

## دو الگوریتم جدید برای تخمین کانال MIMO انبوه موج میلیمتری با آرایه آنتن لنز

الهام شریفی باغ<sup>۱</sup>، کارشناس ارشد؛ محمود محصل فقهی<sup>۲</sup>، استادیار؛ توحید یوسفی رضایی<sup>۳</sup>، دانشیار

۱- دانشکده مهندسی برق و کامپیوتر - دانشگاه تبریز - تبریز - ایران - sh.elham95@tabrizu.ac.ir

۲- دانشکده مهندسی برق و کامپیوتر - دانشگاه تبریز - تبریز - ایران - mohasselfeghi@tabrizu.ac.ir

۳- دانشکده مهندسی برق و کامپیوتر - دانشگاه تبریز - تبریز - ایران - yousefi@tabrizu.ac.ir

**چکیده:** استفاده از سامانه‌های چندرودی-چندخروجی علاوه بر افزایش ظرفیت، کاهش تأثیرات مخرب ناشی از پدیده چندمسیری، کاهش تداخل با سایر کاربران و نیز دستیابی به نرخ اطلاعاتی بالاتر را به دنبال خواهد داشت. از طرفی استفاده از فناوری امواج میلیمتری و کار در باندهای فرکانسی بالا می‌تواند از مسائلی همچون ترافیک و تداخل جلوگیری کرده و موجب افزایش قابل ملاحظه‌ی نرخ داده، بازده طیفی و پهنای باند وسیعی شود. MIMO انبوه موج میلیمتری با آرایه آنتن لنز می‌تواند به‌طور قابل توجهی تعداد زنجیره‌های رادیو فرکانسی را کاهش دهد. در این مقاله، دو الگوریتم جدید برای تخمین کانال MIMO انبوه موج میلیمتری ارائه خواهد شد. در این راستا با استفاده از حسگری فشرده الگوریتمی بر پایه بهینه‌سازی محدب ارائه می‌شود تا بتواند در باند فرکانسی موج میلیمتری، تخمین کانال را با دقت مناسب و پیچیدگی کم اجرا کند. سپس الگوریتم تخمین دیگری بر پایه روش‌های خرید صانه ارائه می‌شود. از مزایای این روش کاهش پیچیدگی و حجم محاسباتی پایین و سرعت بازیابی بالای آن است. در نهایت هر دو الگوریتم پیشنهادی با سایر الگوریتم‌های موجود مقایسه می‌شوند. نتایج شبیه‌سازی نشان‌دهنده عملکرد بهتر الگوریتم‌های پیشنهادی در مقایسه با سایر الگوریتم‌ها است.

**واژه‌های کلیدی:** موج میلیمتری، چندرودی-چندخروجی، تخمین کانال، حسگری فشرده، آرایه آنتن لنز.

## Two New Algorithm for Millimeter-Wave Massive MIMO Channel Estimation Based on Lens Antenna Array

E. Sharifi Bagh<sup>1</sup>, MSc; M. Mohassel Feghi<sup>2</sup>, Assistant Professor; T. Yousefi Rezaii<sup>3</sup>, Associate Professor

1- Faculty of Electrical and Computer Engineering, University of Tabriz, Tabriz, Iran, Email: sh.elham95@tabrizu.ac.ir

2- Faculty of Electrical and Computer Engineering, University of Tabriz, Tabriz, Iran, Email: mohasselfeghi@tabrizu.ac.ir

3- Faculty of Electrical and Computer Engineering, University of Tabriz, Tabriz, Iran, Email: yousefi@tabrizu.ac.ir

**Abstract:** The use of multi-input multi-output (MIMO) systems in addition to increasing capacity, reducing the destructive effects of multi-path phenomena, reducing interference with other users, will lead to higher data rates. On the other hand, the use of millimeter-wave technology and work in high-frequency bands can prevent issues such as traffic and interference, and can significantly increase the data rates, spectral efficiency and the bandwidth. The millimeter-wave massive MIMO with the lens antenna array can significantly reduce the number of radio-frequency chains. In this paper, two novel algorithms are proposed for channel estimation in millimeter-wave massive MIMO. In this regard, a new algorithm using the compressive sensing based on the convex optimization is presented for channel estimation with high accuracy and low complexity. Then, the second new algorithm based on the greedy methods is provided. One of the benefits of this algorithm is its reduced computational complexity, and its high recovery speed. Finally, both proposed algorithms are compared with other existing algorithms. The simulation results confirm that the proposed algorithms outperform the existing algorithms.

**Keywords:** Millimeter wave, Multi-input multi-output, Channel estimation, Compressive sensing, Lens antenna array.

تاریخ ارسال مقاله: ۱۳۹۸/۰۷/۰۴

تاریخ اصلاح مقاله: ۱۳۹۸/۰۹/۰۲

تاریخ پذیرش مقاله: ۱۳۹۸/۰۹/۰۴

نام نویسنده مسئول: محمود محصل فقهی

نشانی نویسنده مسئول: ایران - تبریز - بلوار ۲۹ بهمن - دانشگاه تبریز - دانشکده مهندسی برق و کامپیوتر - گروه مهندسی مخابرات.

## ۱- مقدمه

کانال تنک (ساپورت)، تنها تعداد محدودی از پرتوها انتخاب شده است که شامل قوی‌ترین پرتو از لحاظ توان و هفت پرتو اطراف آن به صورت قرینه‌ی هم است. مشخص است که این امر به دلیل کافی نبودن تعداد مؤلفه‌های لازم جهت تخمین کانال موجب بروز خطا می‌شود. در این مقاله، الگوریتمی بر اساس روش‌های بهینه‌سازی محدب ارائه می‌شود که در آن تخمین مستقل از تعداد مسیرها بوده و سطح تنکی کانال را به صورت گروهی و با دقت بیشتری تشخیص می‌دهد. از دیگر مزیت‌های روش پیشنهادی این است که از دقت بالایی برخوردار بوده و همچنین منجر به کاهش پیچیدگی می‌شود. این الگوریتم پیشنهادی با عنوان «الگوریتم پیشنهادی لاسوی گروهی با تابع ساپورت مؤثر (GLES<sup>2</sup>)» نام گذاری شده است. در بخش بعدی مقاله الگوریتم تخمین دیگری مبتنی بر روش‌های حریصانه پیشنهاد می‌شود که از مزایای این روش کاهش پیچیدگی و حجم محاسباتی پایین و سرعت بازیابی بالای آن است. در نهایت نتایج شبیه‌سازی ارائه شده حاکی از آن است که الگوریتم‌های پیشنهادی از نظر دقت تخمین به مراتب بهتر از الگوریتم‌های موجود عمل می‌کنند.

## نمادگذاری

حروف بزرگ پررنگ هم‌چون  $\mathbf{A}$  نشانگر ماتریس و حروف کوچک پررنگ  $\mathbf{a}$  نمایانگر بردار می‌باشند.  $\mathbf{A}^H$  و  $\mathbf{A}^{-1}$  و  $\text{tr}(\mathbf{A})$  به ترتیب ترانهادهی مزدوج مختلط ماتریس، وارون و تریس ماتریس  $\mathbf{A}$  را نشان می‌دهند.  $\|\mathbf{A}\|_F$  نرم فروبنیوس ماتریس  $\mathbf{A}$  و  $\|\mathbf{a}\|_2$  نرم بردار  $\mathbf{a}$ ،  $\text{card}(\mathbf{A})$  کاردینالیته مجموعه  $\mathbf{A}$  و  $\mathbf{I}_K$  ماتریس یک  $K \times K$  را نشان می‌دهد.

## ۲- مدل سامانه

یک سامانه MIMO انبوه موج میلیمتری کانال تقسیم زمانی دوطرفه (TDD) در نظر گرفته شده است که در آن ایستگاه پایه شامل  $M$  آنتن و MRF زنجیره‌ی RF برای خدمت به  $K$  کاربر تک آنتنه مورد استفاده قرار گرفته است. در این بخش روی مدل فروسو<sup>۳</sup> در کانال MIMO انبوه موج میلیمتری با آرایه آنتن لنز تمرکز می‌شود. در بخش بعدی مدل فراسو<sup>۴</sup> برای تخمین کانال در نظر گرفته می‌شود که به علت خاصیت تقابلی، ترانهادهی ماتریس کانال فروسو می‌باشد.

## ۲-۱ سامانه MIMO انبوه موج میلیمتری متداول

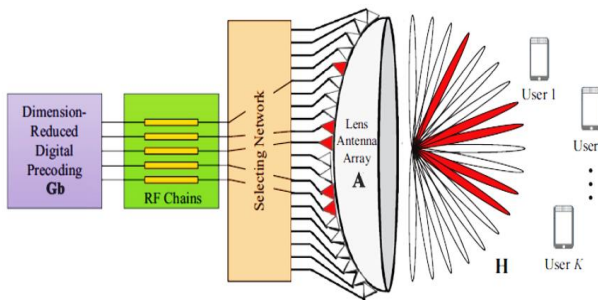
شکل ۱ نشان دهنده یک سامانه MIMO انبوه موج میلیمتری متداول باند باریک با بردار سیگنال دریافتی  $\mathbf{y}^{DL}$  برای همه‌ی  $K$  کاربر در کانال فروسو است به صورت رابطه (۱) نمایش داده می‌شود [۱۳].

$$\mathbf{y}^{DL} = \mathbf{H}^H \mathbf{G} \mathbf{s} + \mathbf{n} \quad (1)$$

که در آن  $\mathbf{H}^H \in \mathbb{C}^{K \times M}$  یک ماتریس کانال فروسو است که  $\mathbf{H} = [h_1, h_2, \dots, h_k]$  برطبق خاصیت تقابلی ترانهاده ماتریس کانال فراسو می‌باشد.  $h_k$  بردار کانال  $M \times 1$  بین ایستگاه پایه  $k$  امین کاربر می‌باشد،  $\mathbf{s}$  بردار سیگنال ارسالی  $K \times 1$  برای تمام کاربران،  $\mathbf{G}$  ماتریس  $M \times K$  پیش‌کدگذاری کننده است به طوری که  $\text{tr}(\mathbf{G}\mathbf{G}^H) \leq \omega$  که توان ارسالی

توسعه سیگنال‌های صوتی و تصویری با کیفیت بالا و افزایش تعداد وسایل ارتباطی در منازل، اخیراً باعث افزایش تقاضا برای مخابرات بی-سیم با نرخ تبادل اطلاعات بالا در فواصل نزدیک شده است [۱]. امواج میلیمتری به علت پهنای باند وسیع و بازده طیفی بالا یکی از فناوری‌های کلیدی نسل آتی به‌شمار می‌روند [۲-۳]. سامانه‌های مخابراتی نیازمند یک فناوری جهت انتشار امواج هستند؛ بنابراین فناوری MIMO انبوه به علت افزایش چشمگیر گذردهی داده‌ها، برد لینک مخابراتی بدون نیاز به پهنای باند یا توان ارسالی اضافی، بهبود در بهره‌وری طیفی و انرژی و همچنین بهبود در قابلیت اطمینان لینک مخابراتی پیشنهاد شده است [۴-۵]. هر کانال بی‌سیم و از جمله کانال‌های MIMO تحت تأثیر انواع مختلف اعوجاج فاز و فرکانس است و این اثرات در شرایط مختلف و برای کانال‌های مختلف متفاوت است. به منظور شناخت تأثیر کانال فیزیکی بر رشته ورودی، از تخمین کانال استفاده می‌شود. تاکنون روش‌های بسیار زیادی برای تخمین معرفی شده است. به‌طور کلی روش‌های تخمین به سه دسته: (۱) روش‌های مبتنی بر ارسال دنباله آموزشی، (۲) روش‌های کور و (۳) روش‌های نیمه‌کور تقسیم‌بندی می‌شوند [۶-۷]. دسته اول که به‌وفور در شبکه‌های مخابراتی استفاده می‌شود، پیچیدگی کمتری دارد که البته به‌بهای از دست دادن مقداری از پهنای باند خواهد بود. در دسته دوم و سوم کانال را می‌توان با استفاده از ویژگی‌های آماری سیگنال ارسالی، شناسایی کرد. این دسته از روش‌ها هر چند که از پهنای باند بیشتری در مقایسه با دسته اول برخوردارند اما پیچیدگی بالایی دارند. به‌منظور کاهش مصرف انرژی و هزینه‌ی سخت‌افزاری از آرایه آنتن لنز [۸-۹] استفاده شده است و با قابلیتی که لنز الکترومغناطیسی در متمرکز کردن انرژی دارد کانال فضایی به کانال فضای پرتو تبدیل می‌شود. از طرفی امواج میلیمتری پراکندگی محدودی دارند و می‌توان تنها تعداد کمی از پرتوهای غالب را انتخاب کرد. بنابراین تعداد زنجیره‌های رادیوفرکانسی به‌شدت کاهش می‌یابد [۱۰]. نحوه‌ی انتخاب پرتو مناسب، با استفاده از روش‌های حسگری فشرده [۱۱-۱۲] و خاصیت تنک بودن امواج میلیمتری در حوزه‌ی زاویه می‌باشد.

در این مقاله بعد از معرفی مدل سامانه در دو بخش کانال‌های متعارف و کانال با آرایه آنتن لنز، در ادامه با استفاده از روش‌های حسگری فشرده الگوریتمی جهت تخمین کانال با سربار قابل قبول و پیچیدگی کم و خطای تخمین ناچیز و به مراتب بهتر از الگوریتم‌های موجود برای سامانه‌های MIMO انبوه موج میلیمتری ارائه می‌شود. در الگوریتم SD [۱۳] تعداد محدودی از مسیرهای ارسالی سیگنال (یک مسیر دید مستقیم و دو مسیر دید غیر مستقیم) در نظر گرفته شده که اگر مسیرهای ارسالی به هم وابسته بوده و عمود برهم نباشند، این الگوریتم کارایی خود را از دست می‌دهد. بنابراین آگاهی از تعداد مسیرهای ارسالی سیگنال که بر اساس پدیده‌ی چندمسیری حاصل از کانال‌های چندورودی-چندخروجی در امواج میلیمتری اتفاق می‌افتد، توسط این الگوریتم لازم است. از طرفی با توجه به مجموعه مؤلفه‌های غیر صفر



شکل ۲: معماری سامانه MIMO انبوه موج میلیمتری با آرایه آنتن لنز [۱۴].

$$A = [f(\frac{1}{M}(\frac{2-M}{2})), \frac{1}{M}(\frac{5-M}{2}), \dots, \frac{1}{M}(\frac{M-1}{2})]^H \quad (5)$$

بنابراین مدل سامانه MIMO انبوه موج میلیمتری با آرایه آنتن لنز به صورت رابطه (۶) نشان داده می‌شود.

$$\tilde{y}^{DL} = H^H A^H Gs + n = \tilde{H}^H Gs + n \quad (6)$$

که  $\tilde{y}^{DL}$  بردار سیگنال دریافتی بوده و  $\tilde{H}$  کانال فضای پرتو می‌باشد که به صورت (۷) تعریف می‌شود:

$$\tilde{H} = [\tilde{h}_1, \tilde{h}_2, \dots, \tilde{h}_k] = AH = [Ah_1, Ah_2, \dots, Ah_k] \quad (7)$$

و این به علت تعداد محدود پراکندگی‌ها در حوزه‌ی مخابرات موج میلیمتری است و در نتیجه تعداد زنجیره‌های RF کاهش یافته و بایستی تعداد کمی از پرتوهای ماتریس کانال فضای پرتو را طبق شکل (۲) انتخاب کنیم و بنابراین ابعاد سامانه MIMO کاهش می‌یابد.

$$\tilde{y}^{DL} = \tilde{H}_b^H G_b s + n \quad (8)$$

که  $\tilde{H}_b = \tilde{H}(j, :)$  و  $j$  مجموعه اندیس‌های پرتوهای انتخاب شده را نشان می‌دهد (شکل ۳) [۱۳]. ماتریس پیش‌کدگذاری شده با ابعاد کاهش یافته را نشان می‌دهد.

کمترین تعداد زنجیره‌ی رادیو فرکانسی بایستی  $M_{RF}=K$  باشد تا بهره‌ی تسهیم فضای  $K$  کاربر را فراهم کند.

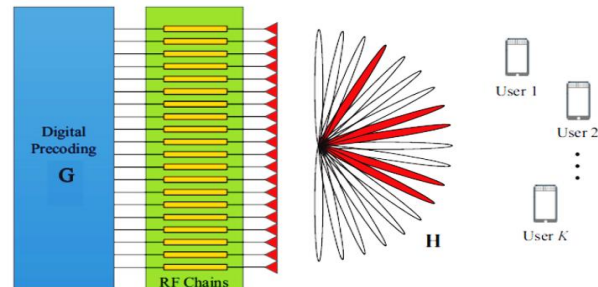
### ۳- تخمین کانال

برای تخمین کانال فضای پرتو، کاربران نیاز به ارسال دنباله‌ی پایلوت (در حدود  $Q$  نمونه) به ایستگاه پایه دارند که بایستی این نمونه‌ها به صورت قالبی بوده به طوری که اندازه هر قالب به تعداد کاربران  $K \times K$  باشد. در این صورت بردار سیگنال دریافتی در حالت فراسو به صورت زیر تعریف می‌شود:

$$y^{up} = \tilde{H}\varphi + n_{eff} \quad (9)$$

که در آن  $\varphi$  ماتریس پایلوت ارسالی است. یک شبکه منتخب وفقی در سامانه‌های MIMO انبوه موج میلیمتری با آرایه آنتن لنز قرار داده می‌شود که در عمل شامل تعداد کمی از شیفت‌دهنده‌های فازی تک بیتی به منظور گزینش پرتوهای با توان بیشتر است. از مزیت‌های این

ماتریس DL است.  $n$  نیز نویز AWGN یک بردار  $K \times 1$  با توزیع  $CN \sim (0, \delta_{DL}^2)$  که توان نویز کانال فرسو است. همان‌گونه که در شکل (۱) مشاهده می‌شود در سامانه MIMO انبوه موج میلیمتری متداول تعداد زنجیره‌های RF برابر با تعداد آنتن‌ها است.



شکل ۱: معماری سامانه MIMO انبوه موج میلیمتری متداول [۱۴].

در این مقاله از مدل Saleh-vaezuela برای مخابرات موج میلیمتری استفاده شده است که رابطه آن به صورت (۲) است [۱۵]:

$$h_k = \sqrt{\frac{M}{L_k + 1}} \sum_{i=0}^{L_k} \gamma_k^{(i)} f(\partial_k^{(i)}) \quad (2)$$

که در آن  $h_k$  بردار کانال برای  $k$ امین کاربر و  $c_{k,0} = \gamma_k^0 f(\partial_k^0)$  مؤلفه‌ی LOS کانال  $h_k$  می‌باشد،  $\gamma_k^0$  بهره‌ی مختلط،  $\partial_k^0$  مسیر فضایی و  $C_{k,i}$  برای  $1 \leq i \leq L_k$  مؤلفه‌ی  $NLOS$  مربوط به  $h_k$  است که معمولاً با اندازه‌گیری کانال بدست می‌آید. همچنین  $f(\partial)$  آرایه‌ی بردار هدایتی  $M \times 1$  می‌باشد که برای آرایه خطی یکنواخت معمولی با  $M$  آنتن داریم:

$$f(\partial) = \frac{1}{\sqrt{M}} [e^{-j2\pi m \partial}]_{m \in I(M)} \quad (3)$$

$I(M)$  مجموعه اندیس‌های متقارن پیرامون صفر را نشان می‌دهد که برابر است با:

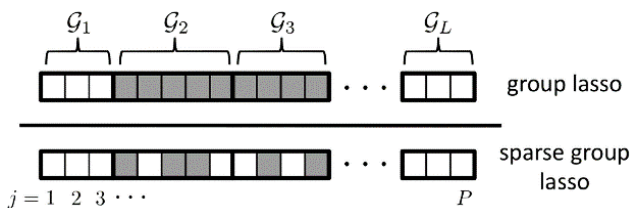
$$I(M) = \{M - \frac{P-1}{2}, P=0, 1, \dots, M-1\} \quad (4)$$

جهت یا مسیر فضایی به صورت  $\partial = \frac{d}{\lambda} \sin \theta$  تعریف می‌شود که  $\theta$  مسیر فیزیکی،  $\lambda$  طول موج حامل،  $d$  فاصله‌ی آنتن است که معمولاً  $d = \lambda/2$  در مخابرات موج میلیمتری رضایت بخش می‌باشد.

### ۲-۲ سامانه MIMO انبوه موج میلیمتری با آرایه آنتن لنز:

کانال  $h_k$  تعریف شده در معادله‌ی (۲) از حالت حوزه‌ی فضا به حوزه‌ی پرتو یعنی فضای پرتو با استفاده از بهره‌گیری از آرایه آنتن لنز منتقل می‌شود، آن‌چنان‌که در شکل (۲) نشان داده شده است. آرایه آنتن لنز  $A$  با ابعاد  $M \times M$  کل فضا را به صورت یک آرایه بردار هدایتی شامل  $M$  مسیر عمود برهم از پیش تعریف شده به صورت زیر نشان می‌دهد:

[۱۸] با انتخاب ساپورت مناسب جهت تخمین کانال استفاده می‌شود که آن را GLES می‌نامیم. این الگوریتم می‌تواند کانال را با دقت بیشتری تخمین زند و منجر به عملکرد بهتری نسبت به الگوریتم‌های موجود از جمله SD، OMP و SMD [۱۹] به‌ویژه در حالت SNR پایین شود. الگوریتم لاسوی گروهی یک روش بر پایه‌ی بهینه‌سازی محدب بوده که پیچیدگی قابل قبولی داشته و نیازی به آگاهی قبلی از تعداد بلوک‌های تنک ندارد. در بسیاری از موارد لازم است که فقط گروه‌های خاصی ویژگی‌های پارامتر مورد نظر فعال یا غیرفعال باشند؛ که در مسئله‌ی تخمین کانال مورد نظر به دلیل ویژگی‌های ساختاری کانال بدین صورت می‌باشد. بنابراین از آنجایی که کانال تنک بوده و تنها اطراف قله‌های بیشینه مولفه‌های مؤثر کانال می‌باشند، می‌توان از روش لاسوی گروهی جهت تخمین کانال مورد نظر استفاده کرد [۲۰]. روش کار بدین صورت است که با تشخیص مناسب اندازه بلوک مورد نظر که طبیعتاً برای قله بیشینه بزرگ‌تر از سایر بلوک‌ها است (به دلیل ویژگی‌های آرایه آنتن لنز)، آن بلوک را فعال کرده مطابق شکل (۴) و مابقی بلوک‌ها را صفر می‌کند. از مزیت‌های این روش این است که نیازی به آگاهی از تعداد مسیرها و همچنین محدودیت تنک گرفتن تعداد خاصی از مولفه‌های کانال ندارد.



شکل ۴: نحوه‌ی چینش و گزینش بلوک‌ها در روش لاسوی گروهی [۲۰].

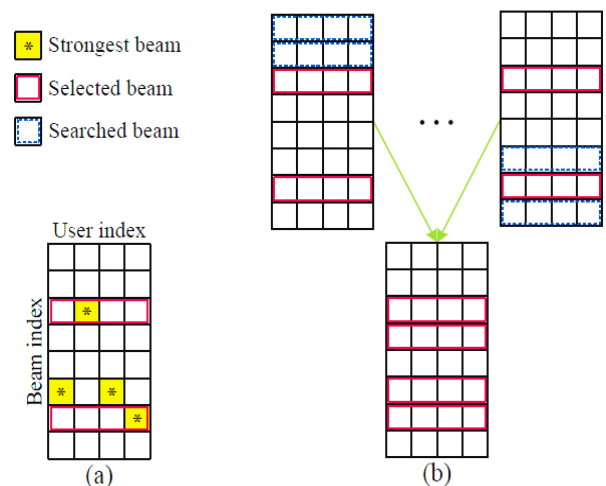
سرانجام بنابر فرمول لاسوی گروهی مسئله‌ی تخمین به صورت زیر مدل می‌شود، بردار کانال به چندین بلوک به صورت

$$\tilde{h}_k = (\tilde{h}_{k1}, \tilde{h}_{k2}, \dots, \tilde{h}_{kL}) \quad (12)$$

تقسیم شده است. در نهایت لاسوی گروهی مسئله‌ی زیر را حل می‌کند [۲۰]:

$$\hat{h}_k = \arg \min \left( \frac{1}{2} \|Z_k - W\tilde{h}_k\|_2^2 + \alpha \sum_{i=1}^L \|\tilde{h}_{ki}\|_2 \right) \quad (13)$$

که در آن  $\alpha$  پارامتر جریمه و  $\hat{h}_k$  تخمینی از  $\tilde{h}_k$  است طوری که نویز کمینه شود. لاسوی گروهی از روش حل لاگراژ برای مسائل بلوکی حریمانه پایه‌ای<sup>۸</sup> BBP [۲۱] استفاده می‌کند. یکی از روش‌های حل آن روش تکرار مسیر افزایشی ADMM<sup>۹</sup> می‌باشد اما این روش به دلیل پیش-بینی نامشخص فرآیند درست عمل نمی‌کند. در این مقاله از روش بهینه سازی CVX (نرم‌افزار الحاقی به MATLAB) [۲۲] استفاده شده که به طور قابل توجهی پیچیدگی محاسباتی بازبایی تنک را کاهش داده و دقت تخمین را بالا می‌برد.



شکل ۳: نحوه‌ی نمایش انتخاب پرتو با استفاده از الگوریتم آگاه به داخل (IA<sup>۵</sup>)؛ (a) تعریف پرتوهای غالب طوری که برای هر کاربر با سایر کاربران مشترک نباشد، (b) جستجوی پرتوهای غیرمشترک غالب [۱۳].

شبکه کاهش هزینه و مصرف انرژی به صورتی معنادار است. این شبکه به عنوان یک ترکیب کننده W برای ترکیب سیگنال‌های فراسو مورد استفاده واقع شده و به گونه‌ای طراحی شده که همبستگی متقابل تا حد امکان کوچک شود. بنابراین با ضرب طرفین رابطه‌ی (۹) در W و عملیات ساده ریاضی به رابطه‌ی (۱۰) می‌رسیم:

$$z_k = W\tilde{h}_k + \tilde{n}_k \quad (10)$$

$z_k$  ماتریس اندازه‌گیری کانال و  $\tilde{n}_k$  ماتریس موثر نویز می‌باشد. برای آنکه موفقیت الگوریتم‌های بازسازی CS تضمین شود بایستی ماتریس W شرط خاصیت همسانی محدود RIP<sup>۶</sup> را برآورده کند.  $\Omega_s$  ثابت همسانی محدود  $\Omega_s = \Omega_s(W)$  ماتریس W، کوچک‌ترین  $\Omega \geq 0$  است به نحوی که رابطه‌ی زیر به ازای تمام بردارهای s-تنک  $\tilde{h}_k$  برقرار باشد.

$$(I - \Omega) \|\tilde{h}_k\|_2 \leq \|W\tilde{h}_k\|_2 \leq (I + \Omega) \|\tilde{h}_k\|_2 \quad (11)$$

بنابراین ماتریس W، ماتریسی برنولی فرض شده که ستون‌های آن با  $\frac{1}{\sqrt{Q}}$  نرمالیزه شده است.

### ۳-۱- تخمین کانال بر اساس الگوریتم پیشنهادی اول (GLES):

می‌توان رابطه‌ی (۱۰) را با استفاده از الگوریتم‌های حریمانه<sup>۷</sup> همچون OMP [۱۶] و CoSaMP [۱۷] حل کرد. در هر حال به علت توان ارسالی محدود کاربران انتظار می‌رود که در SNRهای پایین کانال تخمین زده شود، در این حالت  $\tilde{h}_k$  با نویز آمیخته شده و تابع ساپورت محاسبه شده به وسیله‌ی الگوریتم‌های حریص دقیق نیست و منجر به عملکرد نامناسب می‌شود. در این مقاله با استفاده از ویژگی‌های ساختاری کانال فضای پرتو از لاسوی گروهی الگوریتمی از خانواده‌ی بهینه‌سازی محدب

**الگوریتم ۱: الگوریتم پیشنهادی اول جهت تخمین کانال (GLES)**

**ورودی:**

بردار اندازه‌گیری:  $\bar{Z}_K$  برای  $1 \leq k \leq K$  (۹)

ترکیب کردن ماتریس:  $\bar{W}$  در (۹)

پارامترها:  $a, L-K, V_1, V_2, V_3$

برای  $1 \leq k \leq K$  (شروع حلقه)

**حل کن:**

$$\operatorname{argmin}_{\tilde{h}_k} \left( \frac{1}{2} \|\bar{Z}_k - \bar{W}\tilde{h}_k\|_2^2 + \sum_{i=1}^{L-K} \|\tilde{h}_k\|_2 \right)$$

$SK$  = مجموعه اندیس که بر اساس مقادیر کاهش یافته مرتب شده‌اند.

$S$  = اولین عنصر  $SK$ .

$$T1 = \{s - V_1/2, \dots, s + (V_1 + 2)/2\}$$

$SK = SK/T1$

$S$  = اولین عنصر  $SK$

$$T2 = \operatorname{mod}_N \{s - V_2/2, \dots, s + (V_2 + 2)/2\}$$

$SK = SK/T2$

$S$  = اولین عنصر  $SK$

$$T3 = \{s - V_3/2, \dots, s + (V_3 + 2)/2\}$$

ورودی‌های  $\tilde{h}_k$  خارج از بازه  $T1T2T3$  را مساوی صفر قرار بده.

پایان (حلقه)

**خروجی:** کانال فضای پرتو تخمین زده شده برای تمام کاربران

روش کار الگوریتم پیشنهادی بدین صورت است که ابتدا فرمول مربوط به بازیابی تنک با استفاده از لاسوی گروهی را با بهره گیری از CVX حل کرده و  $\tilde{h}_{k1}$  را بدست آورده و سپس گروه  $K$  مجموعه اندیس آن را با توجه به ترتیب نزولی درایه‌های  $\tilde{h}_{k1}$  مرتب کرده و به صورت مجموعه  $SK$  نشان می‌دهد. حال اولین درایه  $SK$  را که متناظر با اندیس بزرگترین درایه  $\tilde{h}_{k1}$  است برداشته و به اندازه  $V_1$  پیرامون آن را انتخاب می‌کند که با  $T1$  نشان داده و آن را به عنوان اولین ساپورت جزئی انتخاب می‌کنیم. در گام بعدی تفاضل مجموعه  $T1$  از  $SK$  به عنوان مجموعه اندیس جدید انتخاب شده و در  $SK$  جایگزین می‌گردد. دوباره مثل حالت قبل اولین درایه  $SK$  را انتخاب کرده و  $V_2$  درایه پیرامونش را به عنوان  $T2$  انتخاب کرده و آن را ساپورت جزئی تعریف می‌کنیم. مجدداً این کار را تکرار کرده و  $T3$  و  $SK$  بدست می‌آیند. در نهایت اجتماع  $T1$ ،  $T2$  و  $T3$  را به عنوان مجموعه ساپورت مؤثر تعریف کرده و سایر مؤلفه‌های کانال صفر می‌شود. در نهایت اولین روش تخمین پیشنهادی به صورت الگوریتم ۱ خلاصه می‌شود.

**۳-۲- تخمین کانال بر اساس الگوریتم پیشنهادی دوم (GAISS):**

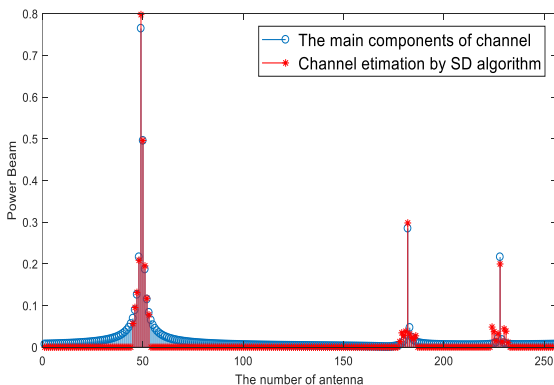
الگوریتم‌های بهینه‌سازی برای مسائلی با ابعاد بزرگ سرعت بازیابی مناسبی ندارند. لذا روش پیشنهادی اول با وجود امکان بازسازی یکنواخت (یعنی تمام سیگنال‌های تنک از یک مرتبه‌ی خاص با یک ماتریس اندازه‌گیری قابل بازسازی بوده و در برابر نویز پایدار است و امکان بازسازی سیگنال‌های نویزی تنک وجود دارد)، اما برای مسائل با ابعاد بزرگ (تعداد آنتن‌های زیاد) کاربرد زیادی ندارند. از طرفی در روش پیشنهادی GLES برای حل مسئله بازیابی از CVX استفاده شد که به دلیل تنظیم  $\alpha$  مناسب در هر SNR و تکرار این مراحل مشکل‌زا است. بنابراین سراغ الگوریتم‌های حریصانه می‌رویم. از مزیت‌های این الگوریتم‌ها همانطور که قبلاً اشاره شد، حجم محاسباتی کم و قابلیت بازیابی سیگنال‌های تنک با سرعت بسیار زیاد است. این الگوریتم‌ها در هر بار تکرار حلقه، بر مبنای یک قاعده‌ی خاص، یک یا چند ستون از ماتریس حسگری را به عنوان کاندیدای ستون‌های فعال در تشکیل بردار اندازه‌گیری شناسایی می‌کنند.

**۳-۲-۱- تخمین کانال بر اساس الگوریتم GAISS در SNR های بالا:**

در اینجا هدف بازیابی کانال  $\tilde{h}_K$  - اندیس  $k$  مربوط به کاربر  $k$  ام در رابطه‌ی (۱۴) است که بار دیگر در زیر تکرار شده است.

$$\bar{Z} = \bar{W}\tilde{h}_K + \tilde{n}_K \quad (14)$$

از مزیت‌های روش SD این است که در SNR بالا دقت نسبتاً خوبی دارد، چون نویز کوچک بوده و بازیابی کانال ساده‌تر است. عملکرد این الگوریتم با توجه به شکل (۵) تشریح می‌شود.



**شکل ۵: نمایش عملکرد الگوریتم SD در بازیابی مؤلفه‌های کانال در SNR=30 dB برای کاربر k ام.**

به عبارت دیگر در هر بار تکرار حلقه ابتدا به تعیین مکان درایه‌های غیرصفر ضرایب سیگنال تنک در پایه‌ی مربوطه پرداخته و سپس مقدار این درایه‌ها را تخمین می‌زنند. در این بخش روش پیشنهادی در SNR های پایین از الگوریتم پیش‌رو-پس‌رو [۲۳] که جزء الگوریتم‌های حریصانه دسته‌بندی می‌شود استفاده شده که در ادامه تشریح می‌شود. در SNR های بالا از ترکیب الگوریتم‌های SD و OMP استفاده می‌کنیم با این تفاوت که مجموعه ساپورت واقعی را به صورتی هوشمندانه طوری که مناسب‌ترین تخمین برای کانال حاصل شود انتخاب می‌کنیم. الگوریتم پیشنهادی را دو بخش می‌کنیم: بخش اول تخمین کانال در SNR های بالا و بخش دوم تخمین کانال در SNR های پایین.

تعریف می‌کنیم که در آن  $\epsilon$  با توجه به دقت مورد نظر تنظیم می‌شود. با توجه به کران تعریف شده تا زمانی که بردار باقیمانده  $r$  دارای نرم کوچکتری از این کران باشد الگوریتم تکرار خواهد شد تا مناسب‌ترین ساپورت برای  $S_K$  انتخاب شود. افزون بر این کران بالا، پارامتر کنترلی دیگری تحت عنوان  $s_{\max}$  نیز قرار دادیم تا در صورتی که اندازه‌ی ساپورت از آن تجاوز کرد بدون در نظر گرفتن کران بالا، الگوریتم را خاتمه دهد. لذا الگوریتم پیشنهادی با انتخاب مقادیر اولیه‌ی  $r^{(0)} = \bar{Z}_K$  و  $h_K^{(0)} = 0$  تا زمانی که شرایط کنترلی اجازه دهند به صورت زیر انجام خواهد گرفت. نخست، با استفاده از رابطه‌ی زیر بردار همبستگی دو متغیر  $r$  و  $\bar{W}$  را بدست می‌آوریم.

$$Corr(n) = \frac{\bar{W}^T r^{(n-1)}}{\|\bar{W}\|_2} \quad (17)$$

متغیر  $I^{(n)}$  را به عنوان اندیس ستونی از  $\bar{W}$  که بزرگترین همبستگی را با  $r^{(n-1)}$  در رابطه‌ی (۱۷) دارد در نظر می‌گیریم. به عبارت دیگر

$$I^{(n)} = \arg(\max(Corr(n))) \quad (18)$$

حال مجموعه ساپورت را به صورت زیر انتخاب می‌کنیم:

$$S_I^{(n)} = \{I^{(n)} - \lfloor \frac{V-I}{2} \rfloor\}; \{I^{(n)} + \lfloor \frac{V-I}{2} \rfloor\} \quad (19)$$

با توجه به ساپورت انتخاب شده، کانال مورد نظر با روش حداقل مربعات به صورت زیر تخمین زده می‌شود:

$$h_K^{(n)} = \text{zeros}(I, n)$$

$$f_T = ((\bar{W}_{S_I^{(n)}}^T \bar{W}_{S_I^{(n)}})^{-1} \bar{W}_{S_I^{(n)}}^T) \times \bar{Z}_K \quad (20)$$

$$r^{(n)} = \bar{Z}_K - \bar{W}_{S_I^{(n)}}^T \tilde{h}_K^{(n)} \quad (21)$$

حال بردار باقیمانده به صورت زیر به‌هنگام می‌شود:

$$\tilde{h}_K^{(n)}(S_I^{(n)}) = f_T \quad (22)$$

تا زمانی که شرط  $\|r^{(n)}\|_2 > \epsilon \|\bar{Z}_K\|_2$  یا  $|S_I^{(n)}| < s_{\max}$  برقرار باشد مقدار پارامتر  $v$  به صورت  $v=v+2$  به‌هنگام شده و گام‌ها از اول تکرار می‌شود. مجموعه ساپورت را به صورت اجتماع دو ساپورت قبلی برای مسیره‌های NLOS و ساپورت جدید  $S_1$  برای مسیر LOS تشکیل می‌دهیم.

$$S_{\text{total}} = (S_2, S_3) \cup S_1^{(n)} \quad (23)$$

در نهایت مؤلفه‌های تخمین زده شده به صورت زیر در می‌آید.

$$\tilde{h}_K^{(n)} = \text{zeros}(I, n)$$

همانطور که در شکل (۵) مشاهده می‌شود، کانال دارای سه مسیر شامل یک مسیر دید مستقیم و دو مسیر دید غیرمستقیم است که پرتوهای مسیر دید مستقیم دارای توان بیشتری بوده و بزرگترین قله را ایجاد می‌کند. مؤلفه‌های پیرامون این قله که توسط آنتن‌های اطراف بزرگترین قله تشکیل می‌شوند، تأثیر زیادی در تخمین کانال دارند، اما همان‌طور که از شکل نیز مشاهده می‌شود یکی از معایب الگوریتم SD این است که تعداد پرتوهای مؤثر را به صورت کافی تشخیص نداده است، این در حالی است که ایراد ذکر شده برای دو مسیر دید غیر مستقیم به‌خوبی رعایت شده است. علت آن است که این الگوریتم به صورت پیش‌فرض تنها هشت مؤلفه‌ی پیرامون هر قله را در نظر می‌گیرد. هر چند که این تعداد برای دو قله کوچکتر کافی است اما همان‌طور که شکل نشان می‌دهد در مورد قله بزرگتر مؤلفه‌های پیرامون آن که اکثراً مقدارشان با دو قله کوچکتر، قابل مقایسه است، تخمین زده نشده که باعث افزایش خطا می‌شود. بنابراین برای تخمین کانال بایستی تعداد مؤلفه‌ها را به درستی شناسایی کنیم. از طرفی بزرگ کردن مجموعه ساپورت (مؤلفه‌های غیرصفر) این روش به دلیل اینکه دو مسیر دید غیرمستقیم توان کمتری داشته و پراکندگی پرتوهای مؤثر پیرامون آن‌ها کمتر است باعث می‌شود که دقت تخمین پایین آید و تعدادی از مؤلفه‌های غیر مؤثر در کانال را به اشتباه تخمین زده و جزء مؤلفه‌های مؤثر کانال قرار دهد. بنابراین نه تنها NMSE کم نمی‌شود بلکه بیشتر نیز خواهد شد. طبق آنچه گفته شد برای مسیره‌های دید غیرمستقیم (NLOS) از مزیت روش SD استفاده کرده و کانال را بر اساس این روش تخمین می‌زنیم. اما برای مسیر دید مستقیم (LOS) که مؤلفه‌های مؤثر بیشتری را در اطراف خود دارد بدون آنکه کلیت مسئله را تغییر دهیم به صورت زیر عمل می‌کنیم. در روش پیشنهادی دو قله کوچکتر تخمین زده شده با ساپورت‌های  $S_2, S_3$  توسط الگوریتم SD را به عنوان تخمین‌های قابل قبول  $\tilde{h}_K(S_2, S_3)$  نگه داشته و قله بزرگتر را حذف می‌کنیم

$$\tilde{h}_K'(S_2, S_3) = \hat{h}_K \text{ by SD-based Algorithm} \quad (15)$$

که در آن  $\tilde{h}_K'(S_2, S_3)$  مؤلفه‌های تخمینی مربوط به ساپورت دو قله کوچک توسط الگوریتم SD را نشان می‌دهد.  $\tilde{h}_K'(S_2, S_3)$  سپس تخمین زده شده را از بردار اندازه‌گیری کانال یعنی  $\bar{Z}_K$  کم می‌کنیم. بنابراین قرار می‌دهیم:

$$\bar{Z}'_K = \bar{Z}_K - \bar{W} \tilde{h}_K'(S_2, S_3) \quad (16)$$

مسئله به بازیابی مؤلفه‌های باقیمانده‌ی کانال از  $\bar{Z}'_K$  تبدیل می‌شود. حال ساپورت  $S_1$  مربوط به قله بزرگتر، توسط الگوریتم پیشنهادی زیر تخمین زده می‌شود.

الگوریتم پیشنهادی شبیه OMP است با این تفاوت که ساپورت  $S_1$  در هر تکرار چنان هوشمندانه انتخاب خواهد شد که مناسب‌ترین تخمین برای قله بزرگتر حاصل آید. برای این منظور کرانی به صورت  $\epsilon \|\bar{Z}'_K\|_2$

مشاهدات انجام شده از طریق ماتریس اندازه گیری  $\bar{W}$  انجام می پذیرد. این الگوریتم شبیه الگوریتم های OMP، SP [۲۴] و TST [۲۵] است. عملکرد این الگوریتم به صورت زیر است.

در روش پیشنهادی قله بزرگتر تخمین زده شده با ساپورت  $S_1$  توسط الگوریتم SD را به عنوان تخمین قابل قبول  $\hat{h}'_k(S_1)$  نگه داشته و قله بزرگتر را حذف می کنیم.

$$\hat{h}'_k(S_1) = \hat{h}_k \text{ by SD-based Algorithm} \quad (26)$$

که در آن مؤلفه های تخمینی مربوط به ساپورت قله بزرگ توسط الگوریتم SD را نشان می دهد. سپس  $\hat{h}'_k(S_1)$  تخمین زده شده را از بردار اندازه گیری کانال یعنی  $\bar{Z}_K$  کم می کنیم. بنابراین خواهیم داشت:

$$\bar{Z}'_K = \bar{Z}_K - \bar{W}\hat{h}'_k(S_1) \quad (27)$$

### الگوریتم ۲: تخمین کانال براساس الگوریتم پیشنهادی GAISS در SNR بالا

ورودی:

بردار اندازه گیری:  $\bar{Z}_K$  برای  $1 \leq k \leq K$  (۱۲)

ترکیب کردن ماتریس:  $\bar{W}$  در (۱۲)

پارامترها:  $\varepsilon, s_{\max}, r^{(0)} = \bar{Z}_K, \bar{Z}^{(0)} = 0, V$

برای  $1 \leq k \leq K$  (شروع حلقه)

حل کن:

$$\hat{h}'_k(S_2, S_3) = \hat{h}_k \text{ براساس الگوریتم SD} \quad (1)$$

$$\bar{Z}'_K = \bar{Z}_K - \bar{W}\hat{h}'_k(S_2, S_3) \quad (2)$$

$$Corr(n) = \frac{\bar{W}^T r^{(n-1)}}{\|\bar{W}^T\|_2} \quad (3)$$

$$I^{(n)} = \arg(\max(Corr(n))) \quad (4)$$

$$S_1^{(n)} = \{I^{(n)} - \lfloor \frac{V-1}{2} \rfloor\}; \{I^{(n)} + \lfloor \frac{V-1}{2} \rfloor\} \quad (5)$$

$$f_T = ((\bar{W}_{S_1^{(n)}}^T \bar{W}_{S_1^{(n)}})^{-1} \bar{W}_{S_1^{(n)}}^T \times \bar{Z}'_K) \& \hat{h}'_k(S_1^{(n)})^{(n)} = f_T \quad (6)$$

$$r^{(n)} = \bar{Z}'_K - \bar{W} \hat{h}'_k \quad (7)$$

اجرا کن (تا وقتی که  $\|r^{(n)}\|_2 > \|\bar{Z}'_K\|_2$  or  $|S_1^{(n)}| < s_{\max}$ )

به روزرسانی کن:  $V = V + 2$

در غیر این صورت پایان

$$S\_total = (S_2, S_3) \cup S_1^{(n)}$$

$$f_T = ((\bar{W}_{S\_total}^T \bar{W}_{S\_total})^{-1} \bar{W}_{S\_total}^T \times \bar{Z}_K)$$

$$\hat{h}'_k(S\_total) = f_T$$

پایان (حلقه)

خروجی: تخمین فضای پرتو کانال برای تمامی کاربران

حال مسئله به بازیابی ساپورت های پیرامون دو قله کوچکتر کانال از  $\bar{Z}'_K$  تبدیل می شود. این ساپورت ها توسط الگوریتم پیشنهادی زیر تخمین

$$f_T = ((\bar{W}_{S\_total}^T \bar{W}_{S\_total})^{-1} \bar{W}_{S\_total}^T \times \bar{Z}_K) \quad (24)$$

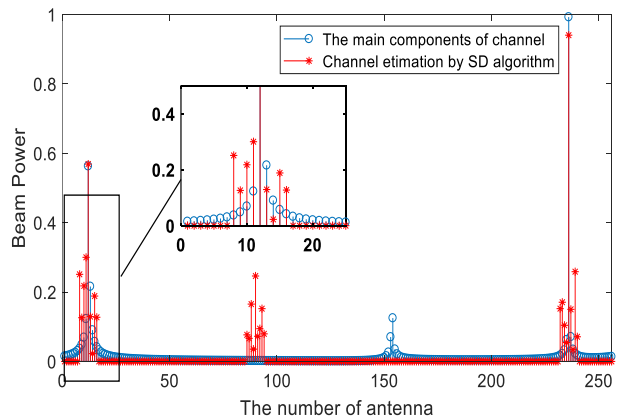
$$\hat{h}'_k^{(n)}(S\_total) = f_T \quad (25)$$

### ۲-۲-۳- تخمین کانال بر اساس الگوریتم GAISS در SNR های پایین:

به طور طبیعی در SNR های پایین بازیابی کانال با مشکل روبرو می شود. لذا هرچه SNR پایین تر باشد، خطا بالاتر است. از آنجایی که همواره هدف این است که گیرنده، سیگنال ارسالی توسط کاربر را با ارسال توان کمتری دریافت کند، بنابراین بازیابی کانال در این محدوده از SNR از اهمیت زیادی برخوردار است.

همانطور که در شکل (۵) دیده می شود الگوریتم SD نه تنها کانال را با دقت کمی تخمین زده، بلکه در مورد قله سوم و گاهی قله دوم جایگاه آنتن های ارسالی را نیز نادرست تشخیص داده که این خود منجر به ایجاد خطا می شود. بنابراین در این محدوده از SNR ها برعکس حالت قبل، این بار قله بزرگ را نگه داشته و با همان الگوریتم تخمین SD کانال بازیابی می شود و برای دو قله کوچک الگوریتم پیش رو-پس رو را پیشنهاد می کنیم که در ادامه به اختصار بیان می شود.

الگوریتم پیش رو-پس رو از روش های حریصانه بوده و یک روش تکراری دو مرحله ای می باشد. مرحله ی اول که به آن گام پیش رو گفته می شود، به اندازه ی طول گام، مجموعه ساپورت را تخمین می زند. در مرحله ی دوم به اندازه ی گام پس رو از ساپورت تخمین زده شده مؤلفه هایی را که تأثیر کمتری دارند کم می کند. طول گام پیش رو از پس رو بزرگتر است. بنابراین در پایان هر تکرار تعداد اعضای ساپورت افزایش می یابد. مراحل پیش رو و پس رو ادامه می یابد تا زمانی که توان باقیمانده ی بردار مشاهدات از یک آستانه پایین تر باشد.



شکل ۶: نمایش عملکرد الگوریتم SD در بازیابی مؤلفه های کانال در SNR=0 برای کاربر k ام.

از مزیت های الگوریتم پیش رو-پس رو این است که نیازی به آگاهی قبلی از سطح تنگی کانال برخلاف الگوریتم های دیگر ندارد. اهداف CS تبدیل سیگنال به یک سیگنال فشرده شده و با ابعاد کوچک است.

#### ۴- نتایج شبیه‌سازی

در این بخش یک سامانه MIMO انبوه موج میلیمتری معمولی در نظر می‌گیریم که ایستگاه پایه به آرایه آنتن لنز با  $N=256$  آنتن مجهز است و تعداد زنجیره‌های رادیو فرکانسی  $N_{RF}=16$  برای خدمات رسانی به  $K=6$  کاربر در نظر گرفته شده است. برای کاربر  $k$  ام کانال فضایی شرایط زیر را تضمین می‌کند:

- یک مؤلفه‌ی LOS و  $L_k=2$  مؤلفه‌ی NLOS
- $\beta_k^{(i)} \sim CN(0, I)$ ،  $\beta_k^{(i)} \sim CN(0, I^{-0.5})$  برای  $i=1,2$
- $\Psi_K^{(o)}$  و  $\Psi_K^{(i)}$  دارای توزیع یک‌نواخت مستقل در بازه‌ی  $[-1/2, 1/2]$  می‌باشد. در نهایت SNR فرا سو و فرو سو به ترتیب به صورت  $1/\sigma_{sp}^2$  و  $P/\sigma_{sp}^2$  تعریف می‌شوند.

#### ۴-۱- نتایج شبیه‌سازی الگوریتم پیشنهادی GLES:

در شکل (۷) عملکرد NMSE الگوریتم پیشنهادی با دو الگوریتم تخمین SD و OMP برای کانال سامانه های MIMO انبوه موج میلیمتری مقایسه شده است. برای الگوریتم SD تعداد المان‌های با توان قوی را  $V=8$  می‌گیریم و برای الگوریتم تخمین OMP سطح تنگی کانال فضایی پرتو برابر است با  $V(L_K+1)=24$ . در این بخش فرض می‌شود که هر سه الگوریتم SD و OMP و پیشنهادی GLES،  $Q=96$  نمونه برای  $M=6$  بلوک ارسال می‌کنند. در الگوریتم پیشنهادی GLES، همانطور که در شکل (۷) مشاهده می‌شود خطای تخمین زده شده با الگوریتم پیشنهادی به صورت چشمگیری کاهش یافته است. علت این امر نحوه‌ی تشخیص درست قله‌های اصلی کانال و همچنین دیگر مولفه‌های موثر در کانال با انتخاب مجموعه ساپورت مناسب می‌باشد. البته در SNR های پایین میزان خطا به مراتب پایین تر آمده است. همانطور که در شکل می‌بینیم مقدار NMSE از  $0.46$  به  $0.26$  در  $SNR=0$  dB رسیده است و به میزان  $43\%$  کاهش پیدا کرده است که این به علت قابلیت الگوریتم‌های بهینه‌سازی محدب برای بازیابی سیگنال‌های تنگ نویزی است.

نحوه‌ی عملکرد الگوریتم پیشنهادی GLES با الگوریتم SD در شکل (۸) نشان داده شده است. همانطور که مشاهده می‌شود الگوریتم پیشنهادی مولفه‌های موثر کانال را به مراتب بهتر و با دقت بیشتری نسبت به الگوریتم (SD) تشخیص داده است. دقت بالای الگوریتم پیشنهادی GLES نسبت به الگوریتم قبلی به دلیل انتخاب بلوک مناسب و تعیین مجموعه ساپورت مؤثر در الگوریتم پیشنهادی و دقت بیشتر الگوریتم‌های بهینه‌سازی محدب نسبت به الگوریتم‌های حریصانه می‌باشد. هرچند که الگوریتم‌های حریصانه زمان محاسبه کمتری نیاز دارند اما همیشه، مخصوصاً در محیط‌های چند مسیره با همبستگی بالا درست عمل نمی‌کنند. در عوض روش‌های بهینه‌سازی محدب دقت بهتری دارند هر چند سرعت محاسباتی پایینی دارند.

زده می‌شود. نخست، بردار اندازه‌گیری  $\bar{Z}_K$  و ماتریس  $\bar{W}$  به عنوان ورودی الگوریتم FB اعمال شده و خروجی  $\hat{h}_{FB,K}$  نتیجه می‌شود. حال متغیرهای  $I_1$  و  $I_2$  را به ترتیب به عنوان اندیس‌های متناظر با دو مولفه مطلقاً بزرگتر  $\hat{h}_{FB,K}$  انتخاب کرده و ساپورت  $S_{2-3}$  را به صورت زیر تعریف می‌کنیم.

$$S_{2-3} = \{I_1 - [\frac{V_1 - I_1}{2}]; I_1 + [\frac{V_1 - I_1}{2}]\} \cup \{I_2 - [\frac{V_1 - I_1}{2}]; I_2 + [\frac{V_1 - I_1}{2}]\} \quad (28)$$

حال اجتماع این ساپورت تخمین زده شده با ساپورت مربوط به قله بزرگتر به عنوان ساپورت نهایی انتخاب شده و کانال تحت این ساپورت به صورت زیر توسط الگوریتم حداقل مربعات تخمین زده می‌شود:

$$S_{total} = S_{2-3} \cup S_1 \quad (29)$$

$$h_K^{(n)} = \text{zeros}(I, n)$$

$$f_T = ((\bar{W}_{S_{total}}^T \bar{W}_{S_{total}})^{-1} \bar{W}_{S_{total}}^T \times \bar{Z}_K) \quad (30)$$

$$h_K^{(n)}(S_{total}) = f_T \quad (31)$$

#### الگوریتم ۳: تخمین کانال براساس الگوریتم پیشنهادی GAUSS در SNR پایین

ورودی:

بردار اندازه‌گیری:  $\bar{Z}_K$  برای  $I \leq k \leq K$  (۱۲)

ترکیب کردن ماتریس:  $\bar{W}$  در (۱۲)

پارامترها:  $\varepsilon, s_{max}, r^{(o)} = \bar{Z}_K, \bar{Z}^{(o)} = 0, V$

برای  $I \leq k \leq K$  (شروع حلقه)

حل کن:

$$h_K(S_k) = \hat{h}_K \quad (1)$$

$$\bar{Z}_K = \bar{Z}_K - \bar{W} \hat{h}_K(S_k) \quad (2)$$

(۳) حل کن  $\bar{Z}_K$  در گام ۲ با الگوریتم پیش‌رو-پس‌رو، سپس خروجی گام ۳ را در

$\hat{h}_{FB,K}$  قرار بده.

$$I_{1,2} = \arg(\max(\hat{h}_{FB,K})_{I,2}) \quad (4)$$

$$S_{2-3} = \{I_1 - [\frac{V_1 - I_1}{2}]; I_1 + [\frac{V_1 - I_1}{2}]\} \cup \{I_2 - [\frac{V_1 - I_1}{2}]; I_2 + [\frac{V_1 - I_1}{2}]\} \quad (5)$$

$$S_{total} = S_{2-3} \cup S_1 \quad (6)$$

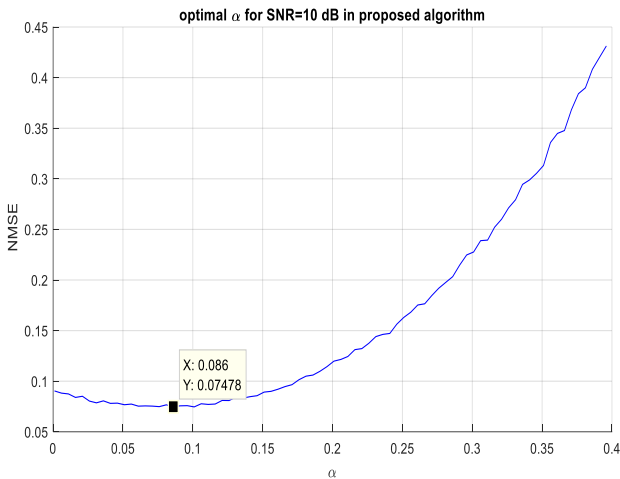
$$f_T = ((\bar{W}_{S_{total}}^T \bar{W}_{S_{total}})^{-1} \bar{W}_{S_{total}}^T \times \bar{Z}_K) \quad (7)$$

$$h_K^{(n)}(S_{total}) = f_T$$

پایان (حلقه)

خروجی: تخمین فضای پرتو کانال برای تمامی کاربران





شکل ۹: NMSE بر حسب  $\alpha$  برای SNR=10 dB

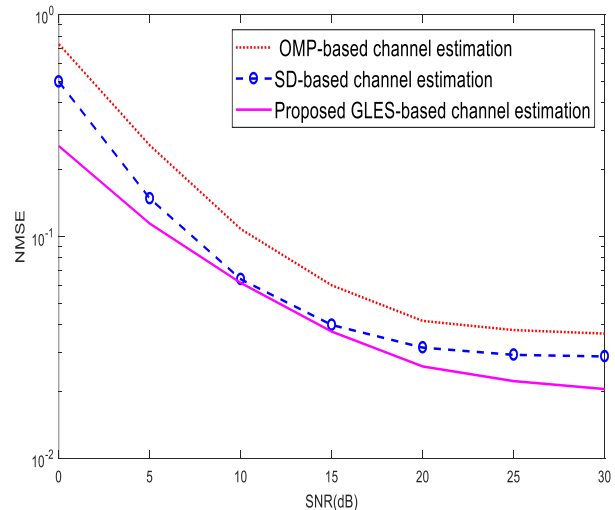
برای سایر SNRها مقدار  $\alpha$  بهینه به صورت جدول (۱) بدست آمده است.

جدول ۱: مقدار  $\alpha$  بهینه برای SNR های مختلف.

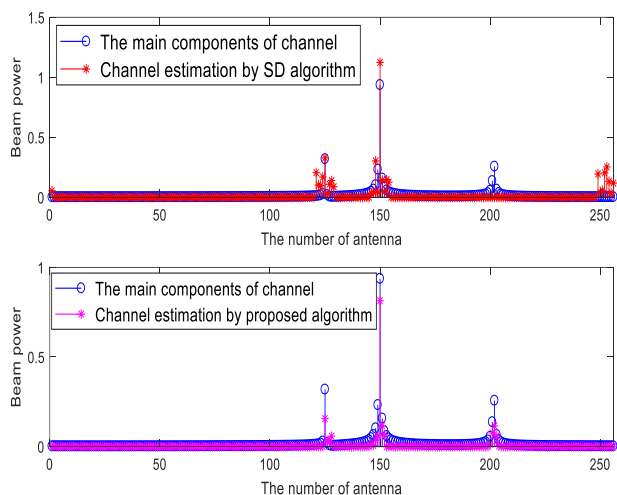
SNR (dB)	$\alpha$
۰	۴۵
۵	۱۷/۴۵
۱۰	۰/۰۸۶
۱۵	۲
۲۰	۰/۰۸۶
۲۵	۰/۰۸۶
۳۰	۰/۰۸۶
۳۵	۰/۰۸۶
۴۰	۰/۰۸۶

#### ۴-۲- نتایج شبیه سازی الگوریتم پیشنهادی GAISS:

در این بخش عملکرد الگوریتم پیشنهادی دوم برای سامانه‌ی مورد نظر بررسی می‌شود که تحت عنوان الگوریتم حریمانه با انتخاب هوشمندانه ساپورت (GAISS) نام گذاری شده است. از آنجایی که این الگوریتم از دسته الگوریتم‌های حریمانه است با انتخاب هوشمندانه‌ی مجموعه ساپورت مناسب، با صرف زمان بسیار پایین و حجم محاسباتی کم به دقت مطلوب و خطای قابل قبولی رسیده است. همانطور که در شکل (۱۰) نیز مشاهده می‌شود مقدار NMSE در SNR=۰ dB از  $NMSE=0/46$  توسط الگوریتم SD به  $NMSE=0/36$  توسط الگوریتم پیشنهادی رسیده است. از مزیت‌های روش پیشنهادی GAISS این است که نیازی به آگاهی از سطح تنکی کانال نداشته و مجموعه ساپورت را به صورت هوشمندانه انتخاب می‌کند که این منجر به عملکرد بهتر این الگوریتم نسبت به سایر الگوریتم‌های موجود است.

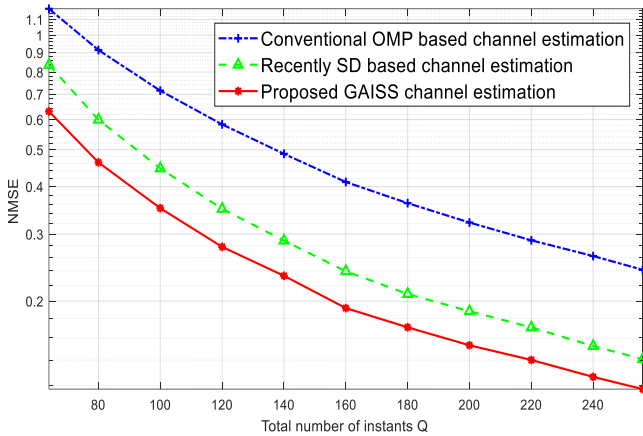


شکل ۷: مقایسه‌ی الگوریتم پیشنهادی GLES با دو الگوریتم تخمین کانال OMP و SD.

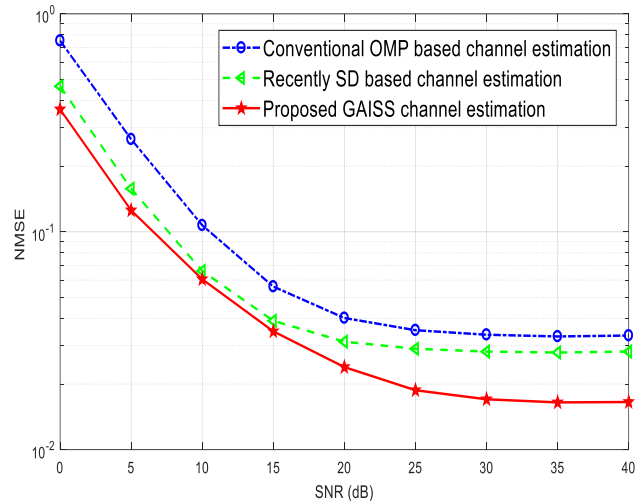


شکل ۸: مقایسه‌ی مولفه‌های کانال MIMO انبوه موج میلیمتری با تخمین حاصل از الگوریتم SD و پیشنهادی GLES برای کاربر kام.

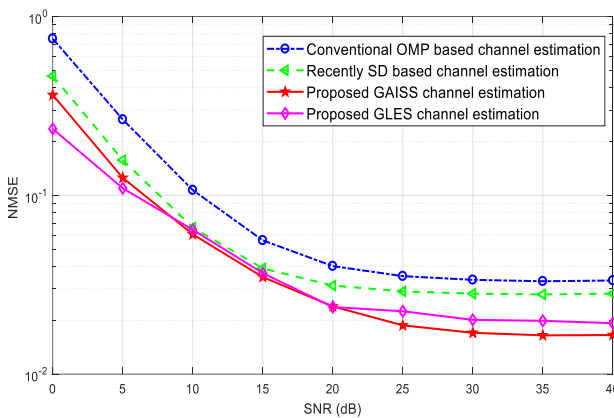
در الگوریتم پیشنهادی GLES سطح تنکی کانال با پیدا کردن  $\alpha$  مناسب مربوط به هر SNR مطابق شکل (۹) که با استفاده از CVX بدست آمده، مشخص شده است. در واقع  $\alpha$  یک نوع مصالحه<sup>۱۳</sup> بین سطح تنکی کانال و دقت تخمین است. نمودار NMSE بر حسب  $\alpha$  برای SNR خاصی (در اینجا SNR=10 dB) رسم شده است. آنچنانکه در شکل (۹) مشاهده می‌شود بهترین  $\alpha$  مورد نظر برای الگوریتم پیشنهادی حدود ۰/۰۸۶ برای SNR=10 dB بدست آمده است. بدین ترتیب بهترین  $\alpha$  برای دیگر SNRها با استفاده از CVX بدست آمده و در رابطه‌ی (۱۳) جایگذاری شده است.



شکل ۱۱: مقایسه‌ی عملکرد NMSE بر حسب تعداد کل نمونه‌های Q برای ارسال پایلوت برای الگوریتم‌های مختلف.



شکل ۱۰: مقایسه‌ی الگوریتم پیشنهادی GAISS با دو الگوریتم تخمین کانال OMP و SD.



شکل ۱۲: مقایسه‌ی دو الگوریتم پیشنهادی GAISS و GLESS با دو الگوریتم تخمین کانال OMP و SD.

### ۵- نتیجه‌گیری:

بهره‌مندی از مزایای سامانه‌های MIMO انبوه با آرایه آنتن لنز در مخابرات موج میلیمتری منوط به حصول اطلاعات حالت کانال در سمت فرستنده و گیرنده است که این اطلاعات مشخص نبوده و نیازمند تخمین است. در این مقاله به دلیل پیچیدگی کمتر از روش‌های مبتنی بر داده‌های آموزشی و به دلیل خاصیت تنگ بودن کانال از روش‌های سنجش فشرده استفاده شد. با استفاده از خاصیت الگوریتم‌های حریمانه و نیز بهینه‌سازی محدب، دو الگوریتم جدید تخمین کانال برای سامانه‌های مدنظر پیشنهاد شد. همچنین با استفاده از نتایج شبیه‌سازی مشاهده شد که الگوریتم تخمین پیشنهادی لاسوی گروهی با انتخاب ساپورت مؤثر (GLES) به دلیل قابلیت آن در بازیابی سیگنال‌های نویزی تنگ در SNR پایین از دقت خوبی برخوردار است، اما سرعت بازیابی و همچنین حجم محاسباتی بالایی دارد. بنابراین به الگوریتم‌های حریمانه روی آورده و الگوریتم تخمین کانال حریمانه با انتخاب ساپورت هوشمندانه

از طرفی روش پیشنهادی مخصوصاً در SNRهای پایین خیلی خوب عمل می‌کند و همچنین اکثراً SNR لینک فراسو پایین است چون توان ارسالی کاربران محدود است و می‌توان نتیجه گرفت که الگوریتم پیشنهادی GAISS بهتر عمل کرده و جذاب‌تر است. شکل (۱۱) عملکرد NMSE را با در نظر گرفتن تعداد نمونه‌های آموزشی ارسالی در SNR=۲۵ dB بین الگوریتم‌های ذکر شده مقایسه می‌کند. برای مثال برای رسیدن به عملکرد NMSE=۰/۳۵ تعداد Qهای مورد نیاز در الگوریتم OMP، Q=۱۸۰ و در SD، Q=۱۲۰ بوده در حالیکه در الگوریتم پیشنهادی GAISS به بهبود سربار ۴۴٪ نسبت به الگوریتم OMP و بهبود ۱۶٪ نسبت به الگوریتم SD رسیده است. در نتیجه الگوریتم GAISS عملکرد رضایت بخش با سربار پایین‌تری دارد.

در نهایت شکل (۱۲) مقایسه عملکرد دو الگوریتم پیشنهادی با الگوریتم‌های SD و OMP را نشان می‌دهد. همانطور که در شکل مشاهده می‌شود به علت اینکه الگوریتم‌های بهینه‌سازی محدب توانایی بازیابی سیگنال‌های نویزی تنگ را دارند بنابراین در SNRهای پایین الگوریتم پیشنهادی GLESS بهتر عمل کرده و از دقت بیشتری نسبت به الگوریتم‌های حریمانه‌ی GAISS برخوردار است. در مقابل الگوریتم حریمانه‌ی GAISS با وجود پیچیدگی کمتر و سرعت بازیابی به مراتب بیشتر، در SNRهای پایین از الگوریتم‌های حریمانه‌ی رقیب خود (SD و OMP) بهتر عمل کرده و نسبت به الگوریتم بهینه‌سازی GLES افت عملکرد کم و قابل قبولی دارد. این در حالی است که الگوریتم GAISS در SNRهای بالا حتی از الگوریتم بهینه‌سازی GLES نیز بهتر عمل کرده است که دلیل آن انتخاب هوشمندانه‌ی مجموعه ساپورت می‌باشد. علاوه بر این مشکلاتی همچون تنظیم  $\alpha$  برای هر SNR و رسیدن به ضریب تنگ کننده‌ی مربوطه در الگوریتم GLES را نیز ندارد.

- MIMO systems,” *IEEE Commun. Lett.*, vol. 20, no. 5, pp. 1054–1057, May 2016.
- [11] A. Alkhateeb, G. Leus, and R. W. Heath, “Compressed sensing based multi-user millimeter wave systems: How many measurements are needed?” in *Proc. IEEE ICASSP*, Apr. 2015, pp. 2909–2913.
- [12] W. U. 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, Jun. 2010.
- [13] X. Gao, L. Dai, S. Han, I. Chih-Lin, and X. Wang, “Reliable Beamspace Channel Estimation for Millimeter-Wave Massive MIMO Systems with Lens Antenna Array,” *IEEE Trans. Wirel. Commun.*, vol. 16, no. 9, pp. 6010–6021, 2017.
- [14] B. Wang, L. Dai, Z. Wang, N. Ge and S. Zhou, “Spectrum and Energy-Efficient Beamspace MIMO-NOMA for Millimeter-Wave Communications Using Lens Antenna Array,” *IEEE Journal on Selected Areas in Communications*, vol. 35, no. 10, pp. 2370-2382, Oct. 2017.
- [15] A. Alkhateeb, O. El Ayach, G. Leus, and R. W. Heath, “Channel estimation and hybrid precoding for millimeter wave cellular systems,” *IEEE J. Sel. Top. Signal Process.*, vol. 8, no. 5, pp. 831–846, Oct. 2014.
- [16] J. A. Tropp and A. C. Gilbert, “Signal recovery from random measurements via orthogonal matching pursuit,” *IEEE Trans. Inf. Theory*, vol. 53, no. 12, pp. 4655–4666, Dec. 2007.
- [17] J. A. T. Needell, Deanna, “CoSaMP: Iterative signal recovery from incomplete and inaccurate samples,” *Appl. Comput. Harmon. Anal.*, vol. 26, no.3, pp. 301–321, 2009.
- [18] J. Choi, V. Va, N. González-Prelcic, R. Daniels, C. R. Bhat, and R. W. Heath, “Millimeter-Wave Vehicular Communication to Support Massive Automotive Sensing,” *IEEE Commun. Mag.*, vol. 54, no. 12, pp. 160–167, 2016.
- [19] L. Yang, Y. Zeng, and R. Zhang, “Efficient channel estimation for millimeter wave MIMO with limited RF chains,” in *Proc. IEEE ICC*, May 2016, pp. 1–6.
- [20] Y. Zeng, S. Member, R. Zhang, and Z. N. Chen, “Electromagnetic Lens-Focusing Antenna Enabled Massive MIMO: Performance Improvement and Cost Reduction,” *IEEE Journal on Selected Areas in Communications*, vol. 32, no. 6, pp. 1194–1206, 2014.
- [21] J. A. Tropp, A. C. Gilbert, and M. J. Strauss, “Algorithms for simultaneous sparse approximation. Part I: Greedy pursuit,” *Signal Processing*, vol. 86, no. 3, pp. 572–588, 2006.
- [22] M. Grant and S. Boyd. *CVX: Matlab software for disciplined convex programming*, version 2.0 beta. <http://cvxr.com/cvx>, Sep. 2013.
- [23] N. B. Karahanoglu and H. Erdogan, *Compressed Sensing Signal Recovery via Forward-Backward Pursuit*, 2012.
- [24] T. T. Do, L. Gan, N. Nguyen, and T. D. Tran, “Sparsity adaptive matching pursuit algorithm for practical compressed sensing”, pp. 581–587, 2008.
- [25] Y. Wang, J. Chen, and W. Fang, “TST-MUSIC for Joint DOA-Delay Estimation,” vol. 49, no. 4, pp. 721–729, 2001.

که GAISS نام گذاری شد معرفی شد که هم از دقت خوبی برخوردار بوده و هم سرعت بازیابی بالا و همچنین حجم محاسباتی پایینی دارد. در نهایت عملکرد دو الگوریتم پیشنهادی با سایر الگوریتم‌های موجود مقایسه و مشاهده شد که علاوه بر اینکه خطای تخمین به مراتب پایین آمده و الگوریتم‌های پیشنهادی از دقت مطلوبی برخوردارند، همچنین به تعداد پایلوت کمتری جهت بازیابی کانال نیاز است. در این مقاله تخمین کانال برای سامانه‌هایی با کاربران تک آنتنه مورد بررسی قرار گرفت. در آینده می‌توان تخمین کانال در این سامانه‌ها را برای کاربرانی که دارای آنتن‌های چندگانه‌اند مورد بررسی قرار داد. همچنین طراحی پیش‌کدگذاری مناسب و طراحی دنباله‌های آموزشی برای کم کردن تعداد پایلوت موردنظر از چالش‌هایی است که می‌توان در آینده به آن‌ها پرداخت. بررسی این سامانه‌ها در مخابرات سلولی و به‌علاوه افزایش تعداد کاربران با استفاده از NOMA<sup>۱۴</sup> از دیگر فعالیت‌هایی قابل انجام در آینده است.

#### مراجع:

- [1] S. Han, C.-L. I, Z. Xu, and C. Rowell, “Large-scale antenna systems with hybrid precoding analog and digital beamforming for millimeter wave 5G,” *IEEE Commun. Mag.*, vol. 53, no. 1, pp. 186–194, Jan. 2015.
- [2] L. Wei, R. Q. Hu, Y. Qian, and G. Wu, “Key elements to enable millimeter wave communications for 5G wireless systems,” *IEEE Wireless Commun.*, vol. 21, no. 6, pp. 136–143, Dec. 2014.
- [3] S. Kuttu and D. Sen, “Beamforming for Millimeter Wave Communications: An Inclusive Survey,” *IEEE Commun. Surv. Tutorials*, vol. 18, no. 2, pp. 949–973, 2016.
- [4] F. Rusek, D. Persson, B. K. Lau, E. G. Larsson, T. L. Marzetta, O. Edfors, and F. Tufvesson, “Scaling up MIMO: Opportunities and challenges with very large arrays,” *IEEE Signal Process. Mag.*, vol. 30, no. 1, pp. 40–60, Jan. 2013.
- [5] S. Mumtaz, J. Rodriguez, and L. Dai, *mmWave Massive MIMO: A Paradigm for 5G*, Academic Press, 1<sup>st</sup> Edition, 2016.
- [6] R. Cao, T. F. Wong, H. Gao, D. Wang, and Y. Lu, “Blind Channel Direction Separation Against Pilot Spoofing Attack in Massive MIMO System,” *26th Eur. Signal Process. Conf.*, pp. 2577–2581, 2018.
- [7] P. Pasangi, M. Atashbar, and M. Mohassel Feghhi, “Blind downlink channel estimation for TDD-based multiuser massive MIMO in the presence of nonlinear HPA,” *ETRI Journal*, vol. 41, pp. 426–436, Mar. 2019.
- [8] Y. Zeng and R. Zhang, “Millimeter wave MIMO with lens antenna array: A new path division multiplexing paradigm,” *IEEE Trans. Commun.*, vol. 64, no. 4, pp. 1557–1571, Apr. 2016.
- [9] Y. Zeng, R. Zhang, and Z. N. Chen, “Electromagnetic lens-focusing antenna enabled massive MIMO: Performance improvement and cost reduction,” *IEEE J. Sel. Areas Commun.*, vol. 32, no. 6, pp. 1194–1206, Jun. 2014.
- [10] X. Gao, L. Dai, Z. Chen, Z. Wang, and Z. Zhang, “Near-optimal beam selection for beamspace mmWave massive

## زیر نویس ها

---

- <sup>8</sup> Block Basis Pursuit
- <sup>9</sup> Alternative Direction Method of Multipliers
- <sup>10</sup> Greedy Algorithm with Intelligently Selection Support
- <sup>11</sup> Forward-Backward
- <sup>12</sup> Normalized Mean Square Error
- <sup>13</sup> Trade off
- <sup>14</sup> Non-Orthogonal Multiple-Access

- <sup>1</sup> Support Detection
- <sup>2</sup> Group Lasso with Effective Support
- <sup>3</sup> Downlink
- <sup>4</sup> Uplink
- <sup>5</sup> Interference Aware
- <sup>6</sup> Isometry Property Restricted
- <sup>7</sup> Greedy