



بررسی انرژی شبکه های حسگر بیسیم با استفاده از الگوریتم خود سازمان ده

حسن زمانی شورابی^۱، محمد علی محمدی^۲
hzs4679@yahoo.com
m.a.mohammadi@eng.sku.ac.ir

واژه های کلیدی

شبکه خود سازمان ده، مصرف انرژی، طول عمر، پروتکل، مسیریابی، شبکه عصبی

چکیده

یک شبکه حسگر بیسیم عبارتست از تعداد زیادی حسگرهای کوچک باتوان پایین در ارسال و دریافت که می تواند ابزاری مؤثر برای گردآوری داده در محیط های گوناگون باشد. در شبکه های حسگر بی سیم، پروتکل های مسیریابی مبتنی بر خوشه بندی از طریق تقسیم گره های همسایه به خوشه های مجزا و انتخاب سرخوشه های محلی با استفاده از الگوریتم خود سازمانده (SOM) برای ترکیب و ارسال اطلاعات هر خوشه به ایستگاه مبنا و سعی در مصرف متوازن انرژی توسط گره های شبکه، بهترین کارایی را از لحاظ افزایش طول عمر و حفظ پوشش شبکه ای در مقایسه با سایر روش های مسیریابی به دست می آورند. با این وجود، همه پروتکل های خوشه بندی ارایه شده تاکنون، تنها نزدیکی جغرافیایی (همسایگی) را به عنوان پارامتر تشکیل خوشه ها در نظر گرفته اند. در این تحقیق، یک پروتکل جدید خوشه بندی متمرکز مبتنی بر انرژی با استفاده از شبکه عصبی نقشه خودسازماندهی برای شبکه های حسگر بی سیم ارایه می شود که قادر به خوشه بندی گره های شبکه بر اساس سطح انرژی و مختصات گره ها می باشد. این پروتکل با استفاده از تعداد مشخصی از گره های پراکنده در شبکه و اعمال آن ها به عنوان وزن نورون های نقشه خودسازماندهی، نزدیک ترین گره های کم انرژی را جذب گره های پراکنده می کند؛ به طوری که خوشه ها را از گره های مجاور تشکیل نشده و در واقع براساس دو پارامتر سطح انرژی و همسایگی، خوشه هایی با انرژی متوازن تشکیل خواهند شد.

۱- دانشجوی کارشناسی ارشد، دانشکده مکانیک، دانشگاه آزاد واحد خمینی شهر

۲- استادیار، دانشکده برق، دانشگاه شهر کرد

۱- مقدمه

در اوایل قرن بیستم، دانشمندان به این نتیجه رسیدند که ساختارهای سنتی علوم، پاسخگوی پدیده های کشف شده نیست. مشکلاتی که برای قوانین نیوتن در اندازه های مولکولی به وجود آمده بود، باعث شد نظر تمام دانشمندان و پژوهشگرها به سمت پدیده های تصادفی جلب شود و همین امر منجر به رشد علوم آمار و احتمالات گردید. پدیده های احتمالات عباراتی بودند که به شدت در تمام شاخه های علوم به خصوص آنجا که سیستم ها پیچیده می شدند و یا تعداد مشاهدات افزایش می یافت، دیده می شد. [1] اما آنچه احتمالات بدنبال آن بود، با ماهیت ابهامی که در سیستم ها وجود داشت، تفاوت های زیادی می کرد. با آنکه پدیده های تصادفی نمود یافته بودند، هنوز هم دانشمندان معتقد بودند که تنها راه افزایش کارایی سیستم ها، افزایش دقت است. [2]

هدف از این تحقیق آن است که ضمن دسته بندی طرح های مختلف کاهش مصرف انرژی در شبکه های حسگر بی سیم، بر اساس مقالات تحقیقاتی موجود و تحقیقات انجام شده در (اسلم و همکاران، ۲۰۱۰ b&a). به مروری بر کاربرد شبکه عصبی در قالب هر یک از این طرح ها پردازد. همچنین دسته بندی بر اساس مهمترین کاربردها (نقش ها) ی کنونی شبکه های عصبی در روش های انرژی آگاه شبکه های حسگر بی سیم، ارایه خواهد شد. [3]

یک از لایه های پشته پروتکل طراحی شده اند، طبقه بندی می شوند. برای مثال در (باربانکو و همکاران ۲۰۰۷) مطالعات مروری جامعی بر پروتکل های کاهش مصرف انرژی در لایه MAC ، انجام گرفته است. [4] همچنین روش های بسیاری به کاهش ارتباطات در لایه شبکه پرداخته اند که به آنها پروتکل های مسیریابی اطلاق می گردد. در (بوچ برگر و همکاران، ۱۹۹۶) مطالعات مروری جامعی بر پروتکل های مختلف مسیریابی و دسته بندی آنها انجام گرفته است. [5] اما بهترین و کامل ترین طبقه بندی در این خصوص در (کوردینا و همکاران، ۲۰۰۸)، کلیه روش ها را صرف نظر از لایه ای که در آن کار می کنند. [6]

۲- مسیریابی مبتنی بر خوشه بندی

در واقع روش سلسه مراتبی با ایجاد خوشه ها و تخصیص وظایف خاص به سرخوشه ها می تواند سهم عمده ای در مقیاس پذیری، طول عمر و بهره وری انرژی کلی سیستم داشته و از معماری تک گذرگاهی اجتناب می کنند. [7] مسیریابی سلسه مراتبی با انجام اجتماع و ترکیب داده برای کاهش تعداد پیغام های ارسالی به ایستگاه مبنا، روش کارآمدی برای مصرف کمتر انرژی در یک خوشه است. مسیریابی سلسه مراتبی عمدتاً مسیریابی دو لایه است که یک لایه برای انتخاب سرخوشه ها و لایه دیگر برای مسیریابی استفاده می شود. هرچند، اغلب فناوری ها در این دسته در مورد مسیریابی نیستند، لیکن بیشتر در مورد این که چه کسی و چه وقتی باید ارسال یا پردازش یا اجتماع اطلاعات را انجام داد، اختصاص کانال و غیره صحبت می کنند. روش های مسیریابی خوشه بندی بطور بالقوه موثرترین روش ها برای کاهش مصرف انرژی در شبکه های حسگر بوده و در سال های اخیر کاربرد بسیاری زیادی داشته اند.

۳- شبکه عصبی خودسازماندهی در مسیریابی

شبکه عصبی خودسازماندهی (SOM) یک شبکه عصبی بدون نظارت است که از نورون های عصبی در یک ساختار گرید منظم با ابعاد پایین تشکیل شده است. هر نورون دارای یک بردار وزن n بعدی است که در آن n برابر با ابعاد بردارهای ورودی است. بردارهای وزن (سیناپس ها) لایه ورودی را به لایه خروجی (که نقشه یا لایه رقابتی نامیده می شود) متصل می کنند. نورون ها توسط یک تابع همسایگی به یکدیگر متصل شده اند (مطابق شکل ۱). هر بردار ورودی، بر اساس بیشترین شباهت، نورونی در لایه خروجی را که سلول برنده خوانده می شود، فعال می کند. شباهت معمولاً بر اساس فاصله اقلیدسی بین دو بردار اندازه گیری می شود.

$$D_j = \sum_{i=1}^n \|w_{i,j} - x_i\|^2 \quad (1)$$

که در آن x_i ، آمین بردار ورودی بوده، $w_{i,j}$ بردار وزنی است که ورودی i را به نورون خروجی j متصل می کند و D_j حاصل

۴- شبکه عصبی خودسازماندهی در مسیریابی

انتخاب سرخوشه‌ها با استفاده از شبکه‌های عصبی نقشه خودسازماندهی صورت می‌گیرد. ورودی‌های SOM، پارامترهای مورد نظر برای سرخوشه‌ها هستند. این پارامترها عبارتند از انرژی باقیمانده گره، مرکزیت (حاصل جمع/ میانگین فاصله گره تا گره‌های مجاور)، تراکم (تعداد گره‌های همسایه گره) و تعداد دفعات سرخوشه شدن. شبکه عصبی خودسازمانده به کار گرفته شده، گره‌های ورودی را بر اساس کیفیت سرخوشه شدن آن‌ها دسته‌بندی می‌کند.

۵- شبیه‌سازی

برای آزمایش و اعتبارسنجی الگوریتم پیشنهادی (EBCS) از زبان برنامه‌نویسی مطلب استفاده شده است. به منظور مقایسه نتایج پروتکل پیشنهادی با پروتکل‌های مشابه پیشین (LEACH و LEA2C) از مدل انرژی استفاده شده است. همچنین به منظور پیاده‌سازی شبکه عصبی SOM، از جعبه‌ابزار شبکه عصبی نقشه خودسازماندهی استفاده شده است. پارامتر دیگری که باید در شبیه‌سازی تعیین گردد، مقدار m (تعداد گره‌های دارای حداکثر سطح انرژی است که به عنوان وزن‌های شبکه عصبی خودسازمانده به کار گرفته می‌شوند). این عدد به طور آزمایشی تعیین می‌شود و مقدار آن به تعداد بهینه خوشه‌هایی که انتظار داریم داشته باشیم، وابسته است. در صفحه اول (با ۱۰۰ گره) فرض می‌کنیم $m=16$ یا $m=20$ و در صفحه دوم (با ۴۰۰ گره) فرض می‌کنیم $m=50$ یا $m=80$ باشد. همچنین مقادیر ضرایب مربوط به تابع هزینه انتخاب سرخوشه به صورت آزمایشی و بر اساس میزان اهمیت هر معیار در تصمیم‌گیری تعیین شده است.

۶- ارزیابی کارایی در افزایش پوشش شبکه‌ای

از آنجایی که از دست دادن گره‌های حسگر فعال در ناحیه‌ای از شبکه حسگر، با از دست رفتن پوشش شبکه‌ای، پایش آن ناحیه را غیرممکن خواهد ساخت، حفظ پوشش شبکه‌ای یکی از مهمترین معیارهای ارزیابی الگوریتم‌های مسیریابی شبکه حسگر

جمع فاصله اقلیدسی بین نمونه ورودی x_i و بردار وزن ارتباطی آن به z امین سلول خروجی است که یک واحد نقشه نامیده می‌شود.

مهمترین تفاوت الگوریتم آموزشی SOM با سایر الگوریتم‌های اندازه‌گیری برداری این است که علاوه بر وزن ارتباطی واحد دارای بیشترین انطباق (سلول عصبی برنده)، وزن‌های سلول‌های همسایه سلول برنده نیز به روزرسانی می‌شوند. مشاهدات نزدیک به هم در فضای ورودی، دو واحد نزدیک به هم در نقشه را فعال می‌سازند. مرحله آموزش تا زمانی که بردارهای وزن به حالت پایداری برسند و دیگر تغییر نکنند، ادامه می‌یابد.

$$W_{i,j}^{new} = W_{i,j}^{old} + h_{i,j}(x_i - W_{i,j}^{old}) \quad (2)$$

که x_i نمونه ورودی، $W_{i,j}^{old}$ بردار وزن قبلی بین بردار ورودی x_i و بردار وزن ارتباطی به سلول عصبی خروجی j است. $h_{i,j}$ تابع همسایگی و $W_{i,j}^{new}$ بردار وزن به روزرسانی شده بین سلول ورودی i و سلول خروجی j است.



شکل (۱) ساختار شبکه عصبی نقشه خود سازماندهی

کاربردهای مختلفی برای شبکه‌های عصبی نقشه خودسازماندهی (SOM) در مسیریابی شبکه‌های حسگر بی‌سیم مطرح شده‌اند. این کاربردها را می‌توان به چهار دسته کلی تقسیم نمود:

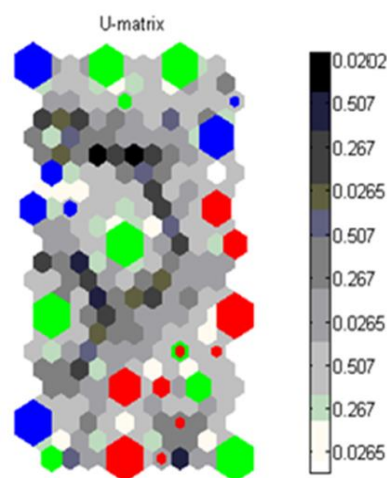
۱. استفاده از SOM در کشف مسیر
۲. استفاده از SOM در اجتماع/ ترکیب داده‌های حسگر
۳. استفاده از SOM در انتخاب سرخوشه‌ها
۴. استفاده از SOM در خوشه‌بندی گره‌های حسگر

محسوب می گردد.

شکل ۲. مقایسه پوشش شبکه ای در - LEACH

در شکل (۳) پوشش شبکه ای EBCS و LEA2C با تعداد گره مرده برابر (۵۰ گره مرده از ۱۰۰ گره اولیه) مورد مقایسه قرار گرفته اند. مکان ایستگاه مبنا در این حالت ($x=50, y=200$) در نظر گرفته شده است. مقایسه تعداد (درصد) نواحی زنده در دو الگوریتم حاکی از آن است که LEA2C، ۵۶٪ و EBCS، ۸۰٪ پوشش شبکه ای خود را در زمان مرگ نیمی از گره های شبکه حفظ کردند. بنابراین EBCS، ۲۴٪ افزایش در پوشش شبکه ای را نسبت به LEA2C از خود نشان می دهد.

بنابراین می توان اینطور نتیجه گرفت که EBCS در مقایسه با هر دو الگوریتم، پوشش شبکه ای را به میزان قابل توجهی افزایش می دهد که این افزایش با توجه به منطق این الگوریتم و نحوه متفاوت تشکیل خوشه ها که به توازن بیشتر مصرف انرژی در شبکه حسگر منجر می شود، قابل توجیه است.



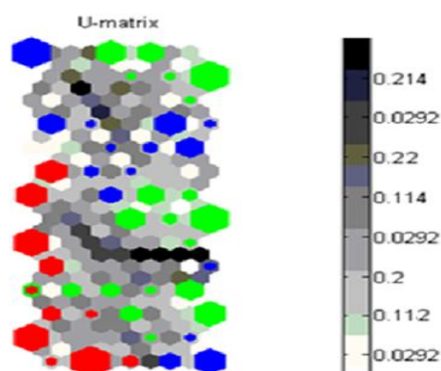
شکل ۳. مقایسه پوشش شبکه ای EBCS با ۳۶ گره مرده

۷- نتیجه:

این تحقیق، لحاظ کردن معیار سطح انرژی گره های حسگر (به عنوان بعد سوم داده) در تشکیل خوشه ها بوده است که تاثیر قابل توجهی در کاهش و توازن مصرف انرژی در شبکه،

برای بررسی پوشش شبکه ای پروتکل پیشنهادی EBCS و مقایسه آن با نتایج پروتکل های قبلی (LEACH و LEA2C) آزمایشی انجام شده است. همانطور که در شکل (۴-۴ و ۵-۴) مشاهده می کنید، به منظور تعیین معیاری منطقی برای اندازه گیری میزان پوشش شبکه ای، فضای فرضی شبکه حسگر به ۲۵ ناحیه حسگری مجازی (گرید) تقسیم شده است به طوری که هر ناحیه، حداقل شامل یک گره حسگر باشد. ناحیه ای که حداقل یک گره حسگر فعال داشته باشد، یک ناحیه فعال در نظر گرفته شده و ناحیه ای که همه گره های آن مرده (غیرفعال) باشند، ناحیه مرده در نظر گرفته می شود. تعداد (درصد) نواحی فعال در فضای شبکه در هر سه الگوریتم به ازاء تعداد مشخصی گره مرده، مورد بررسی قرار گرفته است. گره های فعال با دایره، گره های مرده با نقاط و نواحی مرده با رنگ خاکستری نمایش داده شده اند.

در شکل (۲) پوشش شبکه ای EBCS و LEACH با تعداد گره مرده برابر (۳۶ گره مرده از ۱۰۰ گره اولیه) مورد مقایسه قرار گرفته اند. مکان ایستگاه مبنا در این حالت ($x=0, y=-100$) در نظر گرفته شده است. مقایسه تعداد (درصد) نواحی زنده در دو الگوریتم، حاکی از آن است که LEACH، ۸۴٪ و EBCS، ۹۲٪ از پوشش شبکه ای خود را حفظ کرده اند. بنابراین EBCS، هشت درصد افزایش در پوشش شبکه ای را نسبت به LEACH از خود نشان می دهد.



انرژی) افزایش می‌دهد.

افزایش طول عمر و حفظ پوشش شبکه‌ای داشته است. دومین

نوآوری در استفاده از شبکه عصبی نقشه خودسازماندهی به عنوان

ابزاری برای خوشه‌بندی داده‌های چند بعدی و از انواع مختلف

بوده است که در مقایسه با سایر روش‌ها، بسیار ساده و کارا است.

با بررسی معیارهای مختلف انتخاب سرخوشه و نتایج قبلی حاصل

به این نتیجه رسیدیم که ترکیب این معیارها ممکن است، با

بهره‌گیری از مزایای هر یک و نیز امکان چرخش نوبتی نقش

سرخوشه که به توزیع بار آن منجر خواهد، تاثیر بهتری در کارایی

الگوریتم داشته باشد. بنابراین برای انتخاب سرخوشه معرفی می

گردد که بر اساس ترکیب به ازاء هر گره سرخوشه با توجه به

سطح انرژی گره، فاصله گره تا ایستگاه مبنا، مرکزیت(میانگین

فاصله گره تا سایر گره‌های خوشه) و تعداد دفعات سرخوشه شدن

گره محاسبه می‌شود:

در هر خوشه، گره‌ای که کمترین مقدار فاصله را داشته باشد،

به عنوان سرخوشه مرحله جاری انتقال داده، انتخاب خواهد شد.

طبعاً گره انتخاب شده در این مرحله، در مرحله بعدی، دیگر

سرخوشه نخواهد بود. که این امر نتایج زیر را به همراه دارد:

- افزایش طول عمر شبکه (بر اساس زمان اولین مرگ)

۲۷ تا ۵۰ درصد

- حفظ بقاء کامل شبکه در ۹۰ تا ۹۵ درصد طول عمر

شبکه؛

- حفظ بهتر پوشش شبکه‌ای، ۸ درصد

- ارائه تابع برای انتخاب سرخوشه با کارایی بسیار

نزدیک به معیار سطح انرژی، که زمان مرگ آخرین

گره شبکه را ۶ تا ۱۲ درصد(نسبت به معیار سطح

مراجع:

- [1] Chengfa L, Mao Y, Guigai C. (2005) 'An Energy-Efficient Unequal Clustering Mechanism for Wireless Sensor Networks', In: Proceeding. Of IEEE MASS.
- [2] Chung, Y.N., Chong, C.Y., Bar-Shalom, Y. (1986) 'Joint Probabilistic data and association Distributed sensor Networks', In: IEEE Trans. Automa. Contr. AC-31, pp.889-897.
- [3] Aslam N, Philips W, Robertson W, Siva Kumar SH. (2010) 'A multi-criterion optimization technique for energy efficient cluster formation in Wireless Sensor networks', In: Information Fusion, Elsevier
- [4] Barbancho J, Leon C, Molina F.J, Barbancho A. (2007) 'Using artificial intelligence in routing scheme for wireless networks', In: Computer Communications 30, Elsevier, pp. 2802-2811.
- [5] Buchberger M, JorgK.W, and von Puttkamer E. (1993) 'Laser Radarand Sonar Based World Modelling and Motion Control for Fast Obstacle Avoidance of the Autonomous Mobile Robot MOBOTIV', In: Proc. IEEE Int'l Conf. Robotics and Automation, pp. 534-539.
- [6] Cordina M, Debono C.J. (2008) 'Increasing Wireless Sensor Network Lifetime through the Application of SOM neural networks', In: ISCCSP, IEEE, Malta, pp. 467-471.
- [7] Chang C.C and Song K.T. (1996) 'Ultrasonic Sensor Data Integration and Its Application to Environment Perception', In: Journal of Robotic Systems, vol. 13, no. 10, pp. 663-677.

