

به کارگیری ایده‌های CS در WSN ها

قاسم فرجام نیا^۱، یوسف قاسموا^۲، جوانشیر کاظموا^۳، رحمت علی نژاد^۴

- ^۱ پژوهشکده تحقیقاتی ریاضیات کاربردی و علوم کامپیوتر، دانشگاه دولتی باکو، باکو، جمهوری آذربایجان
^۲ پژوهشکده تحقیقاتی ریاضیات کاربردی و علوم کامپیوتر، دانشگاه دولتی باکو، باکو، جمهوری آذربایجان
^۳ پژوهشکده تحقیقاتی ریاضیات کاربردی و علوم کامپیوتر، دانشگاه دولتی باکو، باکو، جمهوری آذربایجان
^۴ دانشگاه آزاد اسلامی واحد ارومیه، ارومیه، آذربایجان غربی، جمهوری اسلامی ایران

نام و نشانی ایمیل نویسنده مسئول:

قاسم فرجام نیا

چکیده

در این مقاله ابتدا به مفهوم نمایش اسپارس داده‌های توزیع شده در شبکه پرداخته می‌شود. سپس به صورت گام به گام نحوه فشرده سازی داده در WSN ها با استفاده از تکنیک CS با جزئیات کانل تشریح می‌گردد.

واژگان کلیدی: شبکه‌های هسگر بیسیم، همبستگی درون سیگنالی، ماتریس سنجش اسپارس

مقدمه

در WSN ها حسگرها به صورت توزیع شده و دور از یکدیگر قرار دارند، از این رو به نظر جمع آوری داده ها می بایست حسگرها به صورت بی سیم با یکدیگر در ارتباط بوده و داده های خود را با یکدیگر به اشتراک بگذارند. از سویی برقراری ارتباط بی سیم مابین حسگرها هزینه بر بوده و به توان بالایی نیاز دارد، بنابراین به منظور کاهش هزینه های مربوط به منابع انرژی موجود در حسگرها و استفاده بهینه از پهنای باند، می بایست حجم داده های ارسالی به ایستگاه تا حد امکان کاهش یابد. در یک شبکه چگال سنجشهای اندازه گیری شده (مقادیر قرائت شده) در حسگرهای همسایه دارای افزونگی بسیار زیادی است، بدین ترتیب ضرورتی ندارد که داده های همه حسگرها به ایستگاه ارسال شود [2]. در چنین شرایطی می توان با استفاده از تکنیکهای متنوع نمونه برداری و فشرده سازی، توان لازم برای ارسال داده ها را کاهش داد. از این رو یکی از چالشهای مهم در WSN ها بهبود روشهای مبتنی بر بهینه سازی مصرف انرژی در پردازش و انتقال داده ها می باشد. در این شبکه ها، هدف از روشهای پردازش سیگنال در فشرده سازی داده ها کاهش حجم داده های جمع آوری شده و انتقال آنها به ایستگاه و در نتیجه کاهش انرژی مصرفی شبکه می باشد.

استراتژی های متنوعی در فشرده سازی غیر متمرکز داده ها در WSN ها وجود دارد [13]، به عنوان مثال اگر در ابتدا اطلاعات کافی از ساختار همبستگی موجود ما بین داده های گره های همسایه وجود داشته باشد، می توان از تکنیک های DSC نظیر Slepian-Wolf Coding [4] برای فشرده سازی داده استفاده نمود (فشرده سازی داده بدون همکاری گره ها با یکدیگر). متأسفانه در بسیاری از کاربردها، دانش کافی و دقیق از همبستگی مابین داده ها در گره های همسایه موجود نیست، این موضوع باعث می شود استفاده از تکنیک های DSC در WSN ها بسیار دشوار یا حتی غیر ممکن باشد [13]. از این رو اغلب بهتر است از روشهایی در فشرده سازی داده استفاده گردد که در آنها نیازی به دانش اولیه در مورد همبستگی و وابستگی مابین داده ها به منظور همکاری گره ها با یکدیگر و پردازش درون-شبکه ای نباشد.

یکی از روشهای فشرده سازی داده در WSN ها، سنجش فشرده می باشد. یا به کارگیری سنجش فشرده در WSN ها، بیبازی به دانستن ساختار همبستگی موجود در داده های گره های همسایه نمی باشد. دو خاصیت جالب در فشرده سازی داده به روش CS وجود دارد که استفاده از آن را برای فشرده سازی داده در WSN ها مورد توجه قرار داده است [15]. این دو خصوصیت عبارتند از:

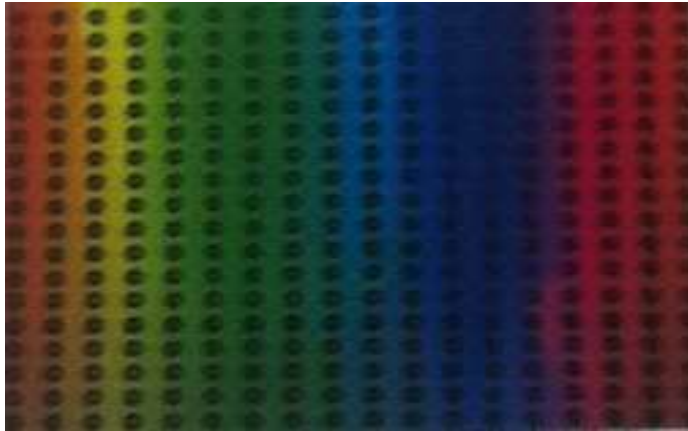
- غیر متمرکز بودن: بدین معنی که داده های توزیع شده می تواند بدون نیاز به کنترلر مرکزی فشرده شوند.
- جامع نگر بودن: بدین معنی که در نمونه برداری به این روش نیازی به دانش قبلی از ساختار داده و یا فرض اولیه بر روی آن نمی باشد.
- بر خلاف فشرده سازی کلاسیک، که در آنها ابتدا کل داده ها اخذ و سپس فشرده شده و بعد به مقصد ارسال می شود، در فشرده سازی داده به روش CS، هر دو مرحله اخذ و فشرده سازی داده به صورت همزمان و با هم صورت می پذیرد [18]

1. نمایش اسپارس داده های شبکه

واضح است که، تکنیک CS همگامی قابل اعمال به WSN می باشد که سیگنال مورد سنجش تحت پایه ای نمایش اسپارس داشته و یا قابل فشرده سازی باشد. علی رغم این که در فشرده سازی مبتنی بر تبدیل، مرسوم در حوزه پردازش سیگنال و پردازش تصویر، به دلیل ساختار منظم سیگنال در حوزه زمان یا مکان، تعریف ماتریس نمایش اسپارس به راحتی فراهم است اما در حوزه داده های شبکه، همانند داده های مربوط به WSN که داده ها به صورت توزیع شده در مکان و گاه به صورت غیر منظم وجود دارد، تعریف ماتریس نمایش اسپارس، اغلب بسیار دشوار است. اگر WSN را به صورت گرافی متشکل از گره ها و شاخه ها تصور کنیم که در آن هر یک از گره های گراف نماینده یک حسگر و هر یک از شاخه ها بیانگر نحوه ارتباط حسگرها یا ارتباط داده ها در بین گره های همسایه باشد، انگاه بایستی برای تعریف ماتریس نمایش اسپارس در شبکه، از ساختار اتصال چنین گرافی استفاده شود.

ابتدا شبکه ای از حسگرها را در نظر می گیریم که به منظور مانیتور کردن یک پدیده فیزیکی متغییر مانند دما، نور، رطوبت و ... در مکانی توزیع شده باشند. ناحیه مورد سنجش همانند یک تصویر دیجیتال یا همبستگی مکانی مابین پیکسلهای مجاور رفتار می کند. اگر نحوه آرایش حسگرها در مکان منظم و به صورت یکنواخت باشد، می توان با توجه به ساختار منظم گره ها، از ماتریس نمایش اسپارس مرسوم در پردازش سیگنال دیجیتال استفاده نمود. به عنوان مثال در چنین حالتی می توان ۴ همسایه برای هر حسگر در نظر گرفت که نحوه همبستگی مابین داده های آنها می تواند بیانگر همبستگی مابین مقادیر پیکسلهای مجاور در تصویر متناظر باشد. بنابر این یک تصویر دیجیتال را می توان مجازاً نوع خاصی از یک WSN دانست که در هر پیکسل آن در مکان متناظر، یک گره حسگر قرار گرفته است و

شدت روشنایی پیکسل بیانگر مقدار قرائت شده توسط حسگر می باشد . شکل (۱) از این رو در صورت آرایش منظم حسگرها در مکان، می توان از تبدیلهای مرسوم مانند DCT و DWT برای نمایش اسپارس داده های شبکه استفاده نمود.



شکل (۱) - آرایش منظم حسگرها در مکان در یک WSN

اینک حالتی را در نظر می گیریم که در آن علی رغم آرایش منظم حسگرها در مکان ، ترافیک داده ها در هر یک از گره ها متفاوت باشد یا حالتی که آرایش گره ها در شبکه غیر منظم و تصادفی باشد. در این صورت علی رغم این که همچنان مابین داده های گره های همسایه همبستگی مناسبی وجود دارد ، اما امکان استفاده از این همبستگیها برای فشرده سازی داده های شبکه با استفاده از ماتریسهای نمایش اسپارس استاندارد در پردازش تصویر دیجیتال وجود ندارد . هنگامی که آرایش گره ها در شبکه غیر منظم و تصادفی باشد، می توان از تکنیک های مطرح در نظریه ویولت ها استفاده نمود. یکی از این تکنیکها Graph Wavelet می باشد. [5] و [6] .

2. فشرده سازی داده ها در WSN ها با استفاده از تکنیک CS

با فرض اینکه تعداد حسگرهای شبکه برابر N بوده و آرایش حسگرها در شبکه منظم باشد (توپولوژی شبکه grid باشد) ، شعاع شبکه از مرتبه \sqrt{N} خواهد بود. اگر بخواهیم سیگنال را در نقطه ای در درون شبکه بازسازی کنیم ، در این صورت داده های هر یک از حسگرها بایستی برای رسیدن به نقطه بازسازی سیگنال ، فاصله ای متناسب با شعاع شبکه را طی نمایند ($O(\sqrt{N})$) بنابراین پیچیدگی ارتباطی شبکه (برای مجموعه تمام حسگرها) برابر $O(N\sqrt{N})$ ارتباط تک پرشی خواهد بود.

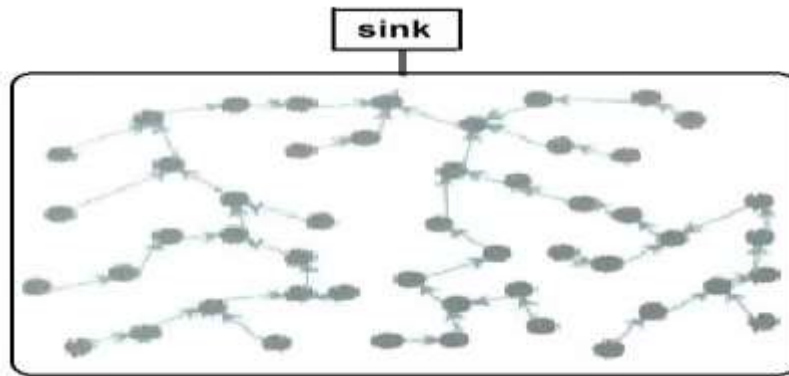
از آنجا که داده های جمع آوری شده در حسگر همسایه در یک شبکه چگال ، همبستگی زیادی دارد ، می توان از این همبستگی برای فشرده سازی داده ها و در نتیجه کاهش تعداد پرش ها در ارسال و دریافت داده در شبکه استفاده نمود . از این رو در بسیاری از کاربردها ضرورتی ندارد که تمامی داده های حسگر جمع آوری شود. به عنوان مثال فرض می کنیم در شبکه ای متشکل از N حسگر ، K حسگر عیبی را در خود آشکار کرده و لازم باشد مجدداً سرویس شده یا تعویض شوند. بدین منظور بایستی اطلاعات مربوط به معیوب یا سالم بودن حسگرها به ایستگاه اعلام شود . بنابراین مقدار یک پرچم خاص در حسگرهای معیوب برابر یک شده ($X_{j=1}$) و در بقیه ، مقدار پرچم ها برابر صفر می شود ($X_{j=0}$) در این صورت سیگنال X خود، سیگنالی اسپارس خواهد بود ($\Psi = 1$) ، بدیهی است در ابتدا اطلاع از این که کدام یک از حسگرها نیاز به تعمیر یا تعویض دارند ، غیر ممکن است ، یک راه برای تشخیص معیوب بودن حسگرها توسط ایستگاه ، ارسال پیغامی خاص (ارسال مقدار پرچمها) از سوی حسگرها به ایستگاه می باشد. ارسال پیغام از گره ها به ایستگاه ، به پروتکل های مسیر یابی خاصی نیاز دارد که گاه در برخی از شبکه ها ، به دلیل وجود لینکهای غیر مطمئن امکان تحویل صحیح پیغام ها به ایستگاه میسر نیست .

در مثال مطرح شده ، سیگنال X خود ، اسپارس بوده و بدین ترتیب با تعداد کمی ($K \ll N$) ضرب می توان آن را بازسازی نمود (نیازی به ارسال مقادیر تمامی حسگرها به ایستگاه نمی باشد، کافی است تنها حسگرهای معیوب مقادیر خود را به ایستگاه ارسال کنند) . در این صورت پیچیدگی ارتباطی شبکه از $O(N^{\frac{3}{2}})$ ارسال تک پرشی به $O(K\sqrt{N})$ ارسال تک پرشی کاهش می یابد. مادامیکه $K \ll N$ باشد جمع آوری داده به این روش از نظر مصرف انرژی بسیار بهینه تر از حالتی است که داده ها از تمامی حسگرها

جمع آوری شود. اما از سویی در شبکه های واقعی سیگنال X خود ، اسپارس نبوده ، بلکه تحت پایه تبدیلی نمایش اسپارس داشته یا قابل فشرده سازی است. در این صورت در محاسبه هر یک از ضرایب تبدیل X و ψ_1 ، تمامی نمونه های سیگنال X (مقادیر تمامی حسگرها) نقش خواهند داشت (مانند استفاده از JPEG2000 در فشرده سازی تصویری که از مقادیر جمع آوری شده توسط حسگرها در محیط تولید شده و به صورت متمرکز در ایستگاه موجود است). فرض کنیم از ماتریس نمایش اسپارس Ψ و مکان ضرایب تبدیلی که منجر به بهترین تقریب K - جمله ای می شوند ، اطلاع داشته باشیم می دانیم، هر یک از ضرایب تبدیل از ضرب داخلی سیگنال و یکی از ستون های ماتریس Ψ به صورت رابطه (۱) به دست می آیند که در آن ψ_{ji} عنصر j ام از ستون i ام در ماتریس Ψ می باشد.

$$\theta_i = \sum_{j=1}^N \psi_{ji} X_j \quad (1)$$

همچنین فرض کنیم بتوان درختی را در گراف شبکه شکل داد که ریشه آن نقطه باز سازی سیگنال در شبکه (به عنوان مثال ایستگاه) باشد شکل (2) در این صورت برای محاسبه و تحویل یک ضریب تبدیل به ایستگاه هر یک از گره ها می توانند ابتدا حاصل $\psi_{ji} X_j$ را به صورت محلی در خود محاسبه کرده و سپس این مقادیر در مسیر ارسال به ریشه درخت ، باهم aggregate شوند.



شکل (2) - ساختار درخت بهینه در گراف شبکه برای محاسبه ترکیب خطی مقادیر حسگرها

برای محاسبه هر سنجش کافی است هر گره تنها یک مقدار به گره والد خود بفرستد؛ از این رو برای محاسبه هر ضریب N ارتباط تک پرشی لازم خواهد بود و برای محاسبه تمامی K ضریب با اهمیت ، NK ارتباط تک پرشی مورد نیاز است . سیکل همپلتون (سیکلی در شبکه که از هر گره تنها یک بار عبور می کند) ، روشی دیگر برای محاسبه و تحویل هر یک از سنجشها به ایستگاه می باشد. به طور کلی می توان گفت؛ اغلب امکان ضرایب تبدیل مهم و همچنین ماتریس نمایش اسپارس Ψ وجود ندارد، به عبارت دیگر در چنین شرایطی اطلاعی از این که کدام یک از ستون های ماتریس نمایش اسپارس Ψ منجر به تولید ضرایب تبدیل بزرگ خواهد شد، در دست نیست. در این حالت می توان به جای تصویر کردن سیگنال X روی سطرهاى ماتریس ψ^T ، تصویر سیگنال را روی یک پایه تصادفی بدست آورد . تصویر سیگنال X روی ماتریس Φ منجر به تولید ضرایب تبدیل تصادفی خواهد شد. که تحت برقراری شرایطی ، ضرایب تبدیل سیگنال در پایه Φ منجر به تولید ضرایب تبدیل تصادفی خواهد شد. ملاحظه شد که تحت برقراری شرایطی ، ضرایب تبدیل سیگنال در پایه Ψ از روی ضرایب تبدیل تصادفی قابل باز سازی خواهد بود. بدین منظور کافی است M ضریب تبدیل تصادفی (M سنجش) در شبکه محاسبه شده و به ایستگاه ارسال شود؛ سپس در دیکدر (ایستگاه) سیگنال X از روی M سنجش موجود با استفاده از روشهای باز سازی سیگنال در سنجش فشرده بازسازی خواهد شد. اگر اندازه گیرها غیر نویزی باشد، خطای بازسازی سیگنال با خطای بازسازی سیگنال در بهترین تقریب K - جمله ای متناسب خواهد بود و در صورت نویزی بودن اندازه گیرها ، به خطای بهترین تقریب K - جمله ای ، ضریبی از سطح نویز نیز اضافه خواهد شد.

نکته جالب توجه در CS آن است که سنجشها مستقیماً از ضرب داخلی ماتریس سنجش Φ و سیگنال X به دست مس آید:

$$y = X\Phi = \theta\psi\phi = \theta A \quad (2)$$

از این رو در سنجش فشرده لازم نیست کُدر (در اینجا، مجموعه حسگرها) از ماتریس نمایش اسپارس Ψ اطلاع داشته باشد؛ اما دیگر می بایست به منظور بازسازی سیگنال از این که سیگنال تحت چه پایه ای نمایش اسپارس داشته یا قابل فشرده سازی است مطلع باشد.

3. استفاده از پروتکل‌های مسیر یابی در محاسبه سنجش ها

تا کنون فرض کردیم ، امکان استفاده از ساختاری درختی یا سیکل همپلتون برای محاسبه سنجش ها وجود دارد . در WSN ها اغلب لینک‌های ارسال و دریافت داده غیر مطمئن بوده و ممکن است در بازه ای از زمان گرهی قادر به ارسال داده یا در یافت آن نباشد. بنابراین در صورت استفاده از ساختار درختی و یا سیکل همپلتون در یک شبکه ، حتی اگر یک گره از شبکه خارج شده یا قادر به ارتباط بی سیم با دیگر گره ها نباشد ، امکان محاسبه دقیق سنجش ها فراهم نخواهد بود . بنابراین در چنین حالتی می بایست چرخه ساخت درخت یا سیکل همپلتون بارها تکرار شود. گرچه الگوریتم‌های مناسبی برای تولید ساختار درختی و سیکل همپلتون در شبکه وجود دارد ، اما باز تولید این ساختارها در شبکه های غیر مطمئن یا متغییر با زمان عملی دشوار خواهد بود. به منظور رفع این مشکل می توان از الگوریتم‌های شایعه پراکنی تصادفی استفاده نمود [48]. این دسته از الگوریتمها بنا به دلایلی که در ادامه خواهد آمد، مورد توجه قرار گرفته اند. در الگوریتم‌های شایعه پراکنی به منظور تبادل داده در گره ها از پروتکل های ساده ای برای ارسال داده استفاده می شود. بدین ترتیب نیازی به ذخیره اطلاعات مربوط به مسیر یابی پیچیده یا بازتولید ساختار مسیر یابی (در صورت بروز عیوب احتمالی) نخواهد بود. این الگوریتمها به دلیل استفاده از پروتکل های ساده برای ارسال داده به راحتی مقیاس پذیر می باشند و از همه مهمتر این که در مقابل تغییرات مربوط به توپولوژی شبکه و همچنین وجود لینک‌های غیر مطمئن پایدارند. گرچه الگوریتم‌های شایعه پراکنی نسبت به دیگر الگوریتمها ، ساختاری ساده تر و انعطاف پذیرتر دارند، اما در آنها تعداد پرش های بی سیم نسبت به الگوریتم‌های مسیر یابی پیچیده تر، بیشتر است.

یکی از کاربردهای این الگوریتمها، کاربرد آنها در محاسبه میانگین مقادیر اولیه ذخیره شده در گره های یک شبکه می باشد، به عنوان مثال فرض می کنیم شبکه ای از N حسگر موجود بوده و در هر یک از حسگرها مقدار اولیه $X_i(0)$ ذخیره شده باشد؛ در هر مرحله از تکرار الگوریتم ، یک گره (I_1) به تصادف از مجموعه گره ها انتخاب و فعال خواهد شد. این گره یکی از گره های همسایه خود (I_2) را به تصادف انتخاب خواهد نمود. این دو گره مقادیر خود را به صورت زیر به روز خواهند نمود:

$$X_{I1}(t+1) = X_{I2}(t+1) = \frac{1}{2} (X_{I1}(t) + X_{I2}(t)) \quad (3)$$

که در آن $X_L(t)$ بیان گر مقدار به روز شده گره L در تکرار t ام می باشد. به همین ترتیب این روند در مراحل بعد تکرار خواهد شد. بدیهی است در $t \rightarrow \infty$ برای تمام گره ها خواهیم داشت :

$$X_i(t) \rightarrow \frac{1}{N} \sum_{j=1}^N X_j(0) \quad (4)$$

بنابراین در $t \rightarrow \infty$ تمام گره ها دارای مقدار یکسانی هستند که تقریبی از میانگین مقادیر اولیه گره ها می باشد. با استفاده از چنین الگوریتمی (و یا هر الگوریتمی شایعه پراکنی دیگری که بتوان به صورت تکراری میانگین مقادیر اولیه گره ها را در یک گراف محاسبه نمود) می توان هر یک از عناصر بردار سنجش y را که برابر ضرب داخلی بردار اندازه گیری φ_i و سیگنال x است ، محاسبه نمود. در این روش ابتدا گره j مقدار خود (X_j) را در عنصر مربوط به بردار اندازه گیری φ_i که در سطح i ام ماتریس سنجش Φ واقع است (φ_{ij}) ضرب می کند و از حاصل به عنوان مقدار اولیه استفاده خواهد نمود. با استفاده از الگوریتم شایعه پراکنی معرفی شده در $t \rightarrow \infty$ خواهیم داشت :

$$X_i(t) \rightarrow \frac{1}{N} \sum_{j=1}^N X_j(0) = \frac{1}{N} \sum_{j=1}^N \varphi_{ij} X_j \quad (5)$$

حاصل ضرب این مقدار در تعداد گره (N) ، برابر ترکیب خطی مقادیر حسگرها خواهد بود. در عمل می توان برای محاسبه ترکیبات خطی پس از تعداد معینی تکرار (t) الگوریتم را به پایان رساند؛ در این صورت پس از تکرار t ام ، هر گره تقریبی از ترکیبات خطی تمامی گره ها را در خود دارد . دیگر می تواند برای بازسازی سیگنال مقادیر بردار سنجش را از یک گره به دلخواه، استخراج نماید.

4. تولید ماتریس سنجش تصادفی در شبکه

برای محاسبه بردار سنجش y ، هر حسگر بایستی مقدار ذخیره شده در خود را در عنصر متناظر از ماتریس سنجش Φ ضرب نماید، بدین ترتیب برای محاسبه M ترکیب خطی (سنجش) هر حسگر می بایست به M عنصر از ستون متناظرش در ماتریس سنجش دسترسی داشته باشد. دیکدر نیز برای بازسازی سیگنال می بایست از y ، Ψ ، Φ مطلع با شد بنابراین هم گذر و هم دیکدر در عملیات کدینگ و دیکدینگ به ماتریس Φ نیاز دارند. گذر (مجموعه حسگرها) می تواند به دو صورت به Φ دسترسی داشته باشد:

- ۱- دیکدر پس از تولید Φ ، هر یک از ستونهای Φ را به حسگر متناظر در شبکه ارسال می کند. این بردار در حسگر ذخیره شده و سپس به هنگام محاسبه سنجشها از آن استفاده می شود. این روش در شبکه های کوچک مناسب است. با افزایش تعداد گره ها (N)، تعداد سنجشها (M) نیز افزایش خواهد یافت؛ بنابراین طول هر یک از ستونهای Φ افزایش یافته و حجم اطلاعات مربوط به هر ستون Φ که می بایست در هر یک از حسگرها ذخیره گردد، افزایش خواهد یافت. بدیهی است به دلیل محدودیت حافظه در گره های حسگر، امکان ذخیره عناصر مربوط به یک ستون از ماتریس سنجش Φ با طول زیاد در یک حسگر وجود ندارد.
- ۲- برای مقابله با مشکل محدودیت حافظه، هر گره می تواند، به یک مولد اعداد تصادفی تجهیز شود. در این صورت در هر مرحله از محاسبه سنجشها در یک حسگر، عناصر مربوط به ماتریس سنجش به صورت تصادفی تولید شده، سپس به همراه پاکت داده ها به ایستگاه ارسال خواهد شد. بدین ترتیب دیکدر از Φ تولید شده در حسگرها مطلع می شود.

5. سنجش فشرده در WSNها با استفاده از ماتریسهای سنجش چگال

یکی از نخستین مقالاتی که از نظریه سنجش فشرده در شبکه های حسگر بی سیم استفاده کرده [14] است. در این مقاله عناصر ماتریس سنجش، همان طور که در نظریه CS کلاسیک مطرح شده، متغیرهای تصادفی مستقل گوسین می باشد. چنین ماتریسی با احتمال بالا، ماتریسی با درایه های تماماً غیر صفر خواهد بود (ماتریس چگال). اسپارس نبودن این ماتریس گذر را وارد می کند تا برای محاسبه هر سنجش، از تمامی نمونه های سیگنال استفاده کند. از این رو با یستی در هر سنجش تمامی حسگرها در ارسال داده نقش داشته باشند. این امکان با تعریف درخت بهینه روی گراف شبکه فراهم می شود. درگیر شدن تمامی حسگرها برای محاسبه تنها یک تصویر خطی از نمونه های سیگنال و انتقال آن به ایستگاه، توان مصرفی حسگرها را تا حدود زیادی یکنواخت می کند. اما از سویی دیگر، انرژی مصرف کل شبکه به تعداد سنجشها، M وابسته است. لذا در صورتی طول عمر سیستم افزایش می یابد که مقدار M نسبت به N خیلی کوچک باشد. بنابر این، این روش عموماً برای شبکه های متوسط و کوچک مناسب نیست. در [15] برای محاسبه هر تصویر تصادفی از نمونه های سیگنال، از یک الگوریتم شایعه پراکنی تصادفی استفاده شده که طی زمان پردازش بارها تکرار می شود. در این سناریو هر حسگر، در هر مرحله از محاسبه تصاویر خطی، نهایتاً تقریبی از آن را در خود دارد. این روش به دلیل تعداد پرش های زیاد گران تمام خواهد شد.

6. سنجش فشرده در WSNها با استفاده از ماتریسهای سنجش اسپارس

1.6. ماتریس سنجش اسپارس تصادفی

به منظور سنجش فشرده داده ها در WSNها می توان علاوه بر استفاده از ماتریسهای سنجش چگال مطرح شده در CS کلاسیک، از ماتریسهای سنجش اسپارس نیز استفاده نمود [8] و [16] در صورت استفاده از Φ اسپارس، تعداد اندازه گیریها نسبت به Φ چگال برای بازسازی مناسب سیگنال، افزایش خواهد یافت [1] [9] [10] [11] و [12]، در واقع مصالحه ای مابین میزان اسپارسیته ماتریس سنجش Φ و تعداد اندازه گیریها وجود دارد، ایده اصلی در [8] این است که تصاویر خطی اسپارس می تواند تا حدودی از هزینه محاسبه بی سیم ترکیبات خطی بکاهد. بنابراین ماتریس سنجش به صورت اسپارس در نظر پررفته شده است. در هر اندازه گیری تنها گروه کوچکی از حسگرها با یکدیگر ارتباط برقرار کرده و ترکیب خطی نمونه های آن ها در یک نقطه محاسبه شده و ذخیره می شود. بدین ترتیب هر حسگر یک تصویر خطی اسپارس از نمونه های تمامی حسگرها را در خود ذخیره دارد. دیکدر می تواند با انتخاب هر M حسگر دلخواه، به M سنجش اسپارس دسترسی داشته باشد. در [8] نشان داده شده است که اگر تعداد اندازه گیریها به ازای یک ماتریس سنجش خاص برابر $O(\text{poly}(k, \log N))$ باشد، خطای بازسازی سیگنال با خطای بهترین تقریب k -جمله ای متناسب خواهد بود. در نهایت، می توان با دریافت M سنجش ذخیره شده از M حسگر، سیگنال اصلی را در دیکدر بازسازی نمود. با کاهش تعداد عناصر غیر صفر در هر سطر ماتریس سنجش Φ از N به $O(\log N)$ تعداد بیتهای پردازش شده در مجموعه حسگرها به منظور ارسال به ایستگاه کاهش خواهد

یافت. علاوه بر این، اسپارس ماتریس سنجش منجر به کاهش پیچیدگی الگوریتم بازسازی سیگنال نیز خواهد شد. در این سناریو هر یک از عناصر یک سطر از ماتریس سنجش با احتمال $\frac{1}{S}$ برابر صفر خواهند بود. داریم:

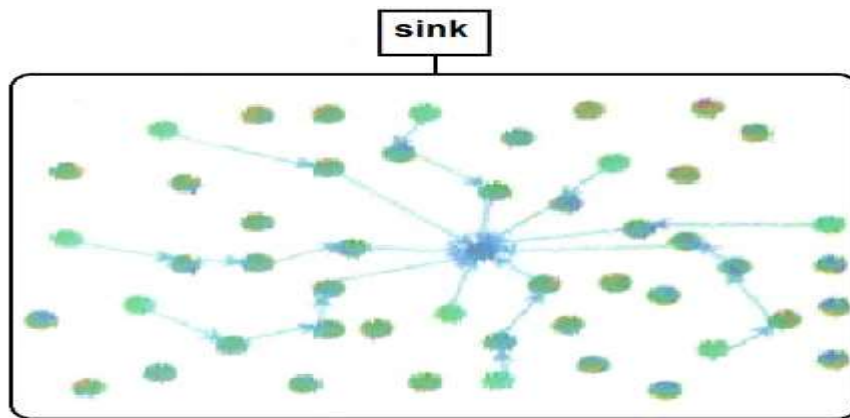
$$\varphi_{i,j} = \sqrt{S} \begin{cases} 1 & \text{with prob. } \frac{1}{S} \\ 0 & \text{with prob. } 1 - \frac{1}{S} \\ -1 & \text{with prob. } \frac{1}{2S} \end{cases} \quad (6)$$

بنابراین به طور متوسط تعداد عناصر غیر صفر ماتریس سنجش در یک سطر برابر $\frac{1}{S}$ خواهد بود. نشان داده شده است با $\frac{\|x\|_1}{\|x\|_2} \ll L$ در آن $M = O(S L^2 K^2 \log N)$ می باشد، می توان سیگنال را به درستی باز سازی نمود [8].

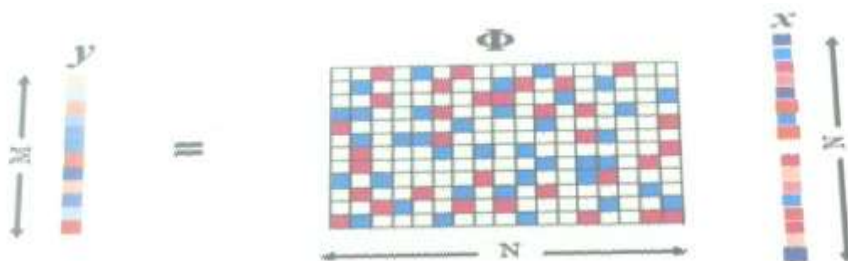
الگوریتم محاسبه سنجشها

- ۱- هرگره مجموعه ای از متغیرهای تصادفی $\{\varphi_{1j}, \varphi_{2j}, \dots, \varphi_{Nj}\}$ را تولید می کند. اگر $\varphi_{ij} \neq 0$ باشد، گره j مقدار $\varphi_{ij} x_j$ را به گره i ارسال می کند. این عمل به ازای تمامی j ها، ($1 \leq j \leq N$) تکرار خواهد شد.
- ۲- هر گره i مجموعه مقادیر دریافتی را محاسبه و ذخیره می کند. این مقدار برابر $\sum_{j=1}^N \varphi_{ij} x_j$ می باشد. این عمل به ازای تمامی i ها ($1 \leq i \leq N$) تکرار خواهد شد.

شکل (2) نحوه محاسبه یک سنجش را در یک گره نمایش می دهد. در شکل (3) نیز فریم ماتریس سنجشها نشان داده شده است.



شکل(2)- محاسبه یک سنجش در یک گره

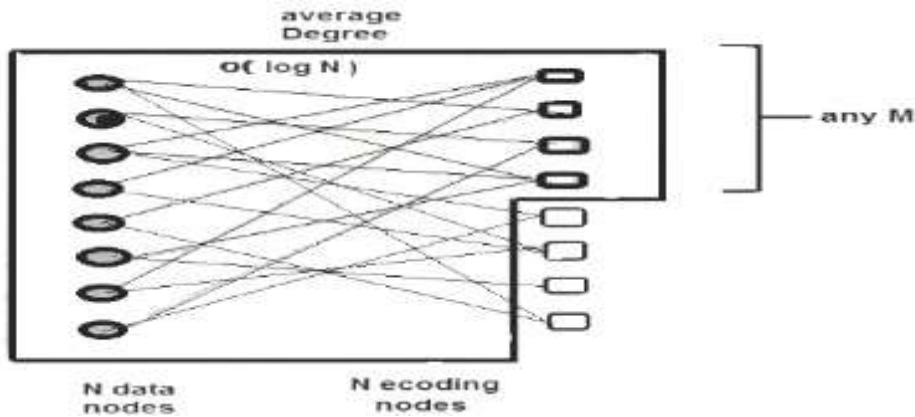


شکل (3)- نمایش فرم ماتریسی فرآیند سنجش با استفاده از ماتریس سنجش اسپارس

با توجه به اینکه احتمال غیر صفر بودن هر یک از عناصر ماتریس سنجش ($\varphi_{ij} \neq 0$) برابر $\frac{1}{S}$ می باشد، اگر $\frac{\log N}{N}$

انتخاب شود، آنگاه تعداد متوسط المان های غیر صفر در هر ردیف ماتریس سنجش برابر $O(\log N)$ می شود. بنابراین هر حسگر به $\frac{1}{S}$

طور متوسط مستقلاً و به تصادف داده خود را به $O(\log N)$ حسگر ارسال می کند. دیگر می تواند با دریافت داده از $\text{poly}(K)$ $M=O$ ($\log N$) حسگر سیگنال اصلی را بازسازی نماید (شکل (4)).



شکل (4) - قابلیت استخراج سنجش ها از M حسگر دلخواه توسط دیگر

بدیهی است که با اسپارس گرفتن ماتریس سنجش، دیگر نمی توان از روشهای بازسازی قبلی که بر اساس ماتریسهای سنجش تصادفی چگال بودند، استفاده نمود. در این حالت ثابت می شود که تحت شرایطی روی ماتریس سنجش Φ ، می توان ضرایب تبدیل θ را با استفاده از ضرب داخلی بردار سنجش y و بردار Φ در هر یک از ستون های Ψ به دست می آید. محاسبه نمود. فرض

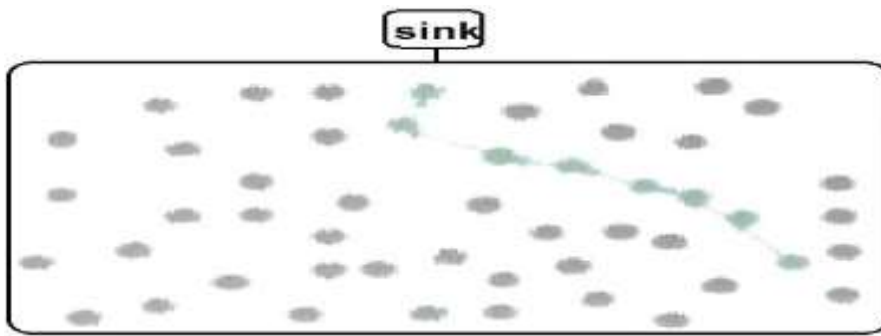
$$E[\varphi_{ij}] = 0, E[\varphi^2_{ij}] = 1, E[\varphi^6_{ij}] = S$$

$$y = \frac{1}{\sqrt{M}} \Phi X, Z_i = \frac{1}{\sqrt{M}} \Phi \psi_i \quad \text{Then } \theta_i = E[Z_i^T y] \quad (7)$$

در سنجش فشرده با استفاده از ماتریس سنجش چگال، تعداد اندازه گیری ها برای بازسازی مناسب سیگنال برابر است با $M=O$ $\frac{N}{K \log K}$. در حالیکه در سنجش فشرده با استفاده از ماتریس سنجش اسپارس (روش اخیر) این تعداد بیشتر و برابر است با $M=O$ $(k^2 \text{ Log } N)$. بنابراین با تعداد سنجشهای برابر در دو حالت، دقت بازسازی سیگنال با استفاده از ماتریسهای سنجش چگال بیشتر خواهد بود. اما از سویی در سنجش فشرده با استفاده از ماتریسهای چگال، پیچیدگی محاسباتی برای بازسازی سیگنال برابر $O(N^3)$ می باشد که در مقایسه با پیچیدگی محاسباتی سنجش فشرده با استفاده از ماتریسهای اسپارس، $O(MN \log N)$ بسیار بیشتر است. از این رو، روش اخیر [8] در استفاده از ماتریسهای سنجش اسپارس به دلیل پیچیدگی پایین عملیات بازسازی سیگنال در دیگر، می توان به عنوان روشی سریع برای محاسبه تقریبی غیر دقیق و ساده از سیگنال در WSN ها استفاده شود. علی رغم اینکه چنین ماتریس سنجشی اسپارس بوده و تعداد بیت های پردازش شده در شبکه کاهش می یابد، اما به دلیل انتخاب تصادفی حسگرها در هر مرحله، آن ها از یکدیگر دور بوده و هزینه برقراری ارتباط و ارسال داده همچنان بالاست.

8. ماتریس سنجش اسپارس مسیر یاب

مرجع دیگری که از ماتریس سنجش اسپارس برای فشرده سازی داده در WSN ها استفاده کرده است، [16] می باشد. در [16] سعی شده است ماتریس سنجش توسط الگوریتم مسیریابی تعیین شود. یعنی در این تکنیک ماتریس سنجش همان ماتریس مسیر یاب است. تنها حسگرهایی که در مسیر انتقال داده از حسگرها به ایستگاه قرار می گیرند، در ضرب داخلی نقش دارند. به این روش می توان هزینه هر سنجش را به حداقل رساند. در [16]، ابتدا هر یک از گره ها با احتمال $P = \frac{M}{N}$ ، به عنوان گره مبدأ برای ارسال داده به ایستگاه انتخاب می شوند. پس از انتخاب یک گره به عنوان گره مبدأ، آن گره پاکت ذخیره شده در خود را از کوتاه ترین مسیر ممکن به ایستگاه می فرستد. در طی ارسال این پاکت از یک گره به گره دیگر مقادیر هر یک از گره های مسیر با این پاکت ترکیب می شوند. شکل (5)



شکل (5) - ارسال داده از کوتاهترین مسیر ممکن به ایستگاه و محاسبه ترکیب خطی پاکت‌ها با یکدیگر

با فرض این که X_i^m ، $(i = 1, 2, \dots, i_m)$ ، مقادیر فرائت شده توسط هر یک از حسگرهای موجود در مسیر ارسال داده از مبدأ به مقصد باشند و I_m طول این مسیر باشد؛ گره مبدأ m پاکتی را که حامل مقدار $y_i^m = a_i X_i^m$ می باشد به گره بعدی در مسیر ارسال پاکت به ایستگاه می فرستد، که در آن a_1 متغییر تصادفی است که از بازه $[0,1]$ و یا مجموعه $\{-1, +1\}$ انتخاب می شود. مقدار a_1 نیز همراه با پاکت X_i^m ارسال می شود. گره بعدی، مقدار دریافتی از گره m را به صورت $y_1^m + a_2 x_2^m y_2^m = y_1^m$ به روز کرده و به سمت گره بعدی ارسال می کند. a_2 نیز همانند a_1 متغییری تصادفی است که به همراه پاکت مربوط ارسال می شود. این روند ادامه می یابد تا پاکت ارسالی از سوی گره m به ایستگاه برسد. بدین ترتیب ترکیب تصادفی مقادیر تمامی حسگرها در مسیر ارسال داده از گره مبدأ m به ایستگاه در ایستگاه موجود خواهد بود. ضرایب ارسالی a_i از سوی گره های مسیر، m سطر ماتریس سنجش Φ را شکل خواهد داد. واضح است که ماتریس سنجش Φ ما تریسی اسپارس است که در هر سطر آن تنها عناصر مربوط به حسگرهای مسیر ارسال داده از گره مبدأ به ایستگاه غیر صفر بوده و بقیه برابر صفرند.

یاد آوری می شود که هنگامی بازسازی سیگنال در دیکدر به روشی CS موفق خواهد بود که خاصیت ناهمدوسی مابین ماتریس نمایش اسپارس Ψ و ماتریس سنجش Φ برقرار باشد. حداکثر ناهمدوسی هنگامی حاصل می شود که دو ماتریس Ψ و Φ بر یکدیگر متعامد باشند. نکته جالب توجه آن است که با احتمال بالا یک ماتریس سنجش تصادفی می تواند بر هر ماتریس نمایش اسپارس ثابتی متعامد باشد. در روش اخیر برای جمع آوری داده، هر چند ماتریس سنجش تصادفی است اما بسیاری از عناصر آن در هر سطر صفر خواهد بود. این موضوع باعث می شود خاصیت ناهمدوسی مورد نیاز برای بازسازی سیگنال در دیکدر بر آورد نشود (میزان همدوسی دو ماتریس بالا باشد). از این رو تعداد اندازه گیریها برای بازسازی مناسب سیگنال به شدت افزایش می یابد. در این روش جمع آوری داده، تولید ماتریس سنجش توسط الگوریتم مسیر یابی صورت می گیرد و طراحی نقشی در تولید آن ندارد. بنابراین تنها هنگامی فشرده سازی به این طریق موثر خواهد بود که ماتریس نمایش اسپارس Ψ چنان انتخاب شود که علاوه بر فراهم نمودن نمایش اسپارس مناسب برای سیگنال، به خوبی با ماتریس سنجش Φ (ماتریس مسیر یاب) ناهمدوس باشد. اغلب ماتریسهای نمایش اسپارس موجود نمی توانند همزمان هر دو خصوصیت مذکور را داشته باشند. از این رو ماتریس مسیر یاب نمی تواند به خوبی خاصیت مهم ناهمدوسی مورد نیاز مابین ماتریس سنجش و ماتریس و ماتریس پایه را در نظریه CS برآورده کند. بنابراین برای بازسازی سیگنال، تعداد اندازه گیریها به شدت افزایش خواهد یافت که با هدف نظریه سنجش فشرده همخوانی ندارد.

9. محاسبه سنجشها با استفاده از خصوصیات کانال

تاکنون دیدیم که یکی از روشهای محاسبه بردار سنجش و ارسال آن به ایستگاه، تولید ساختاری درختی در گراف شبکه و سپس محاسبه سنجشها و ارسال آن به ریشه درخت می باشد. علاوه بر آن می توان از سیکل همیلتون یا الگوریتمهای شایعه پراکنی تصادفی نیز برای محاسبه سنجشها استفاده نمود. در چنین روشهایی محاسبه بردار سنجش مبتنی بر ارتباط چند پرشی مابین گره ها و پردازش درون شبکه ای می باشد. بنابراین در این روش ها، به زیرساختهایی نیاز است که بتوان با استفاده از آنها نحوه ارتباط بین گره ها و پردازش درون شبکه ای، را برای محاسبه سنجشها تنظیم نمود. یکی از روشهایی که می توان در آن بدون نیاز به پردازش و ارتباط درون شبکه ای، سنجشها را محاسبه نمود، ارسال مستقیم و بدون واسطه داده ها از حسگرها به ایستگاه ها می باشد [14]. در این حالت هر یک از گره ها مقدار مربوط به خود، X_j را در عددی تصادفی، $\varphi_{i,j}$ ضرب نموده و سپس تمامی گره ها به صورت همزمان حاصل

ذخیره شده در خود را به صورت آنالوگ از طریق کانال به ایستگاه ارسال می کنند. اگر ایستگاه در فاصله دوری از شبکه قرار داشته باشد می توان گفت؛ فاصله هر یک از گره ها با ایستگاه تقریباً برابر است. بنابراین هر یک از سیگنالهای ارسالی از سوی گره ها هنگامی که به ایستگاه می رسند، به یک اندازه تضعیف می شوند. با فرض این که حسگرها از طریق کانال بی سیم باندباریک AWGN با ایستگاه در ارتباط باشند و هیچ گونه محو شدگی چند مسیری وجود نداشته باشد، می توان گفت؛ به دلیل خاصیت جمع پذیری سیگنالهای رادیویی در چنین کانالی، مقدار دریافتی در ایستگاه همان ترکیب خطی مقادیر حسگرهای شبکه است. به عبارت دیگر در این روش می توان به جای محاسبه ترکیب خطی مقادیر حسگرها د سیلیکون، این مقدار را در هوا محاسبه نمود. برای محاسبه سنجش ها به این طریق، بایستی ارسال داده توسط تمامی حسگرها دقیقاً به صورت همزمان صورت پذیرد که همواره در عمل امکان پذیر نیست [14] و [18].

10. استفاده همزمان از همبستگی درون _ سیگنالی و بین _ سیگنالی

روشهایی که تاکنون مطرح شد برای اعمال CS به WSN ها، از همبستگی درون _ سیگنالی برای فشرده سازی داده استفاده می کردند. علاوه بر همبستگی درون _ سیگنالی می توان از همبستگی بین _ سیگنالی نیز به منظور کاهش تعداد اندازه گیریها استفاده نمود [3] و [7] و [17] و [18] ، در [7] سه مدل برای اسپارسیته سیگنالهایی که هر دو نوع همبستگی مکانی و امکان تعداد اندازه گیریها برای بازسازی مناسب سیگنال کاهش یابد، به عنوان مثال می توان گروهی از حسگرها را در فضایی باز تصور نمود که در حال سنجش دما از محیط می باشند؛ مقادیر قرائت شده توسط هر حسگر، x_i دارای هر دو نوع همبستگی درون _ سیگنالی (مکانی) و بین _ سیگنالی (زمانی) می باشد. عواملی نظیر تابش نور خورشید، وزش باد و ... تأثیری مشترک (Z_C) بر روی تمامی حسگرها دارد، از طرفی عاملی مانند سایه تأثیری محلی (Z_i) بر روی برخی از حسگرها دارد. بنابراین می توان X_i را به صورت مجموع Z_i و Z_C در نظر گرفت. داریم:

$$X_i \approx Z_i + Z_C, \quad i \in \{1, 2, \dots, N\} \quad (8)$$

با فرض این که Z_i و Z_C در پایه Ψ نمایش اسپارس داشته باشند، خواهیم داشت:

$$Z_i = \Psi \theta_i, \quad \|\theta_i\|_0 \approx k_1, \quad Z_C = \Psi \theta_C, \quad \|\theta_C\|_0 \approx K_C \quad (9)$$

Z_C

بدون آنکه از عمومیت مسئله کاسته شود فرض می کنیم $N=2$ ، یعنی تنها دو حسگر در حال قرائت پارامتر مورد نظر باشند. اگر برای فشرده سازی سیگنالهای X_1 ، X_2 ، از دو کُد به صورت مجزا استفاده کنیم، آنگاه واضح است که تعداد اندازه گیریها برای بازسازی مناسب سیگنال X_1 با استفاده از الگوریتم های بهینه سازی نرم L_1 ، برابر $M_1 = (K_C + K_1) C$ می باشد؛ به همین ترتیب تعداد اندازه گیری ها برای بازسازی سیگنال X_2 برابر $M_2 = (K_C + K_2) C$ خواهد بود. بنابراین برای بازسازی هر دو سیگنال X_1 ، X_2 با کُد های مجزا می بایست به تعداد $M_U = (2K_C + K_1 + K_2) C$ سنجش صورت پذیرد. اما اگر کُد ها توأمأ دو سیگنال X_1 ، X_2 را فشرده نمایند

$$M_D = (K_C + K_1 + K_2) C$$

اندازه گیری برای باز سازی مناسب دو سیگنال کافی خواهد بود. بنابراین بدیهی است هنگامی که کُد ها به صورت مشترک داده ها را کُد نمایند، تعداد اندازه گیری ها به نحو مناسبی کاهش خواهد یافت. از این حالت در کاربردهایی می توان استفاده نمود که مدل سیگنال در آنها با یکی از سه مدل معرفی شده در [7] هماهنگ باشد. در [7] حسگرها مستقیماً با ایستگاه در ارتباطند. حسگرها در حالت ارتباط مستقیم با ایستگاه در مقایسه با حالت غیر مستقیم به دلیل فاصله دورتر، توان بیشتری مصرف می کنند. از این رو در شبکه های بی سیم اغلب بهتر است داده ها به صورت غیر مستقیم و چند پرشی ارسال شود.

نتیجه گیری

در این مقاله، نحوه‌ی به کارگیری ایده های مطرح شده در CS را در WSN ها تشریح کردیم چهار کار اساسی را در این زمینه به تفصیل مورد بحث قرار داده و نقاط قوت و ضعف آن ها را بررسی نمودیم.

منابع و مراجع

- [1] .W. Wang. "Sparse, Signal Recovery using Sarse Random Projection," PhD thesis, The University, June, 2005.
- [2] Z. Tang. "Distributed Source Coding Schemes for wireless Sensor Networks," PhD thesis The University of Bath, September. 2007.
- [3] M.C. Vuran, O.B. Akan, and I. F. Akyildiz," Spatio-temporal correlation: theory and applivation for wireless sensor networks," Computer Networks journal (Elsevier Science), vol.45, no.45, no.3, pp., 245-261, jun. 2004.
- [4] D.Slepian and J.K.Wolf,"Noiseless encoding of correlated information source," IEEE Trans, Inf. Theory, vol.19, pp.471-480, July 1973.
- [5] A.Ciancio, S. Pattern, A.Ortega, and B.Krishnamachair, "Energy efficient data representation and routing for wireless sensor networks based on a distributed wavelet compression algorithm," in IPSN, 2006, PP. 306_316.
- [6] S. Narang, G. Shen, and A. Ortega, "unidirectional graph-based Wavelet transforms for efficient data gathering in sensor networks, "in Proc. IEEE Int. Conf, Acoustics, Speech, and Signal Processing (ICASSP), Dallas, TX, 14-19 March 2010, pp.2902-2905.
- [7] M. Duarte, S. Sarvotham, D. Baron, M. Wakin, and R. Baraniuk, "Distributed compressed Sensing of Jointly Sparse Signals, "in 39 th Asilomar Conf.on Signals, Systems and computers, 2005 .
- [8] W, Wang, M, Garofalakis, K.Ramchandran, "Distributed sparse random projection for refinable approximation, "in Int, Conf, on information processing in sensor networks (IPSN), pp.331-339.
- [9] R. Berinde and P. Indyk, "Spare recovery using sparse matrices, "Computer Science and Artificial Intelligence Laboratory Technical Report.
- [10] R. Berinde and, P. Indyk, "Sequential Sparse Maching Pursuit, "in Proc. 47th Annu, Allerton Conf. Common. Control Compute, 2009, pp.34-43.
- [11] R. Berinde, P.Indyk, and, M. Ruiz, "Practical near-optimal Sparse recovery in the l_1 norm," in Proc. 46th Annu. Allerton Conf. Commun. Control compute, 2008, pp. 198-205.
- [12] P.Indyk, and, M.Ruzi, "Near-optimal sparse recovery in the l_1 norm, "in Proc, 49 th Annu. Symp. Found. Comput, Set, 2008, pp. 199-207.
- [13] T, Srjsooksai, K. Keamarungsi, P. Lamsrichan, and K. Araki, "piratical data compression in Wireless Sensor networks: A survey, "journal of Network and computer Applications, vol. 35, no. 1, PP. 37-59, 2012.
- [14] W. Bajwa, J,Haupt, A. Sayeed, and R, Nowak, "Compressive wireless sensing, "in Proc of the 5th international conference on Information Processing in Sensor Networks (IPSN), 2006,PP.134-142 .
- [15] M. Rabbet, J.Haupt, A. Singh, and R, Nowak, "decentralized Compassion and Predistribution via randomized gossiping, "In Int. Conf. on Information Processing in Sensor Networks (ISPN), 2006, pp. 51-59.
- [16] G. Qver, R. Masier, D, Munaretto, M. Rossi, J, Widmer, M, Zorzi, "On the interplay between routing and signal representation for Compressive Sensing in Wireless Sensor Network, "in ITA, Feb.2009.
- [17] C. Liu, K. Wu, and J, Pei, "An Energy Efficient Data Collection Framework for Wireless Sensor Networks by Exploiting Spatiotemporal Correlation", IEEE Transactions on Parallel and Distributed System, vol.18, issue 7, pp.1010-1023, 2007.
- [18] M. F. Duarte, G. Shen, A, Ortega, and R, G. Baraniuk, "Signal Compression in Wireless Sensor Network, "Philosophical Trans of the Royal Society, vol, 370, no, 1985, pp.118-135, 2012.