

# ارائه یک الگوریتم خوشه بندی با استفاده از اتوماتای یادگیر توزیع شده برای شبکه های حسگر بیسیم

سیده نیره ابطحی نصیری<sup>۱</sup>؛ محمد رضامیبودی<sup>۲</sup>؛ جواد اکبری ترکستانی<sup>۳</sup>

## چکیده

شبکه های حسگر بی سیم دارای تعداد زیادی گره حسگر ارزان قیمت با انرژی محدود می باشند که در یک منطقه محدود جغرافیایی به صورت متراکم پراکنده شده اند. هریک از این گره ها توانایی جمع آوری اطلاعات از محیط را دارا می باشد و داده های جمع آوری شده را برای پردازش به گره مرکزی ارسال می کنند. یکی از عمده ترین چالشها در این نوع شبکه ها، محدودیت مصرف انرژی است که مستقیماً طول عمر شبکه حسگر را تحت تأثیر قرار می دهد. خوشه بندی بعنوان یکی از روشهای شناخته شده ای است که بطور گسترده ای جهت مواجه شدن با این چالش مورد استفاده قرار می گیرد. در این مقاله یک روش کارا برای خوشه بندی با استفاده از تکنیک اتوماتای یادگیر ارائه شده است هدف اصلی این روش در نظر گرفتن محدودیت انرژی برای افزایش طول عمر شبکه است. برای نیل به این هدف از تکنیک مجموعه حاکم با اتصال ضعیف و اتوماتای یادگیر استفاده شده است. در شبیه سازی های انجام شده، کارایی روش پیشنهادی در مقایسه با روش leach و heed به خوبی به چشم می خورد.

## کلمات کلیدی

اتوماتای یادگیر، شبکه های حسگر بی سیم، خوشه بندی، مجموعه حاکم با اتصال ضعیف

## Weakly Connected Dominating Set Algorithm Based on Learning Automata and Its Application to Clustering the Sensor Networks

N. Abtahi; M. R. Meybodi; J. Akbari

### Abstract

A wireless sensor network consisting of a large number of small sensors with low-power transceivers can be an effective tool for gathering data in a variety of environments. Prolonged network lifetime and scalability are important requirements for many sensor network applications. Clustering is an effective topology control approach in wireless sensor networks, which can increase network scalability and lifetime. Clustering sensors into groups so that sensors communicate information only to cluster heads and then the cluster heads communicate the aggregated information to the processing center, may save energy. The weakly connected dominating set (WCDS) is very suitable for cluster formation. In this paper, we propose a distributed, algorithm for WCDS construction in wireless sensor networks based on distributed learning automata. To evaluate the performance of the proposed algorithm several experiments have been conducted.

**Keywords:** sensor network; clustering; distributed learning automata; weakly connected dominating set;

<sup>۱</sup> کارشناس ارشد کامپیوتر، n.abtahi@iau-saveh.ac.ir

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

<sup>۳</sup> عضو هیئت علمی دانشکده مهندسی کامپیوتر دانشگاه آزاد اسلامی واحد اراک، j-akbari@iau-arak.ac.ir

شبکه های حسگر شامل مجموعه ای از گره های کوچک بنام حسگر می باشند. این گره ها توانایی حس محیط اطراف خود با هدف معین، پردازش اطلاعات، ذخیره سازی، تبادل اطلاعات با سایر گره ها و همچنین قابلیت وفق پذیری در مقابل تغییرات را دارند. معمولاً تمامی گره ها همسان می باشند و عملاً با همکاری با یکدیگر، هدف کلی شبکه را برآورده می سازند. هدف اصلی در شبکه های حسگر بی سیم نظارت و کنترل شرایط و تغییرات جوی، فیزیکی و یا شیمیایی در محیطی با محدوده معین، می باشد [۱۲]. در طراحی شبکه های حسگر بی سیم مسئله اساسی، محدود بودن منبع انرژی حسگرها است. از طرفی بخاطر وجود تعداد بسیار زیاد حسگر در شبکه و یا عدم امکان دسترسی به آنها، تعویض یا شارژ باتری سنسورها عملی نیست. به همین دلیل ارائه روشهایی جهت مصرف بهینه انرژی که در نهایت باعث افزایش عمر شبکه شود، به شدت احساس می گردد. پژوهشهای قبلی نشان داده اند که با سازماندهی گره های شبکه بصورت خوشه ای، میتوان به کارایی بیشتری در خصوص انرژی دست یافت. در این مقاله یک پروتکل خوشه بندی جدید مبتنی بر اتوماتای یادگیر برای شبکه های حسگر ارائه شده است. اهداف اصلی این روش، افزایش طول عمر شبکه و گذردهی است. ادامه مقاله به این صورت سازماندهی شده است. بخش دوم به بررسی کارهای انجام شده در این زمینه می پردازد. در بخش سوم اتوماتای یادگیر بطور اختصار معرفی می شود. در بخش چهارم روش پیشنهادی ارائه می گردد. نتایج شبیه سازی های انجام گرفته در بخش پنجم آمده است. بخش ششم نتیجه گیری مقاله است.

## ۲- کارهای انجام شده در این زمینه

تاکنون الگوریتم های خوشه بندی متعددی برای شبکه های حسگر معرفی شده اند. از طرفی پروتکل های خوشه بندی در شبکه را میتوان به دو دسته شبکه های حسگر و شبکه موردی تقسیم نمود. در شبکه های حسگر که تقریباً، گره ها را بدون حرکت در نظر می گیریم از پروتکل های بی که در ادامه آمده، استفاده می نمایند: در [۳] بانرجی و کاهلر استفاده از یک درخت پوشا را پیشنهاد دادند تا خوشه هایی با خواص مناسب ایجاد گردد در این پروتکل کارایی انرژی به عنوان پارامتر اصلی مورد تاکید قرار نمی گیرد. در [۴] کان و همکاران یک روش خوشه بندی مبتنی بر درجه و پایین ترین شناسه گره را ارائه دادند. هنزلمن و همکاران در [۵] معروفترین الگوریتم توزیع شده خوشه بندی شبکه های حسگر به نام leach را پیشنهاد دادند. در [۶] کوئل و همکاران از یک روش خوشه بندی تصادفی شبیه leach استفاده کرده اند. در [۷] استرین و همکاران یک ساختار سلسله مراتبی چند سطحی پیشنهاد دادند که سرخوشه ها بر اساس درجه و انرژی باقیمانده شان انتخاب می گردیدند. در [۸] چن و همکاران الگوریتمی ارائه دادند که در آن به گره ها اجازه داده می شد تا پتانسیل شان را قبل از سرخوشه شدن بررسی نمایند. پروتکل heed<sup>۲</sup> که در [۹] آمده است یک پروتکل توزیع شده است که مستقل از نحوه توزیع گره ها بر اساس پارامتر اصلی مقدار انرژی باقیمانده، سرخوشه ها را انتخاب می نماید. در این پروتکل پارامتر دوم درجه گره و یا نزدیکی به همسایه نیز مورد استفاده قرار می گیرد. یونیس و همکارانش در [۱۰] یک معماری مسیریابی سلسله مراتبی بر پایه مدل سه لایه ای ارائه دادند که خوشه ها بر اساس فاکتورهای زیادی از قبیل دامنه ارتباطی، تعداد و نوع گره های حسگر و مکان جغرافیایی ایجاد می گردند. در [۱۱] یونس و فهمی الگوریتمی مستقل از نحوه توزیع گره ها پیشنهاد دادند. حال در شبکه های ادحاک که گره ها دارای تحرک هستند می توان از خوشه بندی مبتنی بر مجموعه حاکم با اتصال ضعیف استفاده نمود. نمونه هایی از این پروتکل ها در ادامه آمده است: خوشه بندی در شبکه های ادحاک مبتنی بر مجموعه حاکم با اتصال ضعیف ابتدا به وسیله چن و لیستمن [۱۳، ۱۲] پیشنهاد گردید این الگوریتم خوشه بندی تقریبی توزیع شده، از الگوریتم گوها و کاهلر الهام گرفته شد که گره ها همسایه ای که کوچکترین شماره شناسایی را دارد به عنوان سر دسته انتخاب می کردند در نهایت با اتصال گره های سر دسته مجموعه حاکم ایجاد می گردد. گوها و کاهلر [۲۱] دو الگوریتم اکتشافی حریصانه را برای ایجاد مجموعه حاکم متصل پیشنهاد دادند که در الگوریتم اول مجموعه حاکم متصل با یک گره شروع و سپس کامل می گردید و در الگوریتم دوم ابتدا یک مجموعه حاکم با اتصال ضعیف ایجاد و سپس گره های میانی جهت ایجاد مجموعه حاکم متصل انتخاب می شدند. چن و لیستمن [۱۵، ۱۴] یک الگوریتم ناحیه ای را پیشنهاد دادند که گراف را به نواحی تقسیم می کرد و مجموعه حاکم با اتصال ضعیف برای هر ناحیه ساخته می شد و سازگاری در طول حریم مناطق برای ساخت مجموعه حاکم با اتصال ضعیف جهت کل مناطق انجام می شد که برای فاز تقسیم بندی تا حدی مبتنی بر الگوریتم درخت پوشای کمینه در گراف وزنی گالاگر و همکارانش [۱۶] بود. هان و جایا [۱۷] نیز الگوریتم توزیعی مبتنی بر ناحیه برای ساخت مجموعه حاکم با اتصال ضعیف در شبکه های ادحاک پیشنهاد دادند. الذوبی و همکاران [۱۸، ۱۹، ۲۲] الگوریتمی توزیع شده ای برای یافتن مجموعه حاکم با اتصال ضعیف در شبکه های ادحاک پیشنهاد دادند. اکبری و میبدی [۲۰] الگوریتمی برای یافتن مجموعه حاکم با اتصال ضعیف در شبکه های ادحاک با استفاده از اتوماتای یادگیر پیشنهاد دادند.

## ۳- اتوماتای یادگیر<sup>۲</sup>

اتوماتای یادگیر، ماشینی است که میتواند تعدادی متناهی عمل را انجام دهد. هر عمل انتخاب شده توسط یک محیط احتمالی ارزیابی می شود و نتیجه ارزیابی در قالب سیگنالی مثبت یا منفی به اتوماتا داده می شود و اتوماتا از این پاسخ در انتخاب عمل بعدی تاثیر 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 اتوماتای یادگیر در تعامل با محیط، در شکل (۱) مشاهده می شود.



شکل (۱) ارتباط بین اتوماتای یادگیر و محیط

محیط را می توان توسط سه تایی  $\langle \alpha, \beta, c \rangle$  بیان کرد که در آن  $\alpha \equiv \{\alpha_1, \alpha_2, \alpha_3, \dots, \alpha_r\}$  مجموعه ورودی ها و  $\beta \equiv \{\beta_1, \beta_2, \dots, \beta_m\}$  مجموعه خروجی ها و  $c \equiv \{c_1, c_2, \dots, c_r\}$  مجموعه احتمالهای جریمه می باشد. با توجه به مقادیر مختلف مجموعه  $c$  محیط ها را می توان به دو دسته محیط های ایستا<sup>۴</sup> و محیط های غیر ایستا<sup>۵</sup> تقسیم بندی کرد. مقادیر احتمال جریمه در محیط های ایستاد طول زمان بدون تغییر باقی می ماند، در حالیکه در محیط های غیر ایستا این مقادیر با گذشت زمان تغییر می کند. حال بر اساس مقادیر متفاوت  $\beta$  محیط ها را می توان به سه دسته محیطهای P-Model, Q-Model, S-Model تقسیم بندی کرد. در یک محیط P-Model مجموعه  $\beta = \{\beta_1, \beta_2\}$  یک مجموعه دو عضوی می باشد که در آن بترتیب  $\beta_1 = 0$  معرف پاداش<sup>۶</sup> و  $\beta_2 = 1$  معرف جریمه<sup>۷</sup> می باشد. در یک محیط Q-Model، مقادیر  $\beta(n)$  می توانند از یک بازه متناهی و گسسته همچون  $[a, b]$  انتخاب گردند، در حالیکه خروجی یک محیط S-Model یک متغیر تصادفی پیوسته روی بازه  $[a, b]$  می باشد. حال با انتخاب مقادیر مختلف برای پارامترهای  $a, b$  الگوریتم های یادگیری متفاوتی خواهیم داشت بگونه ای که اگر پارامتر  $a = 0$  در نظر گرفته شود، الگوریتم یادگیر  $L_{I,P}$  نامیده می شود. اگر پارامتر  $b = 0$  در نظر گرفته شود، الگوریتم یادگیر  $L_{R,I}$  نامیده می شود. اگر پارامترهای  $a, b$  با هم برابر باشند، الگوریتم یادگیر  $L_{R,P}$  نامیده می شود. اگر  $a \gg b$  در نظر گرفته شود، الگوریتم یادگیر  $L_{REP}$  نامیده می شود. طبقه بندی های متفاوتی برای اتوماتای یادگیر وجود دارد یک طبقه بندی بر اساس توابع انتقال حالت و خروجی می باشد که اتوماتاها به دو دسته اتوماتای یادگیر با ساختار ثابت<sup>۱۲</sup> و اتوماتای یادگیر با ساختار متغیر<sup>۱۳</sup> تقسیم می شود. در ساختار ثابت، احتمال عملهای اتوماتا ثابت بوده اما در ساختار متغیر احتمال عملهای اتوماتا در هر تکرار بر اساس الگوریتم یادگیری بروز می شوند. در برخی از کاربردها نیاز است تا از اتوماتاهایی استفاده شود که تعداد عمل های آنها ثابت نبوده با گذشت زمان و در خلال فرایند یادگیری تغییر می نماید. در این نوع از اتوماتاها، اتوماتا در لحظه  $n$  عمل خود را از میان اعضاء مجموعه اتوماتاهای فعال  $\alpha(n) \subseteq \alpha$  که مجموعه احتمالات آنها به صورت  $p(n) = \{p_i | \alpha_i \in \alpha(n)\}$  تعریف می شود انتخاب می نماید. سپس با توجه به نوع محیط، الگوریتم یادگیری انتخابی و پاسخ دریافتی از محیط، بکمک تساوی های مربوطه، بردار احتمالات مجموعه عمل های فعال اتوماتا بروز می گردد [۲۳].

### ۳-۱- اتوماتای یادگیر با عملهای متغیر

اتوماتای یادگیر دارای تعداد عمل ثابتی می باشد اما در بعضی از کاربردها نیاز به اتوماتایی با تعداد عمل متغیر می باشد. [۲۳] این اتوماتا در لحظه  $n$  عمل خود را فقط از یک زیرمجموعه غیر تهی  $V(n)$  از عملها که عملهای فعال نامیده می شوند انتخاب می کند انتخاب مجموعه  $V(n)$  توسط یک عامل خارجی و بصورت تصادفی انجام می شود. نحوه فعالیت این اتوماتا بصورت زیر است. برای انتخاب یک عمل در زمان  $n$  ابتدا مجموع احتمال عملهای فعال خود  $K(n)$  را محاسبه می کند و سپس بردار  $p(n)$  را مطابق رابطه (۱) محاسبه می کند. آنگاه اتوماتایک عمل از مجموعه عملهای فعال خود را بصورت تصادفی و مطابق بردار احتمال  $p(n)$  انتخاب کرده و بر محیط اعمال می کند اگر عمل انتخاب شده  $\alpha_i$  باشد پس از دریافت پاسخ محیط، اتوماتا بردار احتمال  $p(n)$  عملهای خود را بصورت دریافت پاداش بر اساس رابطه (۲) و در صورت دریافت جریمه بر اساس رابطه (۳) بروز می کند.

$$P_i(n) = \text{prob}[\alpha(n) = \alpha_i | V(n) \text{ is set of active actions}, \alpha_i \in V(n)] = \frac{p_i(n)}{K(n)} \quad (1)$$

الف- پاسخ مطلوب از محیط

$$P_i(n+1) = P_i(n) + a[1 - P_i(n)]\alpha(n) = \alpha_i \quad (2)$$

$$P_i(n+1) = P_j(n) + a.P_i(n)\alpha(n) = \alpha_i, \forall k \neq j$$

ب- پاسخ نامطلوب از محیط

$$P_i(n+1) = (1-b)P_i(n)\alpha(n) = \alpha_i \quad (3)$$

$$P_i(n+1) = P_j(n) + a.P_i(n)\alpha(n) = \alpha_i, \forall k \neq j$$

سپس اتوماتا بردار احتمال عملها  $P(n)$  را با استفاده از بردار  $P(n+1)$  و بصورت زیر بروز می کند:

$$P_j(n+1) = P_j(n+1).K(n) \text{ for all } j, \alpha_j \in V(n) \quad (4)$$

$$P_j(n+1) = P_j(n) \text{ for all } j, \alpha_j \notin V(n)$$

## ۴- پروتکل پیشنهادی

در این بخش یک روش خوشه بندی در شبکه های حسگر بی سیم ارائه می دهیم که از تکنیک اتوماتاهای یادگیر استفاده می نماید. بدین منظور ابتدا مفروضات مسئله بیان گردیده و سپس به تشریح روش و جزئیات الگوریتم می پردازیم.

### ۴-۱- فرضیات و مدل مسئله

در ابتدا فرض می کنیم که مدل شبکه شامل مجموعه ای از حسگرها است که در یک محیط مستطیلی پخش شده اند. و فرض می کنیم که تمام گره های شبکه حسگر یکسان هستند. در ابتدا شبکه ای از اتوماتای یادگیر بصورت  $(A, \alpha)$  را متناظر با گراف دیسک واحد  $G(V, E)$  به گونه ای ایجاد می نماییم که در آن  $V = \{v_1, v_2, \dots, v_n\}$  مجموعه رئوس گراف بوده و متناظر با شبکه اتوماتای یادگیر  $A = \{A_1, A_2, \dots, A_n\}$  و  $n$  کاردینالیته مجموعه رئوس  $V$  می باشد و  $E \subseteq A \times A = \{E_1, E_2, \dots, E_n\}$  مجموعه یالهای گراف بگونه ای که به ازای هر  $E_i \in E$  مجموعه  $E_i = \{E_{(i,1)}, E_{(i,2)}, \dots, E_{(i,j)}, \dots, E_{(i,ri)}\}$  که  $ri$  تعداد عملهای اتوماتای  $A_i$  متناظر با مجموعه عملهای اتوماتای  $A_i$  که  $\alpha_i = \{\alpha_{i1}, \alpha_{i2}, \dots, \alpha_{ij}, \dots, \alpha_{iri}\}$  باشد به گونه ای که یال  $E_{(i,j)}$  متناظر است با عمل  $\alpha_{ij}$  از اتوماتای  $A_i$ . پس به هر راس گراف یک اتوماتای یادگیر اختصاص داده ایم در این روش هر راس یا اتوماتای یادگیر در یکی از دو حالت فعال یا غیر فعال است و در ابتدای هر مرحله تمامی گره ها در وضعیت غیر فعال قرار داده می شوند و به محض انتخاب شدن فعال می گردند. لازم به ذکر است شیوه تقویتی اتوماتای یادگیر  $LRP$  است.

### ۴-۲- تشریح روش پیشنهادی

الگوریتم پیشنهادی شامل سه فاز است، فاز اول برپایی شبکه و شناخت همسایگی ها، فاز دوم تشکیل مجموعه حاکم با اتصال ضعیف  $wcds$  و ایجاد خوشه ها، فاز سوم دوباره خوشه بندی می باشد.

#### ۴-۲-۱- فاز اول برپایی شبکه و شناخت همسایگی ها

بعد از پراکنده شدن حسگرها اولین قدم در ایجاد کلاسترها در شبکه شناخت همسایگی ها است که با ارسال پیام  $HELLO-PACKET$  تنها یکبار در ابتدای کار شبکه انجام می گردد. این پیام در کل شبکه همه پخش می گردد هر حسگری که پیام فوق را دریافت کند در صورتی که در رنج ارسال گره مورد نظر باشد جزو همسایگان گره ارسال کننده محسوب خواهد شد سپس با ارسال یک پیام که شامل فیلدهای ID گره و فیلد میزان انرژی گره مورد نظر می باشد به پیام رسیده پاسخ می دهد حال با دریافت پاسخ از هر یک از گره های همسایه توسط گره منتشر کننده پیام  $HELLO-PACKET$  تعداد همسایه های آن گره و میزان انرژی گره ها تعیین می گردد.

#### ۴-۲-۲- فاز دوم تشکیل $wcds$ و ایجاد خوشه ها

این فاز شامل تعدادی تکرار است که در هر تکرار یک  $wcds$  بوسیله انتخاب تصادفی مجموعه ای از اعمال اتوماتاها ساخته می شود و در پایان اتوماتای یادگیر به سیاست انتخاب اعمالی می رسد که کمترین اندازه مجموعه سرخوشه یا همان  $wcds$  با احتمال بالا را نگهداری می کند. ساختارهای مورد نیاز جهت ایجاد خوشه ها شامل موارد زیر است:

$T-energy$ : آستانه میانگین انرژی از پیش تعیین شده شبکه که احتمال انتخاب مجموعه سرخوشه می باشد و برای پایان فرایند تشکیل خوشه بکار می رود.

$Min-energy$ : مینیم انرژی کل گره ها جهت خوشه بندی می باشد.

$Max-repeat$ : حداکثر تعداد تکرار جهت متوقف نمودن الگوریتم می باشد.

$Collection-Cluster-head$ : مجموعه ای از سرخوشه های انتخابی در هر تکرار را شامل می شود.

$Collection-member$ : مجموعه ای از میزبانها که هر عضو آن همسایه تک گامی از حداقل یک میزبان در  $Collection-Cluster-head$  است.

$Prob-vector$ : بردار احتمال انتخاب اعضای  $Collection-Cluster-head$  است.



*Min-size*: آستانه پویا شامل کاردینالیتی کوچکترین *Collection-Cluster-head* که در حال انتخاب شدن می باشد.

*Iteration-num*: شمارنده ای که تعداد *Collection-Cluster-head* ساخته شده را نگهداری می کند. (شرط توقف الگوریتم)

ابتدا اتوماتاهای یادگیر  $A_i$  مجموعه اعمالشان را طی مراحل زیر مشخص می نمایند. میزبان متناظر با اتوماتای فوق بطور مثال  $H_i$  پیام محلی به همسایگان تک گامی می فرستد حال میزبانی که در رنج ارسال میزبان فرستنده باشد پس از دریافت پیام آن را پاسخ می دهد هر میزبانی که از طریق پیام پاسخ داده شود وابسته به عمل است و فرستنده مجموعه عملش را مبتنی بر پاسخ های دریافتی مشخص می کند.  $\alpha_i = \{H_j | H_j \text{ همسایه } H_i\}$  مجموعه عمل اتوماتای یادگیر  $A_i$  است. عمل  $\alpha_{ij}$  متناظر با انتخاب میزبان  $H_j$  بعنوان سرخوشه توسط میزبان  $H_i$  است. حال با توجه به شیوه شکل گیری مجموعه اعمال اتوماتای یادگیر بسیاری از اتوماتاها نیز همان اعمال را خواهند داشت از این رو از اتوماتای یادگیر با مجموعه عمل متغیر استفاده شده است. دلیل بکار بردن شیوه مورد نظر این است که تعدادی از عمل ها بصورت مشترک بوده وزمانی که یک گره به عنوان حاکم انتخاب می شود پس نیازی نیست گره فوق دوباره توسط گره های محکوم دیگر پوشش داده شود. چرا که باعث انتخاب حاکم های اضافی می گردد. بعد از مشخص شدن مجموعه اعمال اتوماتاها، میزبان  $H_i$  که بیشترین انرژی را در بین گره های شبکه دارد اتوماتای متناظرش یعنی  $A_i$  را فعال می کند و این اتوماتا یکی از اعمالش را به صورت تصادفی انتخاب می نماید (بعبارتی انتخاب اولین حکمفرما). احتمال اینکه اتوماتای یادگیر  $A_i$  این عمل را انتخاب کند به *prob-vector* اضافه می شود. سپس میزبان  $H_i$  پیام فعال سازی را به میزبان متناظرش (همان سرخوشه جدید) برای انتخاب عمل می فرستد. میزبانی که پیام فعال سازی را دریافت می کند به حالت فعال تبدیل می شود و برای جلوگیری از تشکیل سرخوشه های اضافی زمانی که میزبانی پیام فعال سازی را دریافت می کند شماره ID خود را بعنوان سرخوشه جدید در لیست سرخوشه ها درج می کند و این در صورتی است که اگر حداقل یکی از همسایگان تک گامی اش در لیست محکوم ها نباشد در این صورت از انتخاب همان سرخوشه توسط اتوماتای دیگر جلوگیری می کند وگرنه ممکن است کلیه همسایگان تک گامی گره فوق توسط گره های دیگری بعنوان اعضای خوشه انتخاب شوند و در اینصورت سرخوشه های اضافی ایجاد می گردند. حال برای بروز رسانی *Collection-member* میزبان شناسه همسایگان تک گامی خود را به این لیست اضافه می کند و مجموعه عمل اتوماتای یادگیرنده  $A_i$  با غیر فعال کردن عمل وابسته به سرخوشه ای که تاکنون انتخاب گردیده است به روز می شود. حال تا زمانی که انتخاب های دیگری وجود داشته باشد که بتواند توسط اتوماتای یادگیر  $A_i$  انتخاب شود وکل گره های شبکه پوشش داده نشده اند و میانگین انرژی گره هادر شبکه بیشتر *min-energy* مشخص شده باشد، اتوماتای فعال  $A_i$  یکی از عمل هایش را بعنوان سرخوشه جدید انتخاب می کند و *prob-vector* با اضافه نمودن احتمال انتخاب این عمل به روزرسانی می شود و پیام فعال سازی را به سرخوشه انتخاب شده می فرستد، در غیر اینصورت اگر اندازه *Collection-member* برابر اندازه شبکه باشد و اندازه *Collection-Cluster-head* کمتر یا مساوی آستانه پویای *Min-size* باشد، آستانه پویا با کاردینالیتی *Collection-Cluster-head* انتخاب می گردد و تمام اعمال منتخب از اتوماتای فعال با ارسال پیام پاداش، پاداش داده می شوند وگرنه جریمه می شوند. در پایان هر تکرار بعد از پاداش یا جریمه اتوماتای فعال شده بردار احتمال عمل یکبار دیگر با فعال نمودن کلیه اعمال غیر فعال مطابق با شیوه توصیفی در اتوماتای یادگیر مجموعه عمل متغیر به روز می شود و باید شرط توقف فرآیند تشکیل خوشه (تمام الگوریتم) یا دوباره خوشه بندی بررسی گردد. شرط توقف زمانی است که احتمال انتخاب *Collection-Cluster-head* کمتر از *T-energy* گردد یا *Iteration-num* بیشتر از آستانه *Max-repeat* باشد. حال اگر شرط توقف صحیح باشد اتوماتای فعال جاری  $A_i$  یک تکرار جدید آغاز می کند و بطور تصادفی سرخوشه جدید انتخاب می شود و پیام فعال سازی را برای آن می فرستد و گرنه پیام خوشه بندی که شامل آخرین انتخاب *Collection-Cluster-head* در طول آخرین تکرار است را تولید نموده و در درون شبکه پخش می کند. زمانی که میزبان  $H_i$  پیام خوشه بندی را دریافت می کند اگر شماره ID خود را در *Collection-Cluster-head* پیدا کند نقش سرخوشه را دارد وگرنه نقش عضو خوشه را دارد. زمانی که میزبان  $H_i$  پیام پاداش را دریافت می کند بردار احتمال عملش را توسط پاداش دادن عمل برگزیده  $\alpha_{i,j}$  و جریمه نمودن عمل  $\alpha_{i,k}$  با استفاده از روابط (۵) و (۶) بروز رسانی می کند.

$$P_{i,j}(n+1) = P_{i,j}(n) + a[1 - P_{i,j}(n)] \quad (5)$$

$$P_{i,k}(n+1) = (1 - a)P_{i,k}(n) \quad \forall k \neq j \quad (6)$$

بطوری که  $P_{i,j}$  احتمال این است که میزبان  $H_i$  میزبان  $H_j$  را بعنوان سرخوشه انتخاب کند. وزمانی که میزبان  $H_i$  پیام جریمه را دریافت می کند بردار احتمالات عملش را توسط روابط (۷) و (۸) بروز رسانی می کند.

$$P_{i,j}(n+1) = (1 - b)P_{i,j}(n) \quad (7)$$

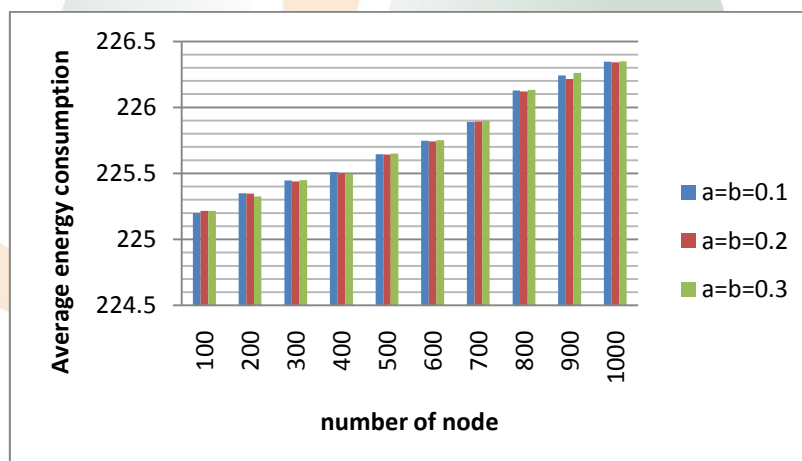
$$P_{i,k}(n+1) = \left(\frac{b}{r-1}\right) + (1 - b)P_{i,k}(n) \quad \forall k \neq j \quad (8)$$

#### ۴-۲-۳- فاز سوم دوباره خوشه بندی

این فاز زمانی اتفاق می‌افتد که سرخوشه‌ها انرژی لازم برای ارسال داده‌ها را نداشته باشد، عبارتی انرژی آن از حد آستانه ازپیش تعیین شده کمتر باشد. حال به علت تحرک کم حسگرها فاز دوباره خوشه بندی به تعداد دفعات زیادی که در شبکه‌های ادهاک انجام می‌شود انجام نخواهد شد بلکه در بازه‌های مساوی در صورتی که میانگین انرژی شبکه از حد مشخصی پایین تر آید اقدام به ایجاد wcds می‌کنیم. عبارتی فاز تشکیل دوباره خوشه‌ها زمانی اتفاق می‌افتد که انرژی گره سرخوشه‌ای که اطلاعات را ارسال می‌کند از یک سطح انرژی که میانگین انرژی در کل شبکه است پایین تر بیاید یعنی سرخوشه انرژی لازم برای ارسال داده‌ها را نداشته باشد در این صورت پیامی در کل شبکه فرستاده خواهد شد تا برای ارسال بسته‌های داده جدید فاز تشکیل خوشه‌ها، دوباره انجام شود. در مرحله تشکیل دوباره خوشه بندی به دلیل استفاده از اتوماتای یادگیر به سرعت به یک مجموعه سرخوشه مطلوب می‌رسیم به این دلیل که در طی خوشه بندی اولیه احتمال انتخاب مجموعه سرخوشه کاندید متناسب با بهینگی آن در میان کاندیداهای دیگر رشد نموده و بنابراین در نبود مجموعه سرخوشه مطلوب دومین مجموعه سرخوشه مطلوب بالاترین احتمال را دارد و در این فاز کاهش قابل توجهی از تکرار راجهت یافتن مجموعه سرخوشه مطلوب خواهیم داشت.

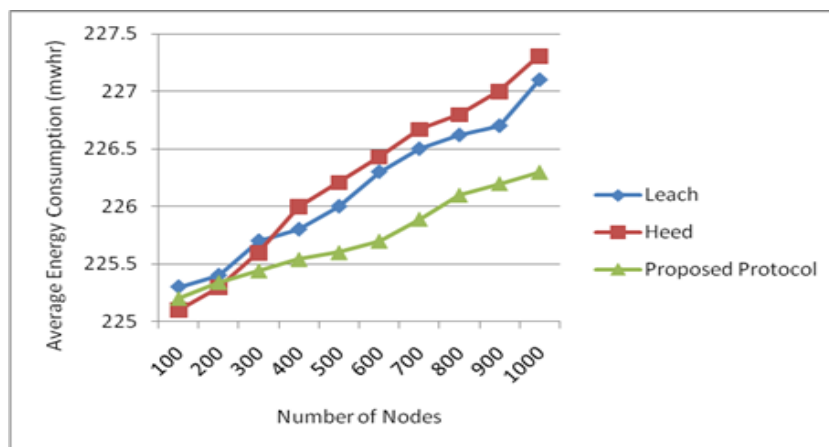
#### ۵- شبیه سازی

در این مقاله برای انجام شبیه سازی از شبیه ساز glomosim استفاده شده است. و روش پیشنهادی با پروتکل های خوشه بندی , heed , leach مقایسه شده است. معیارهای میانگین مصرف انرژی کل شبکه، سطح انرژی باقیمانده تک تک گره ها در شبکه، تعداد خوشه ها و طول عمر شبکه برای انجام این مقایسه در نظر گرفته شده است. برای این منظور یک شبکه حاوی N گره در نظر گرفته ایم که بصورت تصادفی در محیطی به مساحت ۱۰۰۰×۱۰۰۰ متر مربع توزیع شده اند. بردار دیوپی حسگرها ۲۵ متر در نظر گرفته شده است. انرژی اولیه تمام گرهها یکسان و برابر ۲۲۷ میلی وات بر ساعت انتخاب می گردد همچنین در شبیه سازی از آتاماتای یادگیر  $L_{R,p}$  با پارامترهای پاداش و جریمه ۰,۲ استفاده شده است. مقدار فوق با انتخاب ۳ عدد برای این پارامترها برای میانگین انرژی مصرفی شبکه انجام شده و با مقایسه این نتایج ۰,۲ بعنوان مقداری بهینه در کلیه آزمایش‌ها استفاده شده است. نتایج آزمایش فوق در شکل (۲) آمده است.



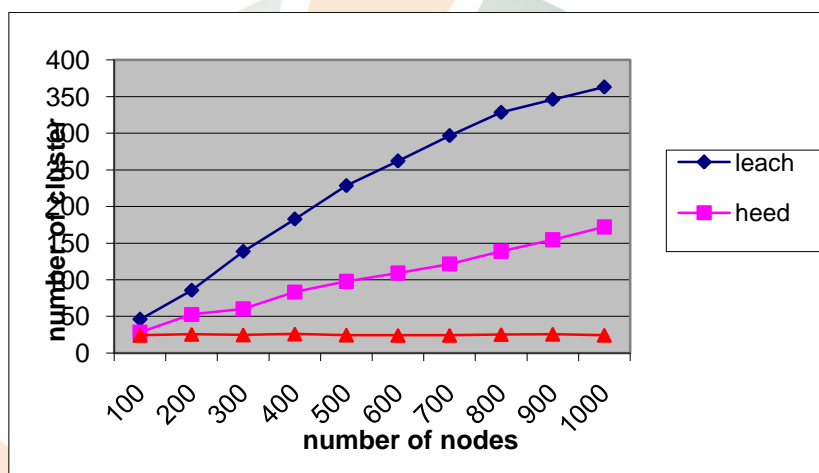
شکل (۲) مقایسه میانگین انرژی مصرفی برای مقادیر متفاوت a, b

شکل (۳) نسبت تغییرات میانگین مصرف انرژی در مقایسه با افزایش تعداد گره ها در شبکه را بررسی می نماید. از این پارامتر جهت بهینه بودن مصرف انرژی در الگوریتم پیشنهادی استفاده شده است.



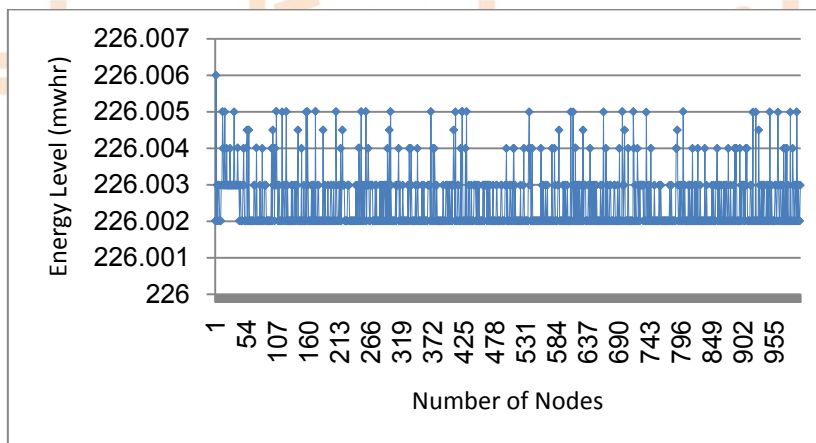
شکل (۳) مقایسه میانگین مصرف انرژی کل شبکه در روشهای مختلف

شکل (۴) تعداد سرخوشه های ایجاد شده در روش پیشنهادی را با دو روش leach, heed مقایسه می نماید. همانگونه که مشاهده می گردد تعداد گره های سرخوشه ایجاد شده در روش پیشنهادی نسبت به بقیه روشها با توجه به استفاده از wcds بسیار کمتری باشد.



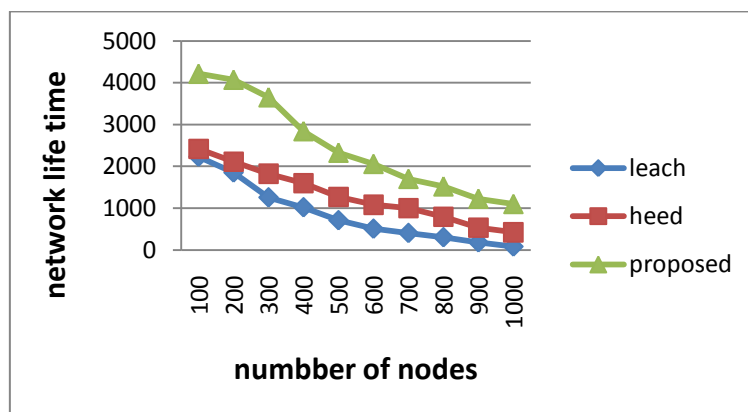
شکل (۴) مقایسه تعداد خوشه های ایجاد شده در روشهای مختلف خوشه بندی

شکل (۵) مقایسه نسبت تغییرات سطح انرژی باقیمانده تک تک گره ها در مقایسه با افزایش تعداد گره ها در شبکه را بررسی می نماید. بوسیله این پارامتر می توان توازن در شبکه را مشخص نمود. بطوریکه اگر بعد از انجام پروتکل سطح انرژی اکثر گره ها با یکدیگر برابر باشند بدین معناست که از اکثر گره ها به صورت متعادل استفاده شده و بدین ترتیب توازن بار انرژی در شبکه وجود دارد.



شکل (۵) مقایسه نسبت تغییرات سطح انرژی تک تک گره ها

شکل (۶) مقایسه طول عمر شبکه با افزایش تعداد گره ها در شبکه را بررسی می نماید. نتایج نشان می دهد در روش leach چون مسئله انرژی موجود در گره ها مد نظر قرار نمی گیرد، معمولاً در هر بار اجرای الگوریتم، گره های مشخصی انتخاب شده و منجر به از بین رفتن سریعترین گره ها می گردد. ولی در روش پیشنهادی، چون در هر بار اجرایی می گردد گره های با انرژی بیشینه انتخاب شوند، طول عمر شبکه بیشتر خواهد بود.



شکل (۶) مقایسه طول عمر شبکه در روشهای مختلف خوشه بندی

## ۶ نتیجه گیری

در این مقاله جهت افزایش طول عمر شبکه های حسگر بی سیم و کاهش مصرف انرژی که از مهم ترین مسائل در شبکه های حسگر می باشد، روشی برای خوشه بندی گره ها در شبکه های حسگر بر اساس تکنیک مجموعه حاکم با اتصال ضعیف و تکنیک اتوماتای یادگیر ارائه گردید. در این روش خوشه بندی، پارامترهای مختلفی مانند میزان انرژی مصرفی و متصل بودن شبکه بررسی گردید. نتایج آزمایش ها نشان داد که روش ارائه شده، نسبت به دیگر روش های خوشه بندی، بدلیل استفاده از اتوماتای یادگیر و تکنیک wcds و انتخاب گره های با انرژی بیشینه خوشه های مناسب تری ایجاد نموده و طول عمر شبکه را افزایش داده است.

## مراجع

- [۱] I. F. Akyildiz; W. Su; Y. Sankarasubramaniam and E. Cayircil, "A survey on sensor networks", in: Proceedings of the IEEE Communication Magazine, Vol. ۴۰, pp. ۱۰۲-۱۱۴, August ۲۰۰۲.
- [۲] M. Ilyas; I. Mahgoub, "Handbook of Sensor Networks: Compact Wireless and Wired Sensing Systems", in: Proceedings of the CRC Press, London, Washington, D.C., ۲۰۰۵.
- [۳] S. Banerjee; S. Khuller, "A Clustering Scheme for Hierarchical Control in Multi-hop Wireless Networks", in Proceedings of IEEE INFOCOM, April ۲۰۰۱
- [۴] C. R. Lin; M. Gerla, "Adaptive Clustering for Mobile Wireless Networks", in IEEE J. Select. Areas Commun, September ۱۹۹۷.
- [۵] W. R. Heinzelman; A. Chandrakasan; H. Balakrishnan, "An Application-Specific Protocol Architecture for Wireless Micro sensor Networks", IEEE Transactions on Wireless Communications, vol. ۱, No. ۴, pp. ۶۶۰-۶۷۰, October ۲۰۰۲.
- [۶] S. Bandyopadhyay; E. Coyle, "An Energy-Efficient Hierarchical Clustering Algorithm for Wireless Sensor Networks", in Proceedings of IEEE INFOCOM, April ۲۰۰۳.
- [۷] D. Estrin; R. Govindan; J. Heidemann; S. Kumar, "Next Century Challenges: Scalable Coordination in Sensor Networks", in Proceedings of the ACM/IEEE International Conference on Mobile Computing and Networking (MOBICOM), August ۱۹۹۹.
- [۸] H. Chan; A. Perrig, "ACE: An Emergent Algorithm for Highly Uniform Cluster Formation", in Proceedings of the First European Workshop on Sensor Networks (EWSN), January ۲۰۰۴.
- [۹] M. Gerla; T. J. Kwon; G. Pei, "On Demand Routing in Large Ad Hoc Wireless Networks with Passive Clustering", in Proceeding of WCNC, ۲۰۰۰.
- [۱۰] J. Kulik; W. R. Heinzelman; H. Balakrishnan, "Negotiation-Based Protocols for Disseminating Information in Wireless Sensor Networks", ACM Wireless Networks, vol. ۸, No. ۳, pp. ۱۶۹-۱۸۵, ۲۰۰۲.
- [۱۱] O. Younis; S. Fahmy, "Distributed Clustering in Ad-hoc Sensor Networks: A Hybrid, Energy-Efficient Approach", March ۲۰۰۴.
- [۱۲] M. YE<sup>۱</sup>; C. LI<sup>۱</sup>; G. CHEN<sup>۱</sup>; J. WU<sup>۲</sup>, "An Energy Efficient Clustering Scheme in Wireless Sensor Networks", Ad Hoc & Sensor Wireless Networks. Vol. ۳, pp. ۹۹-۱۱۹.
- [۱۳] Y. Chen; A. Liestman, "Approximating minimum size weakly-connected Dominating Sets for Clustering Mobile Ad hoc Networks", Third ACM International Symposium on Mobile Ad Hoc Networking and Computing, pp. ۱۶۵-۱۷۲, June ۲۰۰۲.



- [۱۴] Y. P. Chen; A. L. Liestman, "*Maintaining Weakly-Connected Dominating Sets for Clustering Ad-Hoc Networks*", *Ad-Hoc Networks*, Vol. ۳, pp. ۶۲۹-۶۴۲, ۲۰۰۵.
- [۱۵] Y. P. Chen; A. L. Liestman, "*A Zonal Algorithm for Clustering Ad-Hoc Networks*", *International Journal of Foundations of Computer Science*, Vol. ۱۴, No. ۲, pp. ۳۰۵-۳۲۲, ۲۰۰۳.
- [۱۶] R. G. Gallager; P. A. Humblet ;P. M. Spira, "*A Distributed Algorithm for Minimum Weight Spanning Trees*", *ACM Transaction on Programming Languages and Systems*, Vol. ۵, pp. ۶۶-۷۷, ۱۹۸۳.
- [۱۷] B. Han; W. Jia, "*Clustering Wireless Ad-Hoc Networks with Weakly Connected Dominating Set*", *Journal of Parallel and Distributed Computing*, Vol. ۶۷, pp. ۷۲۷-۷۳۷, ۲۰۰۷.
- [۱۸] K. M. Alzoubi; P. J. Wan; O. Frieder, "*Distributed Heuristics for Connected Dominating Sets in Wireless Ad Hoc Networks*", *Journal of Communications and Networks*, Vol. ۴, No. ۱, pp. ۲۲-۲۹, ۲۰۰۲.
- [۱۹] K. M. Alzoubi; P. J. Wan; O. Frieder, "*Maximal Independent Set, Weakly Connected Dominating Set, and Induced Spanners for Mobile Ad-Hoc Networks*", ۲۰۰۳.
- [۲۰] J. Akbari Torkestani; M. R. Meybodi, "*Clustering the wireless Ad Hoc networks: A distributed learning automata approach Parallel and Distributed Computing*", s.l: Elsevier, ۲۰۰۹,
- [۲۱] S. Guha; S. Khuller, "*Approximation algorithms for Connected Dominating Sets*", *Algorithmica*, Vol. ۲۰, pp. ۳۷۴-۳۸۷, April ۱۹۹۸.
- [۲۲] P. J. Wan; K. M. Alzoubi; O. Friede, "*Distributed Construction of Connected Dominating Sets in Wireless Ad Hoc Networks*", In Proc. of IEEE INFOCOM, Vol. ۳, pp. ۱۵۹۷-۱۶۰۴, ۲۰۰۲.
- [۲۳] M. A. L. Thathachar; R. H. Bhaskar, "*Learning Automata with Changing Number of Actions*", *IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics*, Vol. ۱۷, No. ۶, ۱۹۸۷.

<sup>۱</sup> Low-Energy Adaptive Clustering Hierarchy

<sup>۲</sup> Hybrid Energy-Efficient Distributed clustering

<sup>۳</sup> Learning Automata

<sup>۴</sup> Stationary Environment

<sup>۵</sup> Non-Stationary Environment

<sup>۶</sup> Reward

<sup>۷</sup> Penalty

<sup>۸</sup> Linear Inaction Penalty

<sup>۹</sup> Linear Reward Inaction

<sup>۱۰</sup> Linear Reward Penalty

<sup>۱۱</sup> Linear Reward Epsilon Penalty

<sup>۱۲</sup> Fixed structure learning automata

<sup>۱۳</sup> Variable structure learning automata

<sup>۱۴</sup> Weakly Connected Dominating Set

کنفرانس داده کاوی ایران