دسترسی در سایتِ http://jnrm.srbiau.ac.ir
سال پنجم، شماره بیستم، مهر و آبان ۱۳۹۸
شماره شاپا: ۲۵۸۸-۵۸۸X

دانشگاه آزاد اسلامی، واحد علوم و تحقیقات

پژوهش‌های نوین در ریاضی

مسیریابی چندپخشی در شبکه‌های حسگر بی‌سیم مقیاس وسیع با استفاده از چارچوب یادگیری تقویتی توزیع شده

محمدصادق کردافشاری[۱]، علی موقر رحیم آبادی[۲*]، محمد رضا میبدی[۳]

[۱] دانشگاه آزاد اسلامی، واحد علوم و تحقیقات، گروه مهندسی کامپیوتر، تهران، ایران
[۲] استاد دپارتمان مهندسی کامپیوتر، دانشگاه صنعتی شریف، تهران، ایران
[۳] استاد دپارتمان مهندسی کامپیوتر، دانشگاه صنعتی امیرکبیر، تهران، ایران

تاریخ ارسال مقاله: ۹۶/۱۰/۱۴ تاریخ پذیرش مقاله: ۹۷/۰۳/۲۳

چکیده

یکی از چالش‌های مطرح در شبکه‌های حسگر بی‌سیم، مساله‌ی پیدا کردن مسیر مناسب برای ارسال همزمان بسته‌ی داده به چندین مقصد مختلف یا مسیریابی چندپخشی است به طوریکه مصرف انرژی در کل شبکه توزیع شود و بسته‌های داده با قابلیت اطمینان بالایی به مقصدهای مورد نظر مسیریابی شوند. با توجه به مزیت‌های فراوان استفاده از الگوریتم‌های یادگیری تقویتی، در این مقاله یک روش توزیع‌شده، انعطاف‌پذیر و مستقل از توپولوژی شبکه با استفاده از الگوریتم یادگیری Q برای مسیریابی چندپخشی ارائه شده است. در این الگوریتم هر گره حسگر مجهز به یک الگوریتم یادگیر است که براساس اطلاعات محلی تصمیمات مسیریابی خود را اتخاذ می‌نماید و بسته‌ها را به مجموعه‌ای از سینک‌های آدرس چندپخشی ارسال می‌کند. الگوریتم یادگیر تلاش می‌کند که مسیرها با قابلیت اطمینان بالا، انرژی بیشتر و تراکم گره‌های بالاتر را برای مسیریابی انتخاب نماید. این الگوریتم در شبکه‌هایی وسیع که گره‌های حسگر اطلاعات کمی از یکدیگر دارد قابل استفاده است. شبیه‌سازی‌های انجام شده، روش پیشنهادی را از لحاظ درصد موفقیت مسیریابی بسته‌های داده، طول عمر شبکه و میزان مصرف حافظه را در دو حالت تراکم گره‌های بالا و افزایش تعداد سینک‌ها مورد ارزیابی قرار داده است. نتایج به دست آمده کارآمدی روش پیشنهادی، به‌ویژه در شبکه‌هایی با تراکم بالا و درجه چندپخشی بالا را نشان می‌دهد.

واژه‌های کلیدی: مستقل از توپولوژی، طول عمر شبکه، قابلیت اطمینان، یادگیری Q.

* عهده‌دار مکاتبات: Email: movaghar@sharif.edu, kordafshari@qiau.ac.ir

۱- مقدمه

با آغاز پروژه Smart Dust [۱، ۲] که در آن، شبکه‌های حسگر مستقل بزرگی را برای نظارت بر محیط‌های مختلف صنعتی درنظر گرفته بودند، شبکه‌های حسگر بی‌سیم متولد شد. از آن سال تاکنون تحقیقات زیادی در این رابطه انجام شد و چارچوب‌های سخت افزاری مختلفی به وجود آمد. شبکه‌های حسگر بی‌سیم شامل صدها یا هزاران گره‌های حسگر هستند که قابلیت‌های حس کردن، برقراری ارتباط و محاسبات را دارند. هر گره توانایی حس کردن عناصر محیط خودش را دارد، محاسبات ساده‌ای را انجام می‌دهد و به‌طور مستقیم یا از طریق گره‌های مجاور خود با ایستگاه اصلی (سینک) ارتباط برقرار می‌کند و از این طریق داده‌های جمع‌آوری شده را در اختیار آن قرار می‌دهد. اختلاف این شبکه با سایر شبکه‌ها در محدودیت‌های مصرف انرژی، نرخ کم افزونگی داده است.

دامنه توسعه‌ی کاربرد این شبکه‌ها، از نظارت بر آتشفشان‌های فعال[۳]، یخچال‌ها و لایه‌های منجمد دائمی[۴]، اعماق زمین[۵]، مزارع کشاورزی[۶]، کاربردهای نظامی و عملیات امداد و نجات[۷،۸]، نظارت بر افراد معلول و سالخورده، ردگیری اهداف و ... تا کاربرد آن در اینترنت بین سیارات[۹،۱۰] پیش رفته است. با وجود پیشرفت‌های صورت گرفته در شبکه‌های حسگر بی‌سیم، گره‌های حسگر به تعداد زیاد و اندازه‌ی کوچک، هنوز هم برای تأمین انرژی خود، متکی به باتری‌هایی با توان اندک هستند. همچنین معمولاً به‌دلیل به‌کارگیری این نوع شبکه‌ها در محیط‌های خشن و غیرقابل دسترس، امکان شارژ مجدد یا تعویض گره‌های حسگر وجود ندارد. در این شبکه‌ها بدلیل ماهیت بی‌سیم بودن، متغییر بودن توپولوژی، محدودیت انرژی، توزیع شدگی گره‌ها در شبکه و محدودیت‌های حافظه و پردازش، چالش‌های زیادی وجود دارد. یکی از مهمترین و پیچیده‌ترین این چالش‌ها، مسیریابی است. مسیریابی در شبکه‌های حسگر بی‌سیم یعنی ارسال بسته داده از گره حسگر به گره مرکزی یا سینک است. در شبکه‌های حسگر بی‌سیم، الگوریتم مسیریابی کارآمد است که بتواند با تغییر توپولوژی سازگار باشد و مصرف انرژی را در کل شبکه متعادل کند و پارامترهای کیفیت سرویس را مهیا سازد. که پیدا کردن چنین مسیری چالش بزرگی می‌باشد. این پیچیدگی در مسیریابی چندپخشی شبکه‌های حسگر بی‌سیم بیشتر می‌گردد. این نوع از مسیریابی در شبکه‌های حسگر بی‌سیم با چند سینک پیاده‌سازی می‌شود که در آن بسته داده، به زیر مجموعه‌ای از سینک‌های شبکه ارسال می‌شود. از آنجایی که شبکه‌های حسگر بی‌سیم از لحاظ میزان انرژی قابل دسترسی و منابع پردازشی موجود، دارای محدودیت می‌باشند، نمی‌توان از روش‌های مسیریابی چندپخشی مطرح شده برای سایر شبکه‌ها، در این نوع شبکه‌ها استفاده کرد [۱۱].

در میان الگوریتم‌های هوش محاسباتی، الگوریتم‌های یادگیری تقویتی به سبب عدم نیاز به هیچ‌گونه اطلاعاتی (بجز سیگنال تقویتی) از محیط، نسبت به دیگر الگوریتم‌های هوشمند دارای مزیت می‌باشد و امکان گستردگی شبکه را فراهم می‌سازد.

الگوریتم‌های توزیع شده به چند دلیل برای شبکه‌های حسگر بی‌سیم مناسب هستند: اول اینکه حسگرها معمولاً به صورت تصادفی در محیط توزیع شده‌اند. دوم اینکه شبکه‌های حسگر می‌توانند خیلی بزرگ باشند یعنی شامل صدها یا هزاران گره باشند، بدین‌گونه روش توزیع‌شده مقیاس‌پذیرتر از روش‌های متمرکز هستند و در نتیجه روش توزیع‌شده، سازگاری بیشتری با ماهیت محدودیت منبع گره‌های حسگر دارد [۳۴]. با در نظر گرفتن مزایای ذکر شده، در این مقاله، بهره‌گیری از الگوریتم‌های یادگیری تقویتی به صورت توزیع‌شده را مورد توجه قرار داده‌ایم. هدف اصلی از این مقاله نمایش قدرت یادگیری تقویتی توزیع‌شده در حل مسائل توزیع‌شده پیچیده در شبکه‌های حسگر بی‌سیم است. بدین منظور یک مسیریابی چندپخشی انرژی آگاه در شبکه‌های حسگر بی‌سیم با مقیاس وسیع، مستقل از توپولوژی، انعطاف‌پذیر و توزیع شده بر اساس یادگیری تقویتی توزیع شده ارائه کرده‌ایم. هدف از ارائه این پروتکل، افزایش طول عمر شبکه با در نظر گرفتن قابلیت اطمینان و مقیاس‌پذیری، همچنین توزیع مناسب مصرف انرژی در کل شبکه، است.

این مقاله در ادامه به شرح زیر سازمان‌دهی شده است: در ادامه مختصری از پیشینه تحقیق بیان می‌گردد و سپس در بخش سوم به جزییات پروتکل‌های پیشنهادی پرداخته شده است و در بخش چهارم نتایج ارزیابی و مقایسه الگوریتم پیشنهادی با دو الگوریتم چندپخشی قدرتمند ارائه شده است و درنهایت نتیجه‌گیری بیان شده است.

۲- پیشینه تحقیق

به منظور حل مساله‌ی مسیریابی چندپخشی، پروتکل‌های مختلفی ارائه شده است. پروتکل‌های مسیریابی چندپخشی جغرافیایی [۱۲- ۲۲] [۲۳] که با استفاده از ابزاری همچون GPS و یا الگوریتم‌های مکان‌یابی، موقعیت گره‌های داخل شبکه را به‌دست آورده و با استفاده از این اطلاعات، مسیریابی را انجام می‌دهند، در این نوع پروتکل‌ها، بی‌دقتی‌ها در اندازه‌گیری برای تخمین محل (مبتنی بر GPS و یا تکنیک‌های مکان‌یابی)، مصرف باتری ماژول GPS و بسته‌های اعلان دوره‌ای که در این روش‌ها برای به روز کردن اطلاعات مکانی گره‌ها منتشر می‌شود باعث اتلاف انرژی می‌شوند و کارآمد نیستند.

نوع دیگر پروتکل‌های موجود، پروتکل‌های انتشار کورکورانه [۲۴-۲۶] هستند که با استفاده از جدول‌های مسیریابی سراسری مساله‌ی مسیریابی چندپخشی را حل کرده‌اند. با این حال، وجود سربار سنگین داده، نیاز به نگهداری جداول سنگین توسط گره‌های میانی از جمله ایرادات و چالش‌های پیش روی این پروتکل‌های هستند [۲۷]. با توجه به گسترش روزافزون تکنیک‌های هوش محاسباتی در جنبه‌های مختلف شبکه‌ها، امروزه بسیاری از پروتکل‌های مسیریابی [۲۸][۲۹-۳۱] با بهره‌گیری از قدرت تکنیک‌های یادگیری، مسئله‌ی چندپخشی در مسیریابی را به سادگی حل نموده‌اند. با این وجود پروتکل‌های ارائه شده در این دسته، عموماً بر پایه‌ی شبکه‌های موردی بی‌سیم طراحی شده‌اند که به شبکه‌های حسگر بی‌سیم نیز بسط داده شده‌اند. پروتکل‌های مسیریابی چندپخشی در شبکه‌های موردی بی‌سیم نیاز به ذخیره‌ی وضعیت‌های خود برای هر گره در شبکه دارند و در نتیجه مصرف حافظه‌ی بالایی را موجب می‌شوند. حتی اگر با استفاده از هرس کردن مسیرهای با کیفیت پایین، مصرف حافظه را کاهش دهند، با این وجود باز هم دو مشکل ایجاد می‌شود. اول اینکه ممکن است در اثر هرس کردن مسیرها، اتصال یک گره‌ی حسگر قطع شود و همچنین الگوریتم‌هایی که در آن گره‌ها، نیاز به پیام‌های دوره‌ای تکرار شونده برای ذخیره‌ی مسیرهای چندپخشی دارند، قابلیت هرس شدن را ندارند [۳۲].

پروتکل FROMs [۲۸] یک مکانیزم بر مبنای یادگیری ماشین است. هر گره با به اشتراک گذاشتن اطلاعات محلی خود به صورت بازخوردی برای گره‌های همسایه، یک مسیریابی کارامدی را برای سینک‌های چندتایی ایجاد می‌کند. FROMs، این مسئله را با استفاده از یادگیری تقویتی فرمول‌بندی کرده و از تکنیک‌های Q-Routing برای حل آن استفاده کرده است. مسیریابی بدین صورت است که با شروع از یک گره منبع و رسیدن به گره‌های مقصد، هزینه‌ی نهایی کمینه باشد. این روش جهت مدیریت انتخاب و ساخت عمل‌های مناسب از ساختار داده‌ای به نام PST استفاده می‌کند. روش ارائه شده FROMs سربار هزینه ناچیزی دارد ولی برای محیط‌هایی با نقص و تغییرپذیری متنوع آزمایش نشده است. از سویی دیگر، استفاده از ساختار داده‌ی PST، برای ایجاد عمل‌ها، حافظه‌ی مصرفی بالایی نیاز دارد. حتی در صورت استفاده از روش‌هایی جهت کم کردن حافظه، پردازش ساختار داده‌ی فوق، به خصوص با افزایش تعداد سینک‌ها، فرآیندی زمان‌بر است.

HGMR [۲۸] ترکیب دو پروتکل GMR و HRPM است. در HGMR ابتدا ناحیه به سلول‌های قابل مدیریت توسط روش HRPM تبدیل می‌شود سپس در هر زیرگروه با استفاده از الگوی چندپخشی محلی GMR، بسته‌ی داده منتشر می‌شود. این روش با وجود مقیاس‌پذیری و کارایی انرژی، به علت اینکه در آن نیاز به مسیریابی‌های اضافی به سمت نقاط میعادگاه و دسترسی، برای دریافت اطلاعات سراسری جهت مسیریابی بسته‌های داده است، بنابراین مقداری اتلاف انرژی در این روش وجود دارد. همچنین تأخیر زمانی برای دستیابی به اطلاعات مسیریابی از دیگر مشکلات این روش است.

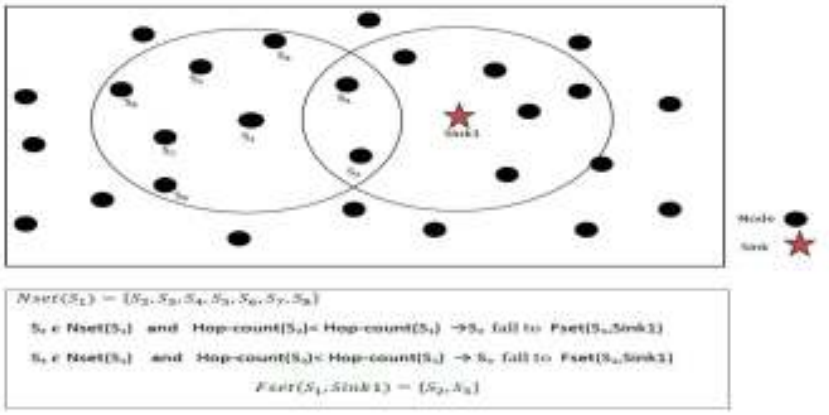
کلیه روش‌های ارایه شده با افزایش مقیاس شبکه به‌دلیل افزایش سربار و ذخیره اطلاعات فراوان و همچنین افزایش بسته‌های کنترلی در شبکه های حسگر بی‌سیم ناکارامد خواهند بود. در این میان الگوریتم‌های هوش محاسباتی به سبب تولید مکانیزم‌های تطبیقی، رفتارهای هوشمند، خودمختار و انعطاف‌پذیر در محیط‌های پیچیده و پویا همانند شبکه‌های حسگر بی‌سیم، بروز می‌دهند [۳۳].

۳- پروتکل پیشنهادی برای مسیریابی چندپخشی در شبکه‌های حسگر بی‌سیم با یادگیری Q

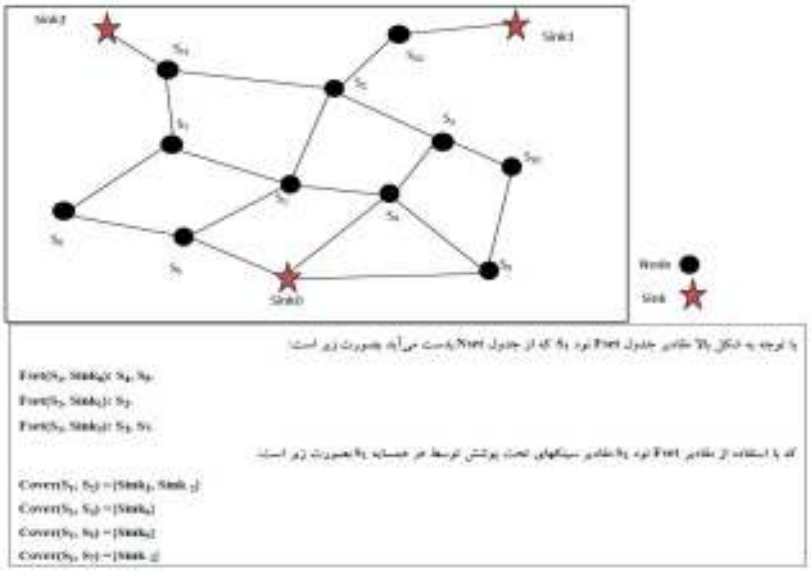
روش پیشنهادی یک الگوریتم توزیع شده است که در آن گره‌های حسگر به عنوان یک عامل یادگیرنده‌ی مستقل عمل می‌کنند. این پروتکل شامل دو فاز اولیه و فاز انتخاب می‌باشد. در فاز اولیه هر گره‌ی حسگر از طریق تعامل با همسایگان خود، اطلاعات محلی از همسایگان خود را بدست آورده و براساس این اطلاعات، دو مجموعه‌ی، همسایگان حسگر (Nset) و با استفاده از آن مجموعه گره‌های همسایه‌ای که تعداد گام‌های کمتری برای رسیدن به سینک مشخص، نسبت به دیگر گره‌های همسایه دارند (Fset) را تشکیل می‌دهد. این فاز فقط در زمان فعال شدن هر سینک برای اولین بار انجام می‌گیرد و در صورت تغییر شرایط سینک (جابجایی سینک) تکرار می‌گردد. در فاز انتخاب هر گره‌ی حسگر، براساس اطلاعات جدول *Cover* و جدول مسیریابی با استفاده از الگوریتم یادگیری Q، زیرمجموعه‌ای از گره‌های همسایه را برای مسیریابی بسته‌ی داده به سینک‌های مورد نظر، انتخاب می‌کند. در ادامه این دو فاز با جزئیات بیشتر شرح داده شده است.

۳-۱- فاز اولیه

این فاز با تهیه و ارسال یک بسته‌ی اعلان به نام *hello_packet* توسط هر سینک فعال در شبکه، آغاز می‌شود. بسته‌ی اعلان شامل شماره شناسه‌ی گره‌ی حسگر فرستنده، شماره شناسه‌ی سینک تولیدکننده‌ی آن بسته‌ی اعلان، تعداد گام‌ها از گره‌ی حسگر فرستنده تا سینک تولیدکننده‌ی بسته‌ی اعلان (مقدار اولیه آن صفر است)، سطح انرژی باقی‌مانده‌ی گره‌ی حسگر فرستنده می‌باشد. هر گره‌ی حسگر با دریافت یک بسته‌ی اعلان، جدول مسیریابی خود را بروزرسانی می‌کند و شماره شناسایی و میزان انرژی خود را به بسته اضافه کرده و با افزایش تعداد گام، بسته‌ی اعلان را به گره‌های حسگر همسایه‌ی خود ارسال می‌کند. این روند تا زمانی‌که تمام گره‌های حسگر شبکه، بسته‌ی اعلان را دریافت کنند، ادامه می‌یابد. اگر گره‌ای بسته اعلانی با طول گام بیشتر از مقدار قبل خود دریافت کند آن بسته را باز نشر نمی‌کند. در پایان این فاز هر گره در شبکه، مجموعه‌ای به نام *Nset* شامل کلیه گره‌های همسایه (یک گامی) و همچنین، مجموعه‌ای به نام *Fset* حاوی گره‌های همسایه‌ای که تعداد گام‌های کمتری برای رسیدن به سینک مشخص دارند تشکیل می‌گردد.



شکل ۱- نحوه محاسبه مجموعه‌ی $Fset(S_1, Sink1)$ گره‌ی حسگر S_1 بر روی یک شبکه فرضی نشان می‌دهد



شکل ۲- مجموعه‌ی Fset گره‌ی حسگر S_1 و جدول Cover که از رابطه ۲ بدست آمده است را نشان می‌دهد

در هر گره s_i با مجموعه همسایگان $Nset(S_i)$، مجموعه $Fset(S_i, SinkID)$ از رابطه زیر بدست می‌آید.

if ($S_j \epsilon$Nset (S_i) and (Hop-count (S_j,Sink_id) < Hop-count (S_i,Sink_id))) Then S_j falls to Fset (S_i,Sink_id); (۱)

که در آن *Hop-count (S_i,Sink_id)* تعداد گام‌های گره‌ی s_i برای دستیابی به سینکی با شماره‌شناسایی *Sink_id* است. شکل ۱ نحوه تشکیل این دو مجموعه را بر روی یک شبکه فرضی بخوبی نمایش می‌دهد در پایان فاز اولیه، مجموعه‌ای به نام *Fset* و جدول *Cover* ساخته می‌شود. جدول *Cover* با استفاده از مجموعه‌ی *Fset* به دست می‌آید. در این جدول به ازای هر همسایه‌ی عضو *Fset* گره‌ی حسگر، یک ترکیب از سینک‌ها به نام *SinksSet* وجود دارد که مطابق با رابطه ۲ به دست می‌آید.

$$s_j \in Fset(s_i, Sink_t) \rightarrow Sink_t \ fall\ to\ Cover(s_i, s_j) \quad (۲)$$

مجموعه $Fset(s_i, Sink_t)$ شامل همسایگان گره حسگر s_i هستند که یک گام به $Sink_t$ نزدیکترند و مجموعه $Cover(s_i, s_j)$ در گره s_i شامل مجموعه سینک‌های است که با انتخاب گره s_j قابل دستیابی هستند. با استفاده از جدول Cover مجموعه عمل‌ها برای ارسال بسته‌های چندپخشی بدست می‌آید که در ادامه بیان می‌شود.

برای درک بهتر نحوه تشکیل جدول*Cover*، در شکل ۲ مثالی از نحوه تشکیل آن ارائه شده است. جدول *Cover* سینک‌های پوشش داده شده در انتخاب هر گره همسایه را نشان می‌دهد. در این جدول $Cover(s_1, s_2) = \{Sink_1, Sink_2\}$ بدین معناست که گره حسگر s_2 متعلق به مجموعه $\text{Fset}(s_1, \text{Sink}_1)$ و مجموعه $\text{Fset}(s_1, \text{Sink}_2)$ است.

با استفاده از جدول Cover، مجموعه عمل‌ها برای ارسال بسته‌های چندپخشی بدست می‌آید که در ادامه بیان می‌شود.

۳-۲- فاز انتخاب

در این فاز هر گره‌ی حسگر در شبکه با دریافت داده از محیط، بسته‌ی داده‌ای را تولید کرده و با استفاده از جدول مسیریابی و مجموعه Cover، آن بسته را به سمت سینک‌های مشخصی از شبکه مسیریابی می‌کنند. در این بسته علاوه بر داده، زیرمجموعه‌ای از سینک‌های مقصد بسته (آدرس چندپخشی) به نام Sinks_Des ذخیره

شده است. هر گره‌ی حسگر با دریافت یا تولید بسته‌ی داده بر اساس آدرس چندپخشی تعیین می‌کند که بسته‌ی فوق را باید به کدام یک از گره‌های همسایه در شبکه مسیریابی کند. برای این کار جدول Cover خود را برای تعیین ترکیب مناسب از سینک‌ها بررسی می‌کند. پس از مشخص شدن ترکیب مناسب و مقادیر Q به دست آمده از مرحله‌ی قبل، گره‌های همسایه جهت مسیریابی، تعیین می‌شوند و سپس بسته‌ی داده ارسال می‌شود. هر گره‌ی حسگر با دریافت بسته‌ی داده بسته‌ی پاسخی را بصورت کولی سواری (piggyback) به گره‌ی فرستنده، ارسال می‌کند. بسته‌ی پاسخ شامل مقدار انرژی باقی‌مانده‌ی آن گره، نرخ خطای خط، تعداد گره‌های همسایه رو به جلو است. هر گره‌ی حسگر با دریافت بسته‌ی پاسخ، جدول مسیریابی خود و مقدار Q مربوط به گره‌ی فرستنده‌ی بسته‌ی پاسخ را به‌روز رسانی می‌کند. جزییات عملکرد این الگوریتم در ادامه بیان می‌گردد.

۳-۲-۱. الگوریتم یادگیر Q برای مسیریابی چندپخشی

هر گره حسگر در شبکه یک عامل یادگیر مستقل است که وظیفه انتخاب مسیر مناسب برای ارسال بسته داده با آدرس چندپخشی را دارد. مسیر مناسب، می‌تواند، مسیری با حداقل تاخیر، حداقل تعداد گام، حداقل فاصله، حداکثر انرژی باقیمانده و یا حتی ترکیبی از این پارامترها مانند ترکیب حداقل گام با حداکثر انرژی باتری باشد.

اجزای الگوریتم یادگیر Q به شرح زیر می‌باشد.

عامل: در این الگوریتم هر گره به عنوان یک عامل به یک الگوریتم یادگیر Q مجهز است.

حالت: حالت هر عامل بصورت {Sink_Des, Routing_Table} که شامل آدرس چندپخشی و جدول مسیریابی بیان می‌شود.

عمل: عمل‌ها در این عامل‌ها یک تصمیم مسیریابی ممکن برای ارسال یک بسته داده است بطوری که این تصمیم مسیریابی می‌تواند انتخاب یک یا بیش از یک همسایه برای گام بعدی باشد. بدین ترتیب هر عمل α_l، شامل مجموعه‌ای از زیراعمال $\{\alpha_1^i, \alpha_2^i, \dots, \alpha_k^i\}$ است که انتخاب این زیرعمل‌ها، سبب پوشش کلیه سینک‌های مقصد می‌شود. هر زیرعمل (α_k^i) انتخاب گره s_k به عنوان گام بعدی ارسال بسته از بین همسایه‌های نود s_i است. انتخاب زیر عمل α_k^i سبب پوشش مجموعه $\mathrm{Cover}(s_i, s_k)$ از سینک‌ها می‌شود.

تعداد عمل‌ها: تعداد عمل‌های هر یادگیر Q نیز برابر با تعداد ترکیب‌های ممکن برای دستیابی به همه سینک‌های درون آدرس چندپخشی (مجموعه Sinks_Des) است. این ترکیب‌ها از جدول Cover بدست آمده و باید شرایط زیر را دارا باشند.

عمل $\alpha_l = \{\alpha_1^i, \alpha_2^i, \dots, \alpha_k^i\}$ از مجموعه اعمال الگوریتم یادگیر Q در گره حسگر s_i با آدرس چندپخشی $\mathrm{Sinks_Des}_i$ است در صورتی که:

$$(\bigcup_{j=1}^{k} \mathrm{Cover}(s_i, s_j) = \mathrm{Sinks_Des}_i) \text{ and } (\nexists\, \alpha_j^i, \alpha_n^i \ \ [\mathrm{Cover}(s_i, s_j) \subseteq \mathrm{Cover}(s_i, s_n)]) \quad (۳)$$

که در آن $\mathrm{Sinks_Des}_i$ مجموعه سینک‌های مقصد (آدرس چندپخشی) و $\mathrm{Cover}(s_i, s_j)$ سینک‌های پوشش داده شده توسط زیرعمل α_j^i است که از جدول Cover بدست می‌آید. این رابطه بیان می‌کند که هر عمل از زیرعمل‌های تشکیل شده، که اجتماع سینک‌های تحت پوششان برابر با آدرس چندپخشی بسته داده است و هیچ دو زیرعملی وجود ندارد که سینکهای پوشش داده شده آنها زیرمجموعه سینکهای پوشش داده شده در زیرعمل دیگر باشد.

هرچه اندازه عمل $(|\alpha_l|)$ کمتر باشد تعداد مسیرها نیز کمتر خواهد شد. بدین ترتیب یکی از پارامترهای کیفیت عمل علاوه بر پارامترهای QoS، تعداد زیرعمل‌های، عمل می‌باشد.

با انتخاب عمل α_l توسط یادگیر Q به ازای هر ریزعمل $\alpha_j^i \in \alpha_l$ یک بسته با آدرس چندپخشی برابر با $\mathrm{Cover}(s_i, s_j)$ ارسال می‌گردد. بدین ترتیب در مرحله بعدی مسیریابی آدرس چندپخشی شامل مقصدهای کمتری خواهد بود.

مقدار Q: مقدار Q هر عمل $\boldsymbol{\alpha_l = \{\alpha_1^i, \alpha_2^i, \dots, \alpha_k^i\}}$ از رابطه زیر محاسبه می‌شود.

$$Q(\alpha_l) = \sum_{j=1}^{k} Q(\alpha_j^i) - k \quad (۴)$$

که در این رابطه $k = |\alpha_l|$ است که تعداد زیراعمال، عمل α_l است که در حقیقت تعداد مسیرهای ارسال بسته را مشخص می‌کند (هرچه این مقدار کمتر باشد مسیرهای کمتری برای ارسال به آدرس چندپخشی نیاز است و در مصرف انرژی صرفه جویی می‌گردد). $Q(\alpha_j^i)$ نیز مقدار Q زیر اعمال است که از رابطه زیر محاسبه می‌گردد.

$$Q(\alpha_j^i) = |Cover(s_i, s_j)| - \sum_{Sink_t \in Sinks_Des\ _j} hop_{Sink_t} \quad (۵)$$

بطوری که $|Cover(s_i, s_j)|$ تعداد سینک‌ها از مجموعه سینک‌های آدرس چندپخشی است که توسط زیرعمل α_j^i پوشش داده می‌شود، که از جدول $Cover$ قابل محاسبه است (هر چقدر این مقدار بیشتر باشد کیفیت ریز عمل بیشتر است و با اعمال آن سینک‌های بیشتری پوشش داده می‌شود و در نتیجه بسته در مسیرهای کمتری باید مسیریابی شود) و hop_{Sink_t} نیز تعداد گام‌های گره حسگر s_j برای ارسال بسته به $Sink_t$ است. در رابطه محاسبه مقدار Q زیرعمل‌ها، می‌توان از پارامترهای دیگری همچون تاخیر و فاصله و... استفاده کرد.

برای بروزرسانی مقدار Q عمل $\alpha_l = \{\alpha_1^i, \alpha_2^i, \dots, \alpha_k^i\}$ کافیست مقادیر Q زیر اعمال آن‌را مطابق رابطه زیر بروزرسانی کنیم. با محاسبه مقادیر جدید هر زیرعمل از عمل α_l، مقدار Q این عمل با رابطه زیر بروز می‌شود.

$$Q_{new}(\alpha_j^i) = (1-\alpha).Q_{old}(\alpha_j^i) + \alpha.r_i(\alpha_j^i) \quad (۶)$$

در معادله‌ی فوق α، ضریب تأثیر برای حالت غیرقطعی است $(0 \le \alpha \le 1)$ که با استفاده از معادله‌ی زیر به دست می‌آید.

$$\alpha = \frac{1}{visit_j + 1}$$

در این معادله، $visit_j$، تعداد دفعات انتخاب گره‌ی همسایه‌ی s_j جهت مسیریابی بسته‌ی داده، است. افزایش این مقدار، کاهش اثر پاداش‌های آنی به دست آمده در این مرحله نسبت به مراحل قبل را دربر خواهد داشت.

$r_i(\alpha_j^i)$ تابع پاداش آنی است که به صورت زیر محاسبه می‌گردد.

$$r_i(\alpha_j^i) = \varphi(E_j - E_{avg_i}) + \varphi(Acc + PER_{ij} - 1) + \left(\left|\frac{\cup_{Sink_t \in Sinks_Des\ _j} Fset(s_j, Sink_t)}{|\alpha_j|}\right|\right) - 1 \quad (۷)$$

به طوریکه E_{avg_i} میانگین انرژی باقی‌مانده‌ی گره‌های همسایه گره s_i است، E_j میانگین انرژی باقی‌مانده‌ی گره‌های همسایه‌ای است که بسته از طریق آنها به مجموعه سینک‌های $Sinks_Set$ فرستاده شده است. PER_{ij} نیز نرخ خطای خط i به j و Acc حد مورد قبول نرخ خطای خط است. $\left|\cup_{Sink_t \in Sinks_Des\ _j} Fset(s_j, Sink_t)\right|$ نیز تعداد گره‌های رو به جلو برای دستیابی به مجموعه سینک‌های $Sinks_Des\ _j$ از طریق نود S_j است. بدین طریق مسیرها با تراکم بیشتر ارزشمندتر هستند و از حفره‌های مسیریابی جلوگیری می‌گردد و ۱- در عبارت پاداش آنی هزینه ارسال یک گام است. تابع φ نیز به صورت معادله (۸) تعریف می‌شود

$$\varphi(z) = \begin{cases} 1 & z < 0 \\ \rho & z \ge 0 \end{cases}, \quad 0 \le \rho \le 1 \quad (۸)$$

یکی از پارامترهای مهم در الگوریتم‌های یادگیری سیاست انتخاب عمل است. یکی از روش‌ها، انتخاب حریصانه‌ی بهترین عمل است که این سیاست سبب نادیده گرفتن بعضی از اعمال شده و فضای جستجو را کوچک کرده و در نتیجه امکان پیدا کردن راه حل بهینه محلی در آن بالاست. به‌همین دلیل اتخاذ یک سیاست انتخاب مناسب با فضای جستجوی وسیع جهت پیدا شدن راه حل بهینه سراسری بسیار مهم است. در اینجا از روش ε-greedy استفاده کرده‌ایم. در این روش احتمال انتخاب بهترین عمل 1-ε و احتمال انتخاب سایر عمل‌ها برابر با ε است.

۴- نتایج ارزیابی الگوریتم مسیریابی چندپخشی

نتایج بدست آمده از پروتکل‌ها با استفاده از شبیه‌ساز

OMNeT++ 4.2 و روی پلتفرم MiXiM 2.2.1 [۲۸]، استخراج شده‌اند. شبیه‌سازی‌ها بر روی شبکه‌ای با ۲۰۰، ۳۰۰، ۴۰۰، ۵۰۰ و ۶۰۰ گره‌ی حسگر و پنج سینک انجام شده است. برای بررسی تأثیر افزایش تعداد مقصدهای دریافت‌کننده‌ی بسته‌ی داده، شبیه‌سازی‌هایی روی شبکه‌ای با ۳۰۰ گره‌ی حسگر و ۳، ۵، ۷ و ۹ سینک نیز صورت گرفته شده است. در این آزمایشات فرض بر این است که همه‌ی گره‌های حسگر در شبکه ثابت هستند و شبکه، یک شبکه‌ی مسطح است. انرژی اولیه هر گره برابر در نظر گرفته شده است. همچنین مدل انرژی برای گره‌های حسگر بر اساس مدل توصیف شده در [۲۸] در نظر گرفته شده است. پروتکل پیشنهادی MulticastQ با پروتکل FROMs که از تکنیک یادگیری تقویتی استفاده کرده است و یک روش مسیریابی چندپخشی جغرافیایی به نام HGMR، از دسته الگوریتم‌های خانواده GMR مقایسه شده‌اند[۲۳]. آزمایشات صورت گرفته براساس درصد موفقیت مسیریابی بسته‌های داده، زمان مرگ اولین گره‌ی حسگر، تأخیر زمانی رسیدن بسته‌ی داده از زمان تولید آن بسته تا رسیدن به کل سینک‌های شبکه، میانگین مصرف انرژی هر گره‌ی حسگر به ازای مسیریای ۱۰۰۰۰ بسته‌ی داده و میانگین تعداد گام‌های پیموده شده توسط هر بسته، انجام شده است.

۴-۱- درصد موفقیت مسیریابی بسته‌های داده

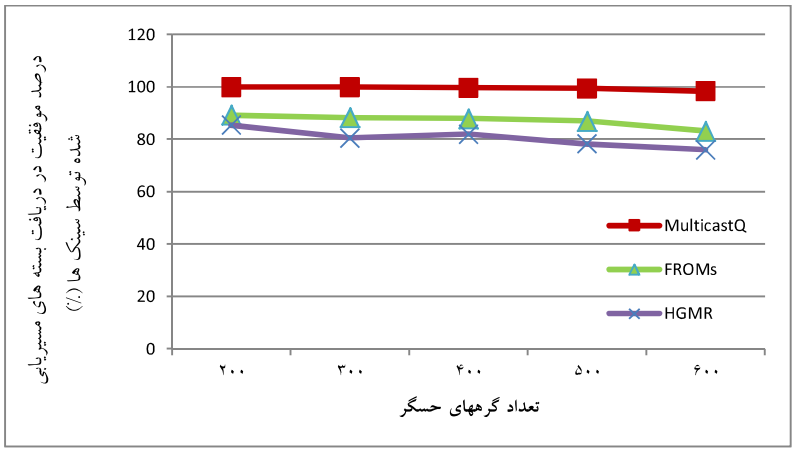
در این آزمایش، درصد موفقیت مسیریابی بسته‌های داده با افزایش تراکم شبکه و افزایش تعداد سینک‌ها مورد بررسی قرار گرفته شده است. همان‌طور که در شکل۳ و ۴ مشاهده می‌کنید، در روش پیشنهادی MulticastQ حدود ۹۷ تا ۹۹٫۹ درصد به دست آمده است. در صورتی که در روش FROMs این مقدار حدوداً بین ۸۶ تا ۹۰ درصد و در روش HGMR حدود ۷۵ تا ۹۰ درصد است. این نتایج برتری پروتکل‌های پیشنهادی ارائه شده را از نظر نرخ ارسال موفق نسبت به دو روش FROMs و HGMR نشان می‌دهد. دلیل این امر، انتخاب مسیر بر اساس چندین فاکتور مؤثر است به طوریکه که پس از فاز یادگیری از انتخاب مسیری که احتمال گم شدن بسته‌ی داده در آن زیاد است و تأخیر زمانی بالایی دارد، خودداری می‌شود. همچنین نتایج شبیه‌سازی‌ها حاوی این نکته است که در پروتکل پیشنهادی، افزایش تعداد سینک‌ها و افزایش ترافیک شبکه در درصد موفقیت دریافت بسته‌ها تأثیر چندانی ندارد. درحالی‌که این مسئله در دو پروتکل FROMs و به‌ویژه HGMR، به سبب افزایش بار ترافیکی در مسیرهای انتخاب شده توسط این دو پروتکل، تأثیرگذار است.

۴-۲- زمان مرگ اولین گره‌ی حسگر

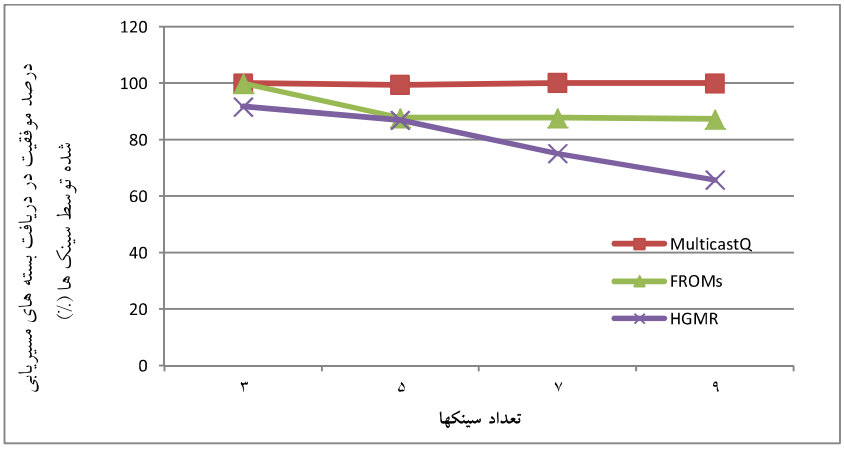
طول عمر شبکه را زمان مرگ اولین گره‌ی حسگر در شبکه در نظر گرفته و مورد مقایسه قرار داده‌ایم. با توجه به شکل ۵، نتایج این آزمایش نشان می‌دهد که افزایش تعداد گره‌ها در شبکه در کارایی روش پیشنهادی MulticastQ تأثیری چندانی ندارد. این مسئله نشان دهنده‌ی مقیاس‌پذیری مناسب این پروتکل در برابر افزایش تراکم شبکه است. علت این امر را می‌توان در امکان انتخاب مسیرهای طولانی‌تر با ترافیک کمتر، هنگام مسیریابی بسته‌ها در شبکه، ذکر کرد. پروتکل FROMs در شبکه‌هایی با تراکم پایین بهتر از پروتکل‌های پیشنهادی عمل می‌کند. اما با افزایش تراکم، پروتکل FROMs به سبب افزایش بار ترافیک بر روی مسیرهای انتخابی، با کاهش چشمگیری در زمان مرگ اولین گره‌ی حسگر مواجه شده است.

در پروتکل HGMR افزایش تراکم شبکه تأثیر چندانی در کارایی پروتکل مذکور نخواهد داشت.

با این حال نتایج حاصل از آن نشان‌دهنده‌ی توزیع مصرف انرژی نامناسب‌تر نسبت به پروتکل پیشنهادی می‌باشد. طبق شکل ۶، با افزایش تعداد سینک، زمان مرگ اولین گره‌ی حسگر در شبکه پروتکل پیشنهادی نسبت به دو پروتکل FROMs و HGMR نتایج قابل قبول‌تری را ارائه می‌دهند. پروتکل FROMs در تعداد سینک‌های کمتر، نتایج بهتری را نشان می‌دهد. اما با افزایش تعداد سینک‌ها در شبکه با کاهش چشم‌گیری روبرو خواهد شد. این امر به سبب کمبود حافظه در ذخیره‌ی کلیه‌ی حالت‌های مورد نظر این پروتکل می‌باشد.



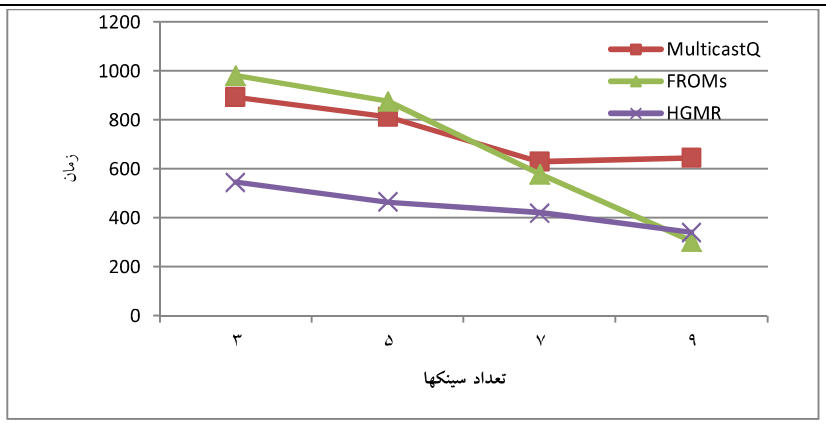
شکل۳- تأثیر افزایش تراکم شبکه روی درصد موفقیت مسیریابی بسته‌ها



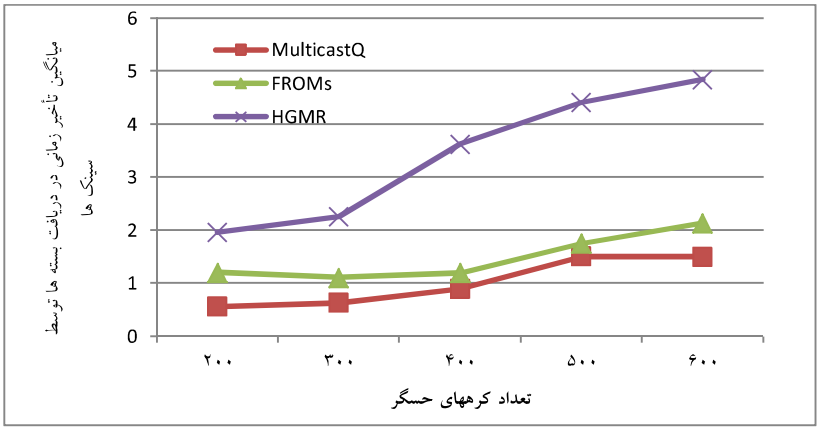
شکل ۴- تأثیر افزایش تعداد سینک‌ها روی درصد موفقیت مسیریابی بسته‌ها

۴-۳- میانگین مصرف انرژی هر گره‌ی حسگر

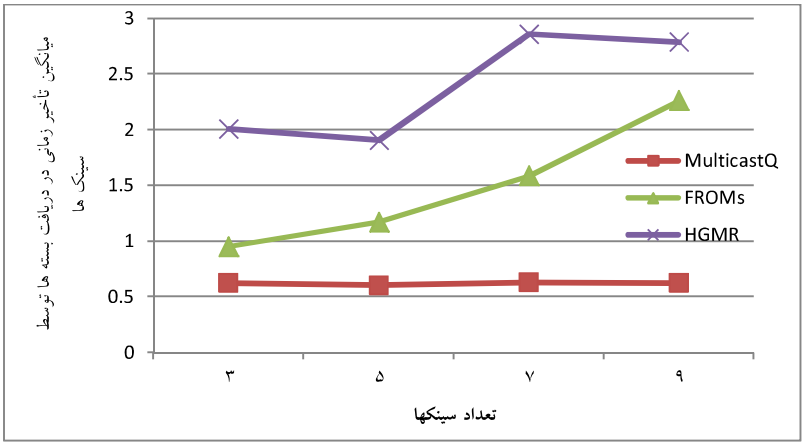
میانگین مصرف انرژی به ازای هر ۱۰۰۰۰ بسته‌ی داده دریافتی در هر گره‌ی حسگر، در این آزمایش مورد بررسی قرار گرفته شده است. پروتکل MulticastQ به سبب کمک گرفتن از الگوریتم یادگیری در انتخاب ترکیب‌های مناسب برای مجموعه سینک‌ها، نسبت به پروتکل FROMs، به ویژه در شبکه‌هایی با تراکم بالا (طبق شکل ۷) و یا درجه چندپخشی بالا (طبق شکل ۸)، مصرف انرژی پایین‌تری متحمل می‌شوند. پروتکل HGMR به سبب استفاده اطلاعات جغرافیایی و ساخت درخت چندپخشی، انرژی کمتری مصرف می‌کند. اما با این حال برای به دست آوردن اطلاعات جغرافیایی، نیاز به مصرف انرژی اضافی خواهد داشت که این امر در شبکه‌هایی با تراکم پایین بیشتر مشهود می‌باشد (شکل ۷). طبق شکل ۷، افزایش تراکم شبکه سبب کاهش مصرف انرژی در پروتکل پیشنهادی می‌شود. این مسئله به سبب افزایش تعداد مسیرهای مناسب برای ارسال بسته‌های داده، می‌باشد. همچنین افزایش تعداد سینک‌ها طبق شکل ۸ سبب افزایش مصرف انرژی، به سبب افزایش تعداد گره‌های حسگر درگیر در فرآیند مسیریابی، می‌باشد.



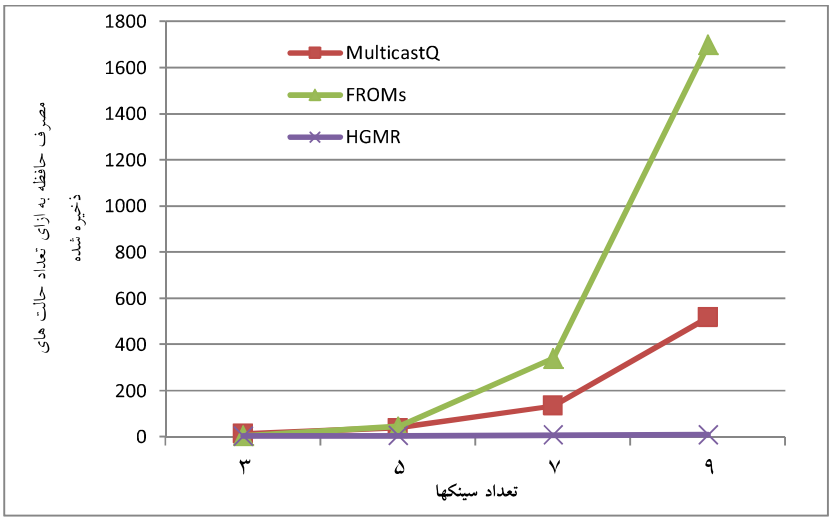
شکل ۶- زمان مرگ اولین گره‌ی حسگر در شبکه با افزایش تعداد سینک‌ها



شکل ۷- میانگین مصرف انرژی در هر گره‌ی حسگر با افزایش تراکم شبکه



شکل ۸- میانگین مصرف انرژی در هر گره‌ی حسگر با افزایش تعداد سینک‌ها



شکل ۹- تأثیر افزایش تعداد سینک‌ها بر روی مصرف حافظه

۴-۴- بررسی مصرف حافظه

با توجه به شکل۹، با افزایش تعداد سینک‌ها، مصرف حافظه در دو پروتکل FROMs و MulticastQ بدلیل در نظر گرفتن حالات ممکن نسبت به HGMR، که افزایش تعداد سینک‌ها در افزایش مصرف حافظه هیچ تأثیری ندارد بیشتر است. همچنین شیب افزایش مصرف حافظه در پروتکل FROMs نسبت به پروتکل پیشنهادی MulticastQ بیشتر می‌باشد زیرا FROMs کلیه حالات را در نظر می‌گیرد و پروتکل پیشنهادیمان حالات ممکن را در نظر گرفته و در تشکیل عمل‌ها، عمل‌های همپوشان برای مجموعه سینک‌ها را حذف می‌کند.

۵- نتیجه‌گیری

پروتکل مسیریابی چندپخشی ارائه شده‌ی MulticastQ، به سبب استفاده از چندین فاکتور مناسب برای ارزیابی مسیرهای موجود جهت انتخاب مسیر ارسال بسته، توزیع بار مناسبی دارد، که این مزیت سبب توزیع مصرف انرژی در شبکه می‌شود. کارایی پروتکل فوق به خصوص در شبکه‌هایی با تراکم و درجه چندپخشی بالا، بیشتر خود را نمایان می‌کند. همچنین روش پیشنهادی به سبب استفاده از اطلاعات محلی و عدم نیاز به اطلاعات جغرافیایی و سراسری و مستقل بودن گره‌های حسگر به عنوان عامل یادگیرنده در محیط شبکه، در محیط‌های بسیار بزرگ دارای کارایی مناسبی است. این مقاله نمایشی از توان تکنیک یادگیری تقویتی بخصوص یادگیری Q در حل مسائل توزیع‌شده پیچیده در شبکه‌های حسگر بی‌سیم مانند مسیریابی چندپخشی کیفیت سرویس با استفاده از اطلاعات محلی موجود در هر گره حسگر است.

فهرست منابع

[1] Ilyas, M., & Mahgoub, I , Smart Dust: Sensor network applications, architecture and design. CRC press. 2016.

[2] J.M. Khan, R.H. Katz, and K.S.J. Pister, Next century challenges: mobile networking for Smart Dust, ACM/IEEE (MobiCom), Seattle, WA, USA, pp.271-278, 1999.

[3] N. Carrerasa, D. Moureb, S. Gomáriza, D.Mihaia, A. Mànuela, R. Ortizc, Design of a smart and wireless seismometer for volcanology monitoring, Measurement, Vol. 97, pp. 174–185, 2017.

[4] K. Martinez, P. Padhy, A. Riddoch, R. Ong, and J. Hart, Glacial Environment Monitoring using Sensor Networks, in Proc. 1st Workshop on Real-World Wireless Sensor Networks (REALWSN), Stockholm, Sweden, 2005, p. 5pp.

[5] I. Talzi, A. Hasler, S. Gruber, and C. Tschudin, Permasense: investigating permafrost with a WSN in the swiss alps, in Proc. 4th Workshop on Embedded Networked Sensors (EmNets), Cork, Ireland, 2007, pp. 8–12.

[6] M. Ibrahim, M. Kassim, and A. Harun, Precision agriculture applications using wireless moisture sensor network. Communications (MICC), 2015 IEEE 12th Malaysia International Conference on. IEEE, 2015.

[7] A. Ahmed, KA. Bakar, MI. Channa, AW. Khan, K. Haseeb, Energy-aware and secure routing with trust for disaster response wireless sensor network, Peer-to-Peer Networking and Applications, vol. 10(1), 216-37, 2017.

[8] E. Cayirci and T. Coplu, SENDROM: sensor networks for disaster relief operations management, Wireless Networks, vol. 13, no. 3, pp.409–423, 2007.

[9] I. Akyildiz, O.B. Akan Akan, C. Chen, J.Fang, and W.Su, Interplanetary internet: state of the art and research," Computer Networks, 43(2): 75-112, 2003

[10] E. A. Basha, S. Ravela, and D. Rus, Model-based monitoring for early warning flood detection, in Proc. conf. 6th ACM conf. on Embedded network sensor systems (SenSys), New York, NY, USA, 2008, pp.295–308.

[11] Jiang, D., Li, W., & Lv, H. An energy-efficient cooperative multicast routing in multi-hop wireless networks for smart medical applications. Neurocomputing, 220, 160-169, 2017.

[12] Zeng, G., Wang, C., Xiao, L., Grid multicast: An energy-efficient multicast algorithm for wireless sensor networks, Proceedings of 4th International Conference on Networked Sensing Systems, pp. 267–274, 2007.

[13] Sanchez, J. A., Ruiz, P. M., Ivan S., GMR: Geographic multicast routing for wireless sensor networks, Sensor and Ad Hoc Communications and Networks (SECON), Reston, Virginia, USA, vol. 1, pp.20–29, 2006.

[14] Dimitrios, K., Saumitra, M. D., Charlie, H. Y., Ivan S., Hierarchical geographic multicast routing for wireless sensor networks, Springer Wireless Networks, vol. 16, pp. 449–466, 2010.

[15] G. Chalkiadakis, Multi-Agent Reinforcement Learning: Stochastic Games with Multiple Learning Players, Department of Computer Science, University of Toronto, 2003.

[16] K. S. Narendra, M. A. L. Thathachar, Learning automata: An introduction,

[24] Jetcheva, J. G., Johnson, D. B., Adaptive demand-driven multicast routing in multi-hop wireless Ad hoc networks, ACM International Symposium on Mobile Ad Hoc Networking and Computing, 2001.

[25] Sheth, A., Shucker, B., Han, R., VLM2: A very lightweight mobile multicast system for wireless sensor networks, Proceedings of IEEE Wireless Communications and Networking Conference (WCNC), pp. 1936-1941, 2003.

[26] Ball, M. G., Qela, B., & Wesolkowski, S. A Review of the Use of Computational Intelligence in the Design of Military Surveillance Networks. In Recent Advances in Computational Intelligence in Defense and Security (pp. 663-693). Springer International Publishing, 2016.

[27]Simek, M., Komosny, D., Burget R., Silva, J. S., Multicast routing in wireless sensor networks, International Conference on Telecommunications and Signal Processing, 2008.

[28] Förster, A., & Murphy, A. L., Froms: A failure tolerant and mobility enabled multicast routing paradigm with reinforcement learning for WSNs. Ad Hoc Networks, 9(5), 940-965, 2011.

[29] S.Lakshmivarahan and M. A. L.Thathachar, Absolutely expedient learning algorithms for stochastic automata, IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics, vol. 6, pp. 281-286, 1973.

[30] S.Lakshmivarahan and M. A. L.Thathachar, Optimal non-linear reinforcement schemes for stochastic automata, Information Science, vol. 4, pp. 121-128, 1982.

Prentice Hall, 1989.

[17] Song, S., Choi, B., Kim, D., MR. BIN: Multicast routing with branch information nodes for wireless sensor networks, Proceedings of IEEE 19th International Conference on Computer Communications and Networks, pp. 1-6, 2010.

[18] Sanchez, J. A., Marin-Perez, R., Ruiz, P. M., Beacon-less geographic multicast routing in a real-world wireless sensor network testbed, Wireless Networks, Elsevier, vol. 18, no. 5, pp. 565-578, 2011.

[19] Marchiori, A., Han, Q, PIM-WSN: Efficient multicast for IPv6 wireless sensor networks, IEEE International Symposium on a World of Wireless, Mobile and Multimedia Networks (WoWMoM), pp. 1-6, 2011.

[20] Hwang, S., Lu, K., Su, Y., Hsien, C., Dow, C., Hierarchical multicast in wireless sensor networks with mobile sinks, Wireless Communications and Mobile Computing, vol. 12, pp. 71-84, 2012.

[21] Su, L., Ding, B., Yang, Y., Abdelzaher, T. F., Cao G., Hou, J. C., (2009), oCast: Optimal multicast routing protocol for wireless sensor networks, 17th IEEE International Conference on Network Protocols, Princeton, pp. 151 – 160.

[22] K. S.Narendra and M. A. L.Thathachar, Learning automata: An introduction, Prentice Hall, 1989.

[23] Verma K, Gupta M. A Comparitive Study On Location based Multicast Routing Protocols of WSN: HGMR, HRPM, GMR. Global Journal of Computer Science and Technology. 25, 15(8), 2016.

[31] R.Viswanathan and K. S.Narendra, Expedient and optimal variable structure stochastic automata, Technical report CT-31, Dunham Lab., Yale University, New Haven, Connecticut, U.S.A., April 1970.

[32] R.Viswanathan and K. S.Narendra, Stochastic automata models with applications to learning systems, IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics, pp. 107-11, January 1973.

[33] M. A. Alsheikh, S. Lin, D. Niyato, and H. P. Tan, Machine learning in wireless sensor networks: Algorithms, strategies, and applications, IEEE Communications Surveys & Tutorials, vol. 16(4), 1996-2018, 2014.

[34] Ramli, A. F., Basarudin, Y. H., Sulaiman, M. I., Adam, F. I., and Grace, D, Cooperative and Reinforcement Learning in Energy Efficient Dual Hop Clustered Networks , Sindh University Research Journal-SURJ (Science Series), 48(4D), 2016.