودی به این لایه وارد می‌شود. خروجی مدنظر که در واقع مقدار کانال در آینده است، برابر است با:

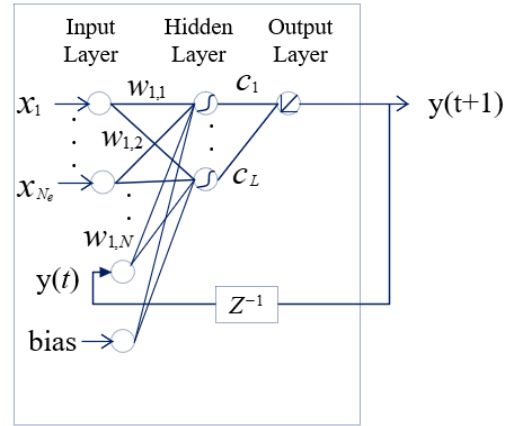
$$y(t+1) = \sum_{l=1}^{N_h} c_l \cdot Q_l \quad (37)$$

که $y(t+1)$ مقدار کانال پیش‌بینی شده در یک گام زمانی آینده است. N_h تعداد نورون لایه پنهان است. c_l وزن مربوط به لایه خروجی است. بعد از پیش‌بینی کانال $y(t+1)$ ، مقادیر بهره کانال شیپارهای زمانی بین $y(t)$ و $y(t+1)$ را درون‌یابی می‌کنیم. در واقع $y(t)$ معادل $\hat{h}(t)$ است و مقدار بهره کانال تخمین زده شده شیپار زمانی صفرام فریم t است. مقدار $y(t+1)$ نیز معادل $\hat{h}(t+1)$ است که بیان‌کننده مقدار بهره کانال پیش‌بینی شده برای شیپار زمانی صفرام فریم $t+1$ است. سپس به کمک $\hat{h}(t)$ و $\hat{h}(t+1)$ درون‌یابی خطی بهره‌های کانال J شیپار زمانی فریم t ، حساب می‌شوند.

۵- شبیه‌سازی و نتایج عددی

در این بخش، نتایج شبیه‌سازی بررسی می‌شوند که قسمت اول مربوط به حالت الگوریتم تخصیص بهینه (OA^{۳۴}) و مقایسه آن با حالت الگوریتم تخصیص زمان مساوی (ETA^{۳۵}) است. روش ETA یکی از الگوریتم‌های زیربهنینه تخصیص زمان با پیچیدگی کمتر است که در آن برنامه‌ریزی زمانی یکسانی به تمام حسگرها اختصاص داده می‌شود [۱۰]. تعداد فریم $N = 30$ و طول فریم $J = 54$ در نظر گرفته شده است. قسمت دوم مربوط به پیش‌بینی کانال متغیر با زمان با استفاده از شبکه RNN است.

و پیچیدگی کمتر محاسبات هستند. ساختار استفاده شده برای پیش‌بینی کانال در شکل (۳) نمایش داده شده است.



شکل (۳): ساختار داخلی RNN برای پیش‌بینی کانال.

طبق شکل (۳) این شبکه شامل سه لایه ورودی، پنهان و خروجی است. هر یک از این لایه‌ها با تعدادی نورون به هم متصل می‌شوند. اجزای تشکیل‌دهنده لایه ورودی شامل فیدبک، بایاس و p ورودی خارجی یعنی بردار x_e است. مطابق شکل فوق، خروجی با تأخیر وارد لایه ورودی می‌شود. رابطه زیر بیان‌کننده بردار ورودی خارجی است.

$$x_e = [x_1, \dots, x_{N_e}] = \quad (33)$$

$$[\hat{h}(t), \hat{h}(t-1), \dots, \hat{h}(t-d)]$$

که $\hat{h}(t)$ مقدار بهره کانال تخمین زده شده به کمک سیگنال راهنمای فریم t است.

در واقع بردار لایه ورودی به‌صورت معادله (۳۴) بیان می‌شود.

$$i(t) = \begin{bmatrix} x_e(t) \\ y(t) \end{bmatrix} \quad (34)$$

که بردار $i(t)$ به‌عنوان ورودی وارد لایه پنهان می‌شود و این بردار در بردار وزن l ام یعنی $w_l = [w_{l,1}, \dots, w_{l,N}]^T$ ضرب می‌شود و مجموع آنها با یک تابع فعال‌ساز $S(x)$ خروجی Q_l را به‌صورت زیر می‌سازد.

$$Q_l = S(w_l^T \cdot i(t) + b) = S(\sum_{n=1}^{N_e} w_{l,n} x_n + w_{l,N_e+1} y(t) + b) \quad (35)$$

که Q_l بیان‌کننده خروجی l امین نورون پنهان است. N_e تعداد نورون ورودی‌های خارجی است. $w_{l,n}$ وزن اتصال

5-1- حالت OA و مقایسه با حالت ETA

در این بخش، مسئله OA در روابط (۱۸) الی (۳۲) باید حل شود. این مسئله بهینه‌سازی با نرم‌افزار MATLAB و بسته نرم‌افزاری CVX حل شده است [۲۶]. با توجه به اینکه این متغیرها باینری و صحیح‌اند، نوع حل‌کننده استفاده‌شده در CVX، Mosek است.

شبیه‌سازی برای سه حسگر سطحی انجام شده است. مدل بهره کانالی که برای حسگرهای سطحی در نظر گرفتیم از نوع Lognormal است، $h_{i,j}^{n,l} \sim N(\mu_{i,j}, \sigma_{i,j})$ میانگین و $\sigma_{i,j}$ مقدار واریانس بین حسگرهای سطحی و گره هماهنگ‌کننده‌اند. در واقع وقتی از بهره کانال لگاریتم گرفته شود، دارای توزیع نرمال می‌شود [۲۶] و [۲۷]. بهره کانالی را که بین حسگر ECG و حسگر کاشتنی در نظر گرفتیم، از نوع Path loss است؛ یعنی

$$PL(d_0) = 23.49 \text{ dB} \quad \text{که} \quad h_B = 10^{-\frac{PL(d_0) + 10n \log_{10}(\frac{d}{d_0})}{10}}$$

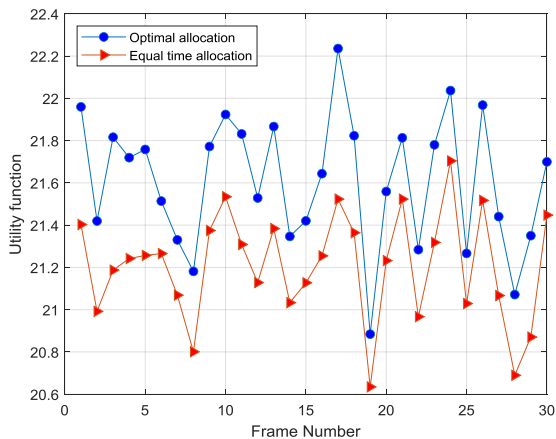
فاصله بین حسگر ECG و حسگر کاشتنی است [۱۲]. مقادیر پارامترهای شبیه‌سازی مطابق جدول (۱) تنظیم شده‌اند.

جدول (۱): پارامترهای شبیه‌سازی

| مقدار | نماد | پارامتر |
|------------|-------------------|--------------------------------------|
| 1 mW | P_c | توان گره هماهنگ‌کننده [۷] |
| 0.1 mW | $P_s = P_l$ | توان ارسال حسگر سطحی / کاشتنی [۷] |
| 0.8 | $\eta_i = \eta_0$ | ضریب برداشت انرژی [۷] |
| -124 dBm | σ_c^2 | توان نویز دریافتی [۷] |
| -41 dBm | P_0 | توان مرجع |
| 1 bits/s | r_0 | نرخ مرجع |
| 0.78 | α | ضریب فراموشی [۱۴] |
| 37°C | T_e | دمای محیط [۱۴] |
| 39°C | T_{th} | دمای آستانه [۱۴] |
| 4 μ W | P_{BH_0} | توان برداشتی از بدن با حسگر ECG [۷] |
| 0.93 W | P_{BH_1} | توان برداشتی از بدن با حسگر اول [۲۹] |
| 60 μ W | P_{BH_2} | توان برداشتی از بدن با حسگر |

| دوم [۲۹] | | |
|-------------|-----------|-------------------------|
| 3/16[6,5,5] | W_i | بردار وزن هر کاربر [۳۰] |
| 10 mJ | E_{int} | مقدار انرژی اولیه |
| 20 ms | τ_0 | طول شیار زمانی صفرا |
| 10 ms | τ | طول سایر شیارهای زمانی |
| 5 bits/s | R_{min} | مقدار حداقل نرخ |

در شکل (۴) ارتباط بین مقادیر بهینه تابع سودمندی با پارامتر اولویت $f = 0.5$ بر حسب شماره فریم نشان داده شده است. با توجه به اینکه بهره کانالها به صورت تصادفی مدل شده‌اند، لزوماً در همه فریم‌ها مقدار نرخ نباید افزایشی یا دارای مقادیر یکسان باشد. مطابق شکل OA با ETA در حال مقایسه‌شدن هستند. نتیجه حاصل از شبیه‌سازی نشان‌دهنده تفاوت بین OA و ETA است که نمودار OA بالاتر از نمودار ETA قرار گرفته است. میزان درصد بهبود الگوریتم پیشنهادشده ۲،۷۱٪ است.

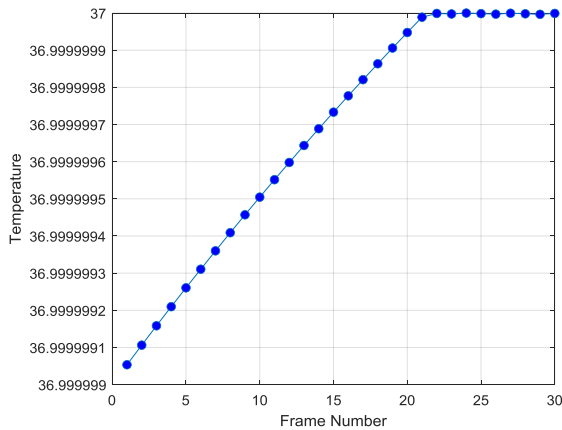


شکل (۴): مقادیر تابع سودمندی بر حسب شماره فریم.

تغییر پارامتر اولویت و اثر آن بر تابع سودمندی در شکل (۵) مشاهده می‌شود. با افزایش مقدار پارامتر اولویت مقدار تابع سودمندی به صورت صعودی افزایش می‌یابد. در واقع افزایش پارامتر اولویت تأثیر میزان گذردهی مجموع را زیاد و تأثیر انرژی را کم می‌کند. مقدار حاصل از الگوریتم OA بهتر از الگوریتم ETA است. میزان درصد بهبود الگوریتم مدنظر ۲،۷۲٪ است.

انتقال هم‌زمان بی‌سیم اطلاعات و توان در شبکه‌ای از حسگرهای سطحی بدن و کاشتنی با فید دما و پیش‌بینی هوشمند کانال

بعضی از شیارها صفر می‌شود تا با منتقل نشدن انرژی از افزایش بیش از حد دما جلوگیری شود. همان‌طور که در شکل مشاهده می‌شود، دما از فریم 20 به بعد کنترل شده و از آستانه فراتر نرفته است.

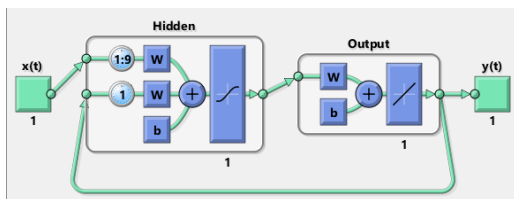


شکل (۷): مقادیر دمای حسگر کاشتنی بر حسب شماره فریم.

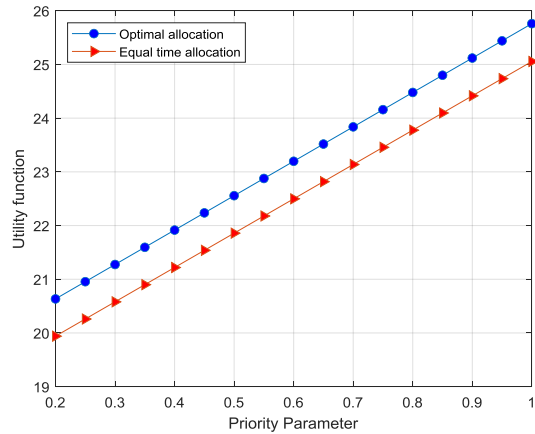
۵-۲- حالت پیش‌بینی کانال متغیر با زمان با

شبکه RNN

در این بخش، کانال‌ها در یک گام زمانی آینده با استفاده از شبکه عصبی پیش‌بینی می‌شوند. شبکه عصبی استفاده شده در بخش شبیه‌سازی نوعی از RNN است که شبکه عصبی رگرسیون غیرخطی با ورودی خارجی (NARXTM) نام دارد. این شبکه می‌تواند پیش‌بینی یک سری زمانی را با استفاده از مقادیر گذشته همان سری زمانی، ورودی فیدبک و یک سری زمانی دیگر به نام سری‌های زمانی خارجی یاد بگیرد. در نرم‌افزار MATLAB، شبکه NARX با تابع narxnet ایجاد شد و با دستور "view(net)" شبکه مدنظر به صورت شکل (۸) رسم شد. شبکه NARX به دست آمده در شکل (۸) نمایش داده شده است.

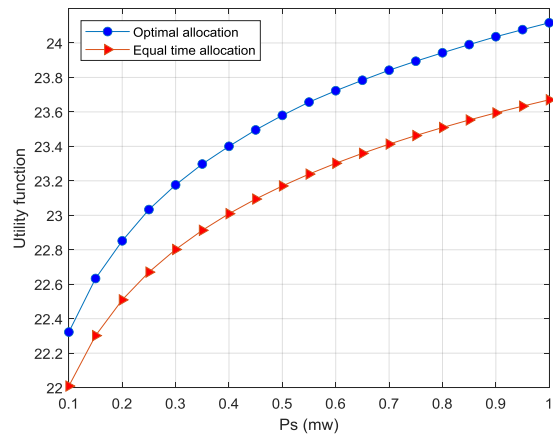


شکل (۸): ساختار شبکه NARX.



شکل (۵): مقادیر تابع سودمندی بر حسب پارامتر اولویت.

شکل (۶) میزان تأثیر افزایش توان حسگرها را بر مقدار تابع سودمندی نشان می‌دهد. هرچه مقدار توان ارسالی حسگرها بیشتر باشد، مقدار تابع سودمندی نیز افزایش می‌یابد. بدیهی است الگوریتم OA پیشنهاد شده در این مقاله بهتر از حالت ETA است. درصد بهبود الگوریتم پیشنهاد شده ۱.۸۷٪ است.



شکل (۶): مقادیر تابع سودمندی بر حسب توان حسگرها.

شکل (۷) نشان‌دهنده مقادیر افزایش دمای حسگر کاشتنی بر حسب شماره فریم است. تعداد شیار زمانی $J = 12$ است. مقدار T_{th} برابر با 37°C و مقدار دمای شروع برابر $T_{th} - 1e - 6$ در نظر گرفته شده است. شاخص برنامه‌ریزی حسگر ECG یعنی ρ^J با حل مسئله بهینه‌سازی به گونه‌ای تنظیم می‌شود که دما از حد مجاز بیشتر نشود. در واقع در این حالت، متغیر باینری ρ^J در

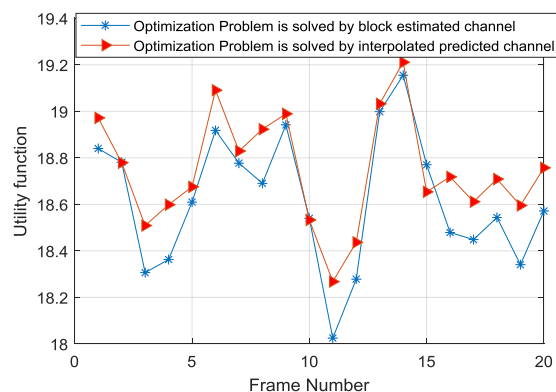
۶- بحث و نتیجه گیری

در این مقاله، یک شبکه WBAN یک سطحی دوطرفه بررسی شده است. با طراحی یک تابع بهینه‌سازی دوهدفی به صورت هم‌زمان نرخ مجموع متوسط و انرژی مجموع متوسط بهینه شده‌اند. در این شبکه WBAN حسگرهای سطحی، یک هماهنگ‌کننده و یک حسگر کاشتنی مقید به دما در نظر گرفته شده است. برای جلوگیری از تداخل داده‌های حسگرها، برنامه‌ریزی زمانی بهینه در نظر گرفته شد تا هر یک از آنها طبق نوبت خود ارسال داده داشته باشند. برای تخمین کانال و ارسال انرژی در مسیر فرسود، از یک سیگنال راهنما در ابتدای هر فریم استفاده شده است. یک شبکه عصبی بازگشتی، طراحی و با استفاده از آن یک گام زمانی جلوتر کانال پیش‌بینی شد. طبق قسمت اول، نتایج شبیه‌سازی الگوریتم بهینه‌سازی پیشنهاد شده از الگوریتم تخصیص زمان یکسان بهتر است. با استفاده از درونیابی، بهره کانال همه شیارهای زمانی یک فریم محاسبه شد و نتایج شبیه‌سازی نشان دادند که کمک آن نتایج بهتری حاصل می‌شود. پیشنهاد ما در آینده، در نظر گرفتن توان حسگرها به عنوان متغیرهای دیگر بهینه‌سازی است. همچنین، می‌توان WBAN چند نفر را که در یک محیط یکسان قرار دارند، در نظر گرفت و منابع آنها را مدیریت کرد.

مراجع

- [1] A. Azari and M. Abbasi, "Reliability and battery lifetime improvement for IoT networks: challenges and AI-powered solutions," *Comput. Intell. Electr. Eng.*, Vol. 12, No. 2, pp. 41–52, 2021.
- [2] M. M. Dhanvijay and S. C. Patil, "Internet of things: A survey of enabling technologies in healthcare and its applications," *Comput. Networks*, Vol. 153, pp. 113–131, 2019.
- [3] S. Movassaghi, M. Abolhasan, J. Lipman, D. Smith, and A. Jamalipour, "Wireless body area networks: A survey," *IEEE Commun. Surv. Tutorials*, Vol. 16, No. 3, pp. 1658–1686, 2014.
- [4] T. D. Ponnimbaduge Perera, D. N. K. Jayakody, S. K. Sharma, S. Chatzinotas, and J. Li, "Simultaneous wireless information and power transfer (SWIPT): Recent advances and future challenges," *IEEE Commun. Surv. Tutorials*, Vol. 20, No. 1, pp. 264–302, 2018.
- [5] X. Xu, L. Shu, M. Guizani, M. Liu, and J. Lu, "A survey on energy harvesting and integrated data sharing in wireless body area networks," *Int. J. Distrib. Sens. Networks*, Vol. 11, No. 10, pp. 1–17,

شبکه NARX در شکل (۸) شامل نه ورودی تأخیریافته، یک ورودی فیدبک و یک بایاس است. یک تابع فعال‌ساز در این شبکه در نظر گرفته شده است. این شبکه دارای دو لایه است؛ شامل یک لایه پنهان و یک لایه خروجی. تئوری آن در بخش ۴ و شکل (۳) بیان شده و شکل (۸) حاصل پیاده‌سازی آن شبکه عصبی است. کانال استفاده شده در شبیه‌سازی این بخش، یک کانال متغیر با زمان است. کانال استفاده شده در هر دو بهینه‌سازی یک کانال نویزی است. مقدار $p_0 = -23$ dBm مقدار $R_{min} = 10$ bits/s تعداد فریم $N = 20$ و طول فریم $J = 78$ است. شکل (۹) تأثیر پیش‌بینی کانال بر تابع سودمندی را نشان می‌دهد. در شبیه‌سازی اول، مسئله بهینه‌سازی با فرض ثابت بودن کانال در زمان هر فریم حل می‌شود. در واقع در این حالت، سیستم، تغییرات کانال در حین هر فریم را در حل مسئله در نظر نمی‌گیرد. در شبیه‌سازی دوم، با استفاده از پیش‌بینی هوشمند کانال و درونیابی خطی، بهره کانال همه شیارهای زمانی یک فریم، تخمین زده می‌شود و با کمک آن مجدد مسئله بهینه‌سازی حل می‌شود. بعد از حل مسئله بهینه‌سازی، مقادیر نرخ برای هر دو فرض در نظر گرفته شده، با کانال واقعی بدون خطا محاسبه شده است. مشاهده می‌شود استفاده از بهره‌های کانالی که به صورت هوشمند پیش‌بینی شده‌اند، در مسئله بهینه‌سازی، تابع سودمندی را افزایش داده است.



شکل (۹): تأثیر پیش‌بینی کانال بر تابع سودمندی بر حسب شماره فریم.

- Trans. Emerg. Telecommun. Technol.*, pp. 1–16, 2019, doi: 10.1002/ett.3635.
- [18] D. B. Smith, L. W. Hanlen, and D. Miniutti, “Transmit power control for wireless body area networks using novel channel prediction,” in *IEEE Wireless Communications and Networking Conference (WCNC)*, 2012, pp. 684–688.
- [19] M. Hajizadeh Tahan, M. Ghasemzadeh, and M. Rezaeian, “An evolutionary attention-based deep long short-term memory for time series prediction,” *Comput. Intell. Electr. Eng.*, Vol. 11, No. 4, pp. 15–28, 2021.
- [20] Y. Yang, D. B. Smith, and S. Seneviratne, “Deep learning channel prediction for transmit power control in wireless body area networks,” in *IEEE International Conference on Communications (ICC)*, 2019, pp. 1–6.
- [21] W. Jiang, H. Dieter Schotten, and J. Xiang, “Neural Network–Based Wireless Channel Prediction,” in *Machine Learning for Future Wireless Communications*, 2020, pp. 303–325.
- [22] W. Jiang and H. D. Schotten, “Neural network-based fading channel prediction: A comprehensive overview,” *IEEE Access*, Vol. 7, pp. 118112–118124, 2019.
- [23] W. Liu, L. L. Yang, and L. Hanzo, “Recurrent neural network based narrowband channel prediction,” in *IEEE Vehicular Technology Conference*, 2006, pp. 1–5.
- [24] Q. D. Vu, L. N. Tran, R. Farrell, and E. K. Hong, “An efficiency maximization design for SWIPT,” *IEEE Signal Process. Lett.*, Vol. 22, No. 12, pp. 2189–2193, 2015.
- [25] Y. Maleh, M. Shojafar, M. Alazab, and Y. Baddi, *Machine Intelligence and Big Data Analytics for Cybersecurity Applications*. Springer, 2021.
- [26] M. C. Grant and S. P. Boyd, “CVX: Matlab Software for Disciplined Convex Programming.” CVX Research, Austin, TX, 2012, [Online]. Available: <http://cvxr.com/cvx>.
- [27] A. Papoulis and S. U. Pillai, *Probability, Random Variables and Stochastic Processes*. McGraw-Hill, 2002.
- [28] S. Van Roy *et al.*, “Dynamic channel modeling for multi-sensor body area networks,” *IEEE Trans. Antennas Propag.*, Vol. 61, No. 4, pp. 2200–2208, 2013.
- [29] M. Boumaiz *et al.*, “Energy harvesting based WBANs: EH optimization methods,” in *Procedia Computer Science*, 2019, Vol. 151, pp. 1040–1045.
- [30] IEEE Computer Society, “IEEE standard for local and metropolitan area networks part 15.6: wireless body area networks,” 2012.
- 2015.
- [6] N. S. Khatami and M. Majidi, “Resource allocation for full duplex wireless information and power transfer in wireless body area network,” *J. Electr. Comput. Eng. Innov.*, pp. 1–11, 2021.
- [7] X. Zhang, K. Liu, and L. Tao, “A cooperative communication scheme for full duplex simultaneous wireless information and power transfer wireless body area networks,” *IEEE Sensors Lett.*, Vol. 2, No. 4, pp. 1–4, 2018.
- [8] S. Sheykhivand, Z. Mousavi, T. Y. Rezaii, and S. Alaei, “Recognition of emotion provoked by auditory stimuli using EEG signal based on deep neural networks,” *Comput. Intell. Electr. Eng.*, pp. 1–17, 2021, doi: 10.22108/isee.2020.122304.1357.
- [9] M. He, F. Hu, Z. Ling, Z. Mao, and Z. Huang, “A dynamic weights algorithm on information and energy transmission protocol based on WBAN,” *IEEE Trans. Veh. Technol.*, Vol. 70, No. 2, pp. 1528–1537, 2021.
- [10] H. Liu, F. Hu, S. Qu, Z. Li, and D. Li, “Multipoint wireless information and power transfer to maximize sum-throughput in WBAN with energy harvesting,” *IEEE Internet Things J.*, Vol. 6, No. 4, pp. 7069–7078, 2019.
- [11] C. Liu, H. Liu, Y. Cong, P. Li, Z. Mao, and H. H. Zhang, “Throughput maximization by time switching in multipoint WBAN with fairness consideration,” *IEEE Access*, Vol. 8, pp. 107661–107668, 2020.
- [12] Y. Liao, M. S. Leeson, Q. Cai, Q. Ai, and Q. Liu, “Mutual-information-based incremental relaying communications for wireless biomedical implant systems,” *Sensors*, Vol. 18, No. 2, pp. 1–16, 2018.
- [13] A. Baknina, O. Ozel, and S. Ulukus, “Explicit and implicit temperature constraints in energy harvesting communications,” in *IEEE Global Communications Conference*, 2017, pp. 1–6.
- [14] M. Oshaghi and M. J. Emadi, “Throughput maximization of a hybrid EH-SWIPT relay system under temperature constraints,” *IEEE Trans. Veh. Technol.*, Vol. 69, No. 2, pp. 1792–1801, 2019.
- [15] T. Rashid, S. Kumar, and A. Kumar, “Effect of body node coordinator (BNC) positions on the performance of intra-body sensor network,” in *International Conference on Power, Control and Embedded Systems (ICPACES)*, 2017, pp. 1–6.
- [16] M. T. I. Ul Huque, K. S. Munasinghe, and A. Jamalipour, “Body node coordinator placement algorithms for wireless body area networks,” *IEEE Internet Things J.*, Vol. 2, No. 1, pp. 94–102, 2015.
- [17] F. Al-Turjman and I. Baali, “Machine learning for wearable IoT-based applications: A survey,”

¹ Internet of Things

² Wireless Body Area Network

³ Simultaneous Wireless Information and Power Transfer

⁴ Wireless Power Transmission

- ⁵ Energy Harvesting
- ⁶ Radio Frequency
- ⁷ Intra
- ⁸ Inter
- ⁹ Beyond
- ¹⁰ Full Duplex
- ¹¹ Electroencephalography
- ¹² Long Short Term Memory
- ¹³ Time Division Multiple Access
- ¹⁴ Multipoint
- ¹⁵ Power Splitting
- ¹⁶ Time Switching
- ¹⁷ Mutual Information
- ¹⁸ Wireless Sensor Network
- ¹⁹ Body Node Coordinator
- ²⁰ Wireless Body Sensor Network
- ²¹ Recurrent Neural Network
- ²² Fully Connected Recurrent Neural Network
- ²³ Coordinator
- ²⁴ Pilot
- ²⁵ Real-Time
- ²⁶ Electrocardiogram
- ²⁷ Blood Pressure
- ²⁸ Saturation of Peripheral Oxygen
- ²⁹ Motion sensor
- ³⁰ Pacemaker
- ³¹ Utility Function
- ³² Integer Linear Programming
- ³³ Activation Function
- ³⁴ Optimal Allocation
- ³⁵ Equal Time Allocation
- ³⁶ Nonlinear Autoregressive Neural Network with External Input

انتقال هم‌زمان بی‌سیم اطلاعات و توان در شبکه‌ای از حسگرهای سطحی بدن و کاشتنی با قید دما و پیش‌بینی هوشمند کانال