

# CLASP: یک روش زمانبندی در شبکه های حسگر بی سیم با استفاده از اتوماتای

## یادگیر سلولی

تورج محمدپور<sup>۱</sup>، محمد رضا میبدی<sup>۲</sup>

<sup>۱</sup> دانشکده مهندسی برق، کامپیوتر و فناوری اطلاعات دانشگاه آزاد اسلامی واحد قزوین، mohammadpour.touraj@gmail.com

<sup>۲</sup> دانشکده مهندسی کامپیوتر و فناوری اطلاعات دانشگاه صنعتی امیر کبیر، mmezbodi@aut.ac.ir

چکیده - در سالهای اخیر، توجه بسیاری از محققان به گستره وسیعی از پتانسیلهای کاربردی شبکه های حسگر جلب شده است. مدلهای استاندارد شبکه های حسگر بی سیم، بر بهینگی استفاده از انرژی و تصمیم گیری توزیع شده توسط گره های حسگر تأکید دارند. از مهمترین چالشهای پیش روی WSN، محدود بودن سطح انرژی در شبکه است و تعیین روشی برای استفاده بهینه از انرژی و بهبود طول عمر شبکه بسیار حائز اهمیت است. یکی از این روشها، استفاده از تکنیک زمانبندی است. در این مقاله، پروتکلی بنام CLASP برای زمانبندی در WSN ارائه می شود. پروتکل زمانبندی پیشنهادی که مبتنی بر اتوماتای یادگیر سلولی است، همواره گره های حسگر را در هر دوره زمانی با روشی مشخص در دو حالت On و Standby قرار می دهد. هدف از ارائه این پروتکل، مدیریت مصرف انرژی در WSN به منظور افزایش طول عمر شبکه است. نتایج حاصل از شبیه سازی نشان می دهد که این روش نسبت به روشهای مشابه، کارایی مناسبی در مدیریت مصرف انرژی و افزایش طول عمر WSN را دارا است.

کلید واژه- اتوماتای یادگیر سلولی، زمانبندی، سطح انرژی، شبکه حسگر بی سیم، طول عمر.

پیشینه های از خود نشان می دهند، بنابراین از آن می توان در مدل سازی بسیاری از مسائل بهره برد [۱۶]. این مدل اولین بار در [۱۰] معرفی شد و سپس فعالیتهایی جهت بررسی کاربردهای گوناگون آن صورت گرفت [۸] [۹] [۱۱] [۱۲] [۱۳] [۱۴] [۱۵].

در پروتکل CLASP، هر کدام از حسگرهای موجود در شبکه مجهز به یک اتوماتای یادگیر می باشد. LA<sup>g</sup> می تواند تعداد محدودی عمل را انجام دهد. هر عمل انتخاب شده توسط محیطی احتمالی ارزیابی می گردد و پاسخی به LA داده می شود. از این پاسخ استفاده نموده و عمل بعدی را انتخاب می کند و در این میان یاد می گیرد که چگونه بهترین عمل را انتخاب نماید. در هر لحظه هر LA در CLA یک عمل از مجموعه اعمال خود را انتخاب می کند و به آن با توجه به اعمال انتخابی توسط سلولهای همسایه و قانون حاکم بر CLA پاداش داده شده و یا جریمه می شود. بر اساس آن، اتوماتا رفتار خود را تصحیح کرده و ساختار درونی خود را بهنگام می کند [۱۷، ۱۸، ۱۹، ۲۰].

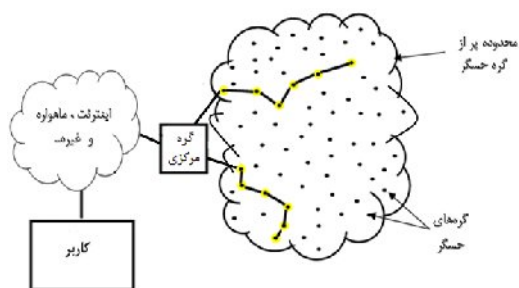
بطور کلی الگوریتم زمانبندی پیشنهادی، همواره نودهای حسگر را در هر دوره زمانی با روشی مشخص در دو حالت On و Standby قرار می دهد، بطوریکه با تعداد حسگرهای در حالت On بتوان همچنان چارچوب<sup>h</sup> شبکه را حفظ و تمامی نواحی آنرا پوشش داد. حالت On حالتی است که در آن حسگر می تواند در

## ۱- مقدمه

شبکه حسگر بی سیم، نوع خاصی از شبکه های موردی<sup>a</sup> بوده و شامل مجموعه ای از گره های کوچک است. هدف اصلی در آن، نظارت و کنترل شرایط و تغییرات جوی، فیزیکی و یا شیمیائی در محیطی با محدوده معین می باشد. با توجه به کاربردهای متنوع، WSN<sup>b</sup> با محدودیتهایی مواجه می باشد که عبارتند از: توان محاسباتی کم، کمبود پهنای باند و منبع تغذیه مخصوص آن [۱، ۲]. با توجه به عدم امکان شارژ مجدد منبع تغذیه حسگرها بدلیل تعداد بسیار زیاد و گستردگی جغرافیایی آنها در اغلب موارد، محدود بودن سطح انرژی بعنوان یکی از مهمترین چالشهای پیش روی WSN مطرح بوده و تعیین روشی برای بهبود طول عمر<sup>c</sup> شبکه بسیار حائز اهمیت است. یکی از این روشها، استفاده از تکنیک زمانبندی<sup>d</sup> در WSN است [۳، ۴، ۵، ۶، ۷]. در این مقاله، پروتکلی بنام CLASP<sup>e</sup> برای زمانبندی در WSN ارائه می شود. این پروتکل، مبتنی بر اتوماتای یادگیر سلولی است.

CLA<sup>f</sup>، یک مدل ریاضی برای سیستمهایی با اجزای ساده است، بطوریکه رفتار هر جزء بر اساس رفتار همسایگان و تجربیات گذشته اش تعیین و اصلاح می شود. اجزاء ساده تشکیل دهنده این مدل، از طریق کنش و واکنش با یکدیگر رفتار

ها برقرار گردد. در اینجا اطلاعات رد و بدل شده می تواند گزارشی از وضعیت محدوده ای که زیر نظر گرهای حسگر است، به Sink باشد و یا درخواستی از سمت Sink به سمت گرهای حسگر باشد. Sink که بعنوان درگاه ارتباطی شبکه حسگر با سایر سیستمها و شبکه های مخابراتی است، در واقع گیرنده نهایی گزارش از گرهای حسگر می باشد و بعد از انجام یکسری پردازشها، اطلاعات پردازش شده را به کاربر ارسال می کند (با استفاده از یک رسانه ارتباطاتی مانند اینترنت، ماهواره و ...). از سوی دیگر، درخواستهای کاربر نیز توسط این گر به شبکه انتقال می یابد. معماری ارتباطات WSN در شکل ۱، نشان داده شده است.



شکل ۱: معماری ارتباطات شبکه های حسگر بی سیم

بکارگیری حسگرها یا می تواند بطور تصادفی (برای مثال، پاشیدن حسگرها از یک هواپیما برای ایجاد شبکه اطفاء حریق در سطح جنگل یا شبکه رهگیری هدف در مناطق جنگی) و یا بصورت کار گذاشتن دستی (برای مثال، حسگرهای هشدار آتش در یک ساختمان) باشد. به علت آنکه حسگرها می بایست برای مدت زمان زیادی با باتری های کوچک کار کنند و معمولاً در اغلب موارد امکان شارژ مجدد باتری آنها وجود ندارد، بنابراین تمام تکنیکهایی را که از انرژی بطور غیر مؤثر استفاده می کنند و باعث کم شدن طول عمر شبکه می شوند، باید کنار گذاشت [۲، ۱].

### ۳- اتوماتای یادگیر سلولی

اتوماتای یادگیر سلولی از ترکیب اتوماتای سلولی و اتوماتای یادگیر حاصل می شود. در این بخش، این مدلها به عنوان مدلهایی برای یادگیری تقویتی<sup>k</sup> معرفی می شوند.

#### ۳-۱- اتوماتای سلولی

CA<sup>۱</sup>، یک مدل ریاضی برای سیستمهایی است که در

طی دوره زمانی به مانیتور نمودن محیط تحت پوشش خود در شبکه بپردازد. حالت Standby حالتی است که حسگر، در فعالیتهای شبکه در طی دوره زمانی شرکت نداشته و به ذخیره سازی انرژی خود می پردازد. هدف از ارائه این پروتکل، مدیریت مصرف انرژی در WSN به منظور افزایش طول عمر شبکه می باشد. نتایج حاصل از شبیه سازی نشان می دهد که این روش نسبت به روشهای مشابه، کارایی مناسبی در مدیریت مصرف انرژی و افزایش طول عمر WSN را دارا می باشد.

ساختار ادامه مقاله بصورت زیر است: در بخش دوم WSN معرفی می شود. در بخش سوم در مورد CLA توضیحاتی داده می شود. در بخش چهارم شرح جامعی از پروتکل زمانبندی CLASP ارائه خواهد شد. سپس در بخش پنجم نتایج حاصل از شبیه سازی پروتکل پیشنهادی ارائه می شود و در نهایت در بخش ششم، نتیجه گیری بیان خواهد شد.

### ۲- شبکه های حسگر بی سیم

WSN، شامل مجموعه ای از گرهای کوچک است که توانایی حس محیط اطراف با هدف معین، پردازش اطلاعات، ذخیره سازی، تبادل اطلاعات با سایر گرهای و همچنین قابلیت وفق پذیری در مقابل تغییرات (مانند توپولوژی و ...) را دارد. پروتکلهای بسیاری در زمینه مسیریابی، مدیریت انرژی و ارسال داده برای این شبکه ها طراحی شده است که نقطه تمرکز اکثر آنها بهینه سازی مصرف انرژی است. ارتباطات در این شبکه ها بصورت چندگانه<sup>۱</sup> است، یعنی بین مبدا و مقصد لازم نیست دید مستقیمی وجود داشته و در محدوده امواج یکدیگر باشند، بلکه با استفاده از تعدادی گرهای میانی، ارتباط بین آن دو برقرار می شود.

یک گرهای حسگر، بعنوان کوچکترین عنصر خود مختار SN شناخته می شود. گرهای حسگر با حس محیط اطراف خود، میزان تغییرات پارامتر خاصی از محدوده حسی خود در محیط را در قالب یک سیگنال الکتریکی ارائه می دهد.

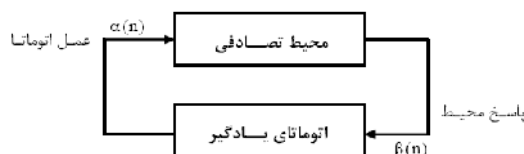
#### ۲-۱- معماری ارتباطات شبکه های حسگر بی سیم

WSN شامل صدها و یا هزاران گرهای حسگر با امکانات مخابراتی، پردازش، حس کردن محیط و ... بوده که در محیطی با چارچوب معین پراکنده شده اند. رویداد اتفاق افتاده و یا سوالات پرسیده شده از سوی گرهای مرکزی<sup>۱</sup> و ماموریت داده شده به هر گرهای موجب می شود که ارتباطاتی بین گرهای

آنها چندین مؤلفه ساده برای تولید الگوهای پیچیده تر با هم همکاری می کنند. CA در حقیقت سیستمهای دینامیکی گسسته ای هستند که رفتارشان کاملاً بر اساس ارتباط محلی استوار است. در CA یک مجموعه منظم از سلولها وجود دارد که هرکدام می توانند با چند مقدار مختلف که تعدادشان متناهی است، مقداردهی شوند. این سلولها به صورت همگام<sup>m</sup> و در زمان های گسسته بر طبق یک قانون محلی بروزرسانی می شوند. محلی بودن به این معناست که در تعیین مقدار جدید هر سلول، سلولهای که در همسایگی آن هستند تأثیرگذار می باشند و سلولهای دورتر تأثیری ندارند. CA در مواردی همچون شبیه سازی فرآیندهای فیزیکی مانند حرکت براونی، حل شدن، شبیه سازی فرآیندهای اجتماعی، شبیه سازی پدیده های شیمیایی مانند سرایت آتش و خوردگی فلزات، پردازش تصویر، تولید اعداد تصادفی و رمزنگاری بکارگرفته شده است [۲۱، ۱۸، ۷].

### ۲-۳- اتوماتای یادگیر

LA، ماشینی است که می تواند تعداد متناهی عمل را انجام دهد. هر عمل انتخاب شده توسط یک محیط احتمالی ارزیابی می شود. نتیجه ارزیابی در قالب سیگنالی مثبت یا منفی به اتوماتا داده می شود و اتوماتا از این پاسخ در انتخاب عمل بعدی تأثیر می گیرد. هدف نهایی این است که اتوماتا یاد بگیرد تا از بین اعمال خود، بهترین عمل را انتخاب کند. بهترین عمل، عملی است که احتمال دریافت پاداش از محیط را به حداکثر برساند. کارکرد LA در تعامل با محیط، در شکل ۲ مشاهده می شود.



شکل ۲: ارتباط بین اتوماتای یادگیر و محیط

از LA می توان در حل برخی از مسائل بهینه سازی مانند بهینه سازی کلونی مورچه، مسئله فروشنده دوره گرد و مسیریابی در شبکه استفاده نمود [۲۲، ۱۹، ۱۸].

### ۳-۳- اتوماتای یادگیر سلولی

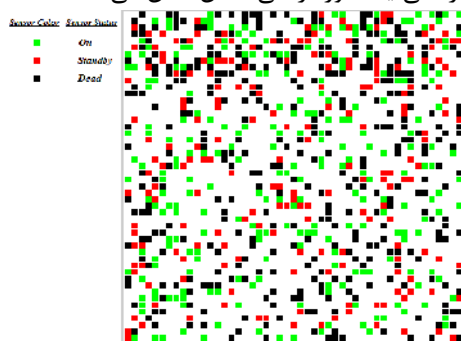
بسیاری از مسائل را نمی توان با استفاده از یک LA

تکی حل کرد، بلکه قدرت اصلی LA زمانی آشکار می شود که آنها، بصورت دسته جمعی بکار گرفته شوند. بنابراین با ترکیب دو مدل LA و CA، مدل جدیدی بنام CLA ایجاد می شود. در CLA می توان از ساختارهای مختلفی برای همسایگی استفاده نمود. در حالت کلی، هر مجموعه مرتب از سلولها را می توان به عنوان همسایه در نظر گرفت. اما معمولترین آنها، همسایگی ون نیومن، مور، اسمیت و کول می باشد که به نزدیکترین همسایگان مشهورند. ایده اصلی اتوماتای یادگیر سلولی، که زیر مجموعه ای از اتوماتای یادگیر سلولی تصادفی<sup>n</sup> محسوب می شود، استفاده از اتوماتای سلولی تصادفی برای محاسبه احتمال انتقال حالت در اتوماتای سلولی تصادفی می باشد. در هر لحظه، هر LA در CLA یک عمل از مجموعه اعمال خود را انتخاب می کند. این عمل می تواند بر اساس مشاهدات قبلی و یا بصورت تصادفی انتخاب شود. عمل انتخاب شده با توجه به اعمال انتخاب شده توسط سلولهای همسایه و قانون حاکم بر CLA پاداش داده شده و یا جریمه می شود و با توجه به آن، اتوماتا رفتار خود را تصحیح کرده و ساختار داخلی آن بهنگام می شود. معمولاً عمل بروزرسانی تمام اتوماتاها بصورت همزمان انجام می شود. بعد از بروزرسانی، هر اتوماتا در CLA دوباره یک عمل از مجموعه اعمال خود را انتخاب کرده و انجام می دهد. فرآیند انتخاب عمل و دادن پاداش و یا جریمه تا زمانی که سیستم به حالت پایدار برسد و یا یک معیار از قبل تعریف شده ای برقرار شود، ادامه می یابد. عمل بهنگام سازی ساختار اتوماتاهای موجود در CLA توسط الگوریتم یادگیری انجام می شود [۲۰، ۱۸، ۱۷].

### ۴- پروتکل CLASP

در این بخش، شرح کاملی از پروتکل CLASP ارائه می شود. در این پروتکل، تعداد حسگرهای موجود در شبکه نسبت به ابعاد آن بسیار زیاد در نظر گرفته می شود. پس از مشخص نمودن محدوده فیزیکی شبکه، حسگرها بطور تصادفی<sup>o</sup> در آن پخش می شوند. هر حسگر مجهز به یک LA است. کلیه حسگرهایی که در محدوده حسی یک گره حسگر (شعاع حسی<sup>p</sup> تعریف شده برای حسگر) می باشند، می توانند همسایه آن تلقی شده و بطور مستقیم با آن تبادل اطلاعات نمایند. اما در پروتکل CLASP تعداد همسایگان حسگر (سطح ارتباطی شبکه K) برابر دو فرض می شود، یعنی هر حسگر تنها از دو همسایه خود ورودی دریافت

می کند که این ورودیها حالات همسایگان را در طی دوره زمانی جاری نشان می دهند. در این پروتکل، فرض می شود که حسگرهای موجود در شبکه قابلیت تحرک<sup>۹</sup> ندارند. زمان فعالیت WSN نیز به بازه های زمانی یکسانی تقسیم شده و هر کدام از حسگرها در هر دوره زمانی می توانند در یکی از دو حالت On (۱) و Standby (۰) قرار گیرند. مقدار انرژی اولیه برای تمامی حسگرهای موجود در شبکه بطور یکسان تعریف می شود. در این پروتکل، هر کدام از حسگرها تا زمانی که مقداری انرژی برای انجام فعالیتهای خود در شبکه داشته باشند، در اصطلاح هنوز زنده<sup>۱</sup> بوده و در شبکه موجود خواهند بود. در اینجا می بایست به این نکته اشاره نمود که طول عمر شبکه به صورتهای مختلفی تعریف می شود. در برخی از تعاریف، مدت زمانی که طول می کشد تا انرژی اولین گره تمام شود، برابر طول عمر شبکه در نظر گرفته می شود. اما در پروتکل پیشنهادی، تا زمانی که از بین رفتن حسگرهای موجود منجر به از بین رفتن چارچوب<sup>۵</sup> شبکه نشود، همچنان شبکه می تواند به کار خود ادامه دهد. اما هنگامیکه بواسطه پایان پذیرفتن انرژی یک حسگر، منطقه ای از شبکه (که حسگر از بین رفته در آن منطقه وجود داشته است) دیگر تحت پوشش قرار نداشته باشد (یعنی نقطه کوری در شبکه ایجاد شود)، طول عمر شبکه تا آن لحظه از زمان محاسبه خواهد شد. شکل ۳، وضعیت شبکه و حسگرهای آن را طی یک دوره زمانی خاص نشان می دهد.



شکل ۳، وضعیت شبکه و حسگرهای آن طی یک دوره زمانی

هر حسگر دارای چهار استراتژی است که با انتخاب یکی از آنها در هر دوره زمانی، برای حالت خود در طی آن دوره تصمیم گیری می کند. این استراتژیها برای همه حسگرهای موجود در شبکه بطور یکسان تعریف شده اند. علت و نحوه انتخاب این قوانین به شرح زیر است:

با توجه به اینکه در پروتکل CLASP، حالت یک حسگر در هر دوره وابسته به حالت آن حسگر و دو همسایه اش در طی دوره زمانی قبلی شبکه می باشد، لذا می بایست بر اساس یک

رشته باینری بطول سه برای تعیین حالت بعدی خود تصمیم گیری نماید. بر این اساس، هشت (۲<sup>۳</sup>) ترکیب مختلف بوجود خواهد آمد. حال اگر با توجه به همه ترکیبهای هشتگانه ممکن رشته باینری، برای حالت بعدی تصمیم گیری شود، ۲<sup>۸</sup> = ۲۵۶ استراتژی بوجود خواهد آمد. اما نکته ای که می بایست در اینجا به آن توجه نمود، مسئله پوشش در WSN می باشد. در این پروتکل برای اینکه برقراری پوشش در تمامی نواحی شبکه تضمین گردد، با تعیین حالت بطور ثابت برای برخی از ترکیبهای هشتگانه، مسئله پوشش در شبکه تضمین خواهد شد.

اگر هر دو همسایه یک حسگر در طی دوره زمانی قبل برابر ۰ (Standby) باشند، حالت آن حسگر در دوره زمانی بعدی برابر ۱ (On) در نظر گرفته خواهد شد. اگر حسگر و یکی از همسایگانش در طی دوره زمانی قبل برابر ۰ باشند، حالت آن حسگر در دوره زمانی بعدی برابر ۱ در نظر گرفته خواهد شد.

همچنین بمنظور کاهش انرژی مصرفی و افزایش طول عمر شبکه، با تعیین حالت بطور ثابت برای برخی دیگر از ترکیبهای هشتگانه رشته باینری، به این مسئله نیز پرداخته می شود.

اگر هر دو همسایه یک حسگر در طی دوره زمانی قبل برابر ۱ (On) باشند، حالت آن حسگر در دوره زمانی بعدی برابر ۰ (Standby) در نظر گرفته خواهد شد.

جدول ۱، تعیین حالت برای حسگر بر اساس وضعیت حسگر و همسایگانش، با در نظر گرفتن مسئله پوشش و کاهش مصرف انرژی در WSN را نشان می دهد.

جدول ۱: تعیین حالت برای حسگر با در نظر گرفتن مسئله پوشش و کاهش مصرف انرژی در شبکه حسگر بی سیم

حالت	همسایه ۲	حسگر	همسایه ۱
1	0	0	0
1	1	0	0
1	0	1	0
×	1	1	0
1	0	0	1
0	1	0	1
×	1	1	0
0	1	1	1

بر این اساس، با توجه به اینکه برای شش ترکیب رشته باینری ورودی بطور ثابت تصمیم گیری می شود، از تعداد استراتژیهای ممکن کاسته شده و از آنجاییکه از بین ترکیبهای هشتگانه رشته باینری برای دو ترکیب باقی مانده دیگر، تعیین

حالت ثابتی صورت نمی‌پذیرد (که در جدول، حالت آنها با نماد  $\times$  نشان داده شده است)، بطور کلی چهار ( $2^2=4$ ) استراتژی برای ترکیبهای هشتگانه رشته باینری بوجود می‌آید. جدول ۲، نحوه انتخاب استراتژیهای چهارگانه حسگرها را نشان می‌دهد.

جدول ۲: نحوه انتخاب استراتژیهای چهارگانه حسگرها

قانون	1	1	1	1	0	0	0	0
23	1	1	1	1	0	1	0	0
31	1	1	1	1	1	0	0	0
87	1	1	1	0	1	0	1	0
95	1	1	1	1	1	0	1	0

جدول ۳، تعیین حالت بعدی برای هر حسگر بر اساس انتخاب قانون ۹۵ و اعمال آن بر روی رشته باینری ورودی را نشان می‌دهد.

جدول ۳: تعیین حالت برای هر حسگر با اعمال قانون ۹۵

بر روی رشته باینری

000	001	010	011	100	101	110	111
1	1	1	1	1	0	1	0

در ابتدای هر دوره زمانی هر حسگر موجود در WSN که هنوز زنده است (یعنی مقدار انرژی باقیمانده آن کمتر از حد آستانه<sup>۴</sup> انرژی نباشد)، می‌بایست وضعیت خود را در طی آن دوره مشخص نماید، بطوریکه بر اساس حالت خود و همسایگانش در دوره زمانی قبل، در یکی از دو وضعیت On یا Standby قرار می‌گیرد. البته در شروع بکار شبکه، با توجه به اینکه هنوز هیچکدام از حسگرها پیشینه‌ای از وضعیت خود و همسایگانشان را ندارند، وضعیت همه آنها بطور تصادفی تعیین می‌گردد.

انتخاب استراتژی توسط هر حسگر در هر دوره زمانی می‌تواند بر اساس یکی از روشهای چرخ رولت<sup>۵</sup>، رتبه‌بندی<sup>۶</sup> و یا تورنمنت<sup>۷</sup> از بین قوانین چهارگانه صورت بپذیرد. رابطه زیر، برای تعیین حالت بعدی هر حسگر بکار گرفته می‌شود:

$$S_i(t+1) = F_i^j(S_i(t), S_{k1}(t), S_{k2}(t)) \quad (1-4)$$

که در این رابطه،  $S_i(t)$ ،  $S_{k1}(t)$  و  $S_{k2}(t)$  حالت حسگر  $i$  ام و همسایگان آن در طی دوره زمانی قبلی (لحظه  $t$ ) می‌باشند و  $F_i^j$ ،  $j = 1, \dots, 4$ ، تابعی منطقی است که حالت حسگر  $i$  ام را بر اساس استراتژی انتخابی اش (استراتژی  $j$  ام) در هر دوره زمانی (لحظه  $t + 1$ ) تعیین می‌کند.

هر حسگر همواره مقدار انرژی باقیمانده خود را بررسی نموده و اگر سطح انرژی اش کمتر از حد آستانه انرژی (که در ابتدا برای همه حسگرها تعریف شده است) باشد، از بین خواهد رفت.

اما پیش از آن، می‌بایست برای همه همسایگانش پیامی را ارسال نموده و آنها را از وضع خود آگاه سازد. هر یک از همسایگان نیز با دریافت پیامی مبنی بر مرگ یک حسگر، همسایگی خود را بروز رسانی می‌کنند و مسئله پوشش را در منطقه‌ای از شبکه که حسگر مرده در آنجا قرار داشته است، بررسی می‌نمایند.

در پروتکل CLASP، به حسگرها در هر دوره زمانی پاداش داده شده یا اینکه جریمه می‌شوند. پاداش و جریمه در قالب تغییر احتمالات استراتژیهای حسگر بوده و که منجر به افزایش یا کاهش احتمال انتخاب هر کدام از استراتژیهای آن خواهد شد. در این پروتکل، مبنای پاداش و یا جریمه، میزان انرژی باقیمانده حسگر در هر دوره زمانی و میانگین سطح انرژی همه حسگرها در طی آن دوره در شبکه بوده و به قرار زیر است:

اگر باقیمانده انرژی یک حسگر در طی یک دوره زمانی از میانگین سطح انرژی شبکه در آن دوره بیشتر باشد:

**الف)** اگر حسگر در طی آن دوره در حالت On قرار گرفته باشد برنده بوده و احتمال استراتژی انتخابیش افزایش می‌یابد.  
**ب)** اگر حسگر در آن دوره در حالت Standby قرار داشته باشد بازنده بوده و احتمال استراتژی انتخابیش کاهش خواهد یافت.  
 اگر باقیمانده انرژی یک حسگر از میانگین سطح انرژی شبکه در آن دوره کمتر باشد:

**الف)** اگر حسگر در طی آن دوره در حالت Standby قرار گرفته باشد برنده بوده و احتمال استراتژی انتخابیش افزایش می‌یابد.

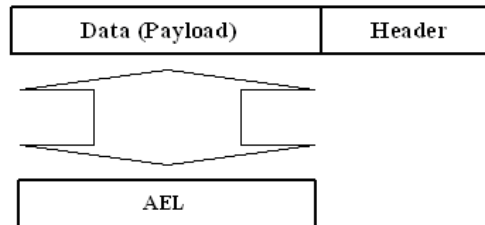
**ب)** اگر حسگر در آن دوره در حالت On قرار داشته باشد بازنده بوده و احتمال استراتژی انتخابیش کاهش خواهد یافت.

با ادامه این روند در دوره‌های زمانی بعدی، بتدریج احتمال استراتژیهای موفق هر یک از حسگرها بیشتر شده و احتمال انتخاب آنها افزایش خواهد یافت و با روند یادگیری بوجود آمده حسگرها بیشتر به سمت استراتژیهای برنده خود سوق خواهند یافت. اما می‌بایست به این نکته اشاره نمود که با توجه به محلی بودن ارتباطات و درک محدود هر یک از حسگرها از شبکه، اینکه یک حسگر بتواند در هر دوره متوسط سطح انرژی در شبکه را تشخیص دهد، بعنوان یک چالش در پروتکل CLASP مطرح است. زیرا هر کدام از حسگرها، هیچ شناخت روشنی از تعداد حسگرهای دیگر موجود در شبکه و میزان انرژی باقیمانده هر یک از آنها در طی دوره زمانی را ندارند. لذا در هر دوره قبل از دادن پاداش یا جریمه به استراتژی انتخابی هر حسگر و پیش از

پیام های دریافتی توسط گره مرکزی در طی آن دوره قابل محاسبه می باشد.

پس از محاسبه میانگین سطح انرژی شبکه، می بایست آنرا به همه حسگرهای زنده موجود گزارش داد. لذا در اینجا گره مرکزی، با همه پخش<sup>y</sup> نمودن پیام زیر، میانگین سطح انرژی شبکه را به اطلاع تمامی گره های موجود می رساند. بطور کلی بخش داده در پیام مورد استفاده در مکانیزم ELMP برای اعلام میانگین سطح انرژی شبکه از طرف گره مرکزی به تمامی حسگرهای زنده موجود در شبکه، دارای ساختار زیر می باشد:

رشته ای باینری بنام AEL که میانگین سطح انرژی در شبکه حسگر بی سیم را در طی دوره زمانی جاری نشان می دهد. شکل ۵، ساختار کلی پیام بکار گرفته شده در پروتکل ELMP برای اعلام میانگین سطح انرژی شبکه از طرف گره مرکزی به تمامی حسگرهای زنده موجود در شبکه را نشان می دهد.



شکل ۵: پیام بکار رفته در پروتکل ELMP برای اعلام میانگین سطح انرژی شبکه از طرف گره مرکزی به همه حسگرها

حال هر یک از حسگرهای زنده شبکه با دریافت پیام فوق و با اجرای الگوریتم یادگیری تقویتی مورد استفاده در پروتکل CLASP، استراتژی خود در طی آن دوره زمانی را پاداش داده یا جریمه می کنند.

#### ۴-۲- الگوریتم یادگیری تقویتی پیشنهادی

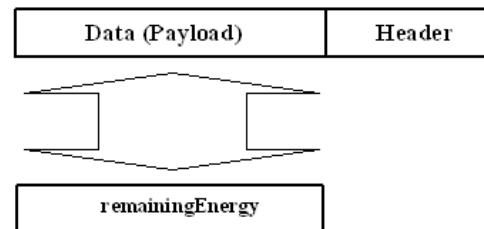
در پروتکل CLASP می توان از روشهای مختلفی برای استقرار اولیه حسگرها در شبکه استفاده نمود، با توجه به کاربردهای متنوع WSN، اگر از توزیع یکنواخت حسگرها در شبکه استفاده شود، می توان از مدل اتوماتای یادگیر سلولی منظم<sup>z</sup> برای شبکه حسگر استفاده کرد. اما اگر با توجه به برخی کاربردها از توزیع تصادفی حسگرها در شبکه استفاده گردد، از آنجاییکه گره ها در نقاط کاملاً تصادفی قرار می گیرند و نمی توان ساختار منظمی را برای چینش آنها در نظر گرفت، می توان از مدل اتوماتای یادگیر سلولی نامنظم<sup>aa</sup> برای شبکه حسگر استفاده نمود که عملکرد این نوع از اتوماتاها همانند اتوماتای یادگیر سلولی است و تنها تفاوت آنها در

آنکه حسگرهایی که وضعیت خود را در حالت Standby در نظر گرفته اند از طریق خاموش نمودن گیرنده و فرستنده (رادیو) خود به منظور ذخیره سازی انرژی به این حالت وارد شوند، می بایست تمامی حسگرهای موجود با اجرای همزمان پروتکلی بنام ELMP<sup>x</sup>، پیام مورد استفاده در این مکانیزم را به گره مرکزی ارسال کنند.

#### ۴-۱- پروتکل ELMP

در هر دوره زمانی می بایست تمامی حسگرهای زنده موجود در شبکه با اجرای همزمان پروتکلی بنام ELMP، پیامی که ساختار آن در ادامه معرفی می گردد را بمنظور تعیین متوسط سطح انرژی شبکه به گره مرکزی ارسال کنند. بطور کلی بخش داده در پیام مورد استفاده در پروتکل ELMP برای اعلام باقیمانده انرژی هر حسگر به گره مرکزی، دارای ساختار زیر می باشد:

رشته ای باینری بنام remainingEnergy که باقیمانده انرژی حسگر در طی دوره زمانی جاری را نشان می دهد. شکل ۴، ساختار کلی پیام بکار گرفته شده در پروتکل ELMP برای اعلام باقیمانده انرژی حسگرها به گره مرکزی را نشان می دهد.



شکل ۴: پیام بکار رفته در پروتکل ELMP برای اعلام باقیمانده انرژی حسگر به گره مرکزی

در ابتدای هر دوره زمانی، پس از اینکه هر حسگر حالت خود را در آن دوره تعیین نمود، می بایست باقیمانده انرژی خود را بوسیله پیامی که ساختار آن در فوق اشاره شده است، به گره مرکزی ارسال کند. گره مرکزی نیز با دریافت پیام از تمامی حسگرهای زنده، اقدام به محاسبه میانگین سطح انرژی شبکه در آن دوره (AEL(t)) از طریق رابطه زیر می نماید:

$$AEL(t) = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N remainingEnergy_i(t) \quad (2-4)$$

که در این رابطه remainingEnergy<sub>i</sub>(t)، باقیمانده انرژی حسگر iام در طی دوره زمانی (لحظه t) بوده و N، تعداد حسگرهای زنده موجود در شبکه طی دوره زمانی بوده که از طریق تعداد

چگونگی تعریف همسایه ها می باشد.

محیط دریافت نماید، احتمال عمل انتخاب شده خود  $(P_i(n))$  را کاهش و احتمال سایر اعمالش را افزایش می دهد.

در هر حال، تغییرات به گونه ای صورت می گیرد که حاصل جمع  $P_i(n)$  ها همواره ثابت و مساوی یک باقی بماند. تغییر احتمال اعمال اتوماتای یادگیر حسگرها بصورت روابط زیر می باشد.

الف- پاسخ مطلوب از محیط

$$p_i(n+1) = p_i(n) + \sum_{\substack{j=1 \\ j \neq i}}^r f_j[p_j(n)]$$

$$p_j(n+1) = p_j(n) - f_j[p_j(n)] \quad \forall j, j \neq i \quad (4-4)$$

ب- پاسخ نامطلوب از محیط

$$p_i(n+1) = p_i(n) - \sum_{\substack{j=1 \\ j \neq i}}^r g_j[p_j(n)]$$

$$p_j(n+1) = p_j(n) + g_j[p_j(n)] \quad \forall j, j \neq i \quad (5-4)$$

توابع  $f_i$  و  $g_j$  دو تابع غیر منفی هستند که بترتیب توابع پاداش و جریمه نامیده می شوند و بصورت زیر تعریف می شوند:

$$f_j[p_j(n)] = ap_j(n) \quad 0 < a < 1 \quad (6-4)$$

$$g_j[p_j(n)] = \frac{b}{r-1} - bp_j(n) \quad 0 \leq b < 1 \quad (7-4)$$

که در آن  $r$  تعداد اعمال اتوماتا،  $a$  پارامتر پاداش و  $b$  پارامتر جریمه می باشند. با استفاده از روابط (4-6) و (4-7) شکل عمومی الگوریتم یادگیری تقویتی بکار رفته در پروتکل پیشنهادی بصورت زیر خواهد بود:

اگر در تکرار  $n$  شبکه عمل  $\alpha_i$  توسط اتوماتای حسگر انتخاب شده باشد، سپس در تکرار  $n+1$  شبکه خواهیم داشت:

الف- پاسخ مطلوب از محیط

$$p_i(n+1) = p_i(n) + a[1 - p_i(n)]$$

$$p_j(n+1) = (1-a)p_j(n) \quad \forall j, j \neq i \quad (8-4)$$

ب- پاسخ نامطلوب از محیط

$$p_i(n+1) = (1-b)p_i(n)$$

$$p_j(n+1) = \frac{b}{r-1} + (1-b)p_j(n) \quad \forall j, j \neq i \quad (9-4)$$

در نتیجه، نحوه دادن پاداش یا جریمه به استراتژی انتخابی حسگر توسط الگوریتم یادگیری تقویتی مورد استفاده در پروتکل زمانبندی CLASP در هر دوره زمانی بصورت زیر خواهد بود:

مدل اتوماتای یادگیر سلولی بکار گرفته شده در پروتکل زمانبندی CLASP چه از نوع منظم باشد و چه از نوع نامنظم، در آن هر یک از حسگرهای موجود در شبکه مجهز به یک اتوماتای یادگیر تصادفی با ساختار متغیر می باشند که در آن احتمال اعمال اتوماتا در هر تکرار بر اساس الگوریتم یادگیری بروز می شوند. در واقع اتوماتای هر حسگر بصورت یک State- Automata output در نظر گرفته می شود که خروجی آن معادل با وضعیت داخلی اش است. وضعیت داخلی اتوماتا (حسگر) در لحظه  $n$ ،  $(O(n))$  با بردار احتمال اعمال اتوماتا<sup>bb</sup>،  $P(n)$  که در زیر آمده است نشان داده می شود،

$$P(n) \equiv \{p_1(n), p_2(n), \dots, p_r(n)\}$$

$$\sum_{i=1}^r p_i(n) = 1, \quad \forall n, \quad p_i(n) = \text{Prob}[\alpha(n) = \alpha_i] \quad (3-4)$$

لازم به ذکر است که در آغاز فعالیت WSN، احتمال اعمال اتوماتای هر کدام از حسگرها با هم برابر و مساوی  $\frac{1}{r}$  می باشند (که  $r$  تعداد عملهای اتوماتا است).

محیط شبکه در پروتکل پیشنهادی توسط سه تایی  $E \equiv \{\alpha, \beta, c\}$  نشان داده می شود که در آن  $\alpha \equiv \{\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_r\}$  مجموعه ورودیهای محیط،  $\beta \equiv \{\beta_1, \beta_2, \dots, \beta_m\}$  مجموعه خروجیهای محیط و  $c \equiv \{c_1, c_2, \dots, c_r\}$  مجموعه احتمالات جریمه می باشد. ورودی محیط شبکه حسگر بی سیم یکی از  $r$  عمل انتخاب شده توسط حسگر است. خروجی (پاسخ) محیط شبکه به عمل  $\alpha_i$  انتخاب شده توسط حسگر با  $\beta_i$  نشان داده می شود. از آنجاییکه در پروتکل CLASP پاسخ محیط شبکه به حسگرها یک پاسخ دودویی می باشد، لذا محیط شبکه حسگر را محیط مدل  $c^c_P$  در نظر می گیریم. بطور کلی مکانیزم دادن پاداش و جریمه الگوریتم یادگیری تقویتی مورد استفاده در پروتکل زمانبندی CLASP بصورت زیر است:

اگر اتوماتای یادگیر تصادفی حسگر در تکرار  $n$  شبکه، یکی از اعمال خود مانند  $\alpha_i$  را انتخاب کند و یک پاسخ مطلوب<sup>dd</sup> از محیط دریافت نماید، احتمال عمل انتخاب شده خود  $(P_i(n))$  را افزایش و احتمال سایر اعمالش را کاهش می دهد.

اگر اتوماتای یادگیر تصادفی حسگر در تکرار  $n$  شبکه، یکی از اعمال خود مانند  $\alpha_i$  را انتخاب کند و یک پاسخ نامطلوب<sup>ee</sup> از



اگر  $\text{remainingEnergy} \geq \text{AEL}$  باشد، بمنزله دریافت پاسخ مطلوب از محیط شبکه خواهد بود و طبق رابطه ۴-۸، استراتژی انتخابی حسگر در طی آن دوره پاداش گرفته و سایر استراتژیهای آن جریمه می‌شوند.

اگر  $\text{remainingEnergy} < \text{AEL}$  باشد، بمنزله دریافت پاسخ نامطلوب از محیط شبکه خواهد بود و طبق رابطه ۴-۹، استراتژی انتخابی حسگر در طی آن دوره جریمه شده و سایر استراتژیهای آن پاداش می‌گیرند.

مقادیر پارامترهای پاداش و جریمه در الگوریتم یادگیری تقویتی بصورت زیر تعیین می‌شوند:

اگر مقدار  $|\text{AEL}(t) - \text{remainingEnergy}(t)|$  در بازه  $[0, \frac{\text{AEL}(\theta)}{3}]$  باشد، پارامتر پاداش ( $a$ ) دارای کمترین مقدار ( $a_{\text{low}}$ ) و پارامتر جریمه ( $b$ ) نیز دارای کمترین مقدار ( $b_{\text{low}}$ ) در الگوریتم یادگیری می‌باشند. مقدار  $\text{AEL}(t)$  (متوسط سطح انرژی شبکه در یک دوره زمانی)، برابر مقدار فیلد  $\text{AEL}$  در پیام ارسالی از طرف گره مرکزی به همه حسگرها می‌باشد که از طریق رابطه (۴-۲) توسط گره مرکزی محاسبه می‌شود.  $\text{remainingEnergy}(t)$  نیز باقیمانده انرژی حسگر در دوره زمانی (لحظه  $t$ ) است. در نتیجه الگوریتم یادگیری برابر است با:

**الف- پاسخ مطلوب از محیط**

$$\begin{aligned} p_i(n+1) &= p_i(n) + a_{\text{low}}[1 - p_i(n)] \\ p_j(n+1) &= (1 - a_{\text{low}})p_j(n) \quad \forall j, j \neq i \end{aligned} \quad (10-4)$$

**ب- پاسخ نامطلوب از محیط**

$$\begin{aligned} p_i(n+1) &= (1 - b_{\text{low}})p_i(n) \\ p_j(n+1) &= \frac{b_{\text{low}}}{r-1} + (1 - b_{\text{low}})p_j(n) \quad \forall j, j \neq i \end{aligned} \quad (11-4)$$

اگر مقدار  $|\text{AEL}(t) - \text{remainingEnergy}(t)|$  در بازه  $[\frac{\text{AEL}(\theta)}{3}, \frac{2\text{AEL}(\theta)}{3}]$  باشد، پارامتر پاداش دارای یک مقدار متوسط ( $a_{\text{med}}$ ) و پارامتر جریمه نیز دارای مقداری متوسط ( $b_{\text{med}}$ ) در الگوریتم یادگیری می‌باشند. در نتیجه الگوریتم یادگیری برابر است با:

**الف- پاسخ مطلوب از محیط**

$$\begin{aligned} p_i(n+1) &= p_i(n) + a_{\text{med}}[1 - p_i(n)] \\ p_j(n+1) &= (1 - a_{\text{med}})p_j(n) \quad \forall j, j \neq i \end{aligned} \quad (12-4)$$

**ب- پاسخ نامطلوب از محیط**

$$\begin{aligned} p_i(n+1) &= (1 - b_{\text{med}})p_i(n) \\ p_j(n+1) &= \frac{b_{\text{med}}}{r-1} + (1 - b_{\text{med}})p_j(n) \quad \forall j, j \neq i \end{aligned} \quad (13-4)$$

اگر  $|\text{AEL}(t) - \text{remainingEnergy}(t)| \geq \frac{2\text{AEL}(\theta)}{3}$  باشد، پارامتر پاداش دارای بیشترین مقدار ( $a_{\text{high}}$ ) و پارامتر جریمه نیز

دارای بیشترین مقدار ( $b_{\text{high}}$ ) در الگوریتم یادگیری می‌باشند. در نتیجه الگوریتم یادگیری برابر است با:

**الف- پاسخ مطلوب از محیط**

$$\begin{aligned} p_i(n+1) &= p_i(n) + a_{\text{high}}[1 - p_i(n)] \\ p_j(n+1) &= (1 - a_{\text{high}})p_j(n) \quad \forall j, j \neq i \end{aligned} \quad (14-4)$$

**ب- پاسخ نامطلوب از محیط**

$$\begin{aligned} p_i(n+1) &= (1 - b_{\text{high}})p_i(n) \\ p_j(n+1) &= \frac{b_{\text{high}}}{r-1} + (1 - b_{\text{high}})p_j(n) \quad \forall j, j \neq i \end{aligned} \quad (15-4)$$

## ۵- نتایج تجربی

در این بخش، نتایج بدست آمده از شبیه سازی پروتکل زمانبندی پیشنهادی در WSN، ارائه می‌شود. نرم افزار مورد استفاده برای شبیه سازی نحوه عملکرد پروتکل CLASP، شبیه ساز  $\text{GloMoSim}^{\text{ff}}$  می‌باشد.

آزمایش اول

هدف از انجام این آزمایش، بررسی تأثیر میزان پارامترهای جریمه و پاداش بر نرخ مرگ حسگرها در شبکه در پروتکل CLASP می‌باشد. همانطور که پیشتر گفته شده است، براساس مقادیر مختلفی که برای پارامترهای یادگیری  $a$  و  $b$  در محیط شبکه‌ای مدل  $P$  در نظر گرفته می‌شود، الگوریتم‌های یادگیری مختلفی مانند  $L_{\text{RP}}$ ،  $L_{\text{REP}}$  و  $L_{\text{RI}}$  بدست می‌آید. در این آزمایش، در ابتدا روش یادگیری جریمه پاداش خطی مورد استفاده قرار می‌گیرد و در آن مقدار ضرایب  $a_{\text{low}}$  و  $b_{\text{low}}$  برابر ۰٫۱ در نظر گرفته شده و سپس نرخ مرگ حسگرها به ازای مقادیر مختلف  $a_{\text{high}}$  و  $b_{\text{high}}$  مورد بررسی قرار می‌گیرد. در اینجا می‌بایست به این نکته اشاره نمود که مقادیر ضرایب  $a_{\text{med}}$  و  $b_{\text{med}}$  همواره از طریق رابطه زیر بدست می‌آید.

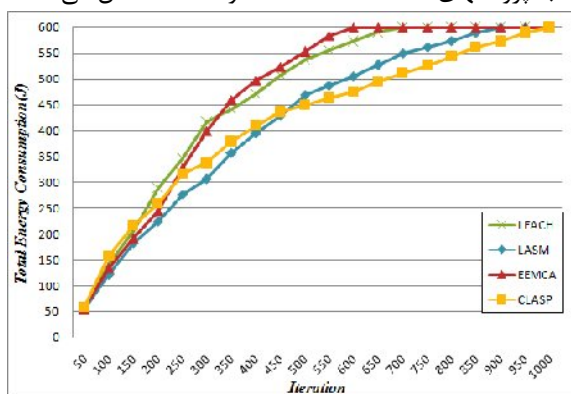
(۱-۵)

$$\begin{aligned} a_{\text{med}} &= \frac{a_{\text{high}} + a_{\text{low}}}{2} \\ b_{\text{med}} &= \frac{b_{\text{high}} + b_{\text{low}}}{2} \end{aligned}$$

نمودار ۱، نرخ مرگ حسگرها را به ازای مقادیر مختلف  $a_{\text{high}}$  و  $b_{\text{high}}$  در روش یادگیری جریمه پاداش خطی ( $L_{\text{RP}}$ )، نشان می‌دهد.

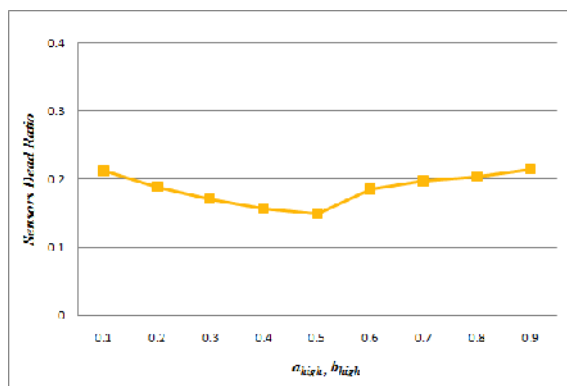


گرفته می شود. زمان کل شبیه سازی ۲۰ دقیقه بوده که این زمان به دوره های تناوب با طول  $T = 100000000$  نانو ثانیه تقسیم شده است. انرژی اولیه همه گره ها ۵ ژول می باشد. الگوریتم یادگیری تقویتی مورد استفاده حسگرها با روش LRP بوده که در آن ضرایب  $a_{high}$  و  $b_{high}$  برابر ۰.۵،  $a_{med}$  و  $b_{med}$  برابر ۰.۳ و  $a_{low}$  و  $b_{low}$  برابر ۰.۱ در نظر گرفته می شوند. همچنین در این مرحله از شبیه سازی، تمامی حسگرها استراحتی خود در هر دوره زمانی را با روش چرخ رولت انتخاب می کنند. در این آزمایش، مصرف انرژی کل حسگرها در پروتکل CLASP در هر لحظه محاسبه و با مصرف انرژی کل حسگرها در پروتکل های EEMCA، LEACH و LASM مقایسه می شود. این مقادیر بطور میانگین و در هر ۱۰ دوره زمانی شبکه محاسبه شده اند. نمودار ۳، میزان مصرف انرژی کل حسگرها را برحسب دوره های زمانی متوالی شبکه حسگر بی سیم در پروتکل CLASP نسبت به پروتکل های EEMCA، LEACH و LASM نشان می دهد.



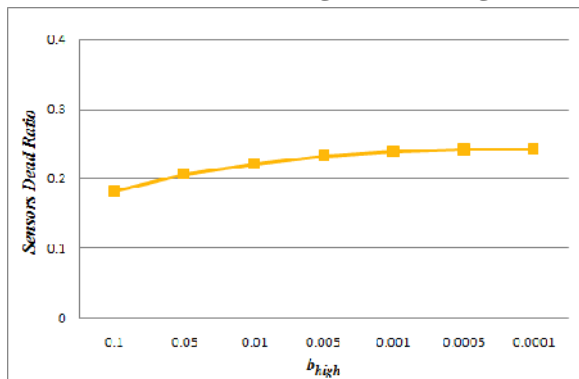
نمودار ۳: میزان مصرف انرژی تمامی حسگرها برحسب دوره های زمانی متوالی شبکه حسگر بی سیم در پروتکل CLASP نسبت به پروتکل های EEMCA، LEACH و LASM

حال برای بررسی صحت آزمایش فوق با تکرار آن، اینبار میزان باقیمانده انرژی کل حسگرها در شبکه را در هر لحظه بررسی می کنیم. تمامی شرایط در این آزمایش مشابه با آزمایش اول می باشد، فقط انرژی اولیه تمامی حسگرها در آزمایش جدید برابر ۲ ژول در نظر گرفته می شود. مقادیر بدست آمده برای باقیمانده انرژی کل حسگرها در این آزمایش نیز بطور میانگین و در هر ۱۰ دوره زمانی شبکه محاسبه شده است. نمودار ۴، میزان باقیمانده انرژی کل حسگرها را برحسب دوره های متوالی شبکه حسگر بی سیم در پروتکل CLASP نسبت به پروتکل های EEMCA، LEACH و LASM نشان می دهد.



نمودار ۴: نرخ مرگ حسگرها به ازای مقادیر مختلف  $a_{high}$  و  $b_{high}$  در روش یادگیری جریمه پاداش خطی (LRP)

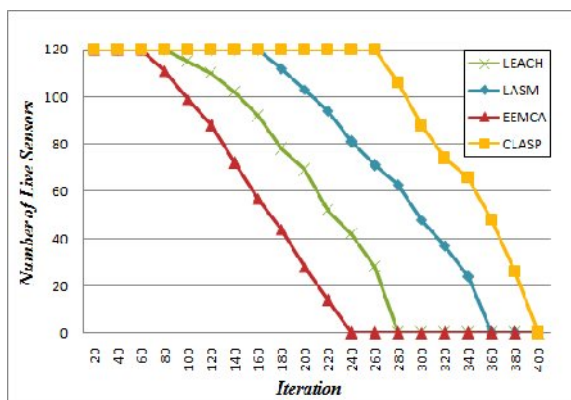
همانطور که پیشتر بیان شد، اگر مقدار پارامتر جریمه (b) چندین برابر از مقدار پارامتر پاداش (a) کوچکتر باشد، در اینصورت روش یادگیری حاصل را روش جریمه جزیی پاداش خطی گویند. در این مرحله از آزمایش، با استفاده از این روش مساله بالا را حل نموده، آنگاه نتایج حاصل را با نتایج روش قبلی (جریمه پاداش خطی) مقایسه می کنیم. در این آزمایش مقدار  $a_{high}$  را برابر ۰.۵ در نظر گرفته و آزمایش را برای مقادیر مختلف  $b_{high}$  انجام می دهیم. نمودار ۵، نرخ مرگ حسگرها به ازای مقادیر مختلف  $b_{high}$  را در روش یادگیری جریمه جزیی پاداش خطی ( $L_{REP}$ ) نشان می دهد.



نمودار ۵: نرخ مرگ حسگرها به ازای مقادیر مختلف  $b_{high}$  در روش یادگیری جریمه جزیی پاداش خطی ( $L_{REP}$ )

آزمایش دوم

در این آزمایش، نحوه مصرف انرژی حسگرها بررسی شده است. در تمام شبیه سازیهای صورت گرفته در این مرحله، تعداد گره های موجود در شبکه حسگر برابر ۱۲۱ گره در نظر گرفته شده و این تعداد گره بصورت تصادفی در ناحیه مورد نظر پخش شده اند. شعاع حسی هر گره در شبکه حسگر برابر ۲۵۰ متر و ابعاد شبکه نیز، ۷۵۰ متر در ۷۵۰ متر در نظر گرفته شده است. گره شماره صفر در تمام شبیه سازیها برابر گره مرکزی در نظر

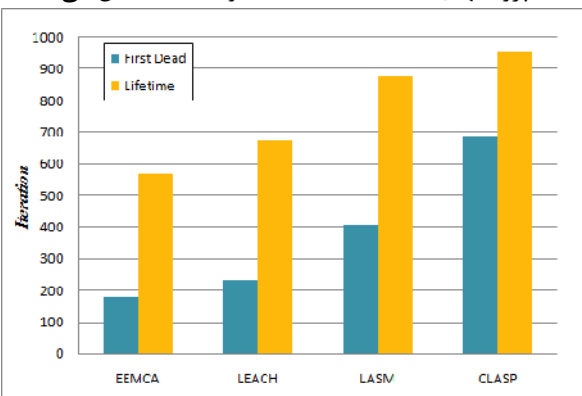


نمودار ۶: تعداد حسگرهای زنده برحسب دوره‌های زمانی متوالی شبکه حسگر بی‌سیم

آزمایش چهارم:

هدف از انجام این مرحله از آزمایش، محاسبه طول عمر شبکه حسگر بی‌سیم در روش پیشنهادی و مقایسه آن با روشهای دیگر می‌باشد. ذکر این نکته حائز اهمیت است که در شبیه‌سازیهای انجام شده دو پارامتر زمان از بین رفتن اولین حسگر و طول عمر شبکه حسگر بی‌سیم (برطبق تعریفی که از طول عمر شبکه در پروتکل پیشنهادی ارائه شده است) مورد بررسی قرار گرفته است.

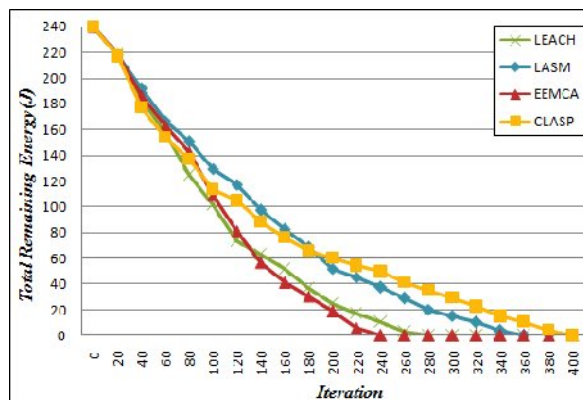
تمامی شرایط در این آزمایش مشابه با آزمایش دوم می‌باشد. نمودار ۷، زمان از بین رفتن اولین حسگر و طول عمر شبکه حسگر بی‌سیم را در روش زمانبندی پیشنهادی CLASP نسبت به پروتکل‌های EEMCA، LEACH و LASM نشان می‌دهد.



نمودار ۷: زمان از بین رفتن اولین حسگر و طول عمر شبکه حسگر بی‌سیم در پروتکل CLASP نسبت به روشهای EEMCA، LEACH و LASM

## ۶- نتیجه گیری

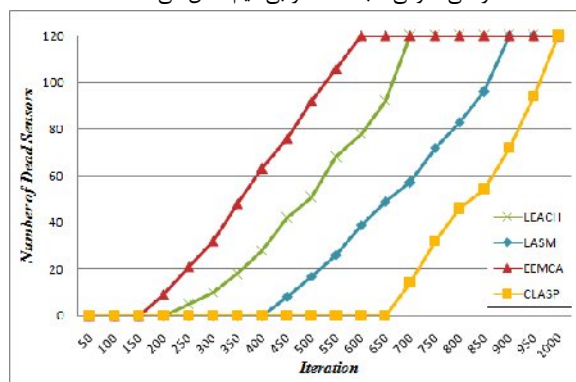
با توجه به نتایج بدست آمده از آزمایشات فوق می‌توان دریافت که در روش CLASP، ماکزیمم و مینیمم انرژی باقیمانده حسگرها در هر دوره زمانی به مقدار میانگین انرژی نزدیکتر است



نمودار ۴: میزان باقیمانده انرژی همه حسگرها برحسب دوره‌های زمانی متوالی شبکه حسگر بی‌سیم در پروتکل CLASP نسبت به پروتکل‌های LEACH، EEMCA و LASM

آزمایش سوم

در این آزمایش تعداد حسگرهایی که از شبکه خارج شده و انرژی آنها به اتمام رسیده است بررسی می‌شوند. تمامی شرایط در این آزمایش مشابه با آزمایش دوم می‌باشد. نمودار ۵، تعداد حسگرهای مرده را برحسب دوره‌های زمانی متوالی شبکه حسگر بی‌سیم نشان می‌دهد.



نمودار ۵: تعداد حسگرهای مرده برحسب دوره‌های زمانی متوالی شبکه حسگر بی‌سیم

حال برای بررسی صحت آزمایش فوق با تکرار آن، اینبار تعداد حسگرها زنده موجود در شبکه را در هر لحظه بررسی می‌کنیم. تمامی شرایط در این آزمایش مشابه با آزمایش دوم می‌باشد. نمودار ۶، تعداد حسگرهای زنده موجود در شبکه را برحسب دوره‌های زمانی متوالی شبکه حسگر بی‌سیم نشان می‌دهد.

- [9] Beigy H., Meybodi M. R.; "A Dynamic Channel Assignment Algorithm: A Cellular Learning Automata Approach"; Proceedings of The 2nd Workshop on Information Technology & It's Disciplines, pp. 218-231, Kish Island, Iran, February 24-26, 2004.
- [10] Meybodi M. R., Beigy H., Taherkhani M.; "Cellular Learning Automata and Its Applications"; *Journal of Science and Technology*, University of Sharif, No. 25, pp. 54-77, Autumn/Winter 2003-2004.
- [11] Meybodi M. R., Kharazmi M. R.; "Cellular Learning Automata and Its Application to Image Processing"; *Journal of Amirkabir*, Vol. 14, No. 56A, pp. 1101-1126, 2004.
- [12] Meybodi M. R., Kharazmi M. R.; "Image Restoration Using Cellular Learning Automata"; in *Proceedings of the Second Iranian Conference on Machine Vision, Image Processing and Applications*, Tehran, Iran, pp. 261-270, 2003.
- [13] Meybodi M. R., Khojaste M. R.; "Application of Cellular Learning Automata in Modeling of Commerce Networks"; in *Proceedings of 6th Annual International Computer Society of Iran Computer Conference CSICC2001*, Isfahan, Iran, pp. 284-295, 2001.
- [14] Meybodi M. R., Mehdipour F.; "VLSI Placement Using Cellular Learning Automata"; in *Proceedings of 8th Annual International Computer Society of Iran Computer Conference CSICC2001*, Mashhad, Iran, pp. 195-203, 2003.
- [15] Meybodi, M. R., and Taherkhani, M.; "Application of Cellular Learning Automata to Modeling of Rumor Diffusion"; in *Proceedings of 9th Conference on Electrical Engineering, Power and Water institute of Technology*, Tehran, Iran, pp. 102-110, May 2001.
- [16] Meybodi M. R., Beigy H., Taherkhani M.; "Cellular Learning Automata"; in *Proceedings of 6th Annual International Computer Society of Iran Computer Conference CSICC2001*, Isfahan, Iran, pp. 153-163, 2001.
- [17] A. Meybodi M. R. and B. Beigy H. and C. Taherkhani M.; "Cellular Learning Automata"; In *Proceedings of 6th Annual International Computer Society of Iran Computer Conference CSICC2001*, Isfahan, Iran, pp. 153-163, 2001.
- [18] A. Meybodi M. R. and B. Beigy H. and C. Taherkhani M.; "Cellular Learning Automata and Its Applications"; *Journal of Science and Technology*, University of Sharif, No. 25, pp. 54-77, Autumn/Winter 2003-2004.
- [19] A. Thathachar M. A. L.; "Varieties of Learning Automata: An Overview"; *IEEE Transactions on Systems, MAN, and Cybernetics—PART B: Cybernetics*, Vol. 32, NO. 6, December 2002.
- [20] A. Beigy H. and B. Meybodi M. R.; "A Mathematical Framework for Cellular Learning Automata"; *Advances on Complex Systems*, Vol. 7, No. 3, pp. 1-25, 2004.
- [21] A. Meybodi M. R. and B. Kharazmi M. R.; "Cellular Learning Automata and Its Application to Image Processing"; *Journal of Amirkabir*, Vol. 14, No. 56A, pp. 1101-1126, 2004.
- [22] A. Esnaashari M. and B. Meybodi M. R.; "Dynamic Point Coverage in Wireless Sensor Networks: A Learning Automata Approach"; *Springer Verlag, Proceedings of 13th International CSI Computer Conference of Iran*, Kish Island, Iran, pp. 758-762, 2008.

<sup>a</sup> Ad Hoc Networks

<sup>b</sup> Wireless Sensor Networks

<sup>c</sup> Lifetime

<sup>d</sup> Scheduling

<sup>e</sup> Minority game and Cellular learning automata based Scheduling Protocol

<sup>f</sup> Cellular Learning Automata

<sup>g</sup> Learning Automata

<sup>h</sup> Backbone

<sup>i</sup> Multi-Hop

<sup>j</sup> Sink

<sup>k</sup> Reinforcement Learning

<sup>l</sup> Cellular Automata

<sup>m</sup> Synchronous

که این نشان‌دهنده توزیع بهتر مصرف انرژی در روش پیشنهادی است. درحالیکه در روشهای دیگر مورد آزمایش، مصرف انرژی بخوبی در بین حسگرها توزیع نشده است و درحالیکه بعضی از حسگرها انرژی نزدیک به مقدار اولیه خود را دارند، انرژی حسگرهای دیگر به اتمام رسیده است.

بطور کلی روشهای زمانبندی مورد مقایسه با روش پیشنهادی در این آزمایش، توجه چندانی به انرژی باقیمانده حسگرها در بکارگیری آنها در شبکه نمی نمایند که این منجر به اتلاف بیشتر انرژی در شبکه شده و در نتیجه مرگ حسگرها در این روشها نسبت به روش CLASP خیلی زودتر آغاز می شود. درحالیکه در روش پیشنهادی اختلاف انرژی حسگرها کنترل شده بوده و سطح انرژی آنها بطور متوازن تری کاهش می یابد و بدلیل مصرف نسبتا یکسان انرژی حسگرها، مرگ آنها دیرتر آغاز می شود. البته با وجود افزایش محسوس طول عمر شبکه در روش CLASP، مجموع انرژی مصرفی آن تفاوت عمده ای با روشهای دیگر مورد آزمایش ندارد. در واقع می توان گفت که ویژگی روش پیشنهادی نسبت به روشهای دیگر مورد آزمایش اینست که دارای افزایش محسوس طول عمر شبکه بواسطه توزیع بهتر مصرف انرژی بین حسگرها و مشارکت دادن همه آنها در سریهای زمانی متوالی شبکه می باشد.

## مراجع

- [1] A. Akyildiz I. F. and B. Su W. and C. Sankarasubramaniam Y. and D. Cayirci E.; "A survey on sensor networks"; in: *Proceedings of the IEEE Communication Magazine*, Vol. 40, pp. 102-114, August 2002.
- [2] A. Ilyas M. and B. Mahgoub I.; "Handbook of Sensor Networks: Compact Wireless and Wired Sensing Systems"; in: *Proceedings of the CRC Press*, London, Washington, D.C., 2005.
- [3] A. Yao Y. and B. Giannakis G. B. and C. "Energy-Efficient Scheduling for Wireless Sensor Networks"; *IEEE Transactions on Communications*, VOL. 53, NO. 8, August 2005.
- [4] A. Mills K. L.; "A Brief Survey of Self-organization in Wireless Sensor Networks"; *Wireless Communications and Mobile Computing*, Published online 10 May 2007 in Wiley InterScience, National Institute of Standards and Technology, www.interscience.wiley.com, DOI:10.1002/wcm.499, *Wirel. Commun. Mob. Comput.*; 7:823-834, 2007.
- [5] A. Ha R. W. and B. Ho P. H. and C. Shen X. S. and D. Zhang J.; "Sleep scheduling for wireless sensor networks via network flow model"; 2006 Elsevier B.V.; doi:10.1016/j.comcom.2006.02.009.
- [6] A. Schaeffer S. E. and B. Clemens J.P. and C. Hamilton P.; "Decision Making in a Distributed Sensor Network"; Helsinki University of Technology, P.O.Box 5400, FI-02015 HUT, Finland, August 6, 2004.
- [7] A. Banerjee I. and B. Das S. and C. Rahaman H. and D. Sikdar B. K.; "An Energy Efficient Monitoring of Ad-Hoc Sensor Network with Cellular Automata"; *IEEE Conference on Systems, Man and Cybernetics*, Taipei, Taiwan, October 8-11, 2006.
- [8] Beigy H., Meybodi M. R.; "A Self-Organizing Channel Assignment Algorithm: A Cellular Learning Automata Approach"; Vol. 2690 of *Springer-Verlag Lecture Notes in Computer Science*, pp. 119-126, Springer-Verlag, 2003.

---

<sup>n</sup> Stochastic Cellular Learning Automata  
<sup>o</sup> Random  
<sup>p</sup> Sensory Radius  
<sup>q</sup> Mobility  
<sup>r</sup> Alive  
<sup>s</sup> Backbone  
<sup>t</sup> Threshold  
<sup>u</sup> Roulette Wheel  
Ranking <sup>v</sup>  
Tournament <sup>w</sup>  
<sup>x</sup> Energy Level Monitoring Protocol  
<sup>y</sup> Broadcast  
<sup>z</sup> Regular Cellular Learning Automata  
<sup>aa</sup> Irregular Cellular Learning Automata  
<sup>bb</sup> Actions Probability Vector  
<sup>cc</sup> P-model  
<sup>dd</sup> Favorable  
<sup>ee</sup> Unfavorable  
<sup>ff</sup> Global Mobile information system Simulator