پژوهش در مدیریت و مهندسی صنایع، شماره ۴۲، تابستان ۱۴۰۴، ص ۱۸- ۳۸

ISSN: 2588-2791
http://www.miej.ir

پژوهش در مدیریت و مهندسی صنایع (سال دهم)
شماره ۴۲ / تابستان ۱۴۰۴ / ص ۱۸- ۳۸

نمونه برداری حسگر فشرده در شبکه

محسن نصیری [۱]

[۱] کارشناسی مهندسی کامپیوتر، دانشگاه خبر، ایران.

نام نویسنده مسئول:
محسن نصیری
Mohsen.nasiri23@gmail.com

تاریخ دریافت: ۱۴۰۴/۰۳/۲۸
تاریخ پذیرش: ۱۴۰۴/۰۵/۰۴

چکیده

حسگری فشرده در شبکه حسگر بی سیم اخیراً به منظور فشرده‌سازی/ بازیابی سیگنال و جمع‌آوری داده مورد استفاده قرارگرفته است. دلیل محبوبیت روش فوق در شبکه حسگر بی سیم را می‌توان مربوط به چالش‌های این تکنولوژی دانست، زیرا تئوری حسگری فشرده با نرخ اندک نمونه‌برداری خود سبب کاهش توان مصرفی و کاهش نرخ انتقال داده می‌شود که این امر موجب کاهش انرژی مصرفی نودها درنتیجه افزایش طول عمر شبکه می‌شود، این تئوری یک الگوی جدید نمونه‌برداری است که نمونه‌های سیگنال در یک روش بسیار کارآمدتر از تئوری نایکوئیست ایجاد می‌شوند، حسگری فشرده به‌تازگی به لطف استفاده از تنکی سیگنال بسیار موردتوجه قرا گفته است. در سال‌های اخیر حل مسائل مربوط به ابعاد- بالا با بهره بردن از ساختارهای ابعاد- کوچک پیشرفت چشم‌گیر داشته است. تنکی را می‌توان ساده‌ترین مدل برای ساختار با ابعاد- کوچک دانست، تنکی بر این پایه استوار است که اشیا (می‌تواند سیگنال باشد) موردعلاقه را می‌توان به‌صورت یک ترکیب خطیاز تعداد کوچکی از توابع ابتدایی نمایش داد که فرض شده است آن‌ها مطلق به مجموعه بزرگ‌تر یا یک فرهنگ لغت یا احتمالاً تابعی بزرگ‌تر می‌باشند.

واژگان کلیدی: نمونه برداری، شبکه بی سیم، فشردگی، امنیت شبکه.

پژوهش در مدیریت و مهندسی صنایع، شماره ۴۲، تابستان ۱۴۰۴، ص ۱۸- ۳۸
ISSN: 2588-2791
http://www.miej.ir

مقدمه

با وجود جذابیت‌های روش حسگری فشرده ولی این روش با بزرگ‌تر شدن ابعاد مسئله و یا وجود نویزهای قوی در محیط به مشکل برمی‌خورد و کارایی لازم از نقطه نظر دقت و کاهش خطای بازسازی سیگنال از دست می‌دهد، الگوریتم‌های وفقی مانند الگوریتم نمونه‌برداری حسگری فشرده مقعر (که وفق پذیری خود را مدیدون الگوریتم حسگری مقعر) هنگامی‌که اندازه‌گیری با نویز آلوده می‌شود به‌طور قابل توجهی کاراتر می‌باشد، زیرا که با تمرکز بر روی زیر مجموعه‌ها که در آن قطعات سیگنال مورد علاقه X حضور دارند دقت فزاینده‌ای در اندازه‌گیری‌ها نسبت به روش‌های غیر وفقی به دست می‌آورد، به همین دلیل است که ما در دو فریم ورک وفقی و غیروفقی را در فصل نتایج مورد آزمایش قرار داده‌ایم تا شاهدی باشد بر ادعای ما در مورد مزایای بکار گیری الگوریتم‌های وفق پذیر نسبت به روش‌های غیر وفقی باشیم.الگوریتم سنجش مقعر بر اساس تکنیک یادگیری Bayesian می‌باشد و وجه درخشان روش یادگیری Bayesian استفاده از اطلاعات به‌واسطه اندازه‌گیری‌های قبلی جهت هدایت ما برای اندازه‌گیری‌های بعدی می‌باشد که تلاش می‌کند در دور بعدی اندازه‌گیری نمونه‌های حاوی اطلاعات مفیدتر را کسب کند. این نتایج در عمل سنجش موجب سوق دادن تمرکز بر روی منابع به موقعیت‌های می‌شود که دارای قطعات بیشتری از سیگنال می‌باشند و از مکان‌های که دارای این خصوصیت نیستند اجتناب می‌شود؛ به‌صورت شهودی عملکرد یادگیری Bayesian بسیار جالب می‌باشد ولی پیاده‌سازی آن وابستگی‌های آمار گسترده‌ای را می‌طلبد که تحلیل عملکرد این روش را دشوار می‌کند؛ سنجش مقعر علاوه بر استفاده از ایده سنجش وفق پذیر Bayesian همچنین از تجزیه و تحلیل عملکرد نظری نیز بهره می‌برد.

در نتیجه می‌توان گفت ،به‌کارگیری تئوری حسگری مقعر و ادغام آن با الگوریتم تجزیه و تحلیل مؤلفه‌های اصلی توزیعی طبق مقاله [7,8] در فریم ورک وفقی منجر می‌شود نرخ انتقالات در نودهای حسگر کاهش یابد که خود باعث افزایش طول عمر شبکه حسگر می‌شود، علاوه بر این تئوری مذکور (یعنی حسگری فشرده مقعر) نرخ خطای بازسازی سیگنال را کاهش می‌دهد که باعث می‌شود سیگنال با کیفیت مطلوبی دریافت شده و در برابر نویز نیز مقاوم باشد. یکی از اصول اساسی در پردازش سیگنال که در قبل نیز ذکر شد قضیه نمونه‌برداری نایکوئیست می‌باشد که بیان می‌کند تعداد نمو نه‌های مورد نیاز برای بازسازی بدون خطای سیگنال به وسیله پهنای باند آن تعیین می‌شود (طول کوتاه ترین فاصله‌ای که طیف سیگنال مورد بررسی در آن قرار داشته باشد). اخیرا نظریه حسگری فشرده [۲۹,۲۸] مطرح شده است که نشان می‌دهد که سیگنال‌ها و تصویر با کیفیت بالا، با استفاده از تعداد داده(اندازه گیری)های خیلی کمتری نسبت به آنچه قبلا تصور می‌شد، قابل بازسازی هستند. جالب است که حسگری فشرده ظرفیت ها و کاربردهای زیادی در بعضی از رشته‌های علوم کاربردی و مهندسی از خود نشان می‌دهد. از جمله ی این رشته ها آمار،نظریه اطلاعات،نظریه کدینگ و علوم نظری کامپیوتر است.به طور کلی تنکی (یا در حالت کلی تر قابلیت فشرده‌سازی) نقش مهمی در خیلی از علوم داشت است: تنکی روی تخمین ها تاثیر می‌گذارد؛ برای مثال، دقت تخمین با روش‌های آستانه گذاری و انقباضی، وابسته به تنکی سیگنالی است که می‌خواهیم تخمین بزنیم.تنکی روی فشرده‌سازی تاثیر می‌گذارد؛ به عنوان مثال کدر تبدیلی، به تنکی سیگنالی که می‌خواهیم به رمز کنیم وابسته است و همچنین تنکی روی کاهش ابعاد و مدل کردن کارا نیز اثر دارد [۳۰]. جالب است که تنکی روی فرآیند اکتساب داده نیز تاثیر دارد و منجر به پروتکل‌های کارا برای اکتساب داده می‌شود.در واقع حسگری فشرده روش‌های اقتصادی را برای بیان داده آنالوگ به فرم دیجیتالی که فشرده است پیشنهاد می‌کند[۳۲,۳۱]. بدیهی ست که چون سیگنال‌های معمول، دارای ساختارهای خاصی هستند، به‌صورت کارا و با درصد خطای کمی قابل فشرده‌سازی هستند؛ برای مثال کدرهای تبدیلی مدرن مثل JPEG2000 از این حقیقت استفاده می‌کنند که خیلی از این سیگنال‌ها دارای یک بیان تنک در یک پایه مشخص هستند، به جای همه ی نمونه‌های سیگنال ذخیره و یا ارسال کرد.حال یک سئوال اساسی مطرح می‌شود:"با وجود این که خیلی از سیگنال‌ها قابل فشرده‌سازی هستند، چرا این همه برای اکتساب کامل داده تلاش کنیم در صورتی که خیلی از آنها قابل چشم پوشی هستند و آیا راهی است که داده ها را از همان اول به‌صورت فشرده استخراج کنیم که دیگر نیازی به حذف داده‌های اضافی نباشد؟ حسگری فشرده که به آن نمونه‌برداری فشرده نیز می‌گویند، نشان می‌دهد که این کار امکان پذیر است. به

ISSN: 2588-2791
http://www.miej.ir

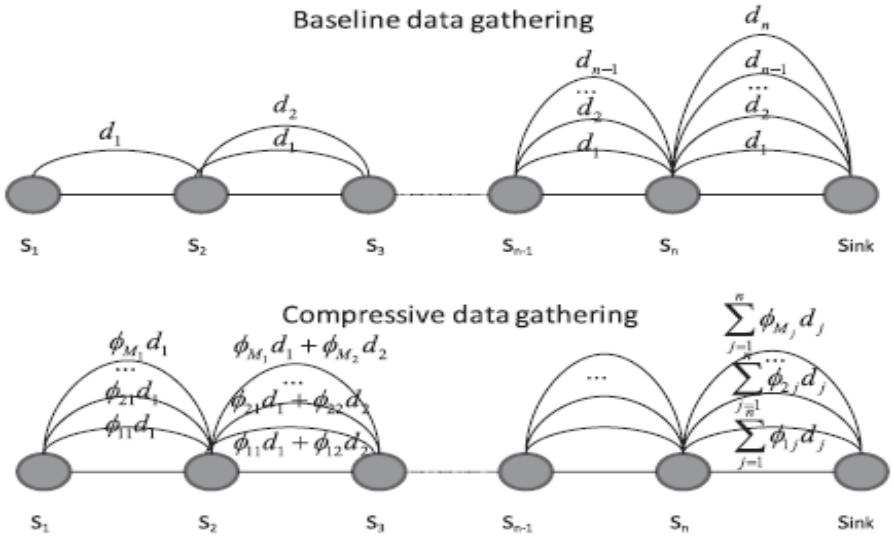
روشنی نشان داده شده که حسگری فشرده یک روش سریع وکارامد در الگوریتم‌های پردازش سیگنال، برنامه‌های کاربردی و سایر علوم مختلف از جمله: نجوم، تصویر برداری پزشکی، تشخیص چهره و غیره می‌باشد.

بر خلاف الگوی سنتی نایکوئست، روش حسگری فشرده مجموعه‌ای از راه حل‌های تنک را برای سیستم‌های غیر معین خطی که می‌تواند با تعداد کوچکی از نمونه ها نسبت به نرخ نمونه‌برداری نایکوئست بدست می‌آورد و سپس آنرا با تعدادی از خانواده‌های الگوریتم که در ادامه شرح می‌دهیم با دقت بالای بازسازی می کند. مشکل محدودیت در نمونه‌برداری در چندین سناریو مختلف در دنیای واقعی وجود دارد؛ به عنوان مثال، هنگامی دستگاهی برای ضبط یا انتقال تعداد نمونه ها محدودیت دارد (مانند شبکه حسگر بی سیم و سیستم‌های تصویر برداری پزشکی و یا سیستم‌های تعبیه شده) یا اندازه گیری پر هزینه بوده و یا ضبط کردن داده‌ها کند است مانند رادیو لوژی با تکنیک‌ها تصویر برداری از طریق neutron scattering ؛ در این مواقع، حسگری فشرده راه حل‌های امیدبار کننده‌ای را تولید می کند. حسگری فشرده از تنکی سیگنال‌ها در برخی از پایه‌های تبدیل و ناهمدوسی این اندازه گیری‌ها نسبت به دامنه اصلی استفاده می کند.

در واقع حسگری فشرده ترکیبی از روش نمونه‌برداری و فشرده‌سازی با حداقل نمونه‌های ممکن و حداکثر اطلاعات در مورد سیگنال می‌باشد. این روش حذف نیازمند اکتساب و ذخیره سازی تعداد زیادی از نمونه‌ها بوده و سپس حذف کردن نمونه‌های که دارای مقدار حداقلی می‌باشند. حسگری فشرده همچنین دارای کاربرد مهمی در پردازش تصویر و جمع‌آوری داده‌های ژئو فیزیک می باشد. بسیاری از کاربر دهای حسگری فشرده شاید به دلیل تنک بودن ذاتی بسیاری از سیگنال‌ها دنیای واقعی مانند صدا، تصویر، ویدو و امثال آنها می‌باشد.

شبکه حسگر بی سیم

حسگر فشرده جایگاه خود را در کاربردهای شبکه‌های حسگر بی سیم بزرگ شامل هزاران سنسور مستقر در بحث جمع‌آوری داده برای انجام وظایفی مانند زیر ساخت و نظارت بر محیط ، پیدا کرده است. این کاربرد ها از تکنیک جمع‌آوری داده فشرده (CDG استفاده می کنند که کمک می کند برای پالش‌های مانند هزینه ارتباطی بالا و مصرف انرژی یا ارسال ’m‘ اندازه گیری از تمامی سنسورها به سینک و بازسازی داده از طریف این اندازه گیری‌های [81] فائق آیم، این موضوع در شکل ۶ نشان داده شده. اگرچه، این روش در ابتدا تعدا سیگنال‌های رسالی را افزایش می‌دهد ولی در مجموع نرخ انتقالات و انرژی مصرفی را بطور قابل توجهی کاهش می‌دهد زیرا که $m \ll n$ است (که n در اینجا تعداد کل سنسور ها در یک شبکه گسترده WSN می باشد)، همچنین این نتایج موجب توازن بار شده که طول عمر شبکه را افزایش می‌دهد. ۱۳ و همکاران در [81] شمای را پیشنهاد دادند که می‌تواند قرائت‌های غیر طبیعی از سنسورها را با استفاده از این واقعیت که اختلالات در حوزه زمان تنک هستند، تشخیص بدهد.



۱..جمع‌آوری داده ساده و جمع‌آوری داده فشرده

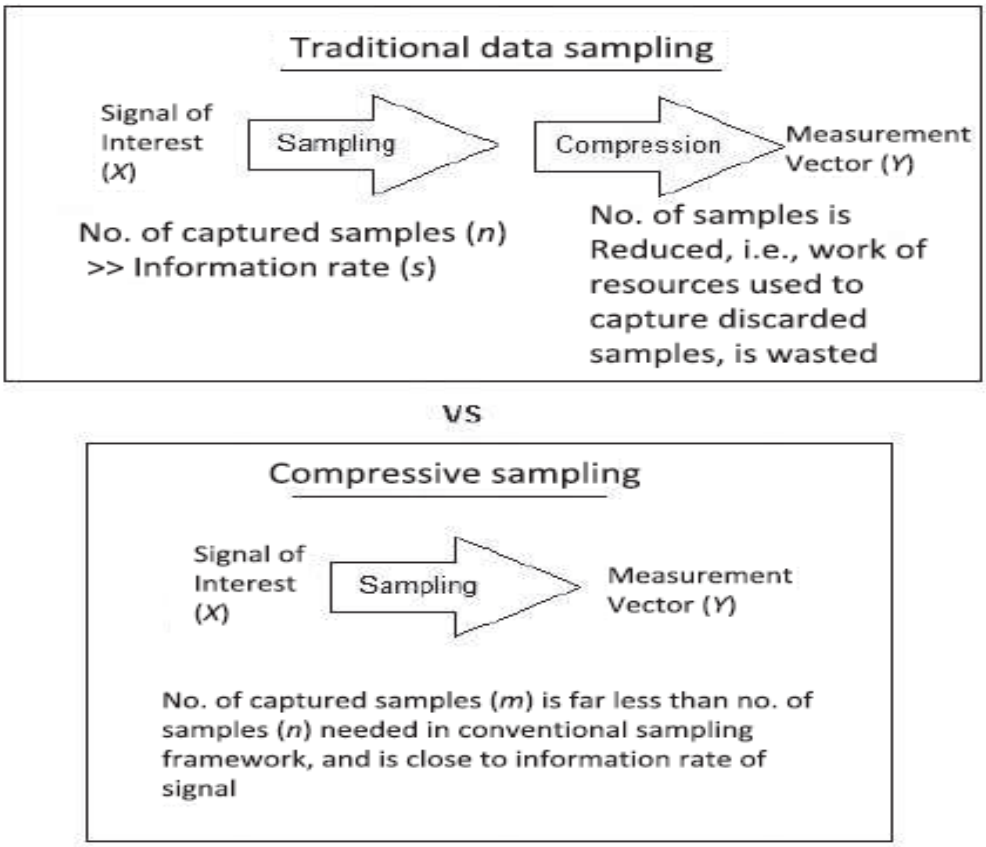
ISSN: 2588-2791
http://www.miej.ir

قضیه نمونه‌برداری نایکوئیست

در سال ۱۹۴۹ شانون قضیه معروف خود را مطرح کرد[۴۱]که هر سیگنال باند محدود زمان-متغیرکه بزرگترین مؤلفه فرکانسی آن "n" هرتز باشد می‌تواند به‌صورت کامل با حداقل 1/2n ثانیه نمونه‌برداری در فواصل منظم زمانی، بازسازی شود. در تکنیک‌های نمونه‌برداری سنتی، قبل از انتقال "n" نمونه به‌صورت ثابت با نرخ نایکویست ساخته می‌شود، سپس این نمونه ها به "m" نمونه فشرده شده و n-m نمونه دیگر دور ریخته می‌شود؛ در گیرنده نهایی نیز این داده‌ها از فشرده‌سازی خارج شده و به بازسازی "n" نمونه داده از "m" پرداخته می‌شود. الگوی نمونه‌برداری شانون با ضحور و گسترش سیستم‌های باند-گسترده سیگنال بسیار پیچیده و پیاده سازی آن غیر عملی می‌باشد زیرا که: مبدل‌های آنالوگ-به-دیجیتال نرخ داده بالا داری پیچیدگی محاسباتی زیاد و همچنین نیاز به فضای ذخیره سازی گسترده ای دارند.

پس از مرور و بررسی این الگور نمونه‌برداری ممکن است سوالاتی در ذهن شما به وجود آید:

- چرا باید محاسبات را برروی کل فضای داده انجام دهیم در حالی که فقط نیاز به "m" نمونه برای مرحله انتقال می‌باشد؟
- آیا سیگنال‌ها در دنیای واقعی همیشه باند محدود می‌باشند؟
- چگونه می‌توان "n" نمونه موثر را پیدا کرد به ویژه اگر برای هر نمونه نیاز به سخت افزار سنسور جداگانه ای باشد؟



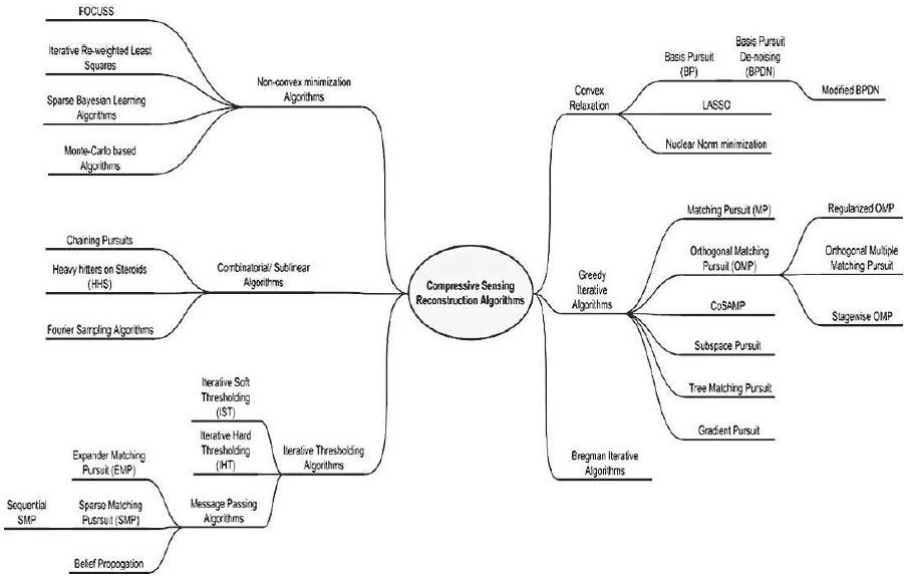
شکل (۲-۱) روش سنتی نمونه‌برداری داده و فشرده‌سازی در مقابل حسگری فشرده

نظریه حسگری فشرده [۱۳,۱۲] که با مشارکت Romberg،Tao،Candes و Donoho ساخته شده است سهم گسترده‌ای از ادبیات پردازش سیگنال را به خود اختصاص داده مه در آمده به شرح آن می‌پردازیم؛ شکل ۱ [۱۴] نشان دهنده الگوی نمونه‌برداری سنتی داده و حسگری فشرده می‌باشد.

الگوریتم‌های بازگشتی آستانه

ISSN: 2588-2791
http://www.miej.ir

راه حل‌های بازگشتی برای مسئله بازیابی CS سریعتر از حل مسئله بهینه سازی محدب می‌باشد. برای الگوریتم‌های این کلاس، اندازه گیری ای فعلی به وسیله آستانه گذاری نرم یا سخت با شروع از اندازه گیری‌های نویز که با توجه به سیگنال تنک بدست می‌آید. آستانه گذاری تابع با توجه به تعداد تکرارها و مسئله پیش رو صورت می‌پذیرد و الگوریتم Message passing [MP] [۳۱] مهم ترین الگوریتم تغییر یافته از الگوریتم‌های بازگشتی است، که در آن متغیرهای اولیه (messages) مربوط به لبه گراف بین پایینی است که دارای n نود در یک طرف (نودهای متغیر) و m نود در طرف دیگر می‌باشد (نودهای اندازه گیری).



الگوریتم‌های بازسازی حسگری فشرده و طبقه بندی هایشان

این رویکرد دارای مزایای زیادی مانند کاهش پیچیدگی محاسباتی و پیاده سازی اسان ان با تکنیک‌های توزیع شده می‌باشد. بسط MP ، MP تنک [۴۱] الگوریتم‌های هستند که اخیرا در این حوزه پیشینهاد شده اند.که به زمان بازیابی نزدیک به خطی تنها با استفاده از $O(slog(n/s))$ اندازه گیری،دست یافته اند.

الگوریتم‌های حداقل سازی غیر محدب

روش غیر-محدب یک تکنیک حداقل سازی محلی برای بازیابی سیگنال CS از طریق اندازه گیری‌های بسیار کوچک به وسیله جایگزینی نرم L_1 با نرم L_P ، $P<1$ می‌باشد.

بهینه سازی غیر-محدب بیشتر در تصویر برداری پزشکی tomography حالت استناج شبکه و کاهش جریان داده مورد استفاده قرار می‌گیرد. عمده الگوریتم‌های پیشنهادی زیادی از این تکنیک استفاده کرداند مانند: [9] FOCUSS ، الگوریتم بازگشتی حداقل مربعات [۲۰] re-weighted و الگوریتم‌های یادگیری تنک بیزین می‌باشد.

الگوریتم‌های بازگشتی Bregman

این الگوریتم یک روش ساده و موثر را برای حل مسئله حداقل سازی 11 ارائه می‌دهد [۲۲] یک ایده جدید را برای بدست اوردن راه حل دقیق مسائل محدودیت به وسیله راه حل بازگشتی دنباله ای نامتناهی از زیر مسائل که از طریق شمای بازگشتی منظم Bregman ، ارائه شده است. هنگامی که این الگوریتم را برای مسئله CS بکار می‌برید روش بازگشتی با استفاده از فاصله منظم Bregman ازیابی را در ۴ یا ۶ تکرار بدست می‌آید، سرعت محاسباتی این الگوریتم با مقایسه اختصاصی آن با سایر الگوریتم‌های موجود در جدول ۱ حاصل می‌شود. جدول زیر [48] لیستی از پیچیدگی ها و حداقل اندازه گیری‌های مورد نیاز CS را ببرای بازیابی الگوریتم ها ارائه کرده است.به عنوان مثال همچنان که در [۳۲] نشان داده شده، BP می‌تواند یک بازیابی قابل اطمینان را با N=256 و سطح تنکی تا ۳۵ را تنها با ۱۲۸ اندازه گیری بدست اورد. متعاقبا، OMP و ROMP می‌تواند

ISSN: 2588-2791
http://www.miej.ir

بازیابی قابل اطمینان را با اندازه‌های مشابه M,N برای سطح تنکی تا ۱۹ را بدست اورد.کارایی BP در مقایسه با OMP و مشتقات از دیدگاه اندازه گیری امیدوار کننده می‌باشد. اگرچه، در [۲]نشان داده شده که برای m=1000 , N=1000 و تنکی سیگنال ۱۰۰ ، BP زمان تقریبی ۴۸۲ ثانیه برای بازسازی صرف می‌کند در حالی که برای همین مسئله ، OMP تنها ۸ ثانیه زمان صرف می‌کند.

پیچیدگی و حداقل اندازه گیری‌های مورد نیاز الگوریتم‌های بازسازی حسگری فشرده

الگوریتم ها	پیچیدگی	حداقل اندازه گیری (m)
BP [28],[36]	$O(n^3)$	O(s log n)
OMP [24],[33],[36]	O(smn)	O(s log n)
StOMP [34]	O(n log n)	O(n log n)
ROMP [33],[35]	O(smn)	$O(s \log^2 n)$
CoSAMP [35]	O(mn)	O(s log n)
Subspace pursuits [36]	O(smn)	O(s log(n/s))
EMP [40]	O(n log(n/s))	O(s log(n/s))
SMP [41]	O(n log(n/s) logR)	O(s log(n/s))
Belief propagation [43]	$O(n \log^2 n)$	O(s log n)
Chaining pursuits [45]	$O(s \log^2 n \log^2 s)$	$O(s \log^2 n)$
HHS [46]	O(s poly log(n))	O(poly(s, log n))

مروری بر کارهای مربوطه

۱) برای استفاده از سیگنال آنالوگ در یک رایانه، ابتدا باید سیگنال توسط مبدل دیجیتال شود.نمونه‌برداری معمولاً در دو مرحله انجام می‌شود : گسسته سازی و مدرج کردن. در مرحله گسسته سازی، فضای سیگنال (فضایی که سیگنال در آن وجود دارد) به کلاس‌های هم ارزافراز می‌شود و مدرج کردن نیز با جایگزینی سیگنال اصلی با سیگنال متناظردرکلاس‌های هم‌ارزانجام می‌پذیرد. می‌توان نمونه‌برداری را مهم‌ترین مبحث در پردازش سیگنال‌های گسسته نامید. قضیه نمونه‌برداری نایکوئیست-شانون بیان می‌کند که سیگنال را می‌توان از روی سیگنال نمونه‌برداری شده به طور دقیق بازسازی کرد، اگر فرکانس نمونه‌برداری بزرگتر از دو برابر بالاترین مؤلفه فرکانسی سیگنال باشد. در عمل، غالباً فرکانس نمونه‌برداری را بزرگتر از دو برابر پهنای باند لازم در نظر می‌گیرند [4] .

۲) حسگری فشرده در [۵] و [۶] معرفی شد که نشان می‌داد که بسیار ی از سیگنال‌ها ذاتاً تنک یا قابل فشرده‌سازی هستند و می‌توان آنها را به‌صورت مجموعه ای از نمادها در قالب یک ماتریس تنک نشان داد و سپس آنرا دوباره توسط همین ماتریس کم حجم بازیابی کرد که به این تئوری حسگری فشرده گفته می‌شود. به‌علاوه، حسگری فشرده خاصیت‌های جذاب دیگری همچون عمومیت، تحمل‌پذیری خطا، مقاومت در برابر نویز... را دارا است. در سال‌های اخیر موضوع جمع‌آوری سیگنال در شبکه‌های حسگر بی سیم بااستفاده از ترکیب فشرده‌سازی و کدینگ‌های مختلف بسیار مورد توجه قرار گرفته یکی از اولین مطالعات مربوط به جمع‌آوری داده‌های وابسته به هم در یک شبکه گسترده مستقر می‌باشد [۷]، این مقاله نشانگر ارتباط بین پهنای باند، تأخیر کدینگ و الگوریتم مسیریابی مستقر در شبکه می‌باشد. با فرض منظم بدون مشاهدات نویسندگان ادعا می‌کنند روش مذکور در شبکه‌های چند گامه از نظر ظرفیت انتقالات مقیاس پذیر می‌باشد. اما در این مطالعه از الگوریتم‌های مسیریابی معمول که کارایی آنها اثبات شده و از کد گشایی داده ها که وظیفه رله را دارند به عنوان اجزای اصلی پیشنهادی در بحث جمع‌آوری و فشرده‌سازی داده استفاده شده است.

۳) کارهای بعدی از جمله[۸،۹] شامل همکاری میان سنسورها است برای پیاده سازی روش‌های کلاسیک در مد توزیع شده می‌باشد. در روش‌های جدید برای سنجش توزیع شده و فشرده‌سازی بر مبنای تئوری حسگری فشرده توسعه یافته‌اند [۱۰،۱۱]. حسگری فشرده در واقع یک روش فشرده‌سازی بسیار جدید که از ساختار ذاتی سیگنال‌ها برای فشرده‌سازی آنها استفاده می‌کند در اولین کاربردهای حسگری فشرده [۱۲] در شبکه‌های حسگر بی سیم این تکنیک در یک شمای ارتباطی توزیع شده برای برآورد کارایی انرژی در یک شبکه حسگر پیشنهاد شد.مشکل این

ISSN: 2588-2791
http://www.miej.ir

روش این است که بسته‌های داده به طور مستقیم به واسطه هر گره به نقطه جمع‌آوری داده منتقل می‌شوند که نیاز به همروند سازی در بین گره ها دارد.

۴) در [۱۳] یک الگوریتم تشخیص خطا بر اساس حسگر فشرده پیشنهاد شد که از یک فاز پیش-توزیع استفاده می‌کند ولی از نظر تعداد انتقالات بسیار هزینه بر است. در [۱۴] به مشکل جمع‌آوری داده در شبکه‌های حسگر توزیع شده از طریق مسیریابی چند گامه پرداخته می‌شود در این روش از توپولوژی درخت برای جمع‌آوری داده و از تبدیل موجک برای فشرده‌سازی استفاده شده است.

۵) در [۱۵] یک برنامه کاربردی جالب برای نظارت بر شبکه پیشنهاد شده که هدف آن نظارت موثر بر معیارهای ارتباطی مانند نرخ از دست دادن بسته و تاخیر در ارتباط‌های انتها به انتها با مشاهده تنها یک زیر مجموعه می‌باشد.

۶) در [۱۶] یک رویکرد کدینگ توزیع شده و فشرده‌سازی در شبکه حسگر براساس تئوری حسگری فشرده ارائه شده است. در [۱۷] یک روش جدید برای تجمع داده و استفاده از حسگری فشرده برای بازیابی داده در سینک شبکه حسگر ارائه شده است که این روش بستگی زیادی به توپولوژی شبکه و تولید ماتریس تنک براساس نوع داده دارد که سبب می‌شود نتوان آنرا به‌صورت وفق پذیر برای انواع نوع داده ها پیاده سازی کرد.

۷) در [۱۸] به ارائه یک ساختار جدید سلسله مراتبی جمع‌آوری داده داده بااستفاده از حسگری فشرده به نام HDACS پرداخته شده است، در این مقاله ایده اصلی نویسنده استفاده از چندین مقدار استانه گذاری مبتنی بر سایز کلاستر ها در سطوح مختلف جمع‌آوری داده برای بدست آوردن مقدار بهینه داده انتقالی می‌باشد. این امر موجب شده که بهروری در مصرف انرژی بیشتر گردد و همچنین نرخ انتقالات در شبکه و نیز پیچیدگی پردازش کاهش یابد، ولی امکان نویزی بودن کانال و تاثیر خطاهای احتمالی بر داده انتقالی در نظر گرفته نشده است.

۸) در [۱۹] نویسنده به ارائه یک شمای وفق پذیر جمع‌آوری داده به وسیله تئوری حسگری فشرده در WSN پرداخته است. در مقاله مذکور از یک مدل کاهنده خودکار به نامAR در درون بلاک داده حس شده پیاده سازی شده که برای بدست آوردن تنکی وفق پذیر از ویژگی همبستگی محلی در داده حس شده استفاده می‌کند. در این تحقیق داده‌های بازسازی شده در سینک به وسیله الگوریم‌های بازگشتی بازسازی از نظر خطا مورد ارزیابی قرار می‌گیرد که این اندازه گیری‌ها با توجه به نوع داده حس شده تنظیم می‌گردد، ولی در این مقاله وظیفه بازسازی داده‌های حس شده بر دوش سینک است که در دنیای واقعی سبب می‌گردد طول عمر شبکه حسگر به دلیل واگذاری کارهای پیچیده به نودهای حسگر کاهش یابد؛ علاوه بر این روش پیشنهادی در مقاله نیز دارای پیچیدگی متوسطی می‌باشد که در آن نکته سبک وزن بودن و دقت الگوریتم ها با هم در شبکه حسگر بی سیم رعایت نگردیده.

۹) در [۲۰] یک شبکه WSN بزرگ بر اساس ZigBee برای نظارت محیطی در نظر گرفته شده که برای این امر یک الگوریتم جدید برای شبکه داخلی مبتنی بر فشرده‌سازی به منظور افزایش طول عمر شبکه ارائه گردیده است. رویکر ارائه شده به طور کامل توزیه شده می‌باشد زیرا که در آن هر نود به‌صورت خود مختار در باره شمای فشرده‌سازی و Forwarding خود جهت به حداقل رساندن بسته‌های منتقل شده، تصمیم گیری می‌کند. علاوه بر این نسخه پیشرفته الگوریتم مذکور نیز در همین مقاله معرفی گردیده که از آن برای محاشبه انرژی مصرفی در فشرده‌سازی استفاده می‌گردد. محقق مقاله را با داده‌های جمع‌آوری شده از یک شبکه WSN حقیقی بررسی کرده و نشان داده که از الگوریتم پیشنهادی می‌توان برای پیدا کردن Trade-off بهینه انرژی مصرفی در انتقال داده و فشرده‌سازی داده استفاده کرد.

۱۰)مقاله [۲۱] یکی از جدید ترین تحقیقات در زمینه وفق پذیری حسگری فشرده در شبکه حسگر بی سیم می‌باشد. در این پژو هش نویسنده به تمامی کارهای قبلی به دلیل ثابت گرفتن نرخ نمونه‌برداری ایراد گرفته و ذکر کرده که این عمل موجب می‌گردد تا WSN قادر به ضبط تغییرات قابل توجه در هدف نباشد، مگر اینکه نرخ نمونه‌برداری افزایش یابد که در غیر اینصورت موجب می‌گردد کیفیت داده حس شده کاهش یابد. در مقاله مذکور پژو هشگر به دنبال بالاترین کیفیت در داده حس شده با کم ترین نرخ نمونه‌برداری می‌باشد که برای نیل به این هدف رویکردی

ISSN: 2588-2791
http://www.miej.ir

به نام ACS یعنی حسگری فشرده مبتنی بر مکانیزم زمان بندی نمونه‌برداری در شبکه حسگر بی سیم ارائه کرده. ACS حداقل نرخ نمونه‌برداری مور نیاز برای کیفیت داده حس شده در هر پنجره نمونه‌برداری را اندازه گیری می‌کند و بر اساس آن نرخ نمونه‌برداری را تنظیم می‌کند، که این الگوریتم بر اساس ازمایش‌های تجربی مانند trace-driven و تجزیه و تحلیل عددی توانسته کیقیت داده حس شده با نرخ نمونه‌برداری کم را بدست آورد.

نتایج

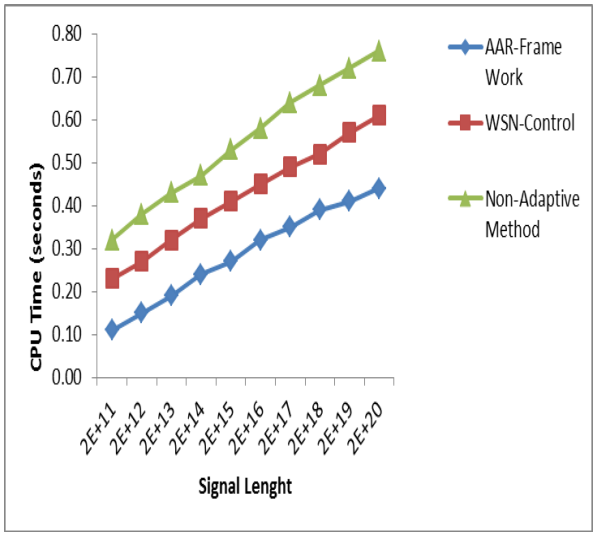
در تجزیه تحلیل ما فریم ورک پیشنهادی را با ۴ فریم ورک و الگوریتم (WNS-Control, Non-adaptive AAR-Frame Work) از نظر سرعت، پیچیدگی محاسباتی، میزان خطای بازیابی و موقعیت‌های که از آن مکان ها نمونه‌برداری صورت گرفته مقایسه می کنیم؛ لازم به ذکر است که در این تجزیه تحلیل ها ما از سه شاخص اصلی برای درک بهتر کارایی فریم ورک خود استفاده کرده ایم که عبارتند از:

۱)شاخص حداقل مربعات خطا ۱(MSE): این شاخص در بسیاری از مقالات گذشته از جمله سری مقالات معروف BSBL [۹۸] برای تعیین میزان خطای بازیابی نسبت به مقیاس سیگنال مورد استقاده قرار گرفته، که ما نیز در پایان نامه خود به همین شاخص استناد می‌کنیم. فرمول محاسبه شاخص MSE به شرح روبرو است:

$$MSE = \left(\frac{1}{n}\right) ||\hat{s} - -x||_2^2 - x||_2^2 \qquad (۱-۴)$$

که در آن $\hat{s}$ مجموع پشتیبان برآورده شده از سیگنال مورد علاقه x با مقیاس n می‌باشد.

با مقایسه نتایج کل پلان ها مشاهده می‌کنیم که کارایی خطای ۲ فرایند غیر وفقی در مقابل گسترش ابعاد به شدت کاهش می‌یابد، در حالی که کارایی فریم ورک وفقی تا حد زیادی در سراسر پلان ها یکسان است. این نتایج مؤثربودن ایده فریم ورک وفقی را در اکتساب بسیار دقیق مشاهدات از موقعیت‌های مورد علاقه سیگنال نشان می‌دهد.

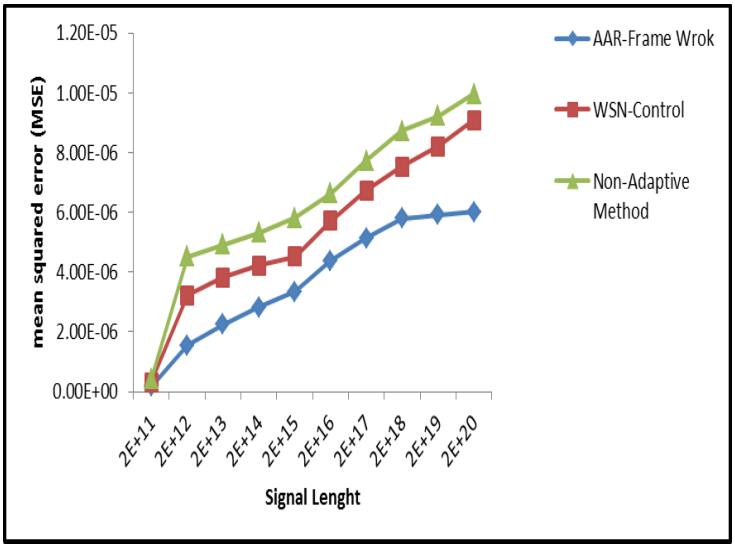


۳- بررسی سرعت پردازش فریم ورک پیشنهادی از نظر زمان مصرفی

همان طور که در شکل نیز نشان داده شده فریم ورک پیشنهادی ما حتی در مقیاس بسیار وسیع سیگنال یعنی 2^{20} زیر یک آستانه خاص یعنی 10^{-6} قرار دارد که بسیار چشمگیر می‌باشد و نوید یک فریم ورک بسیار موثر،کارا،دقیق و سریع را برای بازیابی سیگنال می‌دهد.

[1] Mean Squared Error(MSE)
[2] error performance

ISSN: 2588-2791
http://www.miej.ir



۴- بررسی میزان خطای بازیابی سیگنال با شاخص MSE

در این مقاله ما فریم ورکی را برای نظارت و جمع آوری داده‌های شبکه حسگر بی سیم ارائه کردیم، فریم ورک پیشنهادی ما که آنرا AAR-Frame Work نام گذاری کردیم از تئوری حسگری مقعر در حسگری فشرده با ترکیب الگوریتم تحلیل مولفه‌ای اصلی توزیعی برای اکتساب داده‌های شبکه حسگر بی سیم به صورت وفقی استفاده کرده و نیز از الگوریتم بازسازی سیگنال NESTA که یک متد سریع، دقیق و مرتبه اول برای بازسازی سیگنال‌های موجود در دیتا بیس می‌باشد بهره برده‌ایم.

منابع

[1] [1] Donoho, David L., Martin Vetterli, Ronald A. DeVore, and Ingrid Daubechies. "Data compression and harmonic analysis."Information Theory, IEEE Transactions on 44, no. 6 (1998): 2435-2476.

[2] [2] J. Claerbout and F.Muir, “Robust modeling with erratic data: Geo-physics,” Geophysics, vol. 38, no. 5, pp. 826–844, Oct. 1973.

[3] [3] B. Kashin, “The widths of certain finite dimensional sets and classes of smooth functions,” Math. USSR Izv., vol. 41, no. 2, pp. 334–351, 1977.

[4] [4] E. Gluskin, “Norms of random matrices and widths of finite-dimensional sets,” Math.USSR-Sbornik, vol. 48, p. 173, 1984.

[5] [5] F. Santosa and W. Symes, “Linear inversion of band-limited reflection seismograms,” SIAM J. Scientific Statistical Comput., vol. 7, p. 1307, 1986.

[6] [6] L. Rudin, S. Osher, and E. Fatemi, “Nonlinear total variation based noise removal algorithms,” Physica D: Nonlinear Phenomena, vol. 60, no. 1–4, pp. 259–268, 1992.

[7] [7] S. Mallat and Z. Zhang, “Matching pursuits with time-frequency dictionaries,” IEEE Trans. Signal Process., vol. 41, no. 12, pp. 3397–3415, 1993.

[8] [8] Qaisar, Saad, Rana Muhammad Bilal, Waheed Iqbal, Muqaddas Naureen, and Sungyoung Lee. "Compressive sensing: From theory to applications, a survey."Communications and Networks, Journal of 15, no. 5 (2013): 443-456.

[9] [9] Gorodnitsky, Irina F., and Bhaskar D. Rao. "Sparse signal reconstruction from limited data using FOCUSS: A re-weighted minimum norm algorithm." Signal Processing, IEEE Transactions on 45, no. 3 (1997): 600-616.

ISSN: 2588-2791
http://www.miej.ir

[10] [۱۰] Chen, Scott Shaobing, David L. Donoho, and Michael A. Saunders. "Atomic decomposition by basis pursuit."SIAM journal on scientific computing 20, no. 1 (1998): 33-61.

[11] [۱۱] Bruckstein, Alfred M., David L. Donoho, and Michael Elad. "From sparse solutions of systems of equations to sparse modeling of signals and images."SIAM review 51, no. 1 (2009): 34-81.

[12] [۱۲] E. Cand`es, "The restricted isometry property and its implications for compressed sensing," Comptes Rendus Mathematique, vol. 346, no. 9–10, pp. 589–592, 2008.

[13] [۱۳] Z. Chen and J. Dongarra, "Condition numbers of Gaussian random matrices," SIAM J. Matrix Analysis Appl., vol. 27, no. 3, pp. 603–620, 2006.

[14] [۱۴] Eldar, Yonina C., and Gitta Kutyniok, eds. Compressed sensing: theory and applications. Cambridge University Press, 2012.

[15] [۱۵] E. Cand`es, J. Romberg, and T. Tao, "Stable signal recovery from incomplete and inaccurate measurements," Commun.Pure Applied Math., vol. 59, no. 8, pp. 1207–1223, 2006.

[16] [۱۶] J. Tropp and A. Gilbert, "Signal recovery from random measurements via orthogonal matching pursuit," IEEE Trans. Inf. Theory, vol. 53, no. 12, p. 4655, 2007.

[17] [۱۷] T. Blumensath and M. Davies, "Iterative hard thresholding for compressed sensing," Applied and Computational Harmonic Analysis, vol. 27,no. 3, pp. 265–274, 2009.

[18] [۱۸] D. Donoho, A. Maleki, and A. Montanari, "Message-passing algorithms for compressed sensing," Proc. Nat. Academy Sci., vol. 106, no. 45,p. 18914, 2009.

[19] [۱۹] E. Cand`es and B. Recht, "Exact matrix completion via convex optimization," Foundations Computational Math., vol. 9, no. 6, pp. 717–772, 2009.

[20] [۲۰] S. Chen, D. Donoho, and M. Saunders, "Atomic decomposition by basis pursuit," SIAM Rev., vol. 43, no. 1, pp. 129–159, 2001.

[21] [۲۱] R. Tibshirani, "Regression shrinkage and selection via the lasso," J. Royal Statistical Society.Series B (Methodological), pp. 267–288, 1996.

[22] [۲۲] B. Efron, T. Hastie, I. Johnstone, and R. Tibshirani, "Least angle regression," Annals of statistics, vol. 32, no. 2, pp. 407–451, 2004.

[23] [۲۳] D. Needell and R. Vershynin, "Uniform uncertainty principle and signal recovery via regularized orthogonal matching pursuit," Foundations computational math., vol. 9, no. 3, pp. 317–334, 2009.

[24] [۲۴] D. Donoho, Y. Tsaig, I. Drori, and J. Starck, "Sparse solution of underdetermined linear equations by stagewise orthogonal matching pursuit," 2006.

[25] [۲۵] D. Needell and J. Tropp, "CoSaMP: Iterative signal recovery from incomplete and inaccurate samples," Applied Comput. Harmonic Analysis,vol. 26, no. 3, pp. 301–321, 2009.

[26] [۲۶] E. Liu and V. Temlyakov, "Orthogonal super greedy algorithm and applications in compressed sensing," IEEE Trans. Inf. Theory, vol. 58, no. 4,pp. 2040–2047, Apr. 2012.

[27] [۲۷] R. Berinde, P. Indyk, and M. Ruzic, "Practical near-optimal sparse recovery in the l1 norm," in Proc. Allerton Conf. Commun., Control, Comput.,2009, pp. 198–205.

[28] [۲۸] A. Gilbert, M. Strauss, J. Tropp, and R. Vershynin, "One sketch for all: Fast algorithms for compressed sensing," in Proc. ACMSymp. Theory Comput.,2007, pp. 237–246.

ISSN: 2588-2791
http://www.miej.ir

[29] [۲۹] J.Murray and K. Kreutz-Delgado, "An improved FOCUSS-based learning algorithm for solving sparse linear inverse problems," in Proc. Asilomar Conf. Signals, Syst., Comput., vol. 1, 2001, pp. 347–354.

[30] [۳۰] R. Chartrand and W. Yin, "Iteratively reweighted algorithms for compressive sensing," in Proc. IEEE ICASSP, 2008.

[31] [۳۱] D. Wipf and B. Rao, "Sparse Bayesian learning for basis selection," IEEE Trans. Signal Process., vol. 52, no. 8, pp. 2153–2164, 2004.

[32] [۳۲] W. Yin, S. Osher, D. Goldfarb, and J. Darbon, "Bregman iterative algorithms for l1-minimization with applications to compressed sensing," SIAM J. Imaging Sci., vol. 1, no. 1, pp. 143–168, 2008.

[33] [۳۳] W. Dai and O. Milenkovic, "Subspace pursuit for compressive sensing signal reconstruction," IEEE Trans. Inf. Theory, vol. 55, no. 5, pp. 2230–2249, 2009.

[34] [۳۴] P. Nagesh et al., "Compressive imaging of color images," in Proc. IEEE ICASSP, 2009, pp. 1261–1264.

[35] [۳۵] A. Elgammal, D. Harwood, and L. Davis, "Non-parametric model for background subtraction," Comput.Vision-ECCV, pp. 751–767, 2000.

[36] [۳۶] M. Piccardi, "Background subtraction techniques: A review," in Proc. IEEE Int. Conf. Syst., Man, Cybernetics, vol. 4, 2004, pp. 3099–3104.

[37] [۳۷] M. Wakin, J. Laska, M. Duarte, D. Baron, S. Sarvotham, D. Takhar, K. Kelly, and R. Baraniuk, "An architecture for compressive imaging," in Proc.IEEE Int. Conf. Image Process., 2006, pp. 1273–1276.

[38] [۳۸] C. Luo, F.Wu, J. Sun, and C. Chen, "Compressive data gathering for largescale wireless sensor networks," in Proc. ACM MOBICOM, 2009, pp. 145–156.

[39] [۳۹] Q. Ling and Z. Tian, "Decentralized sparse signal recovery for compressive sleeping wireless sensor networks," IEEE Trans. Signal Process.,vol.58, no. 7, pp. 3816–3827, 2010.

[40] [۴۰] W. Bajwa, J. Haupt, A. Sayeed, and R. Nowak, "Compressed channel sensing: A new approach to estimating sparse multipath channels," Proc. IEEE,vol. 98, no. 6, pp. 1058–1076, 2010.

[41] [۴۱] Y. Tachwali, W. Barnes, F. Basma, and H. Refai, "The Feasibility of a fast Fourier sampling technique for wireless microphone detection in IEEE 802.22 air interface," in Proc. IEEE INFOCOM, 2010, pp. 1–5.

[42] [۴۲] P. Zhang, Z. Hu, R. Qiu, and B. Sadler, "A compressed sensing based ultra-wideband communication system," in Proc. IEEE ICC, 2009, pp. 1–5.

[43] [۴۳] Y. Zhang, M. Roughan, W. Willinger, and L. Qiu, "Spatio-temporal compressive sensing and internet traffic matrices," ACM SIGCOMM Comput.Commun.Rev., vol. 39, no. 4, pp. 267–278, 2009.

[44] [۴۴] S. Pudlewski and T. Melodia, "On the performance of compressive video streaming for wireless multimedia sensor networks," in Proc. IEEE ICC,2010, pp. 1–5.

[45] [۴۵] C. Feng, W. S. Anthea, S. Valaee, and Z. Tan, "Compressive sensing based positioning using RSS of WLAN access points," in Proc. IEEE INFOCOM,2010, pp. 1–9.