

طراحی یک روش خوشه بندی انرژی آگاه مبتنی بر الگوریتم ژنتیک در شبکه حسگر

بی سیم ناهمگن

مهدی هنرمند^۱، علی قیاسیان^۲، حسین سعیدی^۳

۱- دانشجوی کارشناسی ارشد، دانشکده مهندسی کامپیوتر- دانشگاه آزاد اسلامی واحد نجف آباد- اصفهان- ایران

me.honarmand@gmail.com

۲- استادیار، گروه برق دانشکده فنی و مهندسی- دانشگاه شهرکرد- شهرکرد- ایران

ghiasian.ali@eng.sku.ac.ir

۳- استاد، دانشکده مهندسی برق و کامپیوتر- دانشگاه صنعتی اصفهان- اصفهان- ایران

hsaidi@cc.iut.ac.ir

چکیده: خوشه بندی یکی از روش های مؤثر برای مدیریت مناسب انرژی و افزایش طول عمر در شبکه های حسگر بی سیم است. یکی از شاخص های دارای اهمیت در ساخت خوشه های بهینه، انتخاب سرخوشه مناسب است که علاوه بر افزایش طول عمر شبکه و داده دریافتی در چاهک، کاهش انرژی اتلافی را به دنبال خواهد داشت. در این مقاله، ابتدا چند الگوریتم خوشه بندی مبتنی بر روش های هوش محاسباتی^۱ بررسی شده و سپس، دو الگوریتم خوشه بندی انرژی آگاه در شبکه های ناهمگن مبتنی بر الگوریتم ژنتیک با عناوین $EAGCA^2$ و $EAGCA^*$ ارائه شده است. الگوریتم های پیشنهادی با استفاده از اطلاعاتی از گره ها مانند ترافیک گره، انرژی باقی مانده گره، انرژی گره های همسایه و فاصله محلی^۳ و با استفاده از الگوریتم ژنتیک، سرخوشه بهینه را انتخاب و در نهایت، خوشه بهینه را ایجاد می کنند. نتایج شبیه سازی ها، توانایی این الگوریتم ها را در ایجاد خوشه مناسب و یافتن سرخوشه بهینه، به خوبی نشان می دهد. همچنین، روش های پیشنهادی با دیگر روش های خوشه بندی از جمله LEACH و EAERP در شاخص هایی نظیر تعداد گره های زنده، داده دریافتی در چاهک و طول عمر شبکه مقایسه شده است. نتایج مقایسه ها، ناظر بر عملکرد بهتر الگوریتم های $EAGCA$ و $EAGCA^*$ نسبت به سایر الگوریتم ها در افزایش طول عمر شبکه و افزایش داده دریافتی در چاهک است.

واژه های کلیدی: الگوریتم تکاملی، الگوریتم ژنتیک، خوشه بندی انرژی آگاه، خوشه بندی شبکه حسگر بی سیم، شبکه حسگر بی سیم ناهمگن.

۱- مقدمه

پیشرفت های روز افزون در ساخت مدارات مجتمع و

همچنین، توسعه ارتباطات بی سیم باعث توسعه ریز حسگرهایی شده است که بدنه اصلی یک شبکه حسگر بی سیم را ایجاد می کنند. به عبارت دیگر یک شبکه حسگر متشکل از گره هایی است که به شکل متراکم در محیط پخش شده و با همکاری یکدیگر یک وظیفه^۴ مشترک را انجام می دهند.

امروزه شبکه های حسگر بی سیم در حوزه های مختلف نظامی، بهداشت و درمان، نظارت بر زیستگاه، نظارت بر

^۱ تاریخ ارسال مقاله : ۱۳۹۳/۰۶/۲۵

تاریخ پذیرش مقاله : ۱۳۹۴/۰۴/۱۴

نام نویسنده مسئول : علی قیاسیان

نشانی نویسنده مسئول : ایران- شهرکرد - دانشگاه شهرکرد -

دانشکده فنی و مهندسی - گروه مهندسی برق

فرآیندهای صنعتی و ... کاربرد ویژه‌ای دارند [۱ و ۲]. ترکیب محدودیت‌ها و نحوه استقرار گره‌ها در این قبیل از شبکه‌ها، ضرورت طراحی‌های انرژی آگاه در تمام لایه‌های شبکه را برای این حوزه دو چندان می‌کند. برای نمونه، در لایه شبکه باید زمان طراحی الگوریتم‌های مسیریابی به شاخص محدودیت انرژی مصرفی توجه شود تا الگوریتم ارائه شده افزایش طول عمر شبکه و کاهش انرژی را به دنبال داشته باشد [۱]. بنابراین، چالش‌های فراوان در شبکه‌های حسگر مانند: منابع ذخیره‌سازی، قابلیت‌های محاسباتی، پهنای باند ارتباطات و از همه مهم‌تر منابع انرژی، در دهه اخیر پژوهش‌های گسترده‌ای را در این حوزه پدید آورده است [۳ و ۴].

یکی از روش‌های مناسب به منظور افزایش طول عمر شبکه‌های حسگر بی سیم استفاده از مسیریابی سلسله مراتبی^۵ است. در این نوع مسیریابی، گره‌ها در گروه‌های مجزا به نام خوشه^۶ قرار می‌گیرند و برای هر خوشه نیز یک سرخوشه^۷ انتخاب می‌شود. گره‌های عضو داده‌هایشان را به سمت سرخوشه ارسال می‌کنند، سرخوشه‌ها با دریافت و انجام تجمیع بروی داده‌ها، آن‌ها را به شکل تک گامی یا چندگامی به سمت ایستگاه پایه که به آن چاهک^۸ گفته می‌شود ارسال می‌کنند. خوشه‌بندی گره‌های حسگر می‌تواند به عنوان یک عامل مؤثر در کاهش انرژی مصرفی و به دنبال آن افزایش طول عمر شبکه حسگر و همچنین، افزایش قابلیت گسترش‌پذیری^۹ مطرح شود [۵].

در الگوریتم‌های خوشه‌بندی، گره سرخوشه بار اضافی زیادی را به علت برخی از فعالیت‌ها، نظیر تجمیع داده، ارسال داده به سمت چاهک و ... متحمل می‌شود. بنابراین، گره‌های سرخوشه نسبت به سایر گره‌ها در معرض مرگ زودرس به علت انرژی مصرفی بالا هستند.

بنابراین، انتخاب سرخوشه مناسب یکی از چالش‌های اصلی در خوشه‌بندی شبکه حسگر به شمار می‌آید و در واقع این شاخص یکی از عوامل مهم در افزایش داده دریافتی در چاهک و کاهش طول عمر شبکه است. خوشه‌بندی شبکه حسگر با هدف کمینه کردن میزان انرژی

مصرفی یک مسأله NP-Hard است که یکی از چالش‌های موجود در حوزه خوشه‌بندی شبکه حسگر، انتخاب و نحوه چیدمان سرخوشه‌ها می‌باشد [۶].

در سال‌های اخیر پروتکل‌های خوشه‌بندی متعددی به منظور افزایش طول عمر شبکه حسگر مطرح شده‌اند. LEACH یکی از الگوریتم‌های خوشه‌بندی است که از روش ساخت خوشه به شکل توزیع شده بهره می‌گیرد. در الگوریتم LEACH انتخاب سرخوشه براساس یک مدل احتمالاتی انجام می‌شود. سایر گره‌ها نیز براساس کم‌ترین فاصله به انتخاب سرخوشه اقدام می‌کنند. به هر حال الگوریتم LEACH توزیع یکنواخت سرخوشه‌ها در محیط را تضمین نمی‌کند. همچنین، در برخی از مراحل به علت استفاده از مدل احتمالاتی برای انتخاب سرخوشه، ممکن است گره‌ای به عنوان سرخوشه انتخاب شود که شایستگی سرخوشه شدن را دارا نیست.

از جمله روش‌های رایج دیگر برای خوشه‌بندی شبکه‌های حسگر، استفاده از الگوریتم‌های K-Means و Fuzzy C-Means است [۷]. در نوع ساده از این الگوریتم‌ها، ابتدا به تعداد خوشه‌های مورد نیاز، نقاطی به شکل تصادفی انتخاب می‌شوند. سپس، گره‌ها با توجه به کم‌ترین فاصله تا مرکز خوشه، یکی از مراکز خوشه‌ها را انتخاب کرده و به آن خوشه ملحق می‌شوند و خوشه‌های جدید را ایجاد می‌کنند. با تکرار همین روال و با میانگین گرفتن از فاصله گره‌ها تا مرکز خوشه فعلی، مراکز جدید برای خوشه‌ها بدست خواهد آمد.

این روند تا زمانی که تغییری در مکان مراکز خوشه حاصل نشود ادامه پیدا می‌کند. الگوریتم ارائه شده در [۸] بر اساس الگوریتم K-Means عملیات خوشه‌بندی شبکه حسگر را انجام می‌دهد. پس از خوشه‌بندی، به منظور انتخاب سرخوشه مناسب، نزدیک‌ترین گره به مراکز حاصل از اجرای الگوریتم K-Means در مرحله قبل که بیش‌ترین انرژی را داراست به عنوان سرخوشه انتخاب می‌شود. عدم توجه این الگوریتم به تعداد مناسب سرخوشه‌ها و همچنین، عدم توجه به شاخص‌های دیگری مانند فاصله تا

مطرح با عنوان الگوریتم $EAGCA^*$ بهبود بخشیده خواهد شد. $EAGCA^*$ با معرفی نوع جدید از گره‌ها به نام گره‌های مستقل، سعی در بهبود طول عمر شبکه و داده دریافتی در چاهک نسبت به الگوریتم $EAGCA$ دارد. نتایج حاصل، نشان از عملکرد بهتر الگوریتم $EAGCA^*$ نسبت به الگوریتم $EAGCA$ و سایر الگوریتم‌ها مورد مقایسه دارد.

در بخش دوم این مقاله، مروری بر کارهای پیشین در حوزه خوشه‌بندی خواهد شد. در بخش سوم و چهارم، به ترتیب مدل انرژی و مدل شبکه بیان شده است. در بخش پنجم، مروری بر الگوریتم ژنتیک خواهیم داشت. بخش ششم به توضیح کامل الگوریتم $EAGCA$ می‌پردازد. بخش هفتم به بهبود الگوریتم پیشنهادی و ارائه یک الگوریتم پیشنهادی جدید با عنوان $EAGCA^*$ می‌پردازد. در بخش هفتم به منظور ارزیابی، الگوریتم‌های پیشنهادی با الگوریتم‌های $LEACH$ و $EAERP$ مقایسه می‌شوند. در بخش هشتم نتایج تحلیل و برخی پیشنهادات برای کارهای بعدی ارائه خواهد شد.

۲- مروری بر کارهای پیشین

الگوریتم $LEACH$ [۱۱] یکی از الگوریتم‌های اولیه در حوزه خوشه‌بندی شبکه‌های حسگر بی‌سیم است که به شکل توزیع شده^{۱۲} به خوشه‌بندی شبکه حسگر می‌پردازد. هر گره در ابتدا یک عدد تصادفی بین صفر تا یک را تولید می‌کند. سپس، بر اساس مقدار حاصل از (۱) میزان احتمال سرخوشه شدن در مرحله جاری را مشخص می‌کند. در صورتی که عدد تصادفی از مقدار احتمال $T(s)$ کمتر باشد، گره حسگر به عنوان سرخوشه در مرحله جاری انتخاب خواهد شد. که $T(s)$ از رابطه زیر محاسبه می‌شود.

$$T(s) = \begin{cases} \frac{P}{1 - P(r \bmod \frac{1}{P})} & \text{if } n \in G \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases} \quad (1)$$

در این رابطه، P عبارت است از درصد مطلوب تعداد سرخوشه، r مرحله جاری و G مجموعه گره‌هایی است که

چاهک، ترافیک ارسالی، درجه همسایگی، فاصله محلی^{۱۰} و... در زمان انتخاب سرخوشه باعث ایجاد خوشه‌هایی غیربهینه می‌شود که باعث کاهش طول عمر شبکه حسگر می‌شود. روش‌های خوشه‌بندی که تاکنون مطرح شد از جمله روش‌های خوشه‌بندی کلاسیک به شمار می‌آیند. روش‌های خوشه‌بندی کلاسیک نسبت به نقاط شروع به شدت حساس هستند و بیشتر به علت انتخاب غیر صحیح این نقاط، الگوریتم مورد نظر به سمت نقاط بهینه محلی همگرا شده و از نقاط بهینه سراسری دور می‌شود [۹]. واضح است که خوشه‌بندی شبکه حسگر با هدف کمینه کردن میزان انرژی مصرفی یک مساله NP-Hard است [۱۰]. از آنجا که الگوریتم‌های فرا ابتکاری^{۱۱} رویکرد مؤثری برای حل مسائل بهینه سازی پیچیده در علوم مختلف هستند، استفاده از این الگوریتم‌ها برای حل مسائل خوشه‌بندی مفید است.

این مقاله، به ارائه یک روش خوشه‌بندی انرژی آگاه مبتنی بر الگوریتم ژنتیک ($EAGCA$) در شبکه‌های حسگر بی‌سیم ناهمگن پرداخته است که هدف آن افزایش طول عمر شبکه و افزایش داده دریافتی در چاهک با تاکید بر انتخاب سرخوشه مناسب است. بخش اول تابع برازش این الگوریتم به دنبال کمینه کردن مجموع انرژی مصرفی درون و برون خوشه‌ای ناشی از ارتباطات است. بخش دوم تابع برازش کوشش می‌کند با در نظر گرفتن شاخص‌های انرژی باقی‌مانده، تراکم گره‌های همسایه، فاصله محلی و ترافیک ارسالی گره، سرخوشه مناسب را برای هر خوشه انتخاب کند.

به منظور ارزیابی، الگوریتم پیشنهادی با دو الگوریتم $LEACH$ و $EAERP$ مقایسه خواهد شد و تحلیل و بررسی نتایج بروی یک سناریو از پیش تعریف شده انجام خواهد گرفت. تحلیل نتایج حاصل، نشان از برتری الگوریتم $EAGCA$ در انرژی مصرفی، میزان داده دریافتی در چاهک و طول عمر شبکه حسگر نسبت به سایر الگوریتم‌ها دارد.

همچنین، پس از ارائه الگوریتم $EAGCA$ ، الگوریتم

طراحی یک روش خوشه‌بندی انرژی آگاه مبتنی بر الگوریتم ژنتیک در شبکه حسگر بی‌سیم ناهمگن

در این رابطه، ND مجموع فواصل گره‌های عضو خوشه تا گره سرخوشه و N_{CH} تعداد سرخوشه‌هاست. هدف انتخاب راه‌حلی (کروموزم جواب) است که مقدار تابع برازندگی برای کروموزم انتخابی کمینه باشد.

در [۱۴-۱۷]، نویسندگان با در نظر گرفتن شاخص‌هایی دیگری نظیر، انحراف معیار در فواصل درون خوشه (SD)، تخمین انرژی ارسالی (E) و تعداد مراحل ارسال داده (T)، به دنبال بهبود تابع برازندگی ارائه شده در [۱۲] هستند. استفاده از این مجموعه از شاخص‌ها در تعریف تابع برازندگی مفروض این اطمینان را خواهد داد که پیکربندی شبکه حاصل از بهترین کروموزم، در میزان داده ارسالی بیشینه و در میزان انرژی مصرفی کمینه خواهد بود. در نتیجه، الگوریتم HCR با تابع برازندگی بیان شده در (۴) نسبت به تابع برازندگی الگوریتم ارائه شده در [۱۲] در میزان داده ارسالی برتری دارد [۱۸].

$$\varphi_{HCR}(I) = \sum_i \alpha(\omega_i, f_i) \quad (4)$$

$$\forall f_i \in \{TD, D, E, SD, T\}$$

در این رابطه، مقدار TD برابر با مجموع فواصل تمام گره‌های حسگر تا چاهک، D برابر با جمع فواصل گره‌های عضو خوشه تا سرخوشه و جمع فواصل بین سرخوشه‌ها تا چاهک است. برای مثال، مقدار D_d برای یک خوشه با k گره عضو در (۵) محاسبه شده است. همچنین، هر f_i قسمتی از تابع هدف را تشکیل می‌دهد. بنابراین، مجموع مقادیر f_i حاصل از هر قسمت، کل تابع هدف الگوریتم HCR را تشکیل می‌دهد.

$$D_d = \sum_{i=1}^k distance_{i,c} + distance_{c,BS} \quad (5)$$

که $distance_{i,c}$ به فاصله گره i تا سرخوشه c و $distance_{c,BS}$ به فاصله سرخوشه c تا چاهک اشاره دارد. مقدار E اشاره به مجموع انرژی مصرفی برای دریافت و ارسال داده‌های تجمیع شده از خوشه‌ها به چاهک دارد.

اگرچه مقادیر اولیه ω_i ها در تابع برازش (۴) به شکل

در $1/P$ مرحله قبل سرخوشه نبوده‌اند. به منظور توزیع نقش سرخوشه بین تمام گره‌ها، در ابتدای هر مرحله انتخاب سرخوشه جدید با استفاده از رابطه (۱) انجام می‌گیرد. از جمله معایب الگوریتم $LEACH$ عدم توزیع مناسب سرخوشه‌ها در محیط شبکه و انتخاب غیر بهینه گره‌ها به عنوان سرخوشه است.

در [۱۲] یک روش خوشه‌بندی مبتنی بر الگوریتم ژنتیک ارائه شده است. در این الگوریتم از کروموزم‌های دودویی^۳ به منظور تعیین نقش هر گره استفاده می‌شود. تابع هدف این الگوریتم در (۲) بیان شده است.

$$\varphi_{GA}(I) = \omega * (TD - D) + (1 - \omega) * (TN - N_{CH}) \quad (2)$$

در معادله (۲) مقدار TD برابر با مجموع فواصل تمام گره‌های حسگر تا چاهک، D برابر با جمع فواصل گره‌های عادی تا سرخوشه و جمع فواصل بین سرخوشه‌ها تا چاهک است. TN برابر با تعداد کل گره‌های حسگر، N_{CH} برابر با تعداد سرخوشه‌ها و ω یک مقدار از پیش تعریف شده است که اشاره به میزان اهمیت هر جزو در تابع هدف دارد. مقادیر کمینه D و N_{CH} باعث افزایش مقدار به دست آمده از تابع هدف می‌شود. الگوریتم ژنتیک در زمان تشکیل خوشه به دنبال یافتن راه حلی است که مقدار تابع هدف را بیشینه کند. در تابع برازش الگوریتم مفروض، به شاخص‌هایی نظیر میزان انرژی باقی‌مانده، میزان فاصله محلی و مجموع انرژی گره‌های همسایه در زمان تشکیل خوشه‌ها اشاره‌ای نشده است. عدم توجه به انتخاب سرخوشه مناسب موجب کاهش طول عمر شبکه و کاهش داده‌های دریافتی توسط چاهک خواهد شد.

در [۱۳] یک روش خوشه‌بندی مبتنی بر الگوریتم ژنتیک ارائه شده است که هدف آن بهبود طول عمر شبکه از طریق کاهش انرژی مصرفی است. در این الگوریتم هر کروموزم، پیکربندی شبکه در مرحله جاری را نشان می‌دهد. در (۳) تابع برازندگی الگوریتم مورد نظر بیان شده است.

$$\varphi_{GCA}(I) = \omega * N_{CH} + (1 - \omega) * ND \quad (3)$$

سرخوشه در EAERP شبیه به الگوریتم LEACH است. بنابراین، معایب انتخاب سرخوشه در الگوریتم LEACH نظیر عدم توجه به انرژی گره سرخوشه و عدم پراکندگی مناسب سرخوشه‌ها در شبکه برای EAERP نیز وجود دارد.

در [۱۹] یک الگوریتم خوشه‌بندی تک‌گامی و مبتنی بر الگوریتم تکاملی (ERP) ارائه شده است. هدف تابع برازندگی الگوریتم ERP کمینه کردن تعداد سرخوشه‌ها و مجموع فواصل درون و برون خوشه‌ای است. کمینه کردن مجموع فواصل در الگوریتم EAR شامل سه بخش کمینه سازی فواصل درون خوشه‌ای (چسبندگی خوشه‌ای^{۱۴}) و پراکندگی مناسب سرخوشه‌ها در محیط (انفصال خوشه‌ای^{۱۵}) است. بخش اول تابع برازندگی الگوریتم ERP، در (۸) اشاره شده است، که وظیفه این بخش کمینه کردن مجموع فواصل درون خوشه‌ای است و به چسبندگی خوشه‌ای اشاره می‌کند. مقدار n به تعداد گره‌های عضو سرخوشه i یا (CH_i) اشاره دارد. $d(n, CH_i)$ نیز به فاصله بین گره n تا CH_i اشاره دارد.

$$compactness = \sum_{i=1}^{CHs} \sum_{n \in CH_i} d(n, CH_i) \quad (8)$$

بخش دوم تابع برازندگی در (۹) اشاره شده است، که وظیفه توزیع مناسب سرخوشه‌ها در سطح شبکه را بر عهده دارد.

$$d_{min} = \min_{\forall CH_i, CH_j, CH_i \neq CH_j} \{d(CH_i, CH_j)\} \quad (9)$$

در رابطه (۹) $d(CH_i, CH_j)$ فاصله بین دو سرخوشه مجزا در شبکه حسگر است. مقدار $f1$ برابر با نسبت چسبندگی درون خوشه‌ای به انفصال برون خوشه‌ای است که در (۱۰) اشاره شده است. هر چه مقدار $f1$ کمتر باشد، نشان از توزیع مناسب سرخوشه‌ها نسبت به یکدیگر (انفصال خوشه‌ای) و کمینه بودن فواصل درون خوشه‌ای (اتصال خوشه‌ای) دارد. بنابراین، هر چه مقدار $f1$ برای یک راه حل (کروموزم جواب) کمینه‌تر باشد آن راه حل مناسب‌تر است.

دلخواه تعیین می‌شود ولی در حین مراحل بعدی این مقدار بر اساس ارزش بهترین کروموزم به روز رسانی می‌شود. در [۱۹]، یک روش خوشه‌بندی مبتنی بر الگوریتم ژنتیک ارائه شده است که هدف آن بهبود تابع برازش بیان شده برای الگوریتم [۱۴-۱۷] است. تابع برازش (۶) علاوه بر پنج شاخص بیان شده برای تابع برازش (۴)، دو شاخص انرژی باقی‌مانده (RE) و تعداد بسته دریافتی (FT) را نیز در زمان محاسبه مقدار تابع برازش برای هر کروموزم در نظر گرفته است. f_i برابر با مقدار حاصل از تابع برازش برای بخش‌های مختلف است که مجموع f_i ها، مقدار کل تابع برازش را تشکیل می‌دهد.

$$\varphi_{GA}(I) = \sum_i \alpha(\omega_i, f_i) \quad (6)$$

$$\forall f_i \in \{TD, D, E, SD, T, RE, FT\}$$

در [۱۸] یک الگوریتم خوشه‌بندی پویا، تک‌گامی، انرژی آگاه و مبتنی بر الگوریتم تکاملی (EAERP) ارائه شده است که هدف آن کاهش انرژی اتلافی، و افزایش طول عمر شبکه است.

$$\varphi_{EAERP} = \left(\sum_{i=1}^{nc} \sum_{s \in c_i} E_{TXs, CH_i} + E_{RX} + E_{DA} \right) + \sum_{i=1}^{nc} E_{TXCH_i, BS} \quad (7)$$

در رابطه (۷)، nc تعداد سرخوشه‌ها و $s \in c_i$ تمام اعضای خوشه i ام است. E_{RX} برابر با انرژی مصرفی برای دریافت داده، E_{DA} برابر با انرژی مصرفی برای تجمیع داده توسط سرخوشه و E_{TXs, CH_i} انرژی مصرفی برای ارسال داده از گره عضو به سرخوشه i ام است.

تابع برازش (۷)، کوشش می‌کند تا با ایجاد توازن در فواصل درون و برون خوشه‌ای به خوشه‌های مناسبی از نظر انرژی مصرفی دست پیدا کند. به طوری که مجموع فواصل درون خوشه‌ای (از گره عضو خوشه تا سرخوشه) کمینه و از طرفی مکان قرارگیری سرخوشه نیز تا حد امکان نزدیک به چاهک در نظر گرفته شود.

پس از تعیین سرخوشه‌ها، هر گره غیرسرخوشه به نزدیک‌ترین سرخوشه (به منظور کاهش انرژی مصرفی در ارتباطات درون خوشه‌ای) ملحق می‌شود. الگوی انتخاب

طراحی یک روش خوشه بندی انرژی آگاه مبتنی بر الگوریتم ژنتیک در شبکه حسگر بی سیم ناهمگن

(w) نشان دهنده میزان تأکید بروی هر بخش از تابع برازندگی است که می تواند مقادیر مختلفی را به خود اختصاص دهد. از جمله معایب الگوریتم HSA، عدم توجه به شاخص هایی نظیر بار ارسالی گره در زمان انتخاب سرخوشه است. همچنین، در تابع برازش HSA کمینه کردن فواصل سرخوشه تا چاهک به عنوان یک شاخص تاثیرگذار در مصرف انرژی گره ها، در نظر گرفته نشده است که ممکن است به مرگ زودرس گره های سرخوشه منجر شود.

۳- مروری بر الگوریتم ژنتیک

امروزه یکی از روش های مطرح برای حل دسته ای از مسائل بهینه سازی، استفاده از روش های موسوم به روش های بهینه سازی مبتنی بر هوش دسته جمعی است. الگوریتم های خوشه بندی تکاملی، با بهره گیری از الگوریتم های تکاملی نظیر الگوریتم ژنتیک^{۱۷}، بهینه سازی ازدحام ذرات^{۱۸}، بهینه سازی کلونی مورچگان^{۱۹} و ... تلاش می کنند بهترین جواب ممکن برای ساخت خوشه را پیدا کنند. به طوری که خوشه حاصل دارای کمینه مقدار انرژی مصرفی، بیشینه مقدار داده ارسالی به چاهک و ... باشد. الگوریتم های [۱۳، ۱۷ و ۲۳] از نمونه الگوریتم های مطرح در حوزه خوشه بندی شبکه حسگر بی سیم مبتنی بر الگوریتم های تکاملی است.

الگوریتم ژنتیک [۲۴] نوع خاصی از الگوریتم های تکاملی است که از روش های زیست شناسی مانند وراثت و جهش استفاده می کند. در الگوریتم ژنتیک، یک کروموزوم، مجموعه ای از شاخص هاست به طوری که یک راه حل پیشنهادی را برای مسأله ای که الگوریتم ژنتیک سعی در حل آن دارد، تعریف می کند. الگوریتم ژنتیک با تولید یک جمعیت اولیه تصادفی شروع به کار می کند. پس از تولید جمعیت اولیه، درصدی از کروموزوم ها به تصادف به عنوان والد از جمعیت فعلی انتخاب می شوند.

کروموزم های والد با هم ترکیب شده و با تبادل اطلاعات بین یکدیگر دو کروموزم فرزند را ایجاد می کنند. همچنین، به

$$f1 = compactness/d_{min} \quad (10)$$

بخش سوم تابع برازندگی در (۱۱) اشاره شده است، که هدف این بخش تعیین تعداد مناسب سرخوشه هاست.

$$f2 = number\ of\ CHs \quad (11)$$

تابع برازندگی الگوریتم ERP در (۱۲) به طور کامل بیان شده است. مقادیر w و (1-w) میزان تأکید بروی هر بخش از تابع برازندگی را مشخص می کند.

$$\varphi(Chrom_{ERP}) = w * f1 + (1 - w) * f2 \quad (12)$$

الگوریتم جستجوی هارمونی^{۱۶} [۲۰] از جمله الگوریتم های فرا اکتشافی است که به تازگی در حوزه خوشه بندی شبکه حسگر استفاده شده است. در [۲۱] یک روش خوشه بندی مبتنی بر الگوریتم جستجوی هارمونی با هدف کمینه کردن مجموع فواصل درون خوشه ای و بهینه کردن مصرف انرژی ارائه شده است که هدف آن افزایش طول عمر شبکه حسگر خواهد بود. تابع برازش این روش خوشه بندی در رابطه (۱۳) بیان شده است.

$$\varphi(Chrom_{HSA}) = w * f1 + (1 - w) * f2 \quad (13)$$

f1 اشاره به بیشترین فاصله اقلیدسی بین گره ها دارد که نحوه محاسبه آن در (۱۴) بیان شده است.

$$f1 = \max_k \left(\sum_{\forall node_i \in C_k} d(node_i, CH_k) / |C_k| \right) \quad (14)$$

CH_k اشاره به سرخوشه k ام، d(node_i, CH_k) اشاره به فاصله بین گره i ام و سرخوشه k ام و |C_k| اشاره به تعداد اعضای خوشه C_k دارد. f2 برابر با نسبت انرژی تمام گره های زنده به انرژی تمام سرخوشه های مرحله جاری است که در (۱۵) بیان شده است.

$$f2 = \sum_{i=1}^N E(node_i) / \sum_{j=1}^k E(CH_k) \quad (15)$$

$\sum_{j=1}^k E(CH_k)$ مجموع انرژی تمام سرخوشه های انتخاب شده و $\sum_{i=1}^N E(node_i)$ مجموع انرژی تمام گره های حسگر است. مقدار کمینه f1، نشان از کمینه بودن مجموع فواصل درون خوشه ای دارد. همچنین، مقدار کمینه f2 در انتخاب گره هایی با انرژی باقی مانده بیشتر به عنوان سرخوشه تاثیرگذار است. بنابراین هدف کمینه کردن مقدار تابع برازش بیان شده در (۱۳) است. مقادیر w و (1-

EAGCA، نوع پیوند کروموزم‌ها، جهش و نحوه مدل کردن الگوریتم EAGCA برای حل با الگوریتم ژنتیک بیان خواهد شد.

۴-۱- نمایش کروموزم

در الگوریتم پیشنهادی این فصل، هر کروموزم به نوعی نشان‌دهنده نحوه اتصال گره‌های حسگر به سرخوشه‌هاست. طول هر کروموزم برابر با تعداد گره‌های حسگر در مرحله جاری است.

برای مثال، اگر مقدار i امین ژن یک کروموزم نوع دوم برابر با j باشد، یعنی گره n_i به سرخوشه g_j انتساب داده شده است. برای هر گره حسگر یک عدد انحصاری (شروع از یک) به عنوان شماره شناسایی در نظر گرفته می‌شود. بنابراین، در کروموزم جواب، اندیس هر ژن اشاره به شماره یک گره حسگر دارد. مقدار هر ژن نیز به شماره گره سرخوشه برای گره حسگر اشاره دارد. چون گره‌های سرخوشه از گره‌های حسگر انتخاب می‌شوند، برای گره سرخوشه، مقدار ژن که نشان‌دهنده گره سرخوشه است با اندیس ژن برابر است.

شکل (۲) یک شبکه حسگر بی‌سیم با ۱۰ گره را نشان می‌دهد. به علت وجود ۱۰ گره در شبکه، کروموزم راه حل نیز ۱۰ ژن خواهد داشت. کروموزم راه حل در شکل (۲) نشان داده شده است. با توجه به کروموزم جواب، g_2 و g_5 به عنوان سرخوشه و مابقی گره‌ها، عضو خوشه هستند. برای مثال، گره n_3 به سرخوشه g_2 متصل است. نکته قابل بیان اینکه هر کروموزم نشان‌دهنده یک جواب برای خوشه‌بندی شبکه حسگر است.

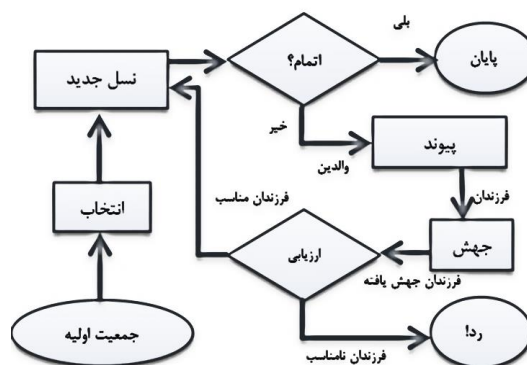
۱	۲	۳	۴	۵	۶	۷	۸	۹	۱۰
۵	۲	۲	۲	۵	۲	۵	۲	۵	۵

شکل (۲): نمایش کروموزم

۴-۲- جمعیت اولیه

جمعیت اولیه مجموعه‌ای از کروموزم‌های تولید شده تصادفی است. هر کروموزم یک پیکربندی غیربینه از شبکه را نشان می‌دهد که هر ژن از کروموزم با مقدار ۱ به

منظور ایجاد فرزندان بهینه‌تر از روش جهش نیز می‌توان بهره گرفت. پس از این مرحله، نسل جدید با استفاده از تابع برازش ارزیابی می‌شوند. از جمعیت بهترین فرزندان و جمعیت نسل قدیم، نسل جدید تولید می‌شود. در شکل (۱) الگوریتم ژنتیک ارایه شده است. در این مقاله، نحوه تولید جمعیت اولیه و عمل پیوند، از الگوریتم ژنتیک استاندارد متفاوت خواهد بود.



شکل (۱): فلوچارت الگوریتم ژنتیک

۴-۳ الگوریتم EAGCA

یکی از اصلی‌ترین قسمت‌های یک الگوریتم خوشه‌بندی بهینه، انتخاب سرخوشه مناسب است که به افزایش طول عمر شبکه کمک خواهد کرد. الگوریتم خوشه‌بندی پیشنهادی (EAGCA) کوشش کرده تا با بهره‌گیری از برخی شاخص‌های حسگر نظیر انرژی باقی‌مانده، مجموع انرژی باقی‌مانده گره‌های همسایه با یک گام، فاصله محلی و ترافیک ارسالی به انتخاب سرخوشه‌های مناسب دست یابد و باعث افزایش طول عمر شبکه حسگر و افزایش داده دریافتی در چاهک شود. تابع برازش الگوریتم خوشه‌بندی پیشنهادی از دو قسمت تشکیل شده است. قسمت اول این تابع برازش، به کمینه کردن میزان انرژی مصرفی برای ارسال داده و قسمت دوم تابع برازش، به انتخاب سرخوشه مناسب می‌پردازد.

سپس، به معرفی الگوریتم *EAGCA می‌پردازیم. این الگوریتم کوشش دارد تا با تغییراتی در خوشه‌های ایجاد شده، عملکرد EAGCA را بهبود بخشد. در ادامه، ویژگی‌های الگوریتم ژنتیک نظیر تابع برازش الگوریتم

طراحی یک روش خوشه بندی انرژی آگاه مبتنی بر الگوریتم ژنتیک در شبکه حسگر بی سیم ناهمگن

$$Th_i = \begin{cases} \frac{E_i}{\sum_{j=1}^N E_j} & \text{if } i \in CanCH \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases} \quad (17)$$

مجموعه $CanCH$ اشاره به مجموعه گره هایی دارد که میزان انرژی فعلی این گره ها از میانگین انرژی تمام گره های زنده بیشتر است. E_i اشاره به انرژی فعلی گره i ام و N اشاره به مجموع گره های زنده در مرحله جاری دارد.

۳-۴- تابع برازش

میزان ارزش هر کروموزم نسبت به سایر کروموزم ها براساس تابع برازش تخمین زده می شود. در الگوریتم ژنتیک مقدار حاصل از تابع برازش برای هر کروموزم، تاثیر بالایی در ایجاد نسل بعدی از نسل فعلی دارد.

همان گونه که پیش از این نیز بیان شد انرژی مصرفی در یک فرآیند ارسال داده به چاهک برابر با انرژی مصرفی برای ارسال داده از گره عضو خوشه تا گره سرخوشه، انرژی مصرفی برای تجمیع داده توسط سرخوشه و انرژی مصرفی برای ارسال داده توسط سرخوشه است. نحوه محاسبه مقدار انرژی مصرفی یاد شده برای K گره حسگر به شکل ریاضی در (۱۸) آمده است.

$$E = \sum_{i=1}^K E_{T_{i,c}} + K * E_R + E_{DA} + E_{T_{c,BS}} \quad (18)$$

مقدار $\sum_{i=1}^K E_{T_{i,c}}$ برابر با مجموع انرژی مصرفی K گره عضو خوشه برای ارسال داده به سمت سرخوشه (c) است. E_R و E_{DA} به ترتیب به مجموع انرژی مصرفی سرخوشه برای دریافت داده های از K گره عضو و انرژی مصرفی سرخوشه برای تجمیع داده ها اشاره دارد. $E_{T_{c,BS}}$ انرژی مصرفی برای ارسال داده تجمیع شده از سوی سرخوشه (c) به چاهک است. بخش اول تابع برازش الگوریتم EAGCA، مشابه رابطه بالا به دنبال کمینه کردن انرژی مصرفی گره های عضو خوشه به منظور ارسال داده تا سرخوشه و انرژی مصرفی گره های سرخوشه به منظور تجمیع و ارسال داده به چاهک است. یکی از شاخص های مؤثر در کمینه کردن انرژی یاد

معنای سرخوشه و با مقدار صفر به معنای عضو خوشه و ۱- به عنوان گره غیرفعال (مرده) پر شده است. بنابراین، بر اساس (۱۶) برای ژن مربوط به گره j ام در کروموزم I داریم:

$$I_j = \begin{cases} 1 & \text{if } E(node_j) > 0 \text{ and } node_j = CH \\ 0 & \text{if } E(node_j) > 0 \text{ and } node_j = non-CH \\ -1 & \text{if } E(node_j) = 0 \end{cases} \quad (16)$$

$\forall j \in \{1,2,3, \dots, N\}$

این جمعیت به عنوان راه حل های اولیه تصادفی به الگوریتم ژنتیک به منظور شروع کار تحویل داده می شود. از آن جا که جمعیت اولیه اثر بالایی در رسیدن به جواب های بهتر دارد، در عوض ایجاد جمعیت اولیه به شکل کاملاً تصادفی از روش آگاهانه تری برای ایجاد جمعیت اولیه در الگوریتم EAGCA بهره گرفته شده است.

در این روش، ابتدا میانگین انرژی گره ها محاسبه می شود و سپس، به تصادف از گره هایی که انرژی باقی مانده بالاتر از میانگین دارند تعدادی گره به عنوان سرخوشه انتخاب خواهد شد. در کروموزم های تصادفی حاصل از این روش، گره هایی به عنوان کاندید سرخوشه ($CanCH$) انتخاب خواهند شد که انرژی باقی مانده بالاتری از میانگین انرژی کل گره ها دارند و در واقع از انتخاب گره هایی با انرژی پایین به عنوان سرخوشه پرهیز می شود.

بهره گرفتن از این روش سبب می شود تا الگوریتم ژنتیک با سرعت بیشتری به سمت جواب بهینه سراسری و انتخاب سرخوشه مناسب حرکت کند. نحوه انتخاب گره سرخوشه برای جمعیت اولیه در ادامه بیان شده است. ابتدا هر گره یک عدد تصادفی بین صفر تا ۱ را حدس می زند. اگر مقدار عدد تصادفی حدس زده شده کمتر از Th_i باشد و گره مورد نظر نیز عضو مجموعه کاندید سرخوشه یعنی $CanCH$ باشد ژن مربوط به آن گره در کروموزم جواب های تصادفی برابر یک قرار می گیرد، در غیر این صورت، ژن مورد نظر برابر با صفر در نظر گرفته می شود. نحوه محاسبه Th_i در (۱۷) بیان شده است.

N اشاره به کل گره های شبکه، β_i یک متغیر باینری است که مقدار آن در صورتی که گره i ام سرخوشه باشد برابر با یک و در صورتی که گره i ام سرخوشه نباشد برابر با صفر است. هدف β_i جلوگیری از تاثیر شاخص α_i مربوط به گره های عضو خوشه در رابطه (۲۰) است. هر چه مجموع $1/\alpha_i$ گره های کاندید سرخوشه در یک کروموزم کمتر باشد، کروموزم مفروض شامل سرخوشه های بهتری خواهد بود. چگونگی محاسبه α_i در (۲۱) بیان شده است.

$$\alpha_i = \left(\frac{E_i}{E_{Max}} \right) * \left(\frac{T_{Max}}{T_i} \right) * \sum_{j \in NB} \left(1 - \frac{d_{ij}}{R_i} \right) * \sum_{j \in NB} \left(1 - \frac{E_j}{E_{Max}} \right) \quad (21)$$

در این رابطه NB مجموعه همسایگان تک گامی در شعاع R گره i ام، R شعاع استاندارد ارسال داده گره حسگر، E_i برابر با انرژی باقی مانده جاری گره i، E_{Max} بیشترین انرژی موجود در مرحله جاری، T_{Max} برابر با بیشترین ترافیک تولید شده در مرحله جاری توسط گره های زنده و T_i برابر با ترافیک تولیدی گره i ام در مرحله جاری است.

بر اساس (۲۱) هر چه سرخوشه های انتخاب شده در یک کروموزم دارای مقدار انرژی باقی مانده بیشتر، مقدار ترافیک کمتر، مجموع انرژی همسایه ها کمتر و فاصله محلی کمتری باشند، شاخص α_i بیشتر و مقدار حاصل از بخش دوم تابع برازش (۲۰) کمتر خواهد شد که نشان از وجود سرخوشه های مناسب تر در کروموزم یاد شده دارد. در (۲۲) تابع برازش الگوریتم EAGCA به طور کامل بیان شده است.

$$\varphi_{EAGCA}(I^k) = \min \left\{ \omega_1 * \left[\sum_{i=1}^N \beta_i * (1/\alpha_i) \right] + \omega_2 * \left[\left(\sum_{i=1}^{nc} \sum_{s \in c_i} E_{TX_s,CH_i} + E_{RX} + E_{DA} \right) + \sum_{i=1}^{nc} E_{TX_{CH_i},BS} \right] \right\} \quad (22)$$

ω_1 و ω_2 میزان اهمیت هر بخش از تابع برازش را مشخص می کند. برای آنکه علاوه بر خوشه بندی مناسب، انتخاب سرخوشه مناسب نیز در تابع برازش مدنظر قرار بگیرد می توان وزن ω_1 را بزرگتر از ω_2 در نظر گرفت.

شده، فاصله ارسال داده است. تابع برازش یاد شده کوشش می کند تا با ایجاد توازن در فواصل درون و برون خوشه ای به خوشه های مناسبی دست پیدا کند. این بخش از تابع برازش، خوشه هایی ایجاد خواهد کرد که مجموع فواصل درون خوشه ای (از گره عضو خوشه تا سرخوشه) کمینه و از طرفی مکان قرارگیری سرخوشه نیز تا حد امکان نزدیک به چاهک در نظر گرفته شود تا میزان انرژی مصرفی برای ارتباطات درون و برون خوشه ای کمینه شود [۱۸]. رابطه (۱۹) بخش اول تابع برازش الگوریتم پیشنهادی را بیان می کند.

$$\varphi_{EAGCA_Section1}(I^k) = \left(\sum_{i=1}^{nc} \sum_{s \in c_i} E_{TX_s,CH_i} + E_{RX} + E_{DA} \right) + \sum_{i=1}^{nc} E_{TX_{CH_i},BS} \quad (19)$$

مقادیر شاخص بالا در بخش دوم این مقاله مفصل بیان شده است. در واقع تابع برازش یاد شده به شکل ضمنی، به انتخاب سرخوشه هایی اقدام می کند که میزان فاصله این سرخوشه ها تا چاهک کمینه شود. اگرچه شاخص فاصله تا چاهک یک مقدار مؤثر در انتخاب سرخوشه است، اما شاخص های دیگر نظیر مقدار انرژی باقی مانده، مقدار ترافیک ارسالی و میزان تراکم گره های همسایه در انتخاب سرخوشه نیز تاثیر گذار هستند که در تابع برازش یاد شده نه تنها به روشنی به وجود این شاخص ها در انتخاب سرخوشه اشاره ای نشده، بلکه به شکل ضمنی نیز این شاخص ها در تابع برازش استفاده نشده اند که به نوعی ضعف تابع برازش [۱۹] است. بنابراین، نیاز است تا با ارائه یک تابع برازش جدید، شاخص های یاد شده را به روشنی در انتخاب سرخوشه دخیل و سرخوشه های بهینه ای را برای یک خوشه انتخاب کنیم. هر چه مقدار حاصل از بخش دوم تابع برازش، برای یک کروموزم کمتر باشد، سرخوشه های انتخاب شده توسط کروموزم یاد شده بهینه تر هستند. نحوه محاسبه بخش دوم تابع برازش برای کروموزم I^k در (۲۰) بیان شده است.

$$\varphi_{EAGCA_Section2}(I^k) = \sum_{i=1}^N \beta_i * (1/\alpha_i) \quad (20)$$

۴-۴- انتخاب

فرآیند انتخاب به دنبال یافتن کروموزم های بهینه از جمعیت فعلی برای مرحله پیوند^{۲۰} و ساخت جمعیت جدید است. روش های متفاوتی نظیر چرخه رولت، الگوریتم تورنمنت و الگوریتم رتبه بندی به منظور انتخاب کروموزم ها استفاده می شود. در این مقاله، از روش چرخه رولت به منظور انتخاب کروموزم ها استفاده شده است. در چرخه رولت احتمال هر کروموزم بر اساس مقدار تابع برازش و براساس (۲۳) محاسبه می شود.

$$P_i = \frac{1/F_i}{\sum_{j=1}^N 1/F_j} \quad (23)$$

در این رابطه N برابر با تعداد جمعیت اولیه کروموزم ها و F_i برابر با مقدار تابع برازش هر کروموزم است. سپس، جمع تجمعی هر کروموزم از جمعیت براساس (۲۴) محاسبه می شود. با استفاده از توزیع یکنواخت یک عدد تصادفی بین ۰ و ۱ تولید می شود. اولین کروموزمی که مقدار عدد تصادفی از مقدار تجمعی احتمالات آن کروموزم کمتر باشد، به عنوان کروموزم هدف شناخته می شود.

$$C_i = \sum_{j=1}^i P_j \quad (24)$$

۴-۵- پیوند

عمل ترکیب دو کروموزوم از جمعیت فعلی (والدین^{۲۱}) و به دست آوردن دو کروموزوم جدید (فرزندان^{۲۲}) را پیوند می نامند. الگوریتم های متفاوتی نظیر پیوند یک نقطه ای، دو نقطه ای و یکنواخت برای عمل پیوند استفاده می شود. نوع پیوند مورد استفاده در این پژوهش، پیوند ترکیبی شامل پیوند یک و دو نقطه ای و یکنواخت است. در پیوند یکنواخت یک رشته ماسک^{۲۳} به طول رشته والد از اعداد تصادفی صفر و یک پرمی شود. اگر بیت i ماسک صفر باشد، ژن i رشته جدید برابر با ژن i ام والد اول و در غیر این صورت برابر با بیت i ام رشته دوم خواهد بود. این روش روی تک تک بیت ها اعمال می شود.

۴-۶- جهش

جهش یکی از پدیده های علم ژنتیک است که به ندرت در برخی از کروموزوم ها رخ می دهد و در طی آن فرزندان ویژگی هایی پیدا خواهند کرد که به هیچ یک از والدین متعلق نیست. نقش جهش در الگوریتم ژنتیک بازگرداندن مواد ژنتیکی گم شده و یا پیدا نشده داخل جمعیت است، تا از همگرایی زودرس الگوریتم به جواب های بهینه محلی جلوگیری شود. در جهش یکسری از ژن ها را به طور تصادفی برگزیده صفرها را به یک و یک ها را به صفر تبدیل می شود. از آنجا که عمل جهش در طبیعت به ندرت رخ می دهد، در الگوریتم ژنتیک هم با احتمال بسیار کم (کمتر از ۰.۰۵) عمل جهش را انجام می دهیم. جهش مورد استفاده در الگوریتم EAGCA به شکل تصادفی ژن مورد نظر را انتخاب می کند و جهش صفر به یک و بالعکس را انجام می دهد.

۴-۷- مراحل اجرای الگوریتم EAGCA

الگوریتم EAGCA یک الگوریتم خوشه بندی مرکزی است که در آن چاهک با دریافت اطلاعات جانبی نظیر انرژی باقی مانده، ترافیک ارسالی، تعداد گره های همسایه از گره های حسگر به انتخاب سرخوشه و ایجاد خوشه ها مبادرت می ورزد. سپس، نقش هر گره مشخص شده و چاهک از طریق بسته کنترلی به گره های حسگر اطلاع رسانی می کند. مراحل اجرای الگوریتم پیشنهادی در جدول (۱) بیان شده است.

جدول (۱): مراحل اجرای الگوریتم EAGCA

۱) هر حسگر مختصات مکانی، ترافیک و انرژی جاری خود را در قالب پیام Hello به سمت چاهک ارسال می کند.
۲) دریافت پیام های Hello توسط چاهک و اجرای الگوریتم خوشه بندی (EAGCA) با بهره بردن از الگوریتم ژنتیک
۳) پس از خوشه بندی، چاهک نقش هر حسگر را با استفاده از پیام Reply اطلاع رسانی می کند.
۴) هر سرخوشه با استفاده از پروتکل TDMA یک زمان بند ارسال داده ایجاد کرده و به گره های عضو اطلاع رسانی می کند.
۵) پس از تشکیل خوشه ها، ارسال داده از سمت گره های عضو به سرخوشه ها و از سرخوشه ها به چاهک ها شروع می شود.
۶) پس از اتمام مرحله ارسال داده، به مرحله ۱ برو.

هوش محاسباتی در مهندسی برق، سال ششم، شماره سوم، پاییز ۹۴

۲۷

بر اساس پروتکل TDMA گره‌های حسگر فقط در زمان ارسال داده قسمت رادیویی را فعال کرده و در زمان دیگر این بخش سخت‌افزاری گره خاموش است. استفاده از پروتکل TDMA علاوه بر کاهش انرژی مصرفی، به کاهش تصادم^{۲۷} بسته‌های داده نیز کمک می‌کند. پس از ارسال داده از سمت گره‌های حسگر به سرخوشه‌ها، عملیات تجمیع داده توسط سرخوشه انجام و داده‌های تکراری حذف می‌شود.

در برخی از پیکربندی‌های موجود، اگر گره عضو خوشه، داده‌های ارسالی را به شکل مستقل به چاهک ارسال کند انرژی کم‌تری مصرف خواهد کرد که نتیجه آن افزایش طول عمر شبکه و افزایش داده دریافتی در چاهک خواهد بود. این انرژی مصرفی شامل: انرژی مصرفی برای ارسال داده، انرژی دریافت داده توسط سرخوشه، انرژی تجمیع داده و انرژی ارسال داده توسط سرخوشه خواهد بود.

۵- الگوریتم *EAGCA

بر اساس شکل (۳)، گره‌های A و B به دو شیوه قادر به ارسال داده به چاهک هستند. در شیوه اول، گره‌های A و B باید داده را تحویل گره‌های سرخوشه خود به ترتیب CH1 و CH2 دهند و گره‌های سرخوشه نیز پس از تجمیع، داده را به چاهک ارسال کنند. در شیوه دوم، گره‌های A و B به جای ارسال داده به سمت گره‌های سرخوشه، داده خود را به شکل مستقیم به سمت چاهک و مستقل از سرخوشه‌ها ارسال می‌کنند.

در شیوه اول ارسال داده، انرژی مصرفی برابر است با: انرژی ارسال داده از گره A و B به سمت سرخوشه‌های CH1 و CH2 به فواصل d1 و d2، انرژی دریافتی داده توسط سرخوشه‌ها و انرژی ارسال داده از سرخوشه به چاهک با مسافتی بیشتر از d1 و d2.

در شیوه دوم ارسال داده، انرژی مصرفی برابر است با: انرژی ارسال داده از گره A و B به سمت چاهک به شکل مستقل به فواصل d3 و d4.

همان‌گونه که روشن است انرژی مصرفی ارسال داده نوع دوم بهینه‌تر از ارسال داده نوع اول است. در ارسال

عملکرد اصلی الگوریتم EAGCA را در دو بخش مختلف با عنوان مراحل ۲ و ۵ می‌توان بررسی کرد که عبارتند از:

- مرحله انتخاب سرخوشه و ایجاد خوشه (Clustering Setup)
- مرحله ارسال داده (Data Transmission)

۴-۷-۱- بخش انتخاب سرخوشه و ایجاد خوشه (Clustering Setup)

در مرحله ساخت خوشه، گره‌های حسگر اطلاعاتی نظیر انرژی باقی‌مانده، ترافیک و مختصات مکانی را در قالب یک پیام سلام^{۲۴} (Hello Message) به سمت چاهک ارسال می‌کنند. چاهک پس از دریافت تمام پیام‌های Hello ارسالی حسگرها، میانگین انرژی گره‌های حسگر را محاسبه می‌کند. گره‌هایی که میزان انرژی باقی‌مانده آن‌ها بیشتر از میانگین انرژی باشد کاندیدای مناسبی برای سرخوشه شدن هستند.

الگوریتم ژنتیک با تولید جمعیت تصادفی اولیه شروع به کار می‌کند و پس از اتمام تعداد مراحل اجرای الگوریتم ژنتیک، بهترین کروموزم انتخاب می‌شود که پیکربندی شبکه حسگر شامل سرخوشه‌ها و اعضای سرخوشه را نشان می‌دهد. چاهک با استفاده از پیام‌های پاسخ^{۲۵} (Message Reply)، نقش هر گره و نحوه انتساب گره‌های عضو خوشه به سرخوشه را به گره‌های حسگر اطلاع رسانی می‌کند. پس از شکل‌گیری خوشه‌ها، هر گره سرخوشه وظیفه دارد تا با استفاده از پروتکل TDMA^{۲۶} یک برنامه زمان‌بندی برای ارسال داده گره‌های عضو خوشه ایجاد کند. Clustering Setup در ابتدای هر مرحله اجرا شده و انتخاب سرخوشه و ساخت خوشه‌های جدید را انجام می‌دهد.

۴-۷-۲- ارسال داده (Data Transmission)

پس از آنکه سرخوشه‌ها انتخاب و برنامه زمان‌بندی ارسال داده گره حسگر توسط سرخوشه‌ها به گره‌های حسگر اعلام شد، گره‌های حسگر بر اساس برنامه زمان‌بندی به ارسال داده به سمت سرخوشه شروع می‌کند.

طراحی یک روش خوشه بندی انرژی آگاه مبتنی بر الگوریتم ژنتیک در شبکه حسگر بی سیم ناهمگن

$$E_1 = E_{TX_{A,CH}} + E_{RX} + E_{DA} + E_{TX_{CH,Sink}}$$

$$E_2 = E_{TX_{A,Sink}} \quad (25)$$

$$A = \begin{cases} \text{Independent if } E_1 > E_2 \\ \text{Cluster Member if } E_1 \leq E_2 \end{cases}$$

در رابطه بالا، E_1 انرژی مصرفی مورد نیاز براساس شیوه ارسال داده نوع اول است. E_2 به انرژی مصرفی مورد نیاز برای ارسال داده به شکل مستقیم یا به شیوه ارسال داده نوع دوم اشاره می کند. برای هر گره عضو خوشه مانند گره A مقادیر E_1 و E_2 محاسبه شده سپس، در صورتی که E_1 بزرگتر از E_2 باشد گره مستقل و در غیر این صورت گره عضو خوشه باقی خواهد ماند. در جدول (۲) مراحل اجرای الگوریتم $EAGCA^*$ بیان شده است.

جدول (۲): مراحل اجرای الگوریتم $EAGCA^*$

(۱) ابتدا الگوریتم $EAGCA$ اجرا و در پایان، کروموزم پیکربندی حاصل می شود.
(۲) به ازای هر گره غیرسرخوشه در کروموزم نهایی مقدار E_1 و E_2 محاسبه می شود. نوع گره براساس مقادیر حاصل و بر اساس رابطه بیان شده مشخص می شود.
(۳) کروموزم اصلاح شده به عنوان پیکربندی بهینه به دست آمده در مراحل ساخت خوشه برای الگوریتم $EAGCA^*$ استفاده خواهد شد.

۶- ارزیابی الگوریتم های پیشنهادی

در این بخش، الگوریتم های پیشنهادی در مقایسه با یک الگوریتم خوشه بندی کلاسیک و یک الگوریتم خوشه بندی مبتنی بر هوش تکاملی ارزیابی خواهد شد.

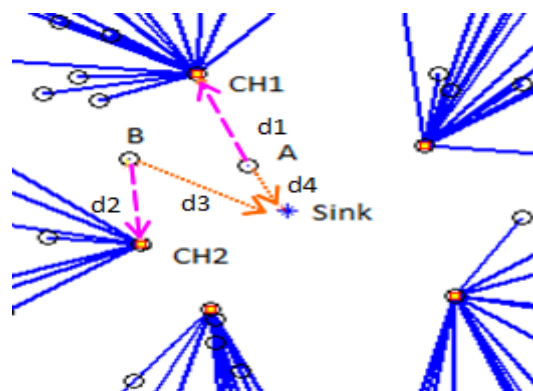
الگوریتم های پیشنهادی با الگوریتم های LEACH [11] و EAERP [19] مقایسه شده است. هر دو الگوریتم فرض شده در بخش دوم این مقاله به شکل کامل تحلیل شده اند.

نحوه چیدمان گره های حسگر در محیط، مقادیر انرژی اولیه و ترافیک ارسالی اولیه در تمام شبیه سازی ها به شکل کاملاً تصادفی تولید می شود. همان گونه که بیان شد تمام سناریوهای مطرح در شبیه سازی به شکل ناهمگن در

داده نوع اول، به علت انرژی مصرفی بالا، گره های حسگر دچار افت انرژی شدید شده و در نتیجه دچار مرگ زودرس خواهد شد که نتیجه آن کاهش داده ارسالی به سمت چاهک، افزایش انرژی اتلافی و افزایش داده گم شده در شبکه است. بنابراین، دو عیب روش ارسال داده نوع اول، مرگ زودرس گره های سرخوشه و انرژی مصرفی بالاست.

برای بیان الگوریتم $EAGCA^*$ نیاز به معرفی نوع سوم از گره های حسگر به نام گره های مستقل است. گره ای که به شکل مستقیم به ارسال داده به سمت چاهک اقدام کند گره مستقل نامیده می شود. الگوریتم $EAGCA^*$ پس از پایان خوشه بندی و دریافت بهترین کروموزم یا پیکربندی حاصل از اجرای الگوریتم $EAGCA$ ، به انتخاب گره های مستقل و تصحیح خوشه های ایجاد شده می پردازد تا با استفاده از گره های مستقل، میزان داده دریافتی و طول عمر شبکه حسگر را افزایش و از مرگ زودرس گره های سرخوشه نیز دوری کند. نتایج شبیه سازی نشان از بهبود الگوریتم $EAGCA^*$ نسبت به الگوریتم $EAGCA$ در تمامی شاخص های شبیه سازی دارد.

شبه کد مربوط به اجرای الگوریتم $EAGCA^*$ در جدول (۲) آمده است. رابطه (۲۵) به چگونگی تغییر نقش گره های عضو خوشه به گره مستقل در پیکربندی جدید اشاره می کند در حالی که ممکن است برخی از گره های عضو خوشه بدون تغییر نقش در پیکربندی جدید حضور داشته باشند.



شکل (۳): نمایش گره های مستقل در $EAGCA^*$

چاهک را دارند. ۴- شبکه حسگر از نوع ناهمگن است و تمام گره‌ها در انرژی ارسالی، ترافیک ارسالی متفاوت از یکدیگر هستند. ۵- شبکه حسگر دارای تنها یک چاهک و ظرفیت داده ورودی آن به شکل نامحدود در نظر گرفته شده است.

شاخص‌های سناریو مورد استفاده در این شبیه‌سازی در جدول‌های (۳) و (۴) و

جدول (۵) بیان شده است. بسته‌های داده کنترلی در مرحله ساخت خوشه و به منظور ارسال اطلاعات گره‌ها تا چاهک استفاده می‌شود. در ابتدای هر مرحله از اجرا شبیه‌سازی، گره‌ها از طریق بسته‌های Hello مختصات، انرژی باقی‌مانده و میزان ترافیک ارسالی خود را به چاهک اعلام می‌کنند. سپس، چاهک عملیات خوشه‌بندی را شروع و در نهایت، از طریق بسته‌های کنترلی Reply نقش هر گره در مرحله جاری را اطلاع‌رسانی می‌کند. همچنین، در مرحله ارسال داده، سرخوشه‌ها با استفاده از بسته کنترلی Hello برنامه زمان‌بندی ارسال داده گره‌ها را به اطلاع گره‌های عضو خوشه می‌رسانند. در این سناریو وزن W_1 در حدود ۴ برابر وزن W_2 در نظر گرفته شده است. این به معنای تاکید بالا بروی انتخاب سرخوشه مناسب نسبت به ایجاد خوشه‌های بهینه در این سناریو است. البته می‌توان مقادیر دیگری برای وزن‌های فوق متناسب با نوع هدف (خوشه‌بندی بهینه یا انتخاب سرخوشه بهینه) در نظر گرفت و در پی آن جواب‌هایی دیگر نیز یافت.

فرآیند انتخاب به دنبال یافتن کروموزم‌های بهینه از جمعیت فعلی برای مرحله پیوند و ساخت جمعیت جدید است. چرخه رولت به عنوان عملگر انتخاب در مرحله پیوند داده در این سناریو استفاده شده است. فرآیند تولید جمعیت اولیه در الگوریتم ژنتیک مورد استفاده در این پژوهش، براساس میزان انرژی باقی‌مانده و بر اساس رابطه (۱۷) است. در پایان نیز سهم عملگرهای مختلف در ایجاد جمعیت نسل جدید برحسب درصد بیان شده است.

جدول (۴) به بیان شاخص‌های مورد استفاده الگوریتم ژنتیک پرداخته است. روش پیوند مورد استفاده در الگوریتم ژنتیک از نوع ترکیبی است و از سه روش پیوند

انرژی اولیه و ترافیک ارسالی هستند. بنابراین، سناریو شبیه‌سازی تا حد زیادی به واقعیت نزدیک خواهد بود و می‌توانیم تا حدی عملکرد الگوریتم پیشنهادی را در محیط واقعی نیز بررسی کنیم. برای پیاده‌سازی الگوریتم پیشنهادی این مقاله از نرم افزار متلب^{۲۸} ۲۰۱۲ استفاده شده است. شبیه‌ساز نوشته شده بروی یک کامپیوتر با CPU Core i5، 6GByte RAM و بروی سیستم عامل Windows 7 SPI اجرا شده است.

از مدل رادیویی بیان شده در [۱۱] برای محاسبه میزان انرژی مصرفی ارتباطات رادیویی در ارسال داده $E_{tx}(k,d)$ و دریافت داده $E_{rx}(d)$ استفاده می‌شود. انرژی مصرفی برای ارسال داده به طول k بیت و به فاصله d بین دو گره i و j در **Error! Reference source not found.** بیان شده است.

$$E_{tx(k,d)_{i,j}} = \begin{cases} E_{elec} * k + E_{fs} * k * d^2_{N1,N2} & \text{if } d \leq d_0 \\ E_{elec} * k + E_{mp} * k * d^4_{N1,N2} & \text{if } d > d_0 \end{cases} \quad (26)$$

همچنین، انرژی مصرفی برای دریافت داده به طول k بیت بین دو گره i و j در **Error! Reference source not found.** بیان شده است.

$$E_{rx(k)_{i,j}} = E_{elec} * k \quad (27)$$

E_{elec} برابر با انرژی مصرفی مدارت فرستنده گیرنده است و E_{fs} و E_{mp} انرژی لازم برای ارسال k بیت داده با نرخ خطای بی‌نی قابل قبول است. همچنین، مقادیر بالا به فاصله ارسال داده در مدل Free Space و multipath fading وابسته است [۲۲]. مواردی که در زمان شبیه سازی باید به آن توجه کرد. ۱- محیط استقرار گره‌ها یک مربع $N*N$ است و گره‌ها با استفاده از توزیع تصادفی در محیط پخش شده اند. تمام گره‌ها و چاهک به شکل ایستا در محیط قرار دارند. ۲- گره حسگر دارای کنترل توان خروجی بر حسب فاصله است. بنابراین، می‌تواند برحسب فاصله، میزان توان ارسالی را کاهش یا افزایش می‌دهد. ۳- تمام گره‌ها توان ارسال داده به شکل مستقیم به سمت گره

طراحی یک روش خوشه بندی انرژی آگاه مبتنی بر الگوریتم ژنتیک در شبکه حسگر بی سیم ناهمگن

شبیه سازی

به نوع گره های مرده در طول مدت شبیه سازی اشاره می کند. بر اساس شکل (۴)، تعداد گره های سرخوشه مرده در الگوریتم EAGCA و EAGCA* به علت انتخاب سرخوشه مناسب نسبت به سایر الگوریتم ها بسیار کمتر است و بیش ترین گره های مرده از نوع گره های عضو خوشه هستند که نشان از ایجاد خوشه های بهینه و انتخاب سرخوشه مناسب دارد. از طرفی، الگوریتم EAGCA* نیز به علت بهره بردن از گره های مستقل، بار کمتری بر روی سرخوشه ها اعمال می کند. بنابراین، میزان مرگ سرخوشه ها در روش EAGCA* از روش EAGCA نیز کمتر است.

تابع برازش الگوریتم EAERP فقط کمینه کردن انرژی ارتباطات درون و برون خوشه ای است. بنابراین، تابع برازش EAERP به شکل ضمنی کوشش در انتخاب گره ای به عنوان سرخوشه دارد که تا حد امکان به چاهک نزدیک باشد. بنابراین، شاخص های دیگری نظیر انرژی باقی مانده و ترافیک ارسالی که تاثیر به سزایی در انتخاب سرخوشه بهینه دارند در روش انتخاب سرخوشه توسط EAERP مدنظر قرار نگرفته اند که موجب انتخاب سرخوشه های غیر بهینه خواهد شد. در الگوریتم LEACH نیز به علت انتخاب سرخوشه به شکل تصادفی و عدم توجه به انرژی گره ها تعداد سرخوشه های مرده نیز افزایش یافته است. این مرگ بالا در تعداد سرخوشه باعث کاهش طول عمر شبکه، افزایش انرژی اتلافی و کاهش داده دریافتی در چاهک خواهد شد. انرژی اتلافی عبارت است از انرژی که توسط گره های عضو برای ارسال داده به سرخوشه مصرف شده، ولی گره سرخوشه پس از دریافت داده به علت عدم وجود انرژی لازم، از ارسال داده ها امتناع می کند.

یک نقطه ای، دو نقطه ای و یکنواخت استفاده شده است.

میزان درصد هر روش پیوند در هر مرحله بیان شده است.

جدول (۳): شاخص های محیط شبیه سازی

شاخص	سناریو شماره یک
ابعاد محیط استقرار	۳۰۰*۳۰۰ مترمربع
مختصات چاهک	(۱۵۰ و ۱۵۰) مرکز
تعداد گره ها	۱۰۰
انرژی اولیه گره	۰.۲~۰.۵ ژول
تعداد مراحل اجرا	۸۰۰
اندازه بسته	۵۱۲۰~۳۰۷۲ بیت
اندازه بسته کنترلی (Hello-Reply)	۶۴ بیت
وزن W_1	۷۲.۰
وزن W_2	۱۸.۰

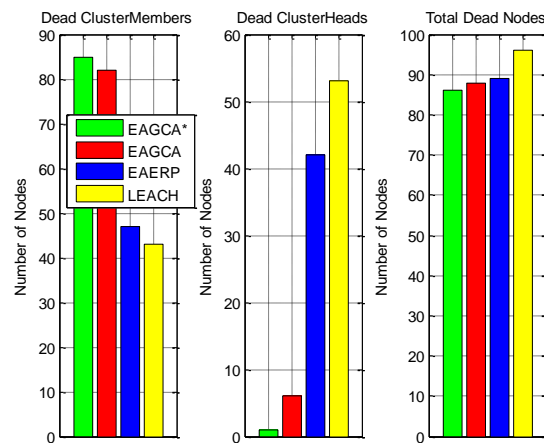
جدول (۴): شاخص های الگوریتم ژنتیک

شاخص	--
مراحل اجرای الگوریتم ژنتیک	۴۰
جمعیت اولیه الگوریتم ژنتیک	۲۰
الگوریتم تولید جمعیت اولیه	بر اساس انرژی باقی مانده
الگوریتم پیوند	(یکنواخت، دو و تک نقطه ای)
الگوریتم انتخاب (پیوند)	چرخه رولت
الگوریتم جهش	تصادفی
سهم عمل پیوند در جمعیت جدید	۵۰٪
سهم عمل جهش در جمعیت جدید	۲۰٪
سهم عملگر پیوند یک نقطه ای	۱۰٪
سهم عملگر پیوند دو نقطه ای	۲۰٪
سهم عملگر پیوند یکنواخت	۷۰٪

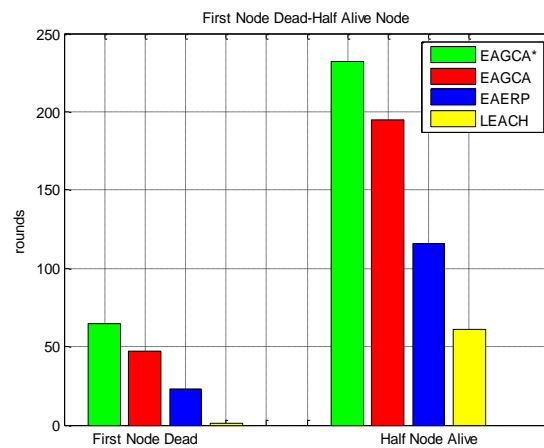
جدول (۵): شاخص های ارسال داده

E_{elec}	50 nJ/bit
E_{fs}	10 pJ/bit/m
E_{fs}	0013 pJ/bit/m ⁴
d0	87 m
E_{DA}	5 nJ/bit

۶-۱- تحلیل نتایج انواع گره های مرده در طول



شکل (۴): مقایسه انواع گره های مرده در الگوریتم های مختلف



شکل (۵): مقایسه شاخص HNA و FND

کمترین بهبود در عملکرد شاخص های یاد شده هستیم.

۲-۶ تحلیل نتایج شاخص های FND و HNA

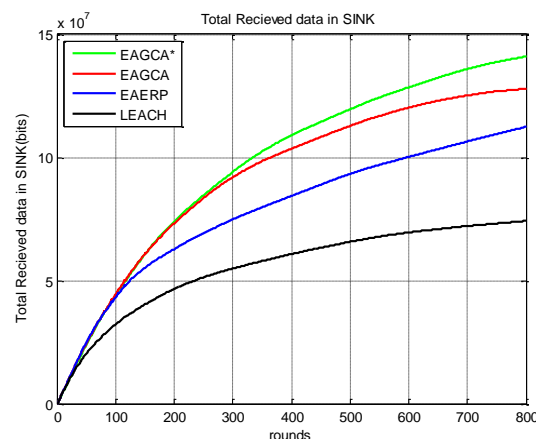
شکل (۵) به مقایسه میزان بهبود الگوریتم های مختلف در شاخص FND^2 و HNA^1 پرداخته است. از آنجا که طول عمر شبکه یک مفهوم کاربرد-محور است، باید به اقتضای شرایط این شاخص را تعریف کرد. در [۲۵ و ۲۶] از شاخص هایی نظیر HNA و FND به منظور تخمین طول عمر شبکه حسگر بی سیم استفاده شده است. در این شبیه سازی، FND به مرگ نخستین گره و HNA به مرگ نیمی از گره های حسگر اشاره دارد. علت بهبود شاخص های FND و HNA در الگوریتم های $EAGCA$ و $EAGCA^*$ ، انتخاب سرخوشه مناسب است که نتیجه آن کاهش انرژی اتلافی و افزایش طول عمر شبکه می باشد. بنابراین، در الگوریتم $EAGCA^*$ به علت کاهش انرژی اتلافی شاهد بیشترین بهبود عملکرد و در الگوریتم $LEACH$ به علت بیشترین مقدار انرژی اتلافی شاهد

تحلیل نتایج داده دریافتی در چاهک

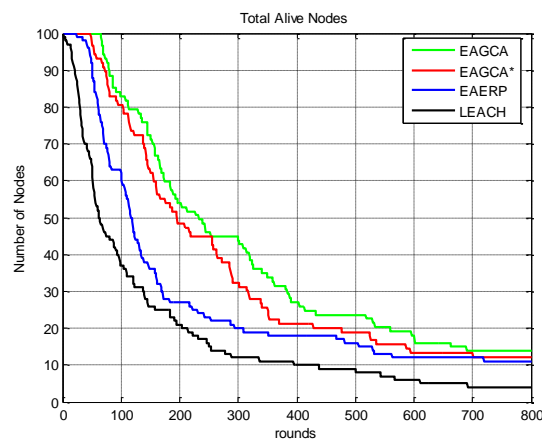
شکل (۶) میزان داده دریافتی توسط چاهک در الگوریتم پیشنهادی را با سایر الگوریتم ها مقایسه می کند. اتلاف انرژی کم در الگوریتم $EAGCA$ سبب افزایش طول عمر شبکه حسگر و در نتیجه، پیشینه شدن مقدار شاخص داده دریافتی در چاهک است. از طرفی، در الگوریتم $EAGCA^*$ به علت ارسال داده بهینه تر، انرژی اتلافی کمتر و افزایش داده دریافتی بهتری را در چاهک خواهیم داشت.

الگوریتم $EAERP$ و $LEACH$ به علت انتخاب سرخوشه نامناسب اتلاف انرژی بالایی خواهند داشت که نتیجه آن کاهش داده دریافتی در چاهک است.

طراحی یک روش خوشه بندی انرژی آگاه مبتنی بر الگوریتم ژنتیک در شبکه حسگر بی سیم ناهمگن



شکل (۶): مقایسه داده دریافتی در چاهک بین الگوریتم‌ها



شکل (۷): مقایسه تعداد گره‌های زنده در طول شبیه سازی

۶-۴- تحلیل نتایج نسبت انرژی مصرفی

سرخوشه ها به داده دریافتی در چاهک

شکل (۸)، به مقایسه نسبت انرژی مصرفی تمام سرخوشه ها به کل داده ارسالی از سمت سرخوشه به سمت چاهک در مرحله جاری پرداخته است. بر اساس رابطه بالا، هر چه مقدار داده ارسالی بیشتر یا کل انرژی مصرفی کمتر باشد، مقدار عددی این شاخص نیز کمتر خواهد بود. بنابراین، مقدار کمتر این شاخص اشاره به ارسال داده بالا به سمت چاهک با مصرف انرژی کم دارد. علاوه بر این، مقدار کمتر این شاخص به ایجاد خوشه های بهینه و کاهش انرژی اتلافی در شبکه اشاره دارد.

بر اساس شکل (۸)، مجموع انرژی مصرفی در الگوریتم EAGCA* و EAGCA نسبت به EAERP کمتر بوده است. همچنین، EAGCA* با کمترین انرژی مصرفی سرخوشه، بیشترین داده ارسالی به سمت چاهک

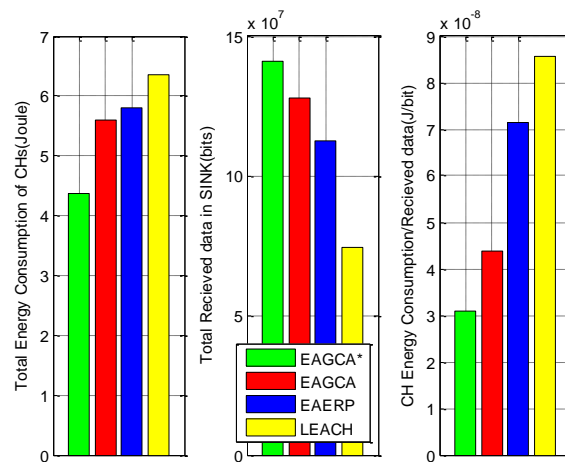
۶-۳- تحلیل نتایج تعداد گره های زنده در طول

شبیه سازی

شکل (۷) به مقایسه تعداد گره های زنده در کل مراحل شبیه سازی اشاره می کند. همان گونه که پیش از این نیز بیان شد، عدم توجه الگوریتم های LEACH و EAERP در انتخاب سرخوشه مناسب انرژی اتلافی را افزایش و به دنبال آن، باعث افزایش مرگ گره ها در اوایل استقرار شبکه خواهد شد؛ که نتیجه آن کاهش طول عمر شبکه است. الگوریتم های EAGCA و EAGCA* به علت انرژی اتلافی کمتر طول عمر بالاتری نسبت به سایر الگوریتم ها دارند. همچنین، در EAGCA* برخی از گره ها به طور مستقل به ارسال داده به سمت چاهک مبادرت می ورزند که این عامل باعث صرفه جویی در انرژی مصرفی برای ارسال داده می شود و برتری EAGCA* نسبت به EAGCA را نشان می دهد.

سرخوشه‌های نامناسب باعث ارسال داده کمتر به سمت چاهک و مصرف انرژی بالاتر شده است که این امر باعث افزایش مقدار شاخص یاد شده، شده است. همچنین، مقدار شاخص مفروض در الگوریتم LEACH به علت کمینه بودن داده دریافتی در چاهک و بیشینه بودن انرژی مصرفی سرخوشه‌ها، نسبت به سایر الگوریتم‌ها بیشتر است.

را داشته است. بنابراین، مقدار شاخص یاد شده برای EAGCA* کمترین مقدار نسبت به سایرین خواهد بود. EAGCA در مقایسه با EAGCA* به علت عدم بهره‌گیری از وجود گره‌های مستقل در ارسال داده، انرژی مصرفی بالاتر و کاهش داده دریافتی در چاهک را به دنبال خواهد داشت. بنابراین، مقدار شاخص یاد شده برای EAGCA بالاتر است. اما در EAERP وجود

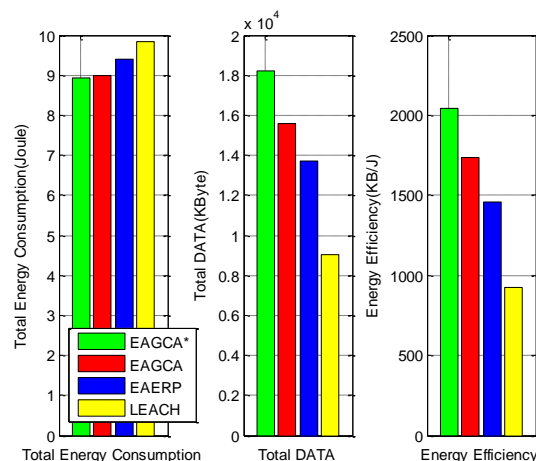


شکل (۸): نسبت مجموع انرژی مصرفی سرخوشه‌ها به مجموع داده دریافتی در هر مرحله شبیه‌سازی

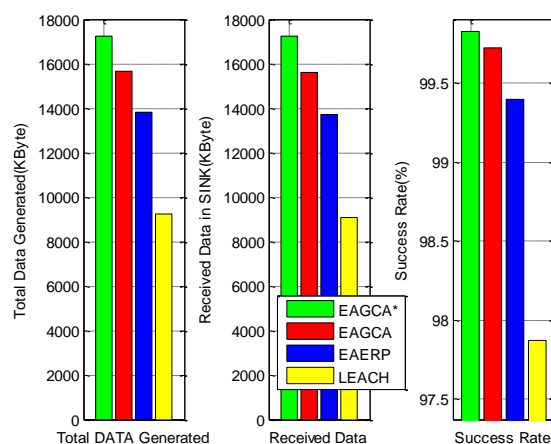
مفروض پرداخته شده است. هر چه مقدار انرژی مصرفی کمتر و میزان بسته‌های دریافتی در مقصد بیشتر باشد، میزان بهره‌وری انرژی بالاتر خواهد بود. الگوریتم‌های پیشنهادی براساس تعریف بالا دارای بیش‌ترین میزان بهره‌وری انرژی است.

۶-۵- بهره‌وری انرژی^{۳۱}

در [۲۷] شاخص بهره‌وری انرژی مصرفی تعریف شده که عبارت است از: مجموع بسته‌های رسیده به مقصد به مجموع انرژی مصرفی گره‌های حسگر شبکه. در شکل (۱۰) به مقایسه بهره‌وری انرژی برای الگوریتم‌های



شکل (۹): مقایسه بهره‌وری انرژی در الگوریتم‌های مختلف



شکل (۱۰): مقایسه نرخ موفقیت در الگوریتم های مختلف

۶-۶-۳ نرخ موفقیت

مجموع داده دریافت شده در چاهک بر حسب کیلوبایت به مجموع داده تولید شده در شبکه بر حسب کیلوبایت را نرخ موفقیت داده می نامند [۲۷]. هر چه مقدار داده دریافتی در چاهک نسبت به داده تولید شده بیشتر باشد، درصد نرخ موفقیت بیشتر است. شکل (۱۰) به مقایسه نرخ موفقیت در الگوریتم های مختلف پرداخته است.

۷- نتیجه گیری و کارهای آینده

در این مقاله، دو روش خوشه بندی مبتنی بر الگوریتم ژنتیک در شبکه حسگر ناهمگن ارائه شد. در خوشه بندی شبکه های حسگر، یکی از شاخص های مهم که در میزان داده دریافتی در چاهک، افزایش طول عمر شبکه و کاهش انرژی اتلافی مؤثر است، انتخاب سرخوشه مناسب می باشد. اما در بیشتر روش های خوشه بندی مبتنی بر الگوریتم های تکاملی، تنها به ایجاد خوشه های بهینه پرداخته شده و به این شاخص مهم توجه نشده است. در این مقاله، با بیان یک تابع برازش دو بخشی، نه تنها به ایجاد خوشه های بهینه پرداخته شده، بلکه انتخاب سرخوشه مناسب براساس شاخص های انرژی باقی مانده گره، تراکم گره های همسایه و فاصله گره تا چاهک را نیز در نظر گرفته شده است. نتایج نشان می دهد که الگوریتم EAGCA در بیشینه کردن طول عمر شبکه و داده های

دریافتی در چاهک و همچنین، کمینه کردن انرژی اتلافی نسبت به سایر روش ها موفق تر عمل کرده است. همچنین، با ارائه یک الگوریتم جدید در نحوه ارسال داده با عنوان الگوریتم EAGCA*، به بهبود و ترمیم خوشه های ایجاد شده کمک شده است. به عنوان پیشنهاد برای کارهای آینده می توان به بررسی مقادیر w های متفاوت بر عملکرد الگوریتم اشاره کرد. همچنین، به علت اینکه تابع هدف بیان شده از نوع چند هدفه است، می توان از الگوریتم های بهینه سازی چند هدفه مانند NSGAII یا MOPSO برای حل دقیق تر این تابع هدف بهره برد. افزون بر این، می توان به بررسی تاثیر مکان های قرارگیری متفاوت چاهک و تاثیر آن بر شاخص های متفاوت شبکه حسگر اشاره کرد. همچنین، می توان شاخص متفاوت دیگری را در نحوه وزن دهی به گره ها در نظر گرفت و رابطه ریاضی جدید را با رابطه ارائه شده در این مقاله مقایسه کرد. از الگوریتم های فرا ابتکاری دیگری نظیر الگوریتم ازدحام ذرات، جست و جوی هارمونی و... به جای الگوریتم ژنتیک استفاده شده در این مقاله بهره گرفت و میزان بهبود عملکرد سایر الگوریتم های فرا ابتکاری در یافتن سرخوشه بهینه را با این الگوریتم مقایسه کرد. در نهایت، می توان به بررسی عملکرد این الگوریتم با سایر الگوریتم های خوشه بندی در محیط های همگن نیز پرداخت و میزان بهبود عملکرد این الگوریتم را در محیط های همگن نیز بررسی کرد.

Quebec, Canada, 2007.

- [14]- Hussain, S. and A. W. Matin. Hierarchical cluster-based routing in wireless sensor networks. in Proceeding of 5th Intl. Conf. on Information Processing in Sensor Network (IPSN06), USA. 2006.
- [15]- Hussain, S. , A. W. Matin, and O. Islam, Genetic Algorithm for Hierarchical Wireless Sensor Networks. Journal of Networks,. Vol. 2, No. 5, 2007.
- [16]- Matin, A. W. and S. Hussain, Intelligent hierarchical cluster-based routing. life, Vol. 7, pp. 8, 2006.
- [17]- Hussain, S. , A. W. Matin, and O. Islam. Genetic Algorithm for Energy Efficient Clusters in Wireless Sensor Networks. in ITNG. 2007.
- [18]- Khalil, E. A. and B. a. A. Attea, Energy-aware evolutionary routing protocol for dynamic clustering of wireless sensor networks. Swarm and Evolutionary Computation, Vol. 1, No. 4, pp. 195-203, 2011.
- [19]- Attea, B. a. A. and E. A. Khalil, A new evolutionary based routing protocol for clustered heterogeneous wireless sensor networks. Applied Soft Computing, Vol. 12, No. 7, pp. 1950-1957, 2012.
- [20]- Yang, X. -S. , Harmony Search as a Metaheuristic Algorithm, in Music-Inspired Harmony Search Algorithm, Z. Geem, Editor. 2009, Springer Berlin Heidelberg. p. 1-14.
- [21]- Hoang, D. C. , et al. A Robust Harmony Search Algorithm Based Clustering Protocol for Wireless Sensor Networks. in Communications Workshops (ICC), 2010 IEEE International Conference on. 2010.
- [22]- Rappaport, T. S. , Wireless Communications: Principles and Practice. 1996: IEEE Press. 656.
- [23]- Shakshuki, E. M. , H. Malik, and T. R. Sheltami, Multi-agent-based clustering approach to wireless sensor networks. International Journal of Wireless and Mobile Computing, Vol. 3, No. 3, pp. 165-176, 2009.
- [24]- Goldberg, D. E. , Genetic Algorithms in Search, Optimization and Machine Learning. 1989: Addison-Wesley Longman Publishing Co. , Inc. 372.
- [25]- Bagci, H. and A. Yazici, An energy aware fuzzy approach to unequal clustering in wireless sensor networks. Applied Soft Computing, Vol. 13, No. 4, pp. 1741-1749, 2013.
- [26]- Handy, M. , M. Haase, and D. Timmermann. Low energy adaptive clustering hierarchy with deterministic cluster-head selection. in Mobile and Wireless Communications Network, 2002. 4th International Workshop on. 2002. IEEE.

مراجع

- [1]- Al-Karaki, J. N. and A. E. Kamal, Routing techniques in wireless sensor networks: a survey. Wireless communications, IEEE,. Vol. 11, No. 6, pp. 6-28, 2004.
- [2]- Akyildiz, I. F. , et al. , Wireless sensor networks: a survey. Computer networks,. Vol. 38, No. 4, pp. 393-422, 2002.
- [3]- Ammari, H. M. , Challenges and Opportunities of Connected K-covered Wireless Sensor Networks: From Sensor Deployment to Data Gathering. 2009: Springer.
- [4]- Lattanzi, E. , et al. , Energetic sustainability of routing algorithms for energy-harvesting wireless sensor networks. Computer Communications,. Vol. 30, No. 14, pp. 2976-2986, 2007.
- [5]- Heinzelman, W. B. , A. P. Chandrakasan, and H. Balakrishnan, An application-specific protocol architecture for wireless microsensor networks. Wireless Communications, IEEE Transactions on, Vol. 1, No. 4, pp. 660-670, 2002.
- [6]- Abbasi, A. A. and M. Younis, A survey on clustering algorithms for wireless sensor networks. Computer communications, Vol. 30, No. 14, pp. 2826-2841, 2007.
- [7]- Oliveira, J. V. d. and W. Pedrycz, Advances in Fuzzy Clustering and its Applications. 2007: John Wiley & Sons, Inc.
- [8]- Sasikumar, P. and S. Khara. K-Means Clustering in Wireless Sensor Networks. in Computational Intelligence and Communication Networks (CICN), 2012 Fourth International Conference on. 2012.
- [9]- Chong, E. K. and S. H. Zak, An introduction to optimization. Vol. 76. 2013: John Wiley & Sons.
- [10]- Abdul Latiff, N. , C. C. Tsimenidis, and B. S. Sharif. Performance comparison of optimization algorithms for clustering in wireless sensor networks. in Mobile Adhoc and Sensor Systems, 2007. MASS 2007. IEEE International Conference on. 2007. IEEE.
- [11]- Heinzelman, W. B. , A. P. Chandrakasan, and H. Balakrishnan, An application-specific protocol architecture for wireless microsensor networks. Trans. Wireless. Comm. , Vol. 1, No. 4, pp. 660-670, 2002.
- [12]- Jin, S. , M. Zhou, and A. S. Wu. Sensor network optimization using a genetic algorithm. in Proceedings of the 7th World Multiconference on Systemics, Cybernetics and Informatics. 2003.
- [13]- Mudundi, S. and H. H. Ali, A new robust genetic algorithm for dynamic cluster formation in wireless sensor networks. Proceedings of Wireless and Optical Communications, Montreal,

Computer Applications, Vol. 35, No. 5, pp. 1508-1536, 2012.

[27]- Zungeru, A. M. , L. -M. Ang, and K. P. Seng, Classical and swarm intelligence based routing protocols for wireless sensor networks: A survey and comparison. Journal of Network and

¹ Computational Intelligence

² Energy Aware Genetic Clustering Algorithm

³ Local Distance

⁴ Task

⁵ Hierarchical

⁶ Cluster

⁷ Cluster Head

⁸ Sink

⁹ Scalability

¹⁰ Local Distance

¹¹ Metaheuristic Algorithms

¹² Distributed

¹³ Binary

¹⁴ Cluster Cohesion

¹⁵ Cluster Separation

¹⁶ Harmony Search

¹⁷ Genetic Algorithm

¹⁸ Particle Swarm Optimization

¹⁹ Ant Colony Optimization

²⁰ Crossover

²¹ Parent

²² Offspring

²³ Mask

²⁴ Hello Message

²⁵ Reply Message

²⁶ Time Division Multiple Access

²⁷ Collision

²⁸ MATLAB

²⁹ Half Alive Node

³⁰ First Node Dead

³¹ Energy Efficiency

³² Success Rate