

# شناسایی رادیوئی کاربران اولیه بر اساس سنجش فشرده مشارکتی

شهریار شیروانی<sup>۱</sup>، دانشیار<sup>۲</sup>، راشین جلیلی دانالو<sup>۲</sup>، کارشناسی ارشد مخابرات

۱- دانشکده مهندسی برق - دانشگاه تربیت دبیر شهید رجائی - تهران - ایران - sh\_shirvani@srttu.edu

۲- آزمایشگاه تحقیقاتی پردازش سیگنال‌های مخابراتی دیجیتال - دانشگاه تربیت دبیر شهید رجائی - تهران - ایران - rashin.jalili@yahoo.com

**چکیده:** هدف اساسی این مقاله تخمین توأم سه پارامتر توان، فرکانس و موقعیت مکانی کاربران اولیه بر اساس سنجش فشرده مشارکتی در مخابرات رادیوشناختی است. ابتدا، ضمن بیان اصول سنجش فشرده و مدل سیستم، سه روش بازسازی سنجش فشرده زیر معیار نایکوئیست (پیگرد تطبیق متعامد، پیگرد تطبیقی با نمونه‌برداری فشرده و آستانه سخت تکراری) شرح داده می‌شوند. سپس با انجام تصمیم‌گیری نهائی به دو صورت بازسازی یکپارچه و مجزا، دیده می‌شود که از میان این سه روش بازسازی، الگوریتم بازسازی پیگرد تطبیق متعامد دقت تخمین بالاتری را در محیط‌های نویزی ارائه می‌دهد. علاوه بر این، روش جدیدی مبتنی بر راهکار تصمیم‌گیری اکثریت در بازسازی مجزا پیشنهاد می‌شود که کارایی بالاتری را در تخمین سه پارامتر مد نظر نسبت به روش‌های یکپارچه و مجزای مبتنی بر میانگین‌گیری، در کانال‌های با نویز و اثر سایه‌افکنی، دارد و دارای پیچیدگی محاسباتی به مراتب کم‌تری نسبت به روش یکپارچه و در حد روش تصمیم‌گیری مجزا با میانگین‌گیری است.

**واژه‌های کلیدی:** مخابرات رادیوشناختی، سنجش طیف، مکان‌یابی رادیوئی، سنجش فشرده مشارکتی، بازسازی، پیگرد تطبیقی، آستانه سخت.

## Radio Identification of Primary Users Based on Cooperative Compressed Sensing

S. Shirvani Moghaddam, Associate Professor<sup>1</sup>, R. Jalili Danaloo, M.Sc. of Communications Engineering<sup>2</sup>

1- Faculty of Electrical Engineering, Shahid Rajaee Teacher Training University, Tehran, Iran, Email: sh\_shirvani@srttu.edu

2- Digital Communications Signal Processing (DCSP) Research Lab., Shahid Rajaee Teacher Training University, Tehran, Iran, Email: rashin.jalili@yahoo.com

**Abstract:** The main objective of this paper is to jointly estimate three parameters, power, frequency and location of primary users in cognitive radio communications based on cooperative compressed sensing. First, in addition to representing the fundamentals of compressive sensing and system model, three sub-Nyquist reconstruction methods (OMP, CoSaMP and IHT) are described which are based on compressive sensing. Using integrated and separate reconstructions on final decision-making, it is shown that OMP offers higher performance with respect to two other ones in noisy channels. Moreover, a new method for separate reconstruction is proposed which is based on majority decision manner. The new method shows higher performance for estimating three above-mentioned parameters compared to separate method with averaging and integrated one for noisy channels with shadowing. Furthermore, it is shown that it needs lower computational complexity compared to integrated decision-making and approximately the same complexity with respect to separate decision-making with averaging.

**Keywords:** Cognitive radio communications, spectrum sensing, radio localization, cooperative compressed sensing, reconstruction, matching pursuit, hard threshold.

تاریخ ارسال مقاله: ۱۳۹۵/۰۵/۰۳

تاریخ اصلاح مقاله: ۱۳۹۵/۰۹/۱۳

تاریخ پذیرش مقاله: ۱۳۹۵/۱۱/۱۶

نام نویسنده مسئول: شهریار شیروانی مقدم

نشانی نویسنده مسئول: ایران - تهران - لویزان - ۱۶۷۸۸۱۵۸۱۱ - خیابان شهید شعبانلو - دانشگاه تربیت دبیر شهید رجائی - دانشکده مهندسی برق

## ۱- مقدمه

در نتیجه گذار از ارتباطات صوتی به ارتباطات چندرسانه‌ای، نیاز به نرخ اطلاعات بالاتر رو به افزایش است. با توجه به محدودیت‌های طیف فرکانسی در دسترس، واضح است که طرح فعلی تخصیص فرکانس نمی‌تواند با نیاز فزاینده دستگاه‌ها و اطلاعات مطابقت داشته باشد. در نتیجه، روش‌های نوآورانه می‌تواند راه‌های جدیدی را برای بهره‌برداری از طیف ارائه دهد [۱]. رادیوشناختی یک فناوری مخابرات بی‌سیم هوشمند است که با آگاهی از محیط بیرونی‌اش و یادگیری آن، پارامترهای عملیاتی‌اش را تنظیم می‌کند تا بتواند در هر زمان و هر مکان که لازم است، ارتباط قابل اطمینانی داشته باشد و از طیف در دسترس استفاده بهینه صورت گیرد [۲]. از این‌رو در سیستم رادیو شناختی، فرستنده به‌طور هوشمندانه تشخیص دهد که کدام باندهای فرکانسی در حال استفاده و کدام باندها خالی هستند و از آن‌ها برای ارسال و دریافت داده‌های خود استفاده کند. FCC، در استفاده از طیف‌های رادیویی، کاربر مجوزدار را کاربر اولیه و کاربر بدون مجوز را کاربر ثانویه می‌نامد [۳].

رادیوشناختی قطعاً باعث افزایش تداخل و پایین آمدن کیفیت خدمات کاربران اولیه می‌شود. برخورد کاربران ثانویه و کاربران اولیه باید به حداقل ممکن برسد و کاربر ثانویه باید قادر به تشخیص سیگنال‌های ضعیف کاربران اولیه باشد. لذا، سنجش طیف یکی از بخش‌های مهم در مخابرات رادیوشناختی است. در مد روش‌شناسی<sup>۱</sup>، کاربر ثانویه باید حضور کاربر اولیه را در طیف دارای مجوز تشخیص دهد و بلافاصله از آن خارج شود. این تکنیک را تحت عنوان سنجش طیف<sup>۲</sup> می‌شناسیم [۴، ۱]. در مقابل، به شرطی که تداخل کنترل شده باشد، می‌توان در مد زیرشناسی<sup>۳</sup> از کانال‌های اشغال شده استفاده مجدد نمود. در این تحقیق، مد روش‌شناسی مورد توجه است که نیازمند جستجو برای یافتن کانال فرکانسی خالی (یا معادل آن مشخص نمودن کانال‌های فرکانسی اشغال شده) است.

طیف باند باریک را می‌توان با استفاده از الگوریتم‌های سنجش باند باریک مانند آشکارسازی انرژی، سنجش بر اساس خاصیت ایستای دوری، فیلتر منطبق و روش‌های مشارکتی سنجید. برای سنجش سیگنال‌های با پهنای باند بیش‌تر از پهنای باند همدوسی کانال، روش‌های سنجش طیف باند پهن معرفی شده است زیرا الگوریتم‌های سنجش طیف باند باریک مستقیماً برای باند پهن قابل استفاده نیستند. به دلیل عدم دستیابی به نرخ نمونه‌برداری بالا و پیچیدگی پیاده‌سازی، سیگنال‌های دیجیتال با نرخ نمونه‌برداری کم‌تر از نایکوئیست کسب و پردازش می‌شوند که روش‌های سنجش طیف باند پهن زیرنایکوئیست نامیده می‌شوند. دو روش اساسی، سنجش باند پهن مبتنی بر سنجش فشرده<sup>۴</sup> و سنجش باند پهن چندکاناله است [۶]. سنجش فشرده با گرفتن نمونه‌های کم‌تر نسبت به نرخ نمونه‌برداری نایکوئیست، بازسازی یک سیگنال پراکنده<sup>۵</sup> را ممکن می‌سازد [۷]. برای جلوگیری از تداخل رادیویی کاربران ثانویه با کاربران اولیه، علاوه بر سنجش مناسب طیف، نیاز به اطلاعات مکانی کاربران اولیه است.

تاکنون، طرح‌های مکان‌یابی بسیاری مبتنی بر مدل انتشار ارائه شده است تا یک دستگاه بی‌سیم را قادر به پیدا کردن موقعیت خودش یا دستگاه‌های دیگر کند [۵]. مکان‌یابی کاربر و تخمین پویای مسیر حرکت کاربر در یک سیستم بی‌سیم با جمع‌آوری اطلاعاتی که بین کاربر و چند ایستگاه رد و بدل می‌شود، صورت می‌گیرد. این تخمین می‌تواند مبتنی بر الگوی بیز، با هدف به‌دست آوردن تابع چگالی احتمال پسین، باشد. در بسیاری از مسائل، در قبال هر اندازه‌گیری جدید نیاز به یک تخمین جدید است. در این حالت یک فیلتر بازگشتی که اطلاعات دریافتی را به‌صورت متوالی و نه یکباره پردازش می‌نماید، راه‌حل مناسبی است و نیازی به نگهداری مجموعه کامل اندازه‌گیری‌ها یا پردازش مجدد داده‌های موجود در صورت دریافت اندازه‌گیری جدید نخواهد بود [۸]. در شبکه‌های حسگری بی‌سیم نیز برای مکان‌یابی حسگرها دو دسته برد آزاد و بر پایه برد ارائه شده است که بسته به شرایط جغرافیایی و نوع کاربرد، کارایی آن‌ها متفاوت است [۹]. از این‌رو، مکان‌یابی کاربر نیز همانند سنجش طیف یکی از اقدامات اساسی در مخابرات بی‌سیم، شبکه‌های حسگری بی‌سیم و سیستم‌های رادیوشناختی است. همچنین در شبکه‌های مخابراتی نسل ۴ و ۵ مبتنی بر ارتباطات دستگاه به دستگاه<sup>۶</sup> داخل باندهای فرکانسی کنونی و باندهای موج میلی‌متری، مکان‌یابی زمان‌واقعی از اهمیت بسزایی برخوردار است [۱۰].

موضوع سنجش فشرده از حدود ۴۰ سال پیش مورد توجه محققین قرار گرفته و اولین بار در بررسی زلزله سال ۱۹۷۰ استفاده شد، هنگامی که Muir و Claerbout [۱۱] جایگزین خوبی برای راه‌حل‌های حداقل مربعات و Gluskin و Kashin [۱۲] و  $\ell_1$  نرم‌هایی برای ماتریس تصادفی ارائه دادند. در اواسط دهه ۸۰، Santosa و Symes [۱۴]  $\ell_1$  را برای بازیابی قطار ضربه پیشنهاد کردند. در Osher, Rudin, ۱۹۹۰، Fatemi و [۱۵] همه حداقل‌سازی‌های مختلف را در پردازش تصویر استفاده کردند که بسیار نزدیک به حداقل‌سازی  $\ell_1$  نرم است. ایده سنجش فشرده در سال ۲۰۰۴ جان تازه‌ای یافت، وقتی که Emmanuel Candes, Justin Romberg, Terence Tao و David Donoho [۲۱-۱۶] نتایج مهمی درباره پایه ریاضی سنجش فشرده ارائه دادند. سنجش فشرده یک شاخه علمی و تحقیقاتی جالب و در حال رشد است که در مهندسی برق، ریاضیات کاربردی، آمار و کامپیوتر مورد توجه فراوان قرار گرفته است و با دستیابی به نتایج با ارزش نظری و عملی آن در سال‌های اخیر، چارچوبی برای سنجش و فشرده‌سازی توأم را فراهم می‌نماید. با بهره‌گیری از آن، می‌توان سیگنال‌های چندبعدی پراکنده (تُنک) را از تعدادی محدود اندازه‌گیری ناقص به‌وسیله الگوریتم‌های بهینه‌سازی بازیابی نمود. با تعداد کمی نمونه نسبت به معیار نایکوئیست، می‌توان سیگنال‌های پراکنده را بازیابی نمود و جمع‌آوری، ذخیره‌سازی و پردازش داده‌های بزرگ را به‌طور دقیق انجام داد. از این‌رو، سنجش فشرده در جمع‌آوری داده‌ها، فشرده‌سازی، کاهش بعد و بهینه‌سازی، جایگاه ویژه‌ای در مخابرات رادیوشناختی و حسگری بی‌سیم دارد [۲۴-۲۲].

نمی‌شود زیرا میزان پراکندگی طیفی به‌طور پویا در حال تغییر است و دستیابی به یک نسبت اندازه‌گیری از پیش تعیین‌شده غیرعملی است. در این تحقیق روشی مبتنی بر سنجش فشرده بیزی برای بهبود نتایج بازیابی ارائه شده است که به‌طور پویا نسبت اندازه‌گیری مناسب را تعیین می‌کند [۲۹]. در مراجع [۷] و [۳۰-۳۳] با استفاده از ایده سنجش فشرده، به‌طور توأم مقدار توان رادیویی، فرکانس کاری و موقعیت مکانی کاربران اولیه تخمین زده می‌شود.

هدف از این تحقیق، بهبود و ارزیابی عملکرد الگوریتم تخمین توأم سه پارامتر مقدار توان ارسالی، موقعیت مکانی و محدوده فرکانسی کاربران اولیه به‌روش سنجش فشرده مشارکتی مطابق با مدل سیستم ارائه‌شده در مراجع [۷] و [۳۰-۳۳] است. به‌طور خلاصه دستاوردها و نوآوری‌های این تحقیق به‌شرح زیر است.

۱. بازسازی اطلاعات ارسالی گره‌های اندازه‌گیری (منابع ثانویه) در مرکز ادغام<sup>۹</sup> به دو روش یکپارچه و مجزا با میانگین‌گیری.
  ۲. در نظر گرفتن تلفات مسیر بین گره‌های اندازه‌گیری و مرکز ادغام علاوه بر تلفات مسیر بین منابع اولیه و منابع ثانویه.
  ۳. ملاحظه اثر سایه‌افکنی<sup>۱۰</sup> کانال علاوه بر نویز و تلفات مسیر.
  ۴. مقایسه کارایی و پیچیدگی محاسباتی دو روش بازسازی یکپارچه و مجزا با به‌کارگیری سه الگوریتم بازسازی پیگرد تطبیق متعامد (OMP)<sup>۱۱</sup>، پیگرد تطبیقی با نمونه‌برداری فشرده (CoSaMP)<sup>۱۲</sup> و آستانه سخت تکراری (IHT)<sup>۱۳</sup>.
  ۵. پیشنهاد روش تصمیم‌گیری اکثریت<sup>۱۴</sup> با هدف کاهش پیچیدگی محاسباتی و افزایش دقت تخمین.
  ۶. مقایسه کارایی روش پیشنهادی نسبت به دو روش یکپارچه و مجزا در محیط‌های نویزی و دارای اثر سایه‌افکنی.
- ادامه این مقاله به‌صورت زیر تنظیم شده است. بخش ۲، اصول سنجش فشرده را در دو زیر بخش اصلی مرور می‌کند و در زیر بخش مدل بازسازی سیگنال، سه الگوریتم بازسازی OMP، CoSaMP و IHT شرح داده می‌شوند. بخش ۳، به معرفی مدل سیستم می‌پردازد. سپس در بخش ۴، سنجش طیف (فرکانس و توان) و مکان‌یابی کاربران اولیه بر اساس سنجش فشرده (در قالب یک مسئله سنجش فشرده مشترک)، تحلیل می‌شوند. بخش ۵، ادغام اندازه‌گیری‌ها به دو روش بازسازی یکپارچه و مجزای مبتنی بر میانگین‌گیری را شرح می‌دهد و روش بازسازی مجزای مبتنی بر تصمیم‌گیری اکثریت را پیشنهاد می‌دهد. در بخش ۶ ضمن ارائه نتایج شبیه‌سازی حالات مختلف ادغام، کارایی روش پیشنهادی با دو روش قبلی مقایسه می‌شود. در نهایت، نتیجه‌گیری این تحقیق در بخش ۷ ارائه می‌شود.

## ۲- اصول سنجش فشرده

سنجش فشرده روشی برای کسب و بازسازی سیگنال‌های پراکنده یا قابل فشرده‌سازی با اندازه‌گیری‌های محدود است. سیگنال پراکنده

در [۲۵] الگوریتم جدیدی برای مکان‌یابی کاربران اولیه در باندهای فرکانسی مجوزدار شبکه‌های رادیوشناختی بر مبنای سنجش فشرده پیشنهاد شده است. در مقایسه با الگوریتم‌های موقعیت‌یابی مرکزی، در صورت وجود همبستگی بین منبع سیگنال و کاربران ثانویه، این روش دارای دقت موقعیت‌یابی بالاتری است. ابتدا در هر کاربر ثانویه، آشکارسازی انرژی برای تشخیص سیگنال منبع صورت گرفته، سپس همبستگی بین سیگنال منبع و کاربران ثانویه بر اساس سنجش فشرده بازسازی می‌شود که تعیین‌کننده وزن‌های مختصات مرکزی هستند. در نهایت، یک روش مرکزی وزن‌دار برای تعیین موقعیت منبع استفاده شده است. نتایج شبیه‌سازی، خطای کم‌تر مکان‌یابی و جذر متوسط مربع خطای<sup>۱۵</sup> کوچک‌تر را نشان می‌دهد. در تحقیقی که در مرجع [۲۴] صورت گرفته، با استفاده از فیلتر کالمن به‌طور توأم طیف اشغال‌شده توسط کاربران اولیه و موقعیت مکانی آن‌ها بازیابی می‌شود. همچنین با ایجاد تعامل مناسب میان فیلتر کالمن و الگوریتم سنجش فشرده طیف پویا، با توجه به تغییر مکان کاربر و وضعیت طیفی، اطلاعات کاربران اولیه به‌روز می‌شود. در مرجع [۲۶]، نیز یک روش جدید مبتنی بر فاکتورگیری ماتریس غیرمنفی<sup>۱۶</sup> برای سنجش توأم طیف و مکان‌یابی کاربران اولیه در شبکه‌های رادیوشناختی استفاده شده است. نویسندگان این مقاله نشان می‌دهند که این روش نسبت به پراکندگی ناشی از تداخل‌کننده‌ها و تزریق داده‌های غلط مقاوم است و بر اساس نتایج شبیه‌سازی روش پیشنهادی در این مقاله، دیده می‌شود که برای مقادیر مختلف پراکندگی تداخل‌کننده‌ها روشی مؤثر برای دستیابی به خطای کم مکان‌یابی است.

در [۲۷] یک الگوریتم جدید که به‌طور توأم طیف فرکانسی و موقعیت کاربران اولیه را در شبکه‌های مخابراتی نسل ۵ تخمین می‌زند ارائه شده است. در این تحقیق به‌صورت نظری و با توجه به نتایج تجربی نشان داده شده است که سنجش طیف به‌طور مؤثری وابسته به رهگیری موقعیت کاربران است و لذا لازم است که اطلاعات موقعیت‌یابی با حل مسئله بهینه‌سازی مبتنی بر مخابرات رادیوشناختی و سنجش فشرده محقق شود. یکی از ویژگی‌های شبکه‌های نسل ۵، چگالی بالای کاربران است. از این‌رو، مدیریت تداخل و تخصیص بهینه منابع یک چالش اساسی است که با سنجش طیف مرتفع می‌شود. در مرجع [۲۸] علاوه بر سنجش فرصت‌های طیفی زمانی، فرصت‌های طیفی مکانی نیز مورد توجه قرار گرفته است. به‌عبارت واضح‌تر نیاز به سنجش توأم طیف فرکانس و مکان‌یابی است که در این تحقیق با استفاده از هندسه اتفاقی بررسی شده است.

در شبکه‌های رادیوشناختی پیشرفته، علاوه بر آشکارسازی حفره‌های خالی، کاربران ثانویه نیاز دارند که توان ارسالی و موقعیت کاربران اولیه فعال را بدانند. در این راستا، الگوریتمی پیشنهاد شده که با تلفیق سنجش طیف و آشکارسازی توان و مکان کاربران اولیه، نسبت اندازه‌گیری حسگرهای طیفی به‌طور محسوسی کاهش یافته است. دیده می‌شود که اگر این نسبت خیلی کوچک باشد، نتایج دقیقی حاصل

مشاهده  $\Theta$  شرط (۳) را داشته باشد، می‌توانیم مسئله بازیابی  $\mathbf{x}$  از  $\mathbf{b}$  را با استفاده از مسئله کمینه‌سازی  $l_0$  حل کنیم.

$$\hat{\mathbf{x}} = \arg \min \|\mathbf{x}\|_0 \quad (4)$$

subject to  $\mathbf{b} = \Theta \mathbf{z}$

این مسئله یک مسئله سخت از نوع  $NP^{15}$  است [۷، ۳۶] که برای حل آن باید به جای  $l_0$  از  $l_1$  از نرم‌های دیگر، که در حالت کلی به صورت رابطه (۵) تعریف می‌شوند، استفاده نمود.

$$l_p = \|\cdot\|_p = \left( \sum_{i=1}^d |x_i|^p \right)^{1/p} \quad (5)$$

برای حل مسئله کمینه‌سازی  $l_0$ ، دو روش مبتنی بر نرم‌های مرتبه اول و دوم پیشنهاد شده است. روش اول با استفاده از الگوریتم پیگیری اساسی  $(BP)^{16}$ ، کمینه‌سازی  $l_0$  را به یک کمینه‌سازی  $l_1$  تبدیل می‌کند. کمینه‌سازی  $l_1$  اغلب بر برنامه‌ریزی خطی استوار است که دارای همگرایی کاملاً آهسته است. روش دوم، استفاده از کمینه‌سازی  $l_2$  است. الگوریتم‌های حریص<sup>۱۷</sup> مانند پیگرد تطبیق متعامد (OMP) و پیگرد تطبیقی با نمونه‌برداری فشرده (CoSaMP) و الگوریتم‌های آستانه تکراری نظیر IHT از این دسته هستند. مزیت اصلی روش‌های حریص و آستانه تکراری زمان همگرایی آن‌هاست، زیرا آن‌ها سریع‌تر از BP همگرا می‌شوند [۷، ۳۳]. الگوریتم‌های حریص، مشکل بازسازی را با ایده یافتن پاسخ مرحله به مرحله در هر مد تکرار، حل می‌کنند. در هر تکرار، ستونی از  $\Theta$  که با  $\mathbf{b}$  همبستگی بیش‌تری دارد، انتخاب می‌شود. در مقابل، خطای حداقل مربعات در هر تکرار کمینه‌سازی می‌شود. سپس آن ستون از  $\mathbf{b}$  کم می‌شود و تکرارها روی باقی‌مانده انجام می‌شوند تا مجموعه صحیحی از ستون‌ها شناسایی شود. در این تحقیق سه الگوریتم OMP [۳۴]، CoSaMP [۷، ۳۴ و ۳۷] و IHT [۳۳، ۳۷] انتخاب و استفاده شده‌اند.

الف- روند الگوریتم OMP [۳۴]:

$$a) S^n = S^{n-1} \cup \arg \max_i |\langle \mathbf{r}^{n-1}, \Theta_i \rangle|$$

$$b) \mathbf{z}^n = \arg \min_{\mathbf{z}} \|\mathbf{r}^{n-1} - S^n \mathbf{z}^{n-1}\|_2^2$$

$$c) \mathbf{r}^n = \mathbf{r}^{n-1} - S^n \mathbf{z}^{n-1}$$

$$d) n = n+1 \text{ and } n \leq K$$

در این تحقیق برای بالا بردن دقت تخمین OMP، به جای MMSE<sup>۱۸</sup> در مرحله دوم الگوریتم (مرجع [۳۲]) از LSE<sup>۱۹</sup> استفاده شده است.

$$\mathbf{z}^n = \Phi_{\mathbf{z}^n}^\dagger \mathbf{b} \quad (6)$$

$$\Phi_{\mathbf{z}^n}^\dagger = (\Phi_{\mathbf{z}^n}^T \Phi_{\mathbf{z}^n})^{-1} \Phi_{\mathbf{z}^n}^T \quad (7)$$

ب- روند الگوریتم CoSaMP [۷، ۳۴ و ۳۷]:

(الف) باقی‌مانده را به عنوان یک نماینده در نظر گرفته و بالاترین مختصاتش را در نظر می‌گیرد.

سیگنالی است که تعداد کمی عنصر غیرصفر دارد [۳۲]. اگر  $\mathbf{x} \in \mathbb{R}^N$  بردار سیگنال پراکنده با  $K$  عنصر غیرصفر باشد، می‌توان آن را با  $M$  نمونه اندازه‌گیری (کم‌تر از نرخ نایکوئیست) ( $M > K$ ) به‌طور کامل با الگوریتم‌های خاص بازسازی کرد که ( $M \ll N$ ) است. سه عنصر اصلی سنسج فشرده عبارت‌اند از: ظاهر پراکنده سیگنال، ماتریس مشاهده و مدل بازسازی که در ادامه شرح داده می‌شوند.

## ۲-۱- ظاهر پراکنده سیگنال و طراحی ماتریس مشاهده

بسیاری از سیگنال‌ها در پایه خاص ظاهری پراکنده دارند. بردار  $\mathbf{x}$  با طول  $N$  روی ماتریس پایه  $\Psi$  به صورت رابطه (۱) بیان می‌شود.

$$\mathbf{x} = \sum_{i=1}^n z_i \Psi_i = \Psi \mathbf{z} \quad (1)$$

که  $z_i$  ضرایب حوزه تبدیل،  $\Psi_i$  بردار پایه و  $\Psi$  ماتریس تبدیل  $N \times N$  را نشان می‌دهد. سیگنال  $\mathbf{z}$  به میزان  $K$  در حوزه  $\Psi$  پراکنده است.

ماتریس مشاهده، ماتریسی  $M \times N$  است که می‌تواند سیگنال اصلی  $\mathbf{x}$  را به سیگنال دیگری با ابعاد کوچک‌تر تبدیل کند. اگر بردار اندازه‌گیری با  $\mathbf{b}$  نشان داده شود، فرآیند اندازه‌گیری سیگنال را می‌توان با استفاده از ماتریس اندازه‌گیری  $\Phi$  به صورت رابطه (۲) تعریف کرد [۳۴].

$$\mathbf{b} = \Phi \mathbf{x} = \Phi \Psi \mathbf{z} = \Theta \mathbf{z} \quad (2)$$

ماتریس اندازه‌گیری  $\Phi$  باید با ماتریس پایه  $\Psi$  ناهمدوس باشد. همدوسی کم‌تر این دو ماتریس منجر به کاهش تعداد اندازه‌گیری‌های مورد نیاز برای بازیابی کامل سیگنال می‌شود. این فرمول شامل  $M$  معادله و  $N$  مجهول است ( $M \ll N$ ) که تعداد نامحدودی جواب دارد. به منظور دستیابی به جواب بهینه، می‌توان انواع الگوریتم‌های حداقل‌سازی را استفاده نمود. با این حال، سنسج فشرده بیان می‌دارد که اگر  $\mathbf{x}$  ظاهری پراکنده داشته باشد، با احتمال زیاد بازیابی سیگنال  $\mathbf{x}$  با ماتریس مشاهده  $\Theta$  ممکن خواهد بود [۷ و ۳۴] به شرط این‌که:

$$M \geq O(K \log(\frac{N}{K})) \quad (3)$$

در این نامساوی،  $N$  تعداد نمونه‌های مورد نیاز مطابق با معیار نایکوئیست،  $M$  تعداد اندازه‌گیری‌ها و  $K$  تعداد عناصر غیرصفر است.

## ۲-۲- مدل بازسازی

یک الگوریتم بازسازی غیرخطی که نیازمند دانستن یک پایه پراکنده (بازیابی دقیق) یا قابل تراکم (بازیابی تقریبی) در سیگنال است برای بازسازی سیگنال اصلی استفاده می‌شود [۳۵]. هنگامی که ماتریس

مرکز ادغام (مسیر دوم) مربوط است. برخلاف تحقیقات قبلی [۷، ۳۳]، در این مقاله اثر تلفات مسیر دوم نیز در نظر گرفته شده است.

#### ۴- سنجش مشارکتی توأم توان، فرکانس و مکان

پس از بازسازی و سنجش طیف، اطلاعات بیش‌تری را می‌توان با نگاه عمیق‌تر به کانال‌های اشغال‌شده توسط کاربران اولیه، استنتاج کرد. فرض کنید که کاربران اولیه در مختصات  $(xp_m, yp_n)$  قرار دارند که در آن  $xp_m \in \{0, \Delta x, 2\Delta x, \dots, (M_x - 1)\Delta x\}$  و  $yp_n \in \{0, \Delta y, 2\Delta y, \dots, (N_y - 1)\Delta y\}$  و محور  $x$  و  $y$  به ترتیب تقسیمات روی محورهای  $x$  و  $y$  هستند. کاربر ثانویه (رادیوشناختی) شبکه در موقعیت‌های  $\{(a_1, b_1), (a_2, b_2), \dots, (a_{N_c}, b_{N_c})\}$  قرار دارند. برای رادیوشناختی  $k$  ام و به‌منظور سنجش کانال  $i$  ام، سهم کاربر اولیه واقع در موقعیت  $(xp_m, yp_n)$  در توان دریافتی  $R_{k,i}(m, n)$  با رابطه (۱۳) بیان می‌شود.

$$R_{k,i}(m, n) = P(m, n, i) \times 10^{L(f_i, d(m, n, k))/10} \quad (13)$$

$$d(m, n, k) = \sqrt{(xp_m - a)^2 + (yp_n - b)^2} \quad (14)$$

که در آن  $P(m, n, i)$  توان ارسالی کاربر اولیه واقع در موقعیت  $(xp_m, yp_n)$  در فرکانس  $i$  ام با فرکانس مرکزی  $f_i$  است.  $d(m, n, k)$  فاصله رادیوشناختی  $k$  ام و کاربر اولیه واقع در  $(xp_m, yp_n)$  است. توان کل دریافتی در کاربران اولیه (سرتاسر  $M_x \times N_y$  موقعیت ممکن) می‌تواند با روابط (۱۵ تا ۱۷) بیان شود.

$$\mathbf{Y}_{k,i} = \sum_{m=1}^{M_x} \sum_{n=1}^{N_y} R_{k,i}(m, n) \quad (15)$$

$$\mathbf{Y}_{k,i} = \sum_{m=1}^{M_x} \sum_{n=1}^{N_y} 10^{L(f_i, d(m, n, k))/10} \times P(m, n, i) \quad (16)$$

$$\mathbf{Y}_{k,i} = \mathbf{L}^T(k, i) \mathbf{P}(i) \quad (17)$$

$\mathbf{P}(i)$  بردار توان ارسالی کل در کانال  $i$  ام و  $\mathbf{L}(k, i)$  بردار تلفات است.

$$\mathbf{L}(k, i) = 10^{\mathbf{L}_{dB}(k, i)/10} \quad (18)$$

$$\mathbf{L}_{dB}(k, i) = [L(f_i, d(0, 0, k)), L(f_i, d(1, 0, k)), \dots, L(f_i, d(M_x N_y, k))]^T \quad (19)$$

بردار توان سیگنال دریافتی در سطح رادیوشناختی  $k$  ام روی  $N_{ch}$  کانال در دسترس با رابطه (۲۰) مشخص می‌شود.

$$\mathbf{Y}_k = [Y_{k,1}, Y_{k,2}, \dots, Y_{k,N_{ch}}]^T \quad (20)$$

$$\mathbf{Y}_k = \mathbf{L}_k \mathbf{P} \quad (21)$$

(ب) در  $k$  تکرار، مجموعه مختصات مشخص‌شده اخیر با مجموعه‌ای از  $k-1$  تکرار ادغام می‌شود.

(ج) بر اساس مجموعه مختصات، یک حداقل مربعات را برای تعیین تقریبی سیگنال هدف انجام می‌دهد.

(د) در سیگنال برآوردشده از حداقل مربعات، این الگوریتم فقط بالاترین مختصات را حفظ می‌کند.

(ه) نمونه‌ها به‌روزرسانی می‌شوند به‌طوری‌که بخش باقی‌مانده برای تکرار الگوریتم اعمال می‌شود.

ج- در الگوریتم IHT [۳۴، ۳۷]، رابطه بازگشتی (۸) استفاده می‌شود.

$$\mathbf{z}^{n+1} = \mathbf{H}_k(\mathbf{z}^n + \Theta^T(\mathbf{b} - \Theta \mathbf{z}^n)) \quad (8)$$

$\mathbf{H}_k$  عملگر آستانه سخت است و با توجه به رابطه (۹)،  $k$  تا از بزرگ‌ترین مقادیر را انتخاب می‌کند و باقی مقادیر را صفر می‌کند. تکرار تا زمانی ادامه دارد که به یکی از دو شرط زیر برسیم:

$$\begin{cases} k > N_{\max} \\ \|\mathbf{b} - \Theta \mathbf{z}^n\|_2 < \varepsilon \end{cases} \quad (9)$$

شرط دوم را می‌توان با رابطه (۱۰) جایگزین کرد.

$$\|\Phi\|_2 < 1 \quad (10)$$

#### ۳- مدل سیستم

فرض می‌شود که  $N_{ch}$  کانال در دسترس در یک شبکه بی‌سیم باندپهن وجود دارد. در یک ناحیه جغرافیایی وسیع،  $N_p$  کاربر اولیه توزیع شده است که از  $N_p$  کانال فرکانسی مختلف استفاده می‌کنند. در این منطقه وسیع،  $N_c$  رادیوشناختی (کاربر ثانویه) پراکنده شده‌اند. بر اساس اندازه‌گیری‌های انجام شده توسط کاربران ثانویه که به مرکز ادغام فرستاده خواهند شد، علاوه بر تخمین کانال‌های اشغال‌شده توسط کاربران اولیه، محل و توان ارسالی کاربران اولیه نیز شناسایی می‌شود. فرض اینکه مدل تلفات مسیر به‌صورت رابطه (۱۱) است [۷، ۳۳].

$$L(f, d) = P_0 + 20 \log(f) + 10n \log(d) \text{ [dB]} \quad (11)$$

که  $P_0$  یک ثابت وابسته به بهره آنتن است.  $f$  فرکانس کانال،  $n$  ثابت تلفات مسیر و  $d$  فاصله بین گره‌های ارسال و دریافت است. فرکانس هر یک از  $N_{ch}$  کانال به‌صورت زیر است:

$$f \in \{f_0, f_1, \dots, f_{N_{ch}-1}\} \quad (12)$$

توان دریافتی در گره‌های اندازه‌گیری، ترکیبی از توان ارسالی و تلفات مسیر (رابطه (۱۱)) است و تلفات مسیر به فاصله میان کاربران اولیه و ثانویه (مسیر اول) و همچنین به فاصله میان کاربران ثانویه و

ثانویه ماتریس مشاهده خود از توان ارسالی کاربران اولیه را به مرکز ادغام ارسال می‌کند و مرکز ادغام بازسازی را به صورت مجزا برای داده‌های ارسالی کاربران ثانویه انجام می‌دهد و تصمیم‌گیری نهایی با میانگین‌گیری از نتایج این بازسازی‌ها صورت می‌گیرد. در این روش، با توجه به کاهش ابعاد ماتریس مشاهده، الگوریتم بازسازی سریع‌تر انجام می‌شود و سرعت تصمیم‌گیری توسط مرکز ادغام افزایش می‌یابد. به دلیل کاهش تکرارها، دقت بازسازی در هر بازسازی مجزا کاهش می‌یابد و با ترکیب نتایج چند بازسازی مجزا می‌توان دقت بازسازی را بالا برد.

در این تحقیق، علاوه بر ملاحظه اثر تلفات رادیویی مسیر در اندازه‌گیری‌های کاربران ثانویه، تلفات رادیویی مسیر ارسال اطلاعات از کاربران ثانویه به مرکز ادغام نیز در نظر گرفته می‌شود که نگاه واقعی‌تری به کانال انتقال می‌دهد. همچنین به نظر می‌رسد که در بازسازی مجزا با میانگین‌گیری در کانال‌های نویزی، داده‌های پردازش شده کاربران مختلف تقریباً هم ارزش هستند. این در حالی است که در کانال‌های واقعی که اثر سایه افکنی نیز وجود دارد، مقادیر اندازه‌گیری شده توسط کاربران ثانویه هم ارزش نخواهند بود زیرا میزان قرار گرفتن آن‌ها در سایه رادیویی یکسان نیست. از این رو، برای دستیابی توأم به دقت بالا و سادگی در تصمیم‌گیری، روش بازسازی مجزا با تصمیم‌گیری اکثریت پیشنهاد می‌شود که در کانال‌های دارای پدیده سایه‌افکنی، ضمن داشتن دقت بالاتر، سرعت بازسازی مشابه روش میانگین‌گیری دارد.

بر اساس نامساوی چبی‌شف (رابطه (۲۷))، مستقل از نوع تابع چگالی احتمال، احتمال قرارگیری متغیر تصادفی در بازه‌ای به اندازه  $2r$  برابر انحراف معیار متغیر تصادفی  $(\pm r\sigma_x)$  حول میانگین متغیر تصادفی، بیش از  $1 - \frac{1}{r^2}$  است. در بررسی‌های این تحقیق،  $r = 4$  در نظر گرفته شده و لذا احتمال قرار گرفتن در این بازه بیش از ۹۴ درصد است.

$$P(|x - \bar{x}| \leq r\sigma_x) \geq 1 - \frac{1}{r^2} \quad (27)$$

در این رابطه،  $\bar{x}$  مقدار میانگین و  $\sigma_x$  انحراف معیار متغیر  $x$  است. مطابق فلوجارت ارائه شده در شکل ۱، برای هر یک از خانه‌های شبکه

$M \times N$  و کانال‌های فرکانسی موجود، با تعداد  $N_{SU}$  اندازه‌گیری:

۱. اگر حداقل نصف توان‌های تخمین زده شده در بازسازی مجزای ماتریس‌های مشاهده کاربران ثانویه در مرکز ادغام در این بازه واقع شوند، میانگین آن‌ها گرفته می‌شود و تصمیم‌گیری نهایی بر این اساس انجام می‌شود.

۲. در صورتی که بیش از نصف توان‌های تخمین زده شده در خارج این بازه واقع شوند:

- اگر تعداد  $\left\lfloor \frac{N_{SU}}{2} + 1 \right\rfloor$  مقدار از آن‌ها، بیش‌تر از بازه یا کم‌تر از آن باشند، میانگین آن تعداد به عنوان تصمیم نهائی اطلاق می‌شود.

- در غیر این صورت، میانگین توان‌های بالاتر و پایین‌تر از بازه، به عنوان تصمیم نهائی در نظر گرفته می‌شود.

که  $\mathbf{P}$  بردار توان ارسالی شبکه  $M_x \times N_y$  از مکان کاربر اولیه روی  $N_{ch}$  کانال در دسترس از  $N_e$  رادیوشناختی توزیع شده است.

$$\mathbf{P}_k = [\mathbf{P}^T(i_1), \mathbf{P}^T(i_2), \dots, \mathbf{P}^T(i_{N_{ch}})]^T \quad (22)$$

ماتریس  $\mathbf{L}_k$  ماتریس بهره فیدینگ و ردیف  $j$  ام  $\mathbf{L}_k$  به صورت رابطه (۲۳) است.

$$\mathbf{L}_k(i) = [0, 0, \dots, \mathbf{L}^T(k, i), 0, \dots, 0] \quad (23)$$

با ترکیب همه معادلات بیان شده در فوق، خواهیم داشت:

$$\mathbf{Y} = [\mathbf{Y}_1^T, \mathbf{Y}_2^T, \dots, \mathbf{Y}_{N_e}^T]^T \quad (24)$$

$$\mathbf{L} = [\mathbf{L}_1, \mathbf{L}_2, \dots, \mathbf{L}_{N_e}] \quad (25)$$

$$\mathbf{Y} = \mathbf{L}\mathbf{P} \quad (26)$$

روابطی که با معادله (۲۶) به پایان رسید، رابطه سنجش فشرده را یادآوری می‌کند.  $\mathbf{P}$  برداری ناشناخته اما پراکنده است. پراکندگی بردار  $\mathbf{P}$  به سه صورت مکانی، به دلیل این که کاربران اولیه فعال در تعداد نقاط محدودی از کل محدوده جغرافیایی حضور دارند، فرکانسی، زیرا تمام کانال‌های فرکانسی فعال نیستند، و توانی، زیرا هر کاربر اولیه فعال در یک مقدار مشخص توان (در بازه توانی معین بین حداقل توان لازم و حداکثر توان مجاز) ارسال اطلاعات دارد.

## ۵- ادغام اندازه‌گیری‌ها و معرفی ایده پیشنهادی

در روش سنجش فشرده مشارکتی، با اندازه‌گیری‌های چند کاربر ثانویه، کانال اشغال شده و توان ارسالی در آن فرکانس به همراه مکان‌یابی کاربران اولیه، با تصمیم‌گیری نهایی در مرکز ادغام صورت می‌پذیرد. بازسازی می‌تواند به دو روش زیر انجام شود:

۱. یکپارچه: دسته‌های اطلاعات (اندازه‌گیری شده توسط کاربران ثانویه) با هم ترکیب و به صورت یکجا بازسازی می‌شوند.

۲. مجزا: برای هر دسته از اطلاعات، بازسازی به صورت مجزا انجام و سپس تصمیم‌گیری نهایی براساس نتایج این بازسازی‌ها، انجام می‌شود.

در روش اول، کاربران ثانویه ماتریس‌های مشاهده خود از توان ارسالی کاربران اولیه را به مرکز ادغام ارسال می‌کنند و این مرکز، بازسازی را به صورت یکپارچه برای دستیابی به مکان، توان ارسالی و کانال‌های اشغالی کاربران اولیه انجام می‌دهد. به دلیل بالا بودن تعداد نمونه‌ها و در نتیجه افزایش ابعاد ماتریس ورودی به الگوریتم بازسازی، باعث افزایش تعداد تکرارهای لازم در الگوریتم بازسازی شده و مدت زمان تصمیم‌گیری را افزایش می‌دهد. در نقطه مقابل، به منظور افزایش سرعت تصمیم‌گیری در مورد اشغال طیف و مکان‌یابی کاربران اولیه، در مرکز ادغام بازسازی به صورت مجزا صورت می‌پذیرد. در این روش، هر کاربر

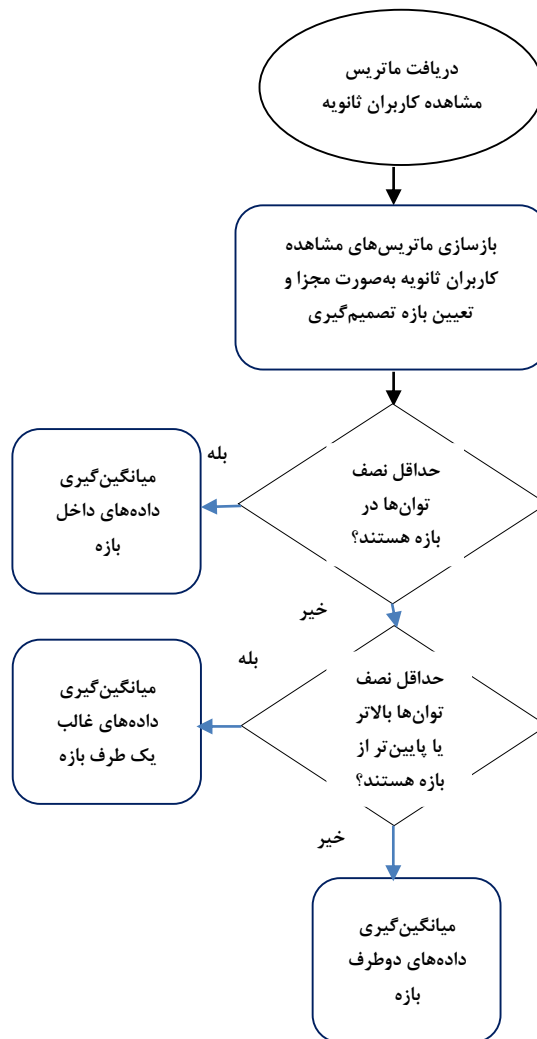
دارد. فرکانس کاری برای ارسال اندازه‌گیری‌های کاربران ثانویه به مرکز ادغام از سه مقدار  $[۱۱+۵۰, ۱۲+۵۰, ۱۳+۵۰]$  مگاهرتز انتخاب می‌شوند و کاربران ثانویه دارای موقعیت مکانی مشخص هستند. ماتریس سنجش یک ماتریس تصادفی  $۵ \times ۵$ ، ثابت تلفات مسیر  $n = ۳/۵$  و ثابت وابسته به بهره آنتن  $P_0 = ۳۲/۵$  در نظر گرفته شده‌اند. همچنین در کانال‌ها نویز از نوع گوسی سفید جمعی است که دارای تابع چگالی احتمال گوسی و تابع چگالی طیفی توان سفید است. اثر سایه افکنی نیز به صورت توزیع لگاریتمی نرمال در نظر گرفته شده است.

جدول ۱ پیچیدگی محاسباتی الگوریتم‌های بازسازی OMP، CoSaMP و IHT را در دو حالت تصمیم‌گیری مجزا و یکپارچه نشان می‌دهد. به منظور محاسبه مدت زمان اجرای الگوریتم و بررسی سرعت اجرای الگوریتم‌ها، بایستی تعداد تکرارهای الگوریتم بازسازی را در مرتبه پیچیدگی الگوریتم مورد نظر ضرب کرد. همان‌طور که در این جدول می‌توان دید، روش بازسازی مجزا دارای پیچیدگی کم‌تری نسبت به بازسازی یکپارچه است و با افزایش تعداد کاربران ثانویه‌ای که در تصمیم‌گیری دخالت دارند، میزان پیچیدگی کم‌تر می‌شود. در نتیجه، مدت زمان مورد نیاز برای تصمیم‌گیری به روش مجزا کم‌تر از روش یکپارچه خواهد بود. با وجود اینکه الگوریتم OMP نسبت به دو روش دیگر دارای پیچیدگی بالاتری است، با تکرارهای کم‌تری همگرا می‌شود.

جدول ۱. مقایسه پیچیدگی روش‌های بازسازی یکپارچه و مجزا بر پایه الگوریتم‌های بازسازی OMP، CoSaMP، IHT

| روش بازسازی | OMP                                 | CoSaMP                  | IHT                     |
|-------------|-------------------------------------|-------------------------|-------------------------|
| یکپارچه     | $O(MNK)$                            | $O(MN)$                 | $O(MN)$                 |
| مجزا        | $O(\frac{M}{N_{SU}} N \frac{K}{3})$ | $O(\frac{M}{N_{SU}} N)$ | $O(\frac{M}{N_{SU}} N)$ |

شکل ۲، مقدار توان، فرکانس کاری و مکان تخمین زده شده کاربران اولیه را با استفاده از روش تصمیم‌گیری اکثریت با ۲۵٪ نمونه برداری در  $SNR = ۱۰ \text{ dB}$  نشان می‌دهد. در محور افقی ۲۰۰ نقطه قابل مشاهده است که هر نقطه نشانگر یک موقعیت مکانی  $m\Delta x$  (از ۵ مقدار ممکن برای  $m$ )، یک موقعیت مکانی  $n\Delta y$  (از ۵ مقدار ممکن برای  $n$ ) و یکی از ۸ فرکانس کاری است. در این شکل، بازسازی با هر سه الگوریتم OMP، CoSaMP و IHT انجام شده است. همان‌طور که می‌توان دید، الگوریتم OMP نسبت به دو الگوریتم بازسازی دیگر، کاربران اولیه را دقیق‌تر تخمین زده است. از این رو در شبیه‌سازی‌های بعدی، این الگوریتم مورد بررسی قرار گرفته است تا بتوان روش‌های تصمیم‌گیری یکپارچه و مجزا را با اعمال الگوریتم بازسازی مشابهی مقایسه نمود. با اعمال روش‌های بازسازی یکپارچه و مجزا نیز نتایجی مشابه نتایج شکل ۲ حاصل می‌شود. شکل ۳، با مقایسه توان، فرکانس کاری و مکان تخمین زده شده کاربران اولیه در روش‌های بازسازی یکپارچه و مجزا با ۲۵٪ نمونه برداری در  $SNR = ۱۰ \text{ dB}$  نشان می‌دهد که در صورت تخمین

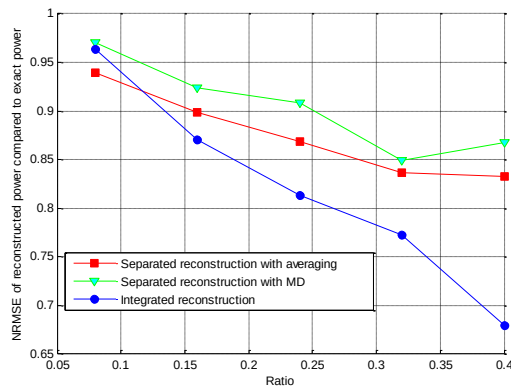


شکل ۱: فلوچارت الگوریتم پیشنهادی تصمیم‌گیری اکثریت

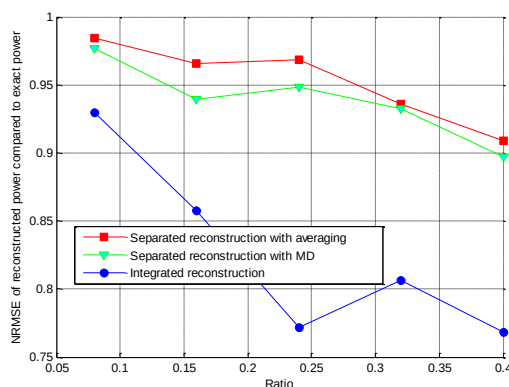
با توجه به این که روش پیشنهادی، از اکثریت درست داده‌ها استفاده می‌کند و تأثیر داده‌های نادرست را کم می‌کند، لذا با وجود سایه در مسیر دریافت اطلاعات کاربران ثانویه، خطای کم‌تری نسبت به روش‌های بازسازی مجزا با میانگین‌گیری و بازسازی یکپارچه خواهد داشت.

## ۶- تحلیل عددی

در این بخش، به طور توأم توان ارسالی، موقعیت مکانی و کانال‌های فرکانسی اشغال شده توسط کاربران اولیه، با به کارگیری سه الگوریتم بازسازی OMP، CoSaMP و IHT تخمین زده می‌شود. در این شبیه‌سازی‌ها، ۴ کاربر اولیه در شبکه  $۵ \times ۵$  ( $M_x = ۵, N_y = ۵$ ) با وضوح  $\Delta x = ۰/۲$  متر و  $\Delta y = ۰/۲$  متر قرار گرفته‌اند که ۴ کانال از ۸ کانال موجود  $۵۸, ۵۲, \dots, ۵۱$  را به طور تصادفی برای برقراری ارتباط با کاربران ثانویه انتخاب می‌کنند. توان ارسالی هر کاربر اولیه مقداری تصادفی در بازه  $[۱۰, ۲۰]$  وات دارد. تعداد ۳ کاربر ثانویه ( $N_{SU}$ ) در این شبکه وجود دارند که اندازه‌گیری‌های لازم را انجام و به مرکز ادغام می‌فرستند. مرکز ادغام در موقعیت مکانی  $(۰/۴, ۰/۴)$  قرار

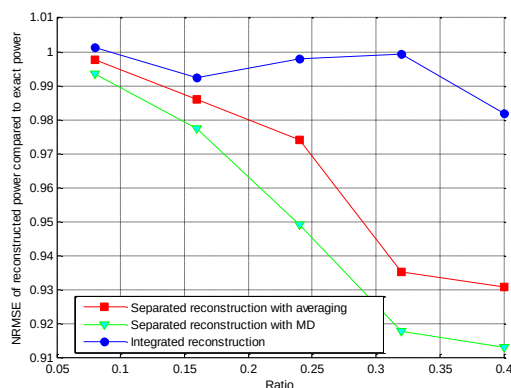


شکل ۴: NRMSE بازسازی توان کاربران اولیه بر حسب Ratio با در نظر گرفتن سایه افکنی با واریانس ۱۰dB در بازسازی با الگوریتم OMP



شکل ۵: NRMSE بازسازی توان کاربران اولیه بر حسب Ratio با در نظر گرفتن سایه افکنی با واریانس ۵dB در بازسازی با الگوریتم OMP

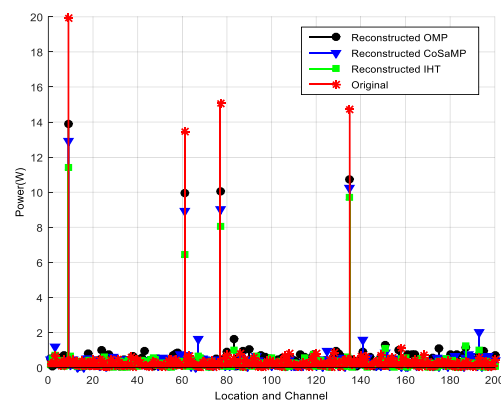
شکل ۸. میزان NRMSE تخمین توان را بر حسب تعداد اندازه‌گیری‌های مختلف، در هر دو روش بازسازی یکپارچه و مجزا با استفاده از الگوریتم بازسازی OMP در  $SNR = 10\text{ dB}$  با در نظر گرفتن سایه افکنی با واریانس ۱۵ dB نشان می‌دهد. دیده می‌شود که بازسازی مجزای مبتنی بر تصمیم‌گیری اکثریت نسبت به دو روش دیگر، وضعیت بهتری دارد.



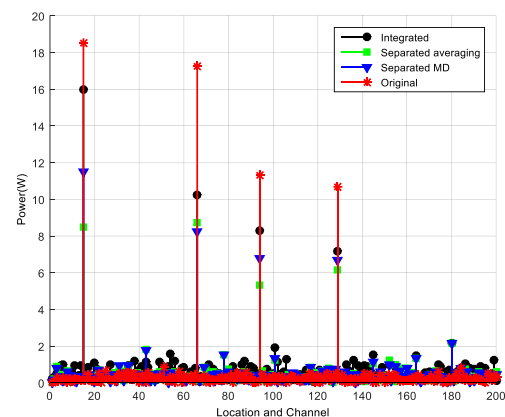
شکل ۶: NRMSE بازسازی توان کاربران اولیه بر حسب Ratio با در نظر گرفتن سایه افکنی با واریانس ۱۰dB در بازسازی با الگوریتم OMP

درست فرکانس و مکان، روش یکپارچه تخمین دقیق‌تری از توان ارسالی کاربران اولیه دارد.

در شکل‌های ۲ و ۳، کانال نویزی شبیه‌سازی شد. در کانال‌های واقعی اثر سایه افکنی نیز وجود دارد و روش‌های مشارکتی برای غلبه بر این پدیده معرفی شده‌اند. از این رو در شبیه‌سازی‌های بعدی، اثر سایه افکنی در کارایی روش‌های بازسازی دیده می‌شود. شکل‌های ۴ تا ۷، میزان  $NRMSE^{20}$  تخمین را بر حسب Ratio (نسبت تعداد عناصر مخالف صفر سیگنال به تعداد کل نمونه‌های اندازه‌گیری) با ۲۵٪ نمونه‌برداری، در هر دو روش بازسازی یکپارچه و مجزا با استفاده از الگوریتم بازسازی OMP در  $SNR = 10\text{ dB}$  با در نظر گرفتن سایه افکنی با واریانس‌های به ترتیب ۱ dB، ۵ dB، ۱۰ dB و ۱۵ dB نشان می‌دهند. با افزایش Ratio، NRMSE کاهش می‌یابد. همچنین برای واریانس‌های بزرگ‌تر از ۵ dB روش تصمیم‌گیری اکثریت، خطای کم‌تری را نسبت به روش سنجش مجزای معمول و یکپارچه نشان می‌دهد. برای واریانس ۱۰ dB و بالاتر به دلیل تأثیر بالای سایه افکنی، الگوریتم‌های بازسازی درست عمل نکرده و لذا مقایسه روش‌های تصمیم‌گیری معتبر نیست.



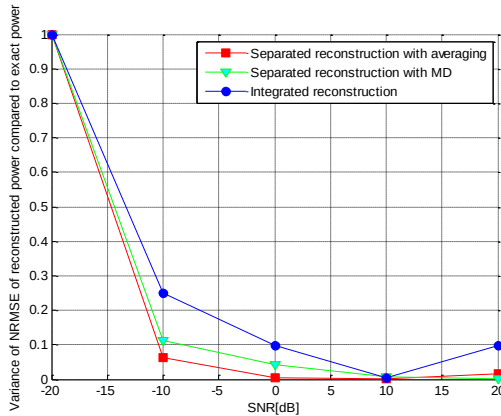
شکل ۲: بازسازی توان، مکان و کانال‌های اشغالی توسط کاربران اولیه در روش تصمیم‌گیری اکثریت با الگوریتم‌های OMP، CoSaMP و IHT



شکل ۳: مقایسه بازسازی توان، مکان و کانال‌های اشغالی توسط کاربران اولیه در بازسازی‌های یکپارچه و مجزا با الگوریتم OMP

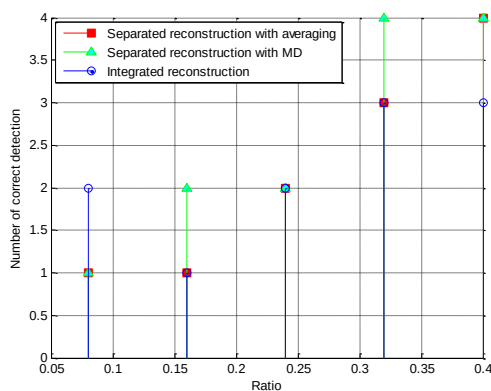


شکل ۱۰، واریانس خطای NRMSE تخمین را بر حسب SNR در هر دو روش یکپارچه و مجزا با استفاده از الگوریتم بازسازی OMP با در نظر گرفتن سایه‌افکنی با واریانس ۱۵ dB نشان می‌دهد. دیده می‌شود که با افزایش نسبت سیگنال به نویز، واریانس NRMSE به شدت کاهش می‌یابد.



شکل ۱۰: واریانس NRMSE تخمین توان کاربران اولیه بر حسب SNR در بازسازی با الگوریتم OMP ( $\sigma_{\text{shadowing}}^2 = 15 \text{ dB}$ )

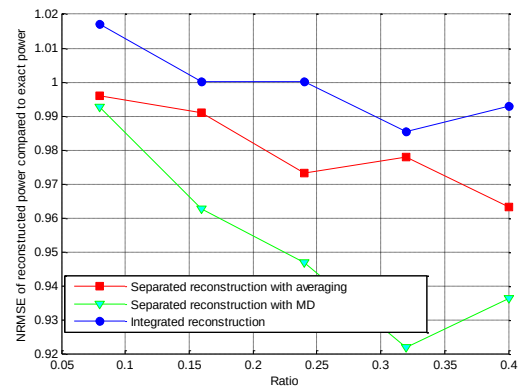
شکل ۱۱، نمودار تعداد منابع تشخیص داده شده را بر حسب Ratio برای دو روش بازسازی یکپارچه و مجزا با استفاده از الگوریتم بازسازی OMP با نرخ نمونه‌برداری ۲۵٪ در  $SNR = 10 \text{ dB}$  با در نظر گرفتن سایه‌افکنی با واریانس ۱۵ dB نشان می‌دهد. در این نمودار، میزان خطا یا اختلاف توان قابل قبول در تشخیص توان کاربران اولیه ۱ وات در نظر گرفته شده است. ملاحظه می‌شود که با افزایش Ratio، تعداد منابع تشخیص داده شده افزایش می‌یابد و روش بازسازی مجزا با تصمیم‌گیری اکثریت، در Ratio کم‌تری قادر به تشخیص هر ۴ کاربر اولیه است.



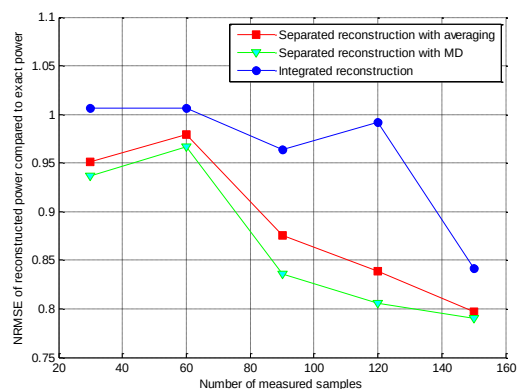
شکل ۱۱: تعداد کاربران اولیه تشخیصی در Ratioهای مختلف با قبول ۱ وات خطا در تخمین توان در بازسازی با الگوریتم OMP

## ۷- نتیجه‌گیری

در این مقاله، ابتدا ضمن مروری بر مخابرات رادیوشناختی، سنجش طیف و مکان‌یابی مبتنی بر سنجش فشرده، مدل سیستمی ارائه شد که به‌طور

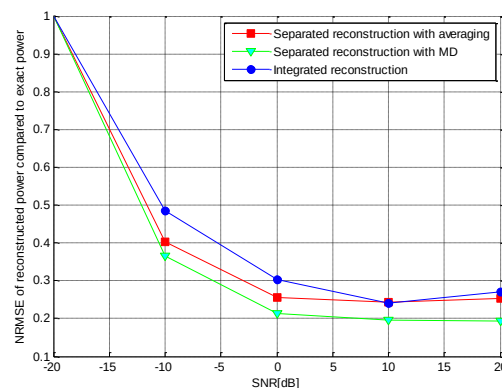


شکل ۷: NRMSE بازسازی توان کاربران اولیه بر حسب Ratio در نظر گرفتن سایه‌افکنی با واریانس ۱۵ dB در بازسازی با الگوریتم OMP



شکل ۸: NRMSE بازسازی توان کاربران اولیه بر حسب تعداد اندازه‌گیری‌ها در بازسازی با الگوریتم OMP ( $\sigma_{\text{shadowing}}^2 = 15 \text{ dB}$ ) و  $(SNR = 10 \text{ dB})$

شکل ۹، خطای NRMSE تخمین را بر حسب SNR در هر دو روش یکپارچه و مجزا با استفاده از الگوریتم بازسازی OMP با در نظر گرفتن سایه‌افکنی با واریانس ۱۵ dB نشان می‌دهد. همان‌طور که در شکل می‌توان دید، با افزایش نسبت سیگنال به نویز، NRMSE کاهش می‌یابد. روش تصمیم‌گیری اکثریت خطای کم‌تری نسبت به بازسازی مجزا با میانگین‌گیری و بازسازی یکپارچه دارد.



شکل ۹: NRMSE تخمین توان کاربران اولیه بر حسب SNR در بازسازی با الگوریتم OMP ( $\sigma_{\text{shadowing}}^2 = 15 \text{ dB}$ )

- Future Networks: Architectures, Protocols, and Applications*, vol. 4, pp. 5520-5530, 2016.
- [11] J. Claerbout, F. Muir, "Robust modeling with erratic data: Geo-physics," *Geophysics*, vol. 38, no. 5, pp. 826-844, 1973.
- [12] E. Gluskin, "Norms of random matrices and widths of finite-dimensional sets," *Mathematics of the USSR-Sbornik*, vol. 48, no. 1, pp. 173, 1984.
- [13] B. S. Casin, "Diameters of some finite dimensional sets and classes of smooth functions," *Mathematics of the USSR-Izvestia*, vol. 11, no. 2, pp. 334-351, 1977.
- [14] F. Santosa, W. Symes, "Linear inversion of band-limited reflection seismograms," *SIAM Journal on Scientific Statistical Computing*, vol. 7, no. 4, pp. 1307-1330, 1986.
- [15] L. Rudin, S. Osher, and E. Fatemi, "Nonlinear total variation based noise removal algorithms," *Physica D*, vol. 60, pp. 259-268, 1992.
- [16] S. Mallat, *A Wavelet Tour of Signal Processing*, AP, Sparse Edition, 2008.
- [17] M. Rudelson, "Random vectors in the isotropic position," *Journal of Functional Analysis*, vol. 164, no. 1, pp. 60-72, 1999.
- [18] P. Schmieder, A. Stern, G. Wagner, and J. Hoch, "Application of nonlinear sampling schemes to COSY-type spectra," *Journal of Biomolecular NMR*, vol. 3, no. 5, pp. 569-576, 1993.
- [19] M. Unser, "Sampling-50 years after Shannon," *Proceedings of the IEEE*, vol. 88, no. 4, pp. 569-587, 2000.
- [20] E. Novak, "Optimal recovery and N-widths for convex classes of functions," *Journal of Approximation Theory*, vol. 80, no. 3, pp. 390-408, 1995.
- [21] S. Mallat, Z. Zhang, "Matching pursuits with time-frequency dictionaries," *IEEE Transactions on Signal Processing*, vol. 41, no. 12, pp. 3397-3415, 1993.
- [22] Y. C. Eldar, G. Kutyniok, *Compressed Sensing: Theory and Applications*, Cambridge University Press, 2012.
- [23] A. Ali, "Localization through compressive sensing: A survey," *International Journal of Wireless Communications and Mobile Computing*, vol. 3, no. 2-1, pp. 1-5, 2015.
- [24] Z. Han, H. Li, W. Yin, *Compressive Sensing for Wireless Network*, Cambridge University Press, 2013.
- [25] F. Ye, X. Zhang, Y. Li, and H. Huang, "Primary user localization algorithm based on compressive sensing in cognitive radio networks," *MDPI, Algorithms*, vol. 9, no. 25, pp. 1-11, 2016.
- [26] Z. Hu, R. Ranganathan, C. Zhang, R. C. Qiu, M. Bryant, M. C. Wicks, and L. Li, "Robust non-negative matrix factorization for joint spectrum sensing and primary user localization in cognitive radio networks," *International IEEE Conference on Waveform Diversity and Design (WDD)*, pp. 303-307, Edinburgh, UK, 2012.
- [27] B. Li, S. Li, A. Nallanathan, and C. Zhao, "Deep sensing for future spectrum and location awareness 5G communications," *IEEE Journal on Selected Areas in Communications*, vol. 33, no. 7, pp. 1331-1344, 2015.
- [28] H. Chen, L. Liu, T. Novlan, J. D. Matyjas, B. L. Ng, and J. Zhang, "Spatial spectrum sensing-based device-to-device cellular networks," *IEEE Transactions on Wireless Communications*, vol. 15, no. 11, pp. 7299-7313, Nov. 2016.
- [29] X. Li, S. Hong, Z. Han, and Z. Wu, "Bayesian compressed sensing based dynamic joint spectrum sensing and primary user localization for dynamic spectrum access," *IEEE Global Telecommunications Conference (GLOBECOM)*, pp. 1-5, Houston, Texas, USA, 2011.

توأم توان، فرکانس کاری و موقعیت مکانی کاربران اولیه را تخمین می‌زند. سپس سه الگوریتم بازسازی مبتنی بر سنجش فشرده OMP، CoSaMP و IHT در دو ساختار مشارکتی یکپارچه و مجزا در شرایط نویزی شبیه‌سازی و مقایسه شدند. دیده شد که الگوریتم OMP با وجود پیچیدگی بیش‌تر دارای دقت تخمین بالاتری است.

برای سنجش و تخمین واقع‌بینانه‌تر، تلفات مسیر بین کاربران ثانویه و مرکز ادغام لحاظ و اثر سایه‌افکنی در شبیه‌سازی‌ها در نظر گرفته شد. در این تحقیق با پیشنهاد روش تصمیم‌گیری اکثریت در بازسازی مجزا، دیده شد که در کانال‌های با سایه افکنی بالاتر از ۵ dB، خطای روش بازسازی مجزای پیشنهادی (با تصمیم‌گیری اکثریت) از دو روش مرسوم، بازسازی یکپارچه و بازسازی مجزا (با میانگین‌گیری)، کم‌تر است و تفاوت چندانی در پیچیدگی محاسباتی نسبت به روش بازسازی مجزا با میانگین‌گیری ندارد.

## مراجع

- [1] Y. Tevfik, H. Arslan, "A survey of spectrum sensing algorithms for cognitive radio applications," *IEEE Communications Surveys and Tutorials*, vol. 11, no. 1, pp. 116-130, 2009.
- [2] J. S. Gamit, S. D. Trapasiya, "Cognitive radio energy based spectrum sensing using MIMO," *IEEE International Conference on Communications and Signal Processing (ICCSP 2013)*, pp. 708-712, Melmaruvathur, India, 2013.
- [3] B. Wang, K. J. Ray Liu, "Advances in cognitive radio networks: A survey," *IEEE Journal of Selected Topics in Signal Processing*, vol. 5, no. 1, pp. 5-23, 2011.
- [4] M. Subhedar, G. Birajdar, "Spectrum sensing techniques in cognitive radio networks: A survey," *International Journal of Next-Generation Networks (IJNGN)*, vol. 3, no. 2, pp. 37-51, June 2011.
- [5] A. Adams, M. Tummala, and J. McEachen, "Source localization in a cognitive radio environment consisting of frequency and spatial mobility," *IEEE International Symposium on a World of Wireless, Mobile and Multimedia Networks (WoWMoM)*, pp. 1-6, San Francisco CA, USA, 2012.
- [6] H. Sun, A. Nallanathan, C. Xiang, C., and Y. Chen, "Wideband spectrum sensing for cognitive radio networks: A survey," *IEEE Wireless Communications*, vol. 20, no. 2, pp. 74-81, 2013.
- [7] W. Guibene, D. Slock, "Cooperative spectrum sensing and localization in cognitive radio systems using compressed sensing," *Journal of Sensors*, vol. 2013, pp. 1-9, 2013.
- [۸] عقیل عبیری و محمدرضا محزون، «ردیابی اهداف متحرک هوایی با استفاده از تخمین چگالی کرنل بر اساس الگوریتم فیلتر ذره»، *مجله مهندسی برق دانشگاه تبریز*، شماره ۴۵، جلد ۳، صص. ۹۷-۱۰۷، پاییز ۹۴.
- [۹] فرهاد پارسایی نژاد و رضا قاضی زاده، «موقعیت‌یابی مبتنی بر پرش با استفاده از حسگرهای مرجع دارای دو شعاع ارتباطی متفاوت»، *مجله مهندسی برق دانشگاه تبریز*، شماره ۴۵، جلد ۲، صص. ۳۹-۴۹، تابستان ۹۴.
- [10] X. Cui, T. A. Gulliver, H. Song, and J. Li, "Real-time positioning based on millimeter wave device to device communications," *IEEE ACESS, Special Section on*

- Signal Processing and Information Technology (ISSPIT)*, pp. 411-415, Abu Dhabi, UAE, Dec. 2015.
- [34] R. Mihajlovic, M. Scekcic, A. Draganic, and S. Stankovic, "An analysis of CS algorithms efficiency for sparse communication signals reconstruction," *IEEE Mediterranean Conference on Embedded Computing (MECO2014)*, pp. 221-224, Budva, Montenegro, 2014.
- [35] S. Qaisar, R. M. Bilal, W. Iqbal, M. Naureen, and S. Lee, "Compressive sensing: From theory to applications, a survey," *IEEE Journal of Communications and Networks*, vol. 15, no. 5, pp. 443-456, 2013.
- [36] L. Du, R. Wang, W. Wan, X.-Q. Yu, and S. Yu, "Analysis on greedy reconstruction algorithms based on compressed sensing," *IEEE International Conference on Audio, Language and Image Processing (ICALIP2012)*, pp. 783-789, Shanghai, China, 2012.
- [37] A. Makhzani, S. Valaee, "Reconstruction of jointly sparse Signals using iterative hard thresholding," *IEEE International Conference on Communications (ICC2012)*, pp. 3564-3568, Ottawa, Canada, 2012.
- [30] W. Guibene, D. Slock, "A combined spectrum sensing and terminals localization technique for cognitive radio networks," *IEEE International Conference on Wireless and Mobile Computing, Networking and Communications (WiMob 2012)*, pp. 719-727, Barcelona, Spain, 2012.
- [31] W. Guibene, D. Slock, "A compressive sampling approach for spectrum sensing and terminals localization in cognitive radio networks," *IEEE International Workshop on Computer Aided Modeling and Design of Communication Links and Networks (CAMAD 2012)*, pp. 1-6, Barcelona, Spain, 2012.
- [32] X. Li, Q. Han, V. Chakravarthy, and Z. Wu, "Joint spectrum sensing and primary user localization for cognitive radio via compressed sensing," *IEEE Conference on Military Communications (MILCOM)*, pp. 329-334, San Jose CA, USA, 2010.
- [33] S. Shirvani Moghaddam, R. Jalili Danaloo, "Cooperative compressed sensing for joint terminal localization and spectrum sensing," *15<sup>th</sup> IEEE International Symposium on*

## زیر نویس ها

<sup>11</sup> Orthogonal Matching Pursuit

<sup>12</sup> Compressive Sampling Matching Pursuit

<sup>13</sup> Iterative Hard Thresholding

<sup>14</sup> Majority Decision

<sup>15</sup> Non-Polynomial

<sup>16</sup> Basis Pursuit

<sup>17</sup> Greedy

<sup>18</sup> Minimum Mean Square Error

<sup>19</sup> Least Square Error

<sup>20</sup> Normalized Root Mean Square Error

<sup>1</sup> Overlay

<sup>2</sup> Spectrum Sensing

<sup>3</sup> Underlay

<sup>4</sup> CS: Compressive Sensing

<sup>5</sup> Sparse Signal

<sup>6</sup> Device to Device

<sup>7</sup> Root Mean Square Error

<sup>8</sup> Non-negative Matrix Factorization

<sup>9</sup> FC: Fusion Center

<sup>10</sup> Shadowing