



ارائه شده توسط:

سایت ترجمه فا

مرجع جدیدترین مقالات ترجمه شده

از نشریات معتبر

طرح عادلانه MAX-MIN برای کانال های تداخلی MIMO : رویکرد -Minorization Maximization

چکیده

ما در مورد طرح precoder خطی (beamformer) در یک کانال تداخلی چند خروجی-چند ورودی بحث می کنیم (MIMO-IC). هدف، طراحی ماتریس های کوواریانس انتقال است به منظور دستیابی به ابزار max-min ی که برای همه کاربران مناسب باشد. مشکل بهینه سازی مربوطه به طور کلی محذب نبودن و NP-hard است. ما یک الگوریتم کارآمد بر اساس تکنیک minorization-maximization (MM) برای به دست آوردن راه حل های کیفی مسئله طراحی می کنیم. روش پیشنهاد شده برنامه محذب مخروطی مرتبه دوم را در هر تکرار حل می کند (SOCP) و به یک نقطه ثابت مسئله در شرایط عادی همگرا می شود. ما همچنین الگوریتم را به مواردی که در ماتریس های کوواریانس نوییزی یا اطلاعات وضعیت کانال (CSI) اختلالاتی وجود دارد، گسترش می دهیم. نتایج شبیه سازی، اثربخشی روش پیشنهادی را در مقایسه با رقیب اصلی آن نشان می دهد.

کلیدواژگان: کانال تداخلی، (MM) minorization-maximization، max-min fairness، MIMO.

بهینه سازی نرخ.

۱. مقدمه

ما مسئله طرح precoder خطی در یک کانال تداخلی MIMO را در نظر می گیریم که در آن مجموعه ای از جفت های فرستنده-گیرنده با بیش از یک منبع مشترک (زمان یا فرکانس) ارتباط برقرار می کنند. ماتریس precoder می تواند برای بهبود عملکرد شبکه نرخ کل یا نرخ حداقل طراحی شده باشد (max-min fairness) نقطه نظر [۱۶] - [۱].

مسئله طرح فرستنده-گیرنده خطی در معیار max-min fairness به طور گسترده ای در نوشته های [۱۰] - [۱۱] مطالعه شده است. در [۱] و [۲]، مسئله کنترل قدرت در یک سیگنال max-min با معیار نرخ plus-noise تداخلی مورد مطالعه قرار گرفته است و مرزهای عملکرد الگوریتم های کنترل قدرت به دست آمده است. مشکل طراحی فرستنده precoder که نرخ حداقل را برای کاربران شبکه چند ورودی-یک خروجی (MISO) حداکثر

می کند نیز در [۶] - [۳] مورد مطالعه قرار گرفته است. نویسندگان [۷] بدترین حالت موضوع SINR را به یک محدودیت قدرت در ماتریس precoder طراحی در یک MIMO-IC افزایش دادند و نشان دادند که این مشکل می تواند با استفاده از بسته های بهینه سازی مخروطی استاندارد حل شود. نویسندگان [۱۷] طرح precoder عادلانه max-min را در یک IC تک ورودی چند خروجی در نظر گرفتند (SIMO) و نشان دادند که این مشکل می تواند در زمان چند جمله ای حل شده باشد. در [۸] نویسندگان مسئله عادلانه max-min در MIMO-IC را به عنوان مسئله پیدا کردن فرستنده-گیرنده بهینه جهانی که SINR مینیمم را برای تمام کاربران ماکزیمم می کند از نو طرح کردند. آنها نشان دادند که وقتی هر فرستنده (گیرنده) مجهز به بیش از یک آنتن باشد و هر گیرنده (فرستنده) مجهز به بیش از دو آنتن باشد، مسئله به شدت NP-hard است. برای مقابله با این مشکل آنها دو الگوریتم که مسئله NP-hard اصلی را به یک سری زیرمجموعه های محدب تجزیه می کند پیشنهاد دادند. در [۹] و [۱۰]، نویسندگان مسئله طراحی precoder خطی را برای MIMO-IC تحت یک معیار عادلانه max-min در نظر گرفتند و نشان دادند که وقتی حداقل دو آنتن در هر فرستنده و گیرنده وجود دارد، مسئله به کلاس مسئله های NP-hard تعلق می گیرد. آنها الگوریتمی که راه حل تقریبی مشکل اصلی را محاسبه می کند پیشنهاد دادند. توجه داشته باشید که در کارهای فوق ماتریس های precoder برای مواردی که تعداد علامت ها در یک جریانی که به طور پیشین شناخته شده فرض شده است طراحی شده اند.

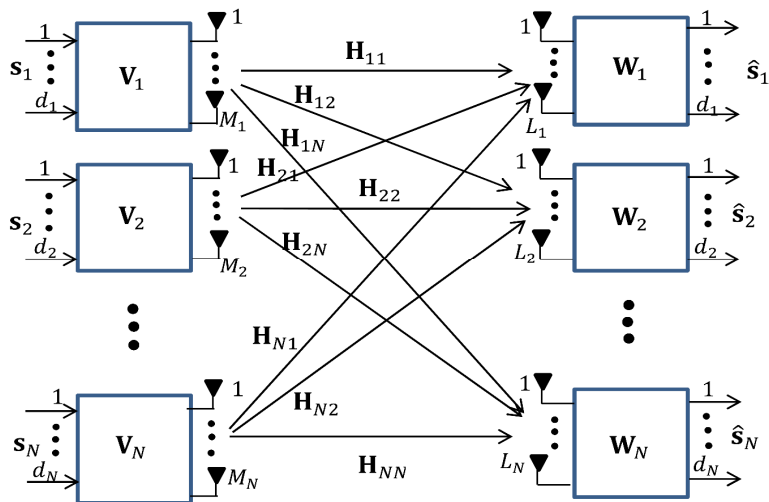
در این مقاله، طرح precoder تداخلی را برای حالت چند ورودی چند خروجی (MIMO) در نظر گرفتیم. هدف ما طراحی ماتریس کوواریانس انتقال (تعداد علامت های انتقالی که می توانند ناشناخته باشند) تحت یک معیار عادلانه max-min برای سیستم ها با استفاده از گیرنده های خطای مربع میانگین مینیمم خطی مرسوم (LMMSE) است. ما یک الگوریتم کارآمد محاسباتی مبتنی بر تکنیک Minorization-maximization¹ (MM) را برای به دست آوردن راه حل های کیفی مسئله طراحی پیشنهاد می کنیم. راه حل های به دست آمده نقاط ثابت مسئله در شرایط معمولی است. در مقایسه با [۹] و [۱۰]، ما بیشتر یک مورد اصلی را با طراحی ماتریس های کوواریانس precoder در نظر می گیریم، که به معنی تعداد مطلوبی از علامت ها در یک جریان است همچنین به عنوان یک نتیجه جانبی به دست آمده است. ما همچنین الگوریتم خود را به موردی که در آن عدم قطعیت در ماتریس کوواریانس نویز یا در CSI وجود دارد گسترش می دهیم.

بقیه مقاله به شرح زیر است: مدل سیگنال و سیستم همراه با مسائل مربوط به طراحی کوواریانس precoder max-min در بخش دوم شرح داده شده است. روش پیشنهادی برای طراحی کوواریانس های Precoder و به ویژه ماتریس های Precoder تحت معیار عادلانه max-min در بخش سوم باز شده است. طراحی Precoder تحت کوواریانس نویز و CSI ناقص در بخش چهارم در نظر گرفته شده اند. نتایج عددی در بخش پنج ارائه شده است و، در نهایت، نتیجه گیری در بخش ششم آورده شده است.

جدول I نشانه گذاری های مورد استفاده در این مقاله را خلاصه می کند.

جدول I: نشانه گذاری

$\ x\ _n$:	I_n -norm بردار x ، به عنوان $(\sum_k x(k) ^n)^{1/n}$ تعریف شده
مقیاس طیفی ماتریس X یعنی بزرگترین مقدار منحصر به فرد	
$\ X\ _2$:	X
X_H :	ترانهاده ماتریکس X
$\text{tr}(X)$:	اجرای ماتریس X
$\lambda_{\max}(X)$:	حداکثر مقدار اختصاصی ماتریکس Hermitian X
$A \times B$:	نتیجه Kronecker دو ماتریس A و B
$X \geq Y$:	$X - Y$ نیمه قطعی مثبت است
$X > Y$:	$X - Y$ قطعی مثبت است
$X^{1/2}$:	ریشه مربع Hermitian ماتریس نیمه قطعی مثبت X
$X = X^{1/2}(X^{1/2})^H$ یعنی	
$\text{vec}(X)$ X column-wise	بردار به دست آمده توسط پشته سازی
I_n :	ماتریس مشخصه $C^{n \times n}$
R :	مجموعه ی اعداد حقیقی
C :	مجموعه ی اعداد مختلط
$R(x)$:	قسمت حقیقی x
R_+ :	مجموعه ی اعداد حقیقی غیر منفی
S_N^+ :	مجموعه ی ماتریس های مثبت نیمه قطعی $C^{N \times N}$
S_N^{++} :	مجموعه ی ماتریس های قطعی مثبت $C^{N \times N}$



شکل ۱: MIMO-IC عمومی.

۲. مدل سیستم و فرمولسازی مسئله

در نظر گرفتن جفت های فرستنده - گیرنده \$N\$ در ارتباط با بیش از یک کانال تداخلی MIMO همانطور که در شکل ۱ نشان داده شده است. ما فرض می کنیم که فرستنده \$i\$ ام و گیرنده \$i\$ ام با آنتن های \$M_i\$ و \$L_i\$ به ترتیب مجهز شده اند. فرستنده \$i\$ ام از ماتریس خطی precoder \$V_i \in \mathbb{C}^{M_i \times d_i}\$ برای تبدیل جریان نماد \$\mathbf{s}_i \in \mathbb{C}^{d_i \times 1}\$ (متشکل از نمادهای داده ای مستقل \$d_i\$) به بردار \$\mathbf{d}_i \in \mathbb{C}^{M_i \times 1}\$ استفاده می کند به معنی:

$$\mathbf{d}_i = V_i \mathbf{s}_i \quad (1)$$

و آن را به بیش از یک کانال های محو شده تخت می فرستد. سیگنال دریافت شده در گیرنده \$i\$ ام به صورت زیر است:

$$\mathbf{y}_i = \underbrace{\mathbf{H}_{ii} \mathbf{d}_i}_{\text{desired signal}} + \underbrace{\sum_{j \neq i} \mathbf{H}_{ji} \mathbf{d}_j}_{\text{interference plus noise}} + \mathbf{n}_i$$

(۲)

جایی که ماتریس کانال بین فرستنده \$j\$ ام و گیرنده \$i\$ ام را نشان می دهد. \$\mathbf{H}_{ji} \in \mathbb{C}^{L_i \times M_j}\$

همچنین، نویز گشتاور پیچیده دایره ای متقارن (CSCG) در گیرنده \$i\$ ام با میانگین صفر و ماتریس

کوواریانس \$\Gamma_i \in \mathbb{S}_{L_i}^{++}\$ است. گیرنده \$i\$ ام از ماتریس رمزگشای خطی برای بدست آوردن \$\mathbf{W}_i \in \mathbb{C}^{d_i \times L_i}\$ برای به

دست آوردن \$\hat{\mathbf{s}}_i \in \mathbb{C}^{d_i \times 1}\$ که از بردار انتقال \$\mathbf{s}_i\$ برآورد شده است استفاده می کند:

$$\begin{aligned}\hat{s}_i &= \mathbf{W}_i \mathbf{y}_i \\ &= \mathbf{W}_i \mathbf{H}_{ii} \mathbf{V}_i s_i + \mathbf{W}_i \sum_{j \neq i} \mathbf{H}_{ji} \mathbf{V}_j s_j + \mathbf{W}_i \mathbf{n}_i\end{aligned}\quad (3)$$

فرض کنید نماد s_i یک بردار تصادفی گاوسی با میانگین صفر و ماتریس کوواریانس \mathbf{I}_{d_i} است، نرخ کاربری \bar{a}_i به صورت زیر است [۱۸]:

$$\left(\mathbf{I}_{d_i} + \mathbf{W}_i \mathbf{H}_{ii} \mathbf{V}_i \mathbf{V}_i^H \mathbf{H}_{ii}^H \mathbf{W}_i^H (\mathbf{W}_i \mathbf{C}_i^{-1} \mathbf{W}_i^H)^{-1} \right) \quad (4)$$

$$R_i = \log \det$$

با $\bar{\mathbf{C}}_i$ ماتریس کواریانس نویز پلاس تداخلی به صورت زیر تعریف می شود:

$$\bar{\mathbf{C}}_i = \Gamma_i + \sum_{j \neq i} \mathbf{H}_{ji} \mathbf{V}_j \mathbf{V}_j^H \mathbf{H}_{ji}^H \quad (5)$$

استفاده از decoder معمولی LMMSE در گیرنده ها به معنی ماتریس دیکدر $\bar{\mathbf{a}}_i$ است که به صورت زیر است:

$$\mathbf{W}_i^{\text{LMMSE}} = \mathbf{V}_i^H \mathbf{H}_{ii}^H \left(\sum_{j=1}^n \mathbf{H}_{ji} \mathbf{V}_j \mathbf{V}_j^H \mathbf{H}_{ji}^H + \Gamma_i \right)^{-1} \quad (6)$$

با جایگزینی (۶) در (۴)، به صورت زیر بازبینی می شود (برای تکمیل یک مدرک از (۶) و (۷) در ضمیمه A قرار دادیم):

$$R_i = \log \det \left(\mathbf{I}_{d_i} + \mathbf{V}_i^H \mathbf{H}_{ii}^H \left[\Gamma_i + \sum_{j \neq i} \mathbf{H}_{ji} \mathbf{V}_j \mathbf{V}_j^H \mathbf{H}_{ji}^H \right]^{-1} \mathbf{H}_{ii} \mathbf{V}_i \right) \quad (7)$$

تبصره ۱. جالب توجه است، استفاده از دیکدر $\mathbf{W}_i' = \mathbf{V}_i^H \mathbf{H}_{ii}^H \mathbf{C}_i^{-1}$ به (۵) نگاه کنید، منجر به همان نرخ

LMMSE می شود به (۷) نگاه کنید. علاوه بر این، ماتریس \mathbf{W}_i' نرخ (۴) را حداکثر می کند. برای دیدن این، از

خواص استاندارد مکمل Schur برای بررسی اینکه نابرابری

$$\mathbf{V}_i^H \mathbf{H}_{ii}^H \mathbf{W}_i^H (\mathbf{W}_i \mathbf{C}_i^{-1} \mathbf{W}_i^H)^{-1} \mathbf{W}_i \mathbf{H}_{ii} \mathbf{V}_i \succeq \mathbf{V}_i^H \mathbf{H}_{ii}^H \mathbf{C}_i^{-1} \mathbf{H}_{ii} \mathbf{V}_i \quad (8)$$

معادل نیمه قطعی مثبت ماتریس است استفاده می شود:

$$\Phi_i = \begin{bmatrix} \mathbf{V}_i^H \mathbf{H}_{ii}^H \mathbf{C}_i^{-1} \mathbf{H}_{ii} \mathbf{V}_i & \mathbf{V}_i^H \mathbf{H}_{ii}^H \mathbf{W}_i^H \\ \mathbf{W}_i \mathbf{H}_{ii} \mathbf{V}_i & \mathbf{W}_i \mathbf{C}_i^{-1} \mathbf{W}_i^H \end{bmatrix} \quad (9)$$

حالا، مشاهده کنید که ماتریس Φ_i در بالا در واقع در \mathbf{S}_{di}^+ است چون می تواند به صورت

$$\Phi_i = \Theta_i \Theta_i^H$$

شده باشد با:

$$\Theta_i = \begin{bmatrix} \mathbf{V}_i^H \mathbf{H}_{ii}^H & \mathbf{0} \\ \mathbf{0} & \mathbf{W}_i \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \mathbf{C}_i^{-1/2} \\ \mathbf{C}_i^{1/2} \end{bmatrix} \quad (10)$$

بنابراین، (8) درست است. علاوه بر این می توان تایید کرد که با جایگزینی $\mathbf{W}_i = \mathbf{W}'_i = \mathbf{V}_i^H \mathbf{H}_{ii}^H \mathbf{C}_i^{-1} \mathbf{H}_{ii} \mathbf{V}_i$

سمت چپ می شود (8)، سمت راست است. بنابراین، \mathbf{W}'_i نرخ در (4) را

حداکثر می کند. از آنجا که دیکدر LMMSE در (6) و \mathbf{W}'_i همان نرخ را تولید می کنیم، ما نتیجه می گیریم که دیکدر LMMSE نرخ را نیز به خوبی به حداکثر می رساند.

استفاده از ویژگی تعیین کننده Sylvester به معنی $\det(\mathbf{I} + \mathbf{A}\mathbf{B}) = \det(\mathbf{I} + \mathbf{B}\mathbf{A})$ است که نرخ \mathbf{R}_i در (7) می تواند به صورت زیر بازنویسی شود:

$$\mathbf{R}_i = \log \det (\mathbf{I}_{L_i} + \mathbf{H}_{ii} \mathbf{Q}_i \mathbf{H}_{ii}^H [\mathbf{\Gamma}_i + \sum_{j \neq i} \mathbf{H}_{ji} \mathbf{Q}_j \mathbf{H}_{ji}^H]^{-1}) \quad (11)$$

که $\mathbf{Q}_i \triangleq \mathbf{V}_i \mathbf{V}_i^H \in \mathbb{C}^{M_i \times M_i}$ ، $i=1, \dots, N$ ، ماتریس های کوواریانس precoder هستند. در این مقاله،

هدف طراحی ماتریس های کوواریانس precoder $\{\mathbf{Q}_i\}_{i=1}^N$

$$\max_{\{\mathbf{Q}_i\}_{i=1}^N} \min_{i=1,2,\dots,N} R_i$$

حداقل نرخ کاربران است،

که می تواند به صورت مسئله زیر تعیین شود:

$$\text{s.t.} \quad \text{tr}\{\mathbf{Q}_i\} \leq p_i$$

$$\mathbf{Q}_i \succeq \mathbf{0}$$

$$\forall i = 1, 2, \dots, N$$

$$\forall i = 1, 2, \dots, N$$

$$(12)$$

که p_i قدرت موجود برای فرستنده i ام است. در بخش بعد، ما فرض می کنیم که ماتریس کوواریانس نویز $\{\mathbf{\Gamma}_i\}_{i=1}^N$

همچنین ماتریس های کانال $\{\mathbf{H}_{ij}\}_{i,j=1}^N$ دقیقاً شناخته شده هستند. ما مورد دانش پیشین متغیر را در بخش چهارم در نظر می گیریم.

۳. روش پیشنهادی

می توان نشان داد که مسئله طراحی در (۱۲) به طور کلی غیر محدب و NP-hard است [۱۰]. در ادامه، ما یک روش مبتنی بر تکنیک (MM) minorization-maximization برای مقابله با این مسئله طراحی می کنیم [۱۹].

در (۱۲) محدودیت ها محدب هستند، اما تابع هدف غیر محدب است. بنابراین ما تکنیک MM را به تابع هدف اعمال خواهیم کرد. برای این منظور ابتدا ما گزاره زیر را معرفی می کنیم

گزاره ۱. نرخ R_i ، نگاه کنید به (۱۱)، می تواند به صورت زیر بازنویسی شود:

$$R_i = \log \det(\mathbf{U}^H \mathbf{B}_i^{-1} \mathbf{U}) \quad (13)$$

که \mathbf{U} و \mathbf{B}_i به صورت زیر تعریف شده اند:

$$\mathbf{U} \triangleq \begin{bmatrix} \mathbf{I}_{M_i} & \mathbf{0}_{M_i \times L_i} \end{bmatrix}^T \quad (14)$$

$$\mathbf{B}_i = \begin{bmatrix} \mathbf{I}_{M_i} & \tilde{\mathbf{V}}_i^H \mathbf{H}_{ii}^H \\ \mathbf{H}_{ii} \tilde{\mathbf{V}}_i & \Gamma_i + \sum_{j=1}^N \mathbf{H}_{ji} \tilde{\mathbf{V}}_j \tilde{\mathbf{V}}_j^H \mathbf{H}_{ji}^H \end{bmatrix} \quad (15)$$

$$\tilde{\mathbf{V}}_i \triangleq \mathbf{Q}_i^{\frac{1}{2}} \in \mathbb{C}^{M_i \times M_i} \quad \text{با}$$

اثبات: پیوست \mathbf{B} را ببینید

با استفاده از (۱۳)، این مسئله در (۱۲) می تواند به صورت زیر بازنویسی شود:

$$\max \quad \min \log \det(\mathbf{U}^H \mathbf{H}_i^{-1} \mathbf{U}) \quad (16)$$

$$\{\tilde{\mathbf{V}}_i\}_{i=1}^N, \quad i=1, \dots, N$$

$$\text{s.t.} \quad \text{tr}\{\tilde{\mathbf{V}}_i \tilde{\mathbf{V}}_i^H\} \leq p_i, \quad \forall i=1, 2, \dots, N$$

در موضوع زیر (به عنوان مثال، [۲۰] را ببینید) زمین را برای استفاده از MM در (۱۶) قرار می دهد.

لم ۱. تابع R_+ $S_N^{++} \rightarrow f(\mathbf{X}) = \log \det(\mathbf{U}^H \mathbf{X}^{-1} \mathbf{U})$ برای هر ماتریس رتبه بندی کاملاً ستونی \mathbf{U} محدب است. با استفاده از لم ۱ و توجه به $\mathbf{B}_i \succ \mathbf{0}, \forall i = 1, 2, \dots, N$ (پیوست C را ببینید)، هدف

عملکرد در مسئله (۱۶) می تواند در $\bar{\mathbf{B}}_i$ داده شده به صورت زیر حداقل شده باشد :

$$\log \det(\mathbf{U}^H \mathbf{B}_i^{-1} \mathbf{U}) \geq \log \det(\mathbf{U}^H \bar{\mathbf{B}}_i^{-1} \mathbf{U}) - \text{tr}\{\mathbf{F}_i(\mathbf{B}_i - \bar{\mathbf{B}}_i)\} \quad (17)$$

که \mathbf{F}_i به صورت زیر است (پیوست D را ببینید):

$$\mathbf{F}_i = \bar{\mathbf{B}}_i^{-1} \mathbf{U} (\mathbf{U}^H \bar{\mathbf{B}}_i^{-1} \mathbf{U})^{-1} \mathbf{U}^H \bar{\mathbf{B}}_i^{-1} \quad (18)$$

توجه داشته باشید که $\bar{\mathbf{B}}_i$ می تواند به عنوان مقدار \mathbf{B}_i در تکرار $(k-1)$ ام انتخاب شده باشد. در نتیجه:

$$g_i^{(\kappa)}(\tilde{\mathbf{V}}_1, \dots, \tilde{\mathbf{V}}_N) \triangleq \log \det(\mathbf{U}^H (\mathbf{B}_i^{(\kappa-1)})^{-1} \mathbf{U}) - \text{tr}\{\mathbf{F}_i(\mathbf{B}_i - \mathbf{B}_i^{(\kappa-1)})\} \quad (19)$$

(ما وابستگی \mathbf{F} به تعداد تکرار را حذف می کنیم تا نشانه گذاری را ساده تر کنیم). سپس این را از (۱۷) که تابع

$$\text{هدف در (۱۶) می تواند } \min_{i=1, \dots, N} \log \det(\mathbf{U}^H \mathbf{B}_i^{-1} \mathbf{U}) \geq \min_{i=1, \dots, N} g_i^{(\kappa)}(\tilde{\mathbf{V}}_1, \dots, \tilde{\mathbf{V}}_N) \quad (20)$$

تکنیک MM که از (۲۰) استفاده می کند، شامل حل تکراری مسئله زیر است (برای $k=1, 2, \dots$):

$$\begin{aligned} & \max_{\{\tilde{\mathbf{V}}_i\}_{i=1}^N} \min_{i=1, \dots, N} g_i^{(\kappa)}(\tilde{\mathbf{V}}_1, \dots, \tilde{\mathbf{V}}_N) \\ & \text{s.t. } \text{tr}\{\tilde{\mathbf{V}}_i \tilde{\mathbf{V}}_i^H\} \leq p_i, \quad \forall i = 1, 2, \dots, N \end{aligned} \quad (21)$$

بعد، ما با استفاده از متغیر کمکی t (۲۱) را بازنویسی کنیم:

$$\max_{\{\tilde{\mathbf{V}}_i\}_{i=1}^N, t} t \quad (22)$$

برای استخراج یک محدب، $g_i^{(\kappa)}(\tilde{\mathbf{V}}_1, \dots, \tilde{\mathbf{V}}_N) \geq t, \forall i = 1, 2, \dots, N$ از نظر متغیرهای $\{\tilde{\mathbf{V}}_i\}_{i=1}^N$ (k.s.t. $\text{tr}\{\tilde{\mathbf{V}}_i \tilde{\mathbf{V}}_i^H\} \leq p_i, \forall i = 1, 2, \dots, N$):

$$\mathbf{F} = \begin{pmatrix} \mathbf{F}_{11_{M_1 \times M_1}} & \mathbf{F}_{12_{M_1 \times L_1}} \\ \mathbf{F}_{21_{L_1 \times M_1}} & \mathbf{F}_{22_{L_1 \times L_1}} \end{pmatrix} \quad (23)$$

سپس، ترکیب (۲۳) و (۱۵)، می تواند به صورت زیر شود:

$$\begin{aligned} \text{tr}\{\mathbf{F}_i \mathbf{B}_i\} &= 2\Re\{\text{tr}\{(\mathbf{F}_i)_{12} \mathbf{H}_{ii} \tilde{\mathbf{V}}_i\}\} + \text{tr}\{(\mathbf{F}_i)_{11}\} \\ &+ \text{tr}\{(\mathbf{F}_i)_{22} \Gamma_i\} \\ &+ \text{tr}\{(\mathbf{F}_i)_{22} \sum_{j=1}^N \mathbf{H}_{ji} \tilde{\mathbf{V}}_i \tilde{\mathbf{V}}_i^H \mathbf{H}_{ji}^H\}. \end{aligned} \quad (24)$$

تعریف و استفاده از خواص اپراتور برداری، $\text{vec}(\mathbf{A}^T)^T \text{vec}(\mathbf{B})$ و $\text{tr}(\mathbf{AB}) = \text{vec}(\mathbf{ABC}) = (\mathbf{C}^T \tilde{\otimes} \mathbf{A}) \text{vec}(\mathbf{B})$ (برای هر ماتریس دلخواه $\mathbf{A}, \mathbf{B}, \mathbf{C}$) ما می توانیم اولین و آخرین جمله ها

در (۲۴) را بازنویسی کنیم:

$$\text{tr}\{(\mathbf{F}_i)_{12} \mathbf{H}_{ii} \tilde{\mathbf{V}}_i\} = \mathbf{b}_i^H \mathbf{x}_i \quad (25)$$

$$\text{tr}\{(\mathbf{F}_i)_{22} \sum_{j=1}^N \mathbf{H}_{ji} \tilde{\mathbf{V}}_i \tilde{\mathbf{V}}_i^H \mathbf{H}_{ji}^H\} = \sum_{j=1}^N \mathbf{x}_j^H \mathbf{G}_{ji} \mathbf{x}_j \quad (26)$$

که $\mathbf{G}_{ji} \triangleq \mathbf{I}_M \otimes (\mathbf{H}_{ji}^H (\mathbf{F}_i)_{22} \mathbf{H}_{ji})$ و $\mathbf{b}_i \triangleq \text{vec}(\mathbf{H}_{ii}^H (\mathbf{F}_i)_{12}^H)$ توجه داشته باشید که با توجه

$$\mathbf{H}_{ji}^H (\mathbf{F}_i)_{22} \mathbf{H}_{ji} \quad \mathbf{G}_{ji} \succeq \mathbf{0} \quad \text{به}$$

خواص نتیجه Kronecker. زیرا غیر قطعی مثبت است. در نتیجه، این مسئله در

(۲۲) که در تکرار MM حل شده است می تواند به صورت بهینه زیر بازنویسی شود: $\max_{t, \{\mathbf{x}_i\}_{i=1}^N} t$

$$\text{s.t.} \quad C_i^{(\kappa-1)} + 2\Re\{(\mathbf{b}_i^{(\kappa-1)})^H \mathbf{x}_i\} + \sum_{j=1}^N \mathbf{x}_j^H \mathbf{G}_{ji}^{(\kappa-1)} \mathbf{x}_j \leq -t$$

$$\forall i = 1, 2, \dots, N \quad (27)$$

$$\|\mathbf{x}_i\|_2^2 \leq p_i \quad \forall i = 1, 2, \dots, N$$

که C_i ثابت مقدار واقعی است

$$\begin{aligned} C_i^{(\kappa-1)} &= -\log \det(\mathbf{U}^H (\mathbf{B}_i^{(\kappa-1)})^{-1} \mathbf{U}) - \text{tr}\{\mathbf{F}_i^{(\kappa-1)} \mathbf{B}_i^{(\kappa-1)}\} \\ &+ \text{tr}\{(\mathbf{F}_i^{(\kappa-1)})_{11}\} + \text{tr}\{(\mathbf{F}_i^{(\kappa-1)})_{22} \Gamma_i\}. \end{aligned} \quad (28)$$

توجه داشته باشید که (۲۷) مسئله محدبی با یک هدف خطی و محدودیت های درجه دوم است. از این رو می توان آن را به عنوان برنامه مخروطی مرتبه دوم (SOCP) بیان کرد. الگوریتم پیشنهادی، که بر اساس حل تکراری (۲۷) است، در جدول ۲ خلاصه شده است. در مرحله اول، ما الگوریتم را با متغیرهای تصادفی i.i.d CSCG مقداردهی اولیه می کنیم. پس ساختن آنها با نرمال سازی امکان پذیر است یعنی $\|x_i\|_2^2 \leq p_i$ ، در مرحله دوم، ما از روش های کارآمد مانند الگوریتم های نقطه داخلی برای حل مسئله (۲۷) استفاده می کنیم [۲۱]. بعد از به روز رسانی پارامترها در مرحله ۳، معیار توقف چک شده و مراحل ۱ تا ۳ تکرار می شوند تا این معیار کامل شود. **تبصره ۲ (همگرایی):** الگوریتم پیشنهادی را می توان به صورت همگرایی محلی نشان داد. برای این منظور، مشاهده کنید که برای نرخ حداقل در تکرار k ما این را داریم:

$$\begin{aligned} \min_i \log \det(\mathbf{U}^H (\mathbf{B}_i^{(\kappa-1)})^{-1} \mathbf{U}) &= \min_i g_i^{(\kappa)}(\tilde{\mathbf{V}}_1^{(\kappa-1)}, \dots, \tilde{\mathbf{V}}_N^{(\kappa-1)}) \\ &\leq \min_i g_i^{(\kappa)}(\tilde{\mathbf{V}}_1^{(\kappa)}, \dots, \tilde{\mathbf{V}}_N^{(\kappa)}) \leq \min_i \log \det(\mathbf{U}^H (\mathbf{B}_i^{(\kappa)})^{-1} \mathbf{U}) \end{aligned} \quad (29)$$

اولین نابرابری در (۲۹) به دلیل مرحله حداکثر سازی در تکرار k است و دومین به دلیل تعریف حداقل سازی برآورد شده است (۲۰). ترکیب (۲۹) و این واقعیت که تابع هدف محدودیت بالایی دارد، به این معنی است که توالی مقادیر موردنظر همگرا است.

تبصره ۳ (محاسبه \mathbf{V}_i از \mathbf{Q}_i): در همگرایی روش پیشنهادی، کوواریانس های انتقال بهینه شده $\mathbf{Q}_i = \{\tilde{\mathbf{V}}_i \tilde{\mathbf{V}}_i^H\} \in \mathbb{C}^{M_i \times M_i}$ به دست آمده اند. بعد، ماتریس های precoder به عنوان ریشه های مربع $\{\mathbf{V}_i\} \in \mathbb{C}^{M_i \times d_i}$ به دست می آید. توجه داشته باشید که ماتریس precoder بدست آمده \mathbf{V}_i منحصر به فرد نیست، اما این بر نرخ تاثیری نمی گذارد. در واقع نرخ R_i در (γ) یک تابع چند به یک \mathbf{V}_i است مانند \mathbf{V}_i و $\mathbf{V}_i \mathbf{A}$ که منجر می شود به همان R_i برای هر ماتریس \mathbf{A} ، $\mathbf{A} \mathbf{A}^H = \mathbf{I}$ را برآورد می کند. همچنین توجه داشته باشید که هرگاه \mathbf{Q}_i (تقریباً) یکنواخت باشد، می تواند عملیات آستانه ای را در مقادیر خاص خود انجام دهد و تعداد ستون های \mathbf{V}_i را به ترتیب کاهش دهد. در نهایت مشاهده می کنید که طول های جریان بهینه شده $\{d_i\}_{i=1}^N$ داده می شود هنگامی که ما $\{\mathbf{V}_i\} \in \mathbb{C}^{M_i \times d_i}$ را داریم.

یادداشت ۴. (طرح دقیق برای $\{d_i\}_{i=1}^N$ داده شده): همانطور که در بالا توضیح داده شد، با طراحی ماتریس های کواریانس precoder $\{Q_i\}_{i=1}^N$ ، ما به طور همزمان ماتریس precoder $\{V_i\}_{i=1}^N$ و تعداد ستون های آنها $\{d_i\}_{i=1}^N$ را طراحی می کنیم. به عنوان مثال، بانهای نمادی. در برخی موارد، طول جریان های نمادی $\tilde{V}_i \in \mathbb{C}^{M_i \times M_i}$ باید به طور مستقیم طراحی شود. برای مقابله با این مورد، ما می توانیم روش پیشنهاد شده را به سادگی با جایگزینی $\tilde{V}_i \in \mathbb{C}^{M_i \times M_i}$ در (۱۶) با $V_i \in \mathbb{C}^{M_i \times d_i}$ تغییر دهیم.

۴. طراحی precoder در مواجهه با نامعلومی دانش پیشین

در عمل همیشه عدم قطعیت کواریانس نویز و اطلاعات وضعیت کانال وجود دارد. در این بخش، این عدم قطعیت ها را در مسئله طراحی بررسی خواهیم کرد. ابتدا اثر CSI ناقص را به علت خطاهای تخمین $H_{ji} = \hat{H}_{ji} + Z_{ji}$ می بینیم. با استفاده از برآوردگر LMMSE معمولی، کانال ها را می توان به صورت زیر مدل کرد [۲۲]:

$$H_{ji} = \hat{H}_{ji} + Z_{ji} \quad (30)$$

جدول ۲: روش پیشنهادی برای طراحی نرخ max-min ماتریس های انتقال کواریانس در MIMO-IC

مرحله ۱: شروع $\{x_i\}_{i=1}^N$ با بردارهای تصادفی پیچیده در $\mathbb{C}^{M_i^2 \times 1}$ به طوری که

$$\|x_i\|_2^2 \leq p_i \text{ شوند.}$$

مرحله ۲: حل SOCP (محدب) در مسئله (۲۷).

مرحله ۳: به روز رسانی b_i ، G_{ji} و C_i با توجه به معادلات (۲۵)، (۲۶) و (۲۸) به ترتیب.

مرحله ۴: مراحل ۱ و ۲ را تکرار کنید تا معیار توقف تعریف شده از قبل تعیین شده باشد، مانند

$$\text{برای } \epsilon > 0 \text{ داده شده. } |t^{(\kappa)} - t^{(\kappa-1)}| \leq \epsilon$$

که \hat{H}_{ji} تخمین کانال واقعی H_{ji} است و Z_{ji} خطای تخمین کانال است که فرض شده است به \hat{H}_{ji} وابسته نیست. فرض کنید $\rho_{ji}^2, \sigma_{ji}^2$ های $(1 - \rho_{ji}^2) \sigma_{ji}^2$ های تصادفی $i.i.d$ $\rho_{ji} \in [0, 1]$ با واریانس σ_{ji}^2 ، ورودی های \hat{H}_{ji} و Z_{ji} ، $\hat{H}_{ji} = H_{ji}$ با واریانس $\rho_{ji} = 1$ و به ترتیب پارامتر، کمیت دقت برآورد را

تعیین می کند، به خصوص اگر

$J_i = H_{ji}$ و CSI کامل باشد.

با قرار دادن (۳۰) در (۲)، به دست می آوریم:

$$y_i = \underbrace{\hat{H}_{ii} \mathbf{V}'_i s_i}_{\text{desired signal}} + \underbrace{\sum_{j \neq i} \hat{H}_{ji} \mathbf{V}'_j s_j + \sum_{j=1}^N Z_{ji} \mathbf{V}'_j s_j + \mathbf{n}_i}_{\text{interference plus estimation error and noise}} \quad (31)$$

با وجود \mathbf{V}_i ماتریس precoder فرستنده i ام که تحت CSI ناقص طراحی شده است. می تواند به صورت زیر

$$\mathbb{E} \left\{ \mathbf{Z}_{ji} \mathbf{V}'_j \mathbf{V}'_j{}^H \mathbf{Z}_{ji}^H \right\} = (1 - \rho_{ji}^2) \sigma_{ji}^2 \text{tr} \{ \mathbf{V}'_j \mathbf{V}'_j{}^H \} \mathbf{I}_{L_i} \quad \text{ثابت شود:}$$

(۳۲)

بنابراین، دیکدر LMMSE خواهد بود:

$$\hat{\mathbf{W}}_i^{\text{LMMSE}} = \mathbf{V}_i^H \hat{\mathbf{H}}_{ii}^H \left(\sum_{j=1}^N \hat{\mathbf{H}}_{ji} \mathbf{V}'_j \mathbf{V}'_j{}^H \hat{\mathbf{H}}_{ji}^H + \sum_{j=1}^N (1 - \rho_{ji}^2) \sigma_{ji}^2 \text{tr} \{ \mathbf{V}'_j \mathbf{V}'_j{}^H \} \mathbf{I}_{L_i} + \Gamma_i \right)^{-1} \quad (33)$$

در نظر بگیرید $\mathbf{Q}'_j \triangleq \mathbf{V}'_j \mathbf{V}'_j{}^H$ ماتریس کوواریانس precoder در حالت CSI ناقص باشد. نرخ \hat{R}_i کاربر

$$\hat{R}_i = \log \det \left(\mathbf{I}_{L_i} + \hat{\mathbf{H}}_{ii} \mathbf{Q}'_i \hat{\mathbf{H}}_{ii}^H \left[\Gamma_i + \sum_{j \neq i} \hat{\mathbf{H}}_{ji} \mathbf{Q}'_j \hat{\mathbf{H}}_{ji}^H + \sum_{j=1}^N (1 - \rho_{ji}^2) \sigma_{ji}^2 \text{tr} \{ \mathbf{Q}'_j \} \mathbf{I}_{L_j} \right]^{-1} \right) \quad \text{آم برای این حالت می شود:} \quad (34)$$

بعد، ما همچنین عدم قطعیت ماتریس کوواریانس نویز را می توانیم به صورت زیر مدل سازی کنیم [۲۰]:

$$\|\Gamma_i - \hat{\Gamma}_i\|_2 \leq \zeta_i, \quad \forall i = 1, \dots, N$$

(۳۵)

که $\hat{\Gamma}_i$ ماتریس های قطعی مثبت شناخته شده اند (حدس های اولیه ماتریس های کوواریانس $\zeta_i S_i$ اسکالرهایی

مثبتی هستند که اندازه مناطق نامعلوم را تعیین می کند.

$$\max_{\{Q'_i\}_{i=1}^N} \min_{i=1, \dots, N} \min_{\{\Gamma_i\}_{i=1}^N} \hat{R}_i$$

ما می توانیم روش طراحی را با توجه به نامعلومی دانش پیش

له بهینه زیر

$$\text{s.t.} \quad \text{tr}\{Q'_i\} \leq p_i, \quad \forall i = 1, 2, \dots, N$$

$$\|\Gamma_i - \hat{\Gamma}_i\|_2 \leq \zeta_i, \quad \forall i = 1, 2, \dots, N$$

$$\Gamma_i \succeq \mathbf{0}, Q'_i \succeq \mathbf{0} \quad \forall i = 1, 2, \dots, N$$

قوی کنیم :

که \hat{R}_i در (۳۴) آورده شده است. در ادامه، ما قضیه ای ارائه می دهیم که نشان می دهد مسئله (۳۶) را می توان با استفاده از یک نسخه اصلاح شده از روش پیشنهادی در بخش سوم مورد بررسی قرار داد.

قضیه ۱. در نظر بگیرید R'_i به صورت زیر تعریف شده باشد:

$$R'_i = \log \det \left(\mathbf{I}_{L_i} + \hat{\mathbf{H}}_i Q'_i \hat{\mathbf{H}}_{ii}^H \left[\Gamma'_i + \sum_{j \neq i} \hat{\mathbf{H}}_{ji} Q'_j \hat{\mathbf{H}}_{ji}^H + \sum_{j=1}^N (1 - \rho_{ji}^2) \sigma_{ji}^2 \text{tr}\{Q'_j\} \mathbf{I}_{L_j} \right]^{-1} \right) \quad (37)$$

که

$$\max_{\{Q'_i\}_{i=1}^N} \min_{i=1, 2, \dots, N} R'_i \quad \Gamma'_i = \hat{\Gamma}_i + \zeta_i \mathbf{I}_{L_i}$$

$$\text{s.t.} \quad \text{tr}\{Q'_i\} \leq p_i, \quad \forall i = 1, 2, \dots, N$$

$$Q'_i \succeq \mathbf{0} \quad \forall i = 1, 2, \dots, N \quad (38)$$

این مسئله معادل با مسئله (۳۶) است به این معنی که این دو مسئله یک راه حل مشابه را دارند $\{Q'_i\}_{i=1}^N$.

اثبات: با توجه به اینکه مسئله داخلی (۳۶) قابل جدا شدن است w.r.t i ، ما آن را با یک i ثابت می گیریم:

$$\min_{\Gamma_i \succeq \mathbf{0}} \hat{R}_i$$

$$\text{s.t.} \quad \|\Gamma_i - \hat{\Gamma}_i\|_2 \leq \zeta_i \quad (39)$$

توجه داشته باشید که

Note that $\|\Gamma_i - \hat{\Gamma}_i\|_2 = \sqrt{\lambda_{\max} \left((\Gamma_i - \hat{\Gamma}_i)^H (\Gamma_i - \hat{\Gamma}_i) \right)}$

ماتریس $\Gamma_i - \hat{\Gamma}_i$ Hermitian هستند؛ بنابراین، محدودیت $\|\Gamma_i - \hat{\Gamma}_i\|_2 \leq \zeta_i$ معادل است با $\max_m |\lambda_m(\Gamma_i - \hat{\Gamma}_i)| \leq \zeta_i$

با وجود مقدار خاص λ_m ماتریس $\Gamma_i - \hat{\Gamma}_i$.

$$\lambda_m(\Gamma_i - \hat{\Gamma}_i) \in [-\zeta_i, \zeta_i], \quad \forall m = 1, 2, \dots, L_i$$

(۴۰)

بنابراین، ما این را در آخر می توانیم ثابت کنیم که محدودیت (۳۹) برابر است:

$$\hat{\Gamma}_i - \zeta_i \mathbf{I}_{L_i} \preceq \Gamma_i \preceq \hat{\Gamma}_i + \zeta_i \mathbf{I}_{L_i} \quad (۴۱)$$

و بنابراین، (۳۹) معادل با بهینه سازی زیر است:

$$\begin{aligned} \min_{\Gamma_i \succeq 0} \quad & \hat{R}_i \\ \text{s.t.} \quad & \hat{\Gamma}_i - \zeta_i \mathbf{I}_{L_i} \preceq \Gamma_i \preceq \hat{\Gamma}_i + \zeta_i \mathbf{I}_{L_i} \end{aligned} \quad (۴۲)$$

توجه داشته باشید که $\mathbf{H}_{ji} \mathbf{Q}_j \mathbf{H}_{ji}^H \succeq 0$ و همچنین $(1 - \rho_{ji}^2) \sigma_{ji}^2 \text{tr}\{\mathbf{Q}'_j\} \mathbf{I}_{L_j} \succeq 0, \forall i, j$ در نتیجه، با

استفاده از

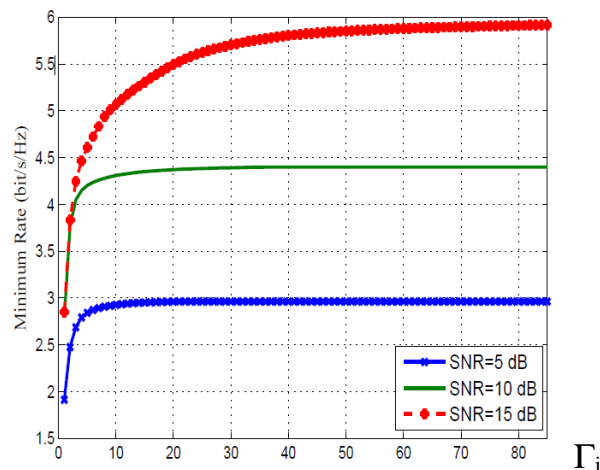
$$\begin{aligned} \left[\Gamma_i + \sum_{j \neq i} \mathbf{H}_{ji} \mathbf{Q}_j \mathbf{H}_{ji}^H + \sum_{j=1}^N (1 - \rho_{ji}^2) \sigma_{ji}^2 \text{tr}\{\mathbf{Q}'_j\} \mathbf{I}_{L_j} \right]^{-1} & \succeq \\ \left[\hat{\Gamma}_i + \zeta_i \mathbf{I}_{L_i} + \sum_{j \neq i} \mathbf{H}_{ji} \mathbf{Q}_j \mathbf{H}_{ji}^H + \sum_{j=1}^N (1 - \rho_{ji}^2) \sigma_{ji}^2 \text{tr}\{\mathbf{Q}'_j\} \mathbf{I}_{L_j} \right]^{-1} & \end{aligned} \quad (۴۳)$$

(۴۱) ما داریم:

نتیجه بیان شده از (۴۳) به صورت زیر است.

نتیجه ۱. مشکل طراحی قدرتمند (۳۶) می تواند با استفاده از الگوریتم پیشنهادی حل شود (جدول ۲ را ببینید)

پس از جایگزینی در $\hat{\Gamma}_i + \sum_{j=1}^N (1 - \rho_{ji}^2) \sigma_{ji}^2 \text{tr}\{\mathbf{Q}'_j\} \mathbf{I}_{L_j}$ ، و پس از اصلاح \mathbf{F}_i ، \mathbf{G}_{ji} و \mathbf{C}_i بر همین اساس.



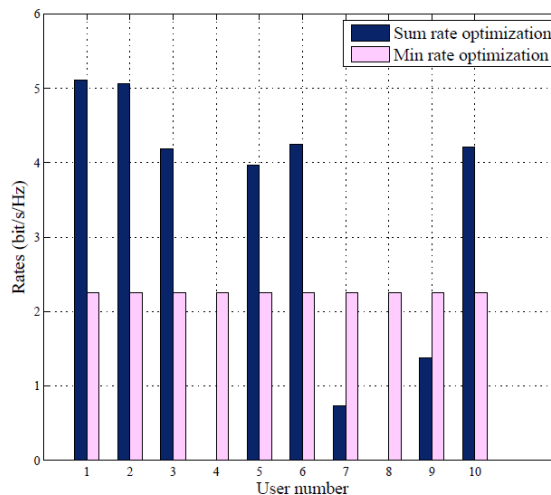
شکل ۲: نرخ حداقل در مقایسه با تعداد تکرار برای روش پیشنهادی.

۵. نتایج عددی

در این بخش، ما چند مثال عددی را برای نشان دادن عملکرد روش پیشنهادی ارائه می دهیم. در همه موارد، مگر اینکه خلافش بیان شده باشد، فرض می کنیم که $N = 3, M_i = L_i \triangleq M = 4$, and $SNR_i = \frac{L_i P}{N_0} = 15\text{dB}, \forall i = 1, 2, \dots, N$. و $N = 1, 2, \dots, N$ بردارهای نویز گیرنده با واریانس واحد فرض می شود، به عنوان مثال، $\Gamma_i = I_{L_i}$ و عناصر ماتریس های کانال i.i.d. CSCG متغیرهای تصادفی با میانگین صفر و واریانس واحد هستند.

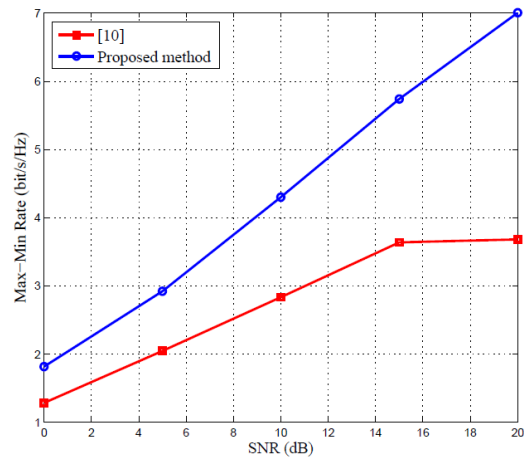
برای بررسی رفتار همگرایی الگوریتم پیشنهادی، در شکل ۲ ما حداقل نرخ به دست آمده در تکرارهای مختلف برای مقادیر مختلف SNR را ترسیم می کنیم. می توان مشاهده کرد که حداقل نرخ، یعنی ارزش تابع هدف، در هر تکرار با نتایج بخش سوم یکی است. همانطور که انتظار می رود، SNR بالاتر، نرخ حداقل بزرگتری دارد.

برای نشان دادن اهمیت در نظر گرفتن معیار عادلانه max-min برای طراحی precoder، در شکل ۳ ما عملکرد روش پیشنهادی را با روش متداول حداکثر سازی مقیاس در [۱۵] برای $N = 10$ مقایسه می کنیم. همانطور که انتظار می رود، زمانی نرخ سود حداکثر می شود، که کاربرانی با نرخ بسیار پایین (به عنوان مثال، کاربران ۴ و ۸) و کاربرانی با نرخ بالا (به عنوان مثال کاربران ۱ و ۲) وجود داشته باشند. بنابراین، مزیت عمده روش پیشنهادی ما در مقایسه با روش حداکثر سازی نرخ مجموع مانند [۱۵] این است که با استفاده از روش ما نرخ نسبتاً در میان کاربران توزیع خواهد شد.

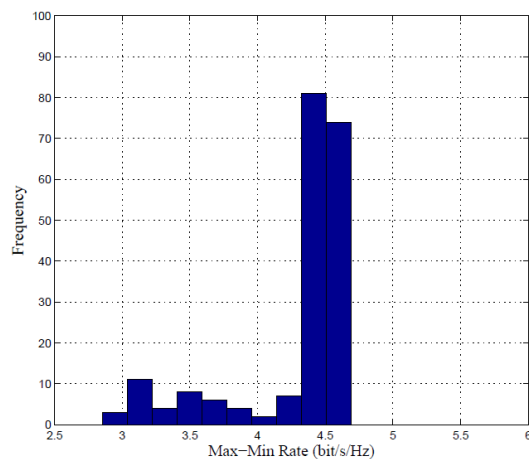
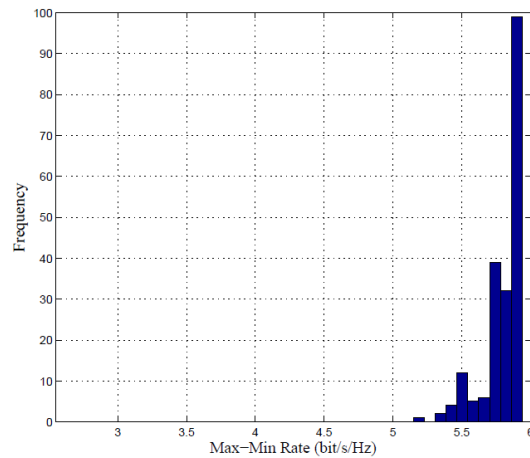


شکل ۳: مقایسه حداکثر سازی نرخ حداقل و حداکثر سازی نرخ مجموع برای $N = 10$. نرخ کاربران ۴ و ۸ برای

دیدن خیلی کوچک است.



شکل ۴: نرخ max-min بدست آمده توسط الگوریتم پیشنهاد شده و روش [۱۰]، در مقابل SNR سپس، روش پیشنهادی را با روش [۱۰] برای بهینه سازی نرخ حداقل مقایسه می کنیم. شکل ۴ نرخ max-min که میانگین ۳۰ کانال تصادفی برای روش پیشنهادی و روش [۱۰] است را نشان می دهد. در این مثال، ما $d_i = 2$, V_i برای هر دو روش ست می کنیم (نگاه کنید به تبصره ۳).



شکل ۵: هیستوگرام مقادیر max-min بدست آمد با استفاده از (a) روش پیشنهاد شده و (b) الگوریتم [۱۰] برای ۲۰۰ نقطه اولیه که به طور تصادفی انتخاب شده اند.

ما مشاهده می کنیم که نرخ به دست آمده توسط الگوریتم پیشنهاد شده به طور قابل توجهی بالاتر است از آنچه که توسط روش [۱۰] بدست آمده است، نشان می دهد که روش معرفی شده در این مقاله می تواند راه حل های با کیفیت بالاتر نسبت به رقیبش برای مسئله طراحی ارائه دهد (۱۲)، ما همچنین می بینیم که نرخ بدست آمده از الگوریتم پیشنهاد شده افزایش SNR را بهبود می دهد، در حالی که برای روش [۱۰] نرخ اشباع فراتر از SNR در حدود ۱۵ dB است. این رفتار نیز در نتایج شبیه سازی گزارش شده در [۱۰] دیده می شود.

همانطور که قبلا ذکر شد، مسئله بهینه سازی در نظر گرفته شده NP-hard است و در نتیجه هر راه حل بستگی به نقطه اولیه بکار گرفته شده دارد. برای بررسی وابستگی روش پیشنهادی به نقاط اولیه بکار گرفته شده، در نمودار ۵a، ما هیستوگرام نرخ های max-min مربوطه به ۲۰۰ نقطه اولیه که به طور تصادفی انتخاب شده اند را رسم کردیم. هیستوگرام الگوریتم [۱۰] نیز در شکل ۵b نشان داده شده است. نرخ های به دست آمده روش پیشنهادی بین [5.11-5.98] است با واریانس حدود 0.02، در حالی که آنهایی که توسط روش [۱۰] بدست آمده اند بین [2.77-4.78] است با واریانس حدود 0.2. در نتیجه، در این مثال، نرخ های بالاتر بدست آمده روش پیشنهادی و عملکرد آنها فقط به نقاط اولیه بستگی دارد.

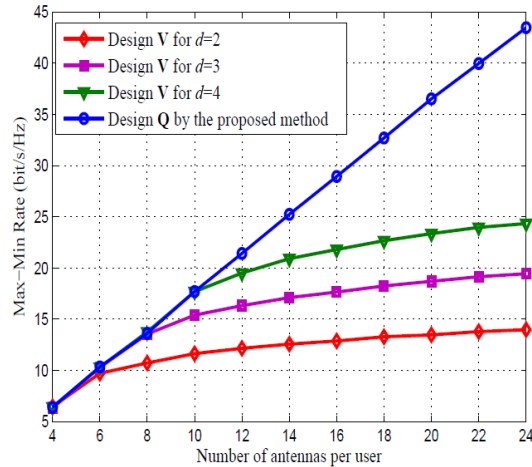
بر خلاف روش [۱۰] که ماتریس precoder $\{V_i\}_{i=1}^N$ داده شده را مستقیما طراحی می کند الگوریتم پیشنهادی ماتریس های کوواریانس precoder $\{Q_i\}_{i=1}^N$ را طراحی می کند (ماتریس precoder $\{V_i\}_{i=1}^N$ می تواند به عنوان یک محصول جانبی از روش پیشنهادی به دست آید، به تبصره ۲ مراجعه کنید). از این رو با استفاده از روش پیشنهادی، ماتریس های precoder بهینه $\{V_i\}_{i=1}^N$ همچنین تعداد ستون های بهینه آنها $\{d_i\}_{i=1}^N$ (یعنی طول جریانهای نمادی) تعیین خواهد شد. برای نشان اهمیت این جنبه طراحی، ما نرخ max-min بدست آمده توسط طراحی $\{Q_i\}_{i=1}^N$ و، به ترتیب، با طراحی $\{V_i\}_{i=1}^N$ برای مقادیر خاص \mathbf{V}_i ، $\{d_i\}_{i=1}^N = \mathbf{d}$ در مقایسه با تعداد آنتن ها در شکل ۶ رسم می کنیم. همانطور که انتظار می رود، نرخ های به دست آمده با طراحی $\{Q_i\}_{i=1}^N$ بالاتر است از (یا برابر) آنهایی که با طراحی $\{V_i\}_{i=1}^N$ با $\{d_i\}_{i=1}^N$ ثابت به دست می آیند، این را می توان با این واقعیت که ارزش بهینه $\{d_i\}_{i=1}^N$ نیز در طراحی $\{Q_i\}_{i=1}^N$ تعیین می شود توضیح داد (نگاه کنید به

تبصره ۲). سپس اثر خطاهای برآورد کانال و عدم اطمینان کوواریانس نویز را بر روی عملکرد روش پیشنهادی در

بخش چهارم بررسی می کنیم. برای این منظور، ما $\zeta_i = \zeta, \forall i, j = 1, \dots, N$ ست می کنیم همچنین

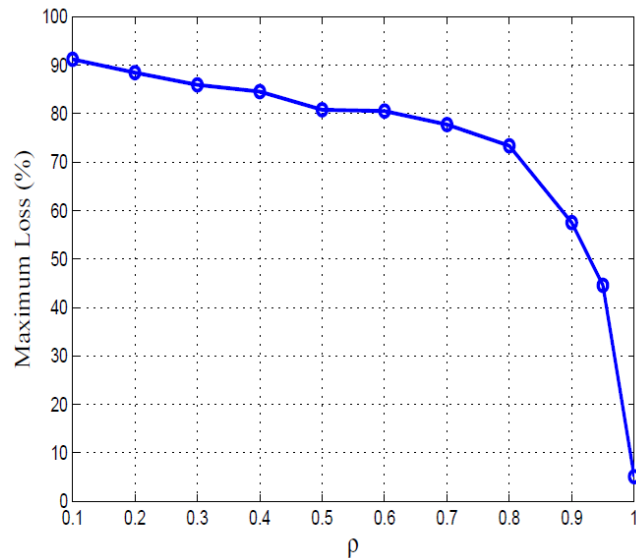
پارامتر loss را تعریف می کنیم.

$$\mathcal{L}(\rho, \zeta) = 1 - \frac{R_{nr}(\rho, \zeta)}{R_r(\rho, \zeta)} \quad (44)$$



شکل ۶: نرخ max-min بدست آمده با الگوریتم پیشنهاد شده برای طراحی $\{Q_i\}_{i=1}^N$ و به ترتیب،

طراحی $\{V_i\}_{i=1}^N$ برای مقادیر مختلف d، در مقایسه با تعداد آنتن های هر کاربر (M)



شکل ۷: کاهش L (درصدی) در مقایسه با پارامتر خطای CSI

که $R_{nr}(\rho, \zeta)$ و $R_r(\rho, \zeta)$ نشان دهنده نرخ های max-min است که توسط روش های غیرمستقیم و قوی به ترتیب برای پارامترهای نامعلوم (ρ, ζ) بدست آمده اند. توجه داشته باشید که پارامتر $\mathcal{L}(\rho, \zeta)$ نزول عملکرد ناشی از استفاده روش غیرمستقیم به جای روش قوی را تعیین می کند. همچنین توجه داشته باشید که L وابسته به تحقق ماتریس های کانال و همچنین کوواریانس نویز است. در شکل ۷، ما حداکثر مقدار $\mathcal{L}(\rho, \zeta)$ را نسبت به ρ برای تحقق ۱۰۰ ماتریس کانال رسم کردیم. در این مثال، ما $\Gamma_i = \hat{\Gamma}_i + \zeta \mathbf{I}, \forall i$ با $\zeta = 0.25$ ست می کنیم. این می تواند حتی برای مقادیر بزرگ ρ در نظر گرفته شود (به عنوان مثال، خطاهای تخمین کانال نسبتاً کم)، با استفاده از روش قدرتمند، نرخ های max-mi به میزان قابل توجهی افزایش می یابد. همانطور که انتظار می رود، ضررها کاهش می یابد کیفیت تخمین بهبود می یابد، به عنوان مثال ρ افزایش می یابد. توجه داشته باشید که loss غیر صفر است حتی برای مورد $\rho=1$ که در CSI کامل است. این به علت عدم اطمینان در کوواریانس های نویز است. در نهایت، توجه داشته باشید که در این مثال ما مشاهده های عددی را داریم که عملکرد loss حساسیت بیشتری نسبت به عدم قطعیت CSI دارد تا به عدم قطعیت کوواریانس نویز.

۶. نتیجه

در این مقاله، یک شبکه کانال تداخلی MIMO را با ماتریس های دیکدر LMMSE متداول در گیرنده ها در نظر گرفتیم برای ماتریس های کوواریانس انتقالی تحت معیار عادلانه max-min که ما طراحی کرده ایم. این مسئله در تعداد کاربران غیر محدب و NP-hard است. ما یک الگوریتم کارآمد را بر اساس تکنیک بهینه MM ارائه کردیم که راه حل بهینه محلی برای مسئله طراحی محاسبه می کند. ما نشان دادیم که الگوریتم پیشنهاد شده همگرا است. ما همچنین عدم قطعیت در کوواریانس های نویز و CSI را در نظر گرفتیم و الگوریتم مان را برای طراحی ماتریس های کوواریانس precoder در این موارد گسترش دادیم. نتایج عددی شامل اثربخشی روش پیشنهادی در سناریوهای مختلف است.

پیوست A

اثبات (۶) و (۷)

ما با ارائه اثبات LMMSE در (۶) شروع می کنیم. فرض کنید $E\{s_i\}=0$ و $E\{y_i\}=0$ ، برآوردگر LMMSE برای s_i داده شده در عبارت زیر است: [۲۲]:

$$\hat{s}_i = \underbrace{C_{s_i y_i} C_{y_i}^{-1}}_{\triangleq W_i} y_i \quad (45)$$

جایی که $C_{s_i y_i}$ ماتریس متقابل کوواریانس بین s_i و y_i است و C_{y_i} ماتریس خودکار کوواریانس y_i است. با استفاده از (۲) و توجه به $E\{s_i s_{i'}^H\} = I_{d_i}$ و $E\{s_i s_{j'}^H\} = 0$ $i \neq j$ ما داریم:

$$\begin{aligned} C_{s_i y_i} &= E\{s_i y_i^H\} = V_i^H H_{ii}^H \quad (46) \\ C_{y_i} &= E\{y_i y_i^H\} = \sum_{j=1}^N H_{ji} V_j V_j^H H_{ji}^H + \Gamma_i \end{aligned}$$

عبارت LMMSE در (۶) با جایگزینی (۴۶) در (۴۵) بدست می آید. بعد، ما نشان می دهیم که جایگزینی (۶) در (۴) بیانگر نرخ R_i در (۷) است. در پایان، ما با استفاده از شناسه معکوس ماتریس $BC = A^{-1}B(C^{-1} + DA^{-1})^{-1}$ را بازنویسی می کنیم به صورت زیر:

$$\text{Let } \Omega_i \triangleq W_i H_{ii} V_i V_i^H H_{ii}^H W_i^H (W_i C_i^{-1} W_i^H)^{-1}, \text{ then} \quad (47)$$

$$\begin{aligned} \Omega_i &= C_e V_i^H H_{ii}^H C_i^{-1} H_{ii} V_i C_e^{-1} \times \quad (48) \\ & C_e V_i^H H_{ii}^H C_i^{-1} H_{ii} V_i C_e \left(C_e V_i^H H_{ii}^H C_i^{-1} H_{ii} V_i C_e \right)^{-1} \\ &= C_e V_i^H H_{ii}^H C_i^{-1} H_{ii} V_i C_e^{-1} \end{aligned}$$

در نهایت، به آسانی ثابت می شود که با جایگزینی (۴۸) در (۴) و استفاده از ویژگی تعیین کننده Sylvester، (۷) به دست آمده است.

پیوست B

اثبات پیشنهادی ۱

ابتدا توجه کنید که Q_i را می توان به صورت $Q_i = \tilde{V}_i \tilde{V}_i^H$ تجزیه کرد. در نظر بگیرید $B_{i,11}$ بلوک بالایی چپ B_i^{-1} را نشان می دهد. با استفاده از لم معکوس ماتریس blockwise (به عنوان مثال، [۲۳] را ببینید)، ما داریم:

$$B_{i,11} = \left(I_{M_i} - \tilde{V}_i^H H_{ii}^H \left[\Gamma_i + \sum_{j=1}^N H_{ji} \tilde{V}_j \tilde{V}_j^H H_{ji}^H \right]^{-1} H_{ii} \tilde{V}_i \right)^{-1} \quad (49)$$

سپس، با استفاده از شناسه ماتریس Woodbury ، (۴۹) را می توان به صورت زیر بازنویسی کرد:

$$\mathbf{B}_{i,11} = \mathbf{I}_{M_i} + \tilde{\mathbf{V}}_i^H \mathbf{H}_{ii}^H \left[\Gamma_i + \sum_{j \neq i} \mathbf{H}_{ji} \tilde{\mathbf{V}}_j \tilde{\mathbf{V}}_j^H \mathbf{H}_{ji}^H \right]^{-1} \mathbf{H}_{ii} \tilde{\mathbf{V}}_i \quad (50)$$

در نهایت، با جایگزینی (۵۰) در (۱۳) و استفاده از ویژگی تعیین کننده Sylvester ، (۱۱) بدست آمده است.

پیوست C

اثبات اینکه $\mathbf{B}_i > 0$

ماتریس \mathbf{B}_i در (۱۵) تعریف شده است. ابتدا روشن است که $\mathbf{I}_{M_i} > 0$ ، بنابراین، کافی است که ثابت شود متمم

Schur از \mathbf{I}_{M_i} در \mathbf{B}_i قطعی مثبت است، به عنوان مثال [۲۱] [۲۳]:

$$\begin{aligned} \mathbf{S}_i &\triangleq \Gamma_i + \sum_{j=1}^N \mathbf{H}_{ji} \mathbf{Q}_j \mathbf{H}_{ji}^H - \mathbf{H}_{ii} \mathbf{Q}_i \mathbf{H}_{ii}^H \quad (51) \\ &= \Gamma_i + \sum_{j=1, j \neq i}^N \mathbf{H}_{ji} \mathbf{Q}_j \mathbf{H}_{ji}^H > 0 \end{aligned}$$

ماتریس های \mathbf{V}_i ، $\mathbf{H}_{ji} \mathbf{Q}_j \mathbf{H}_{ji}^H$ به طور واضح قطعی مثبت است. بنابراین، \mathbf{S}_i قطعی مثبت است زیرا این مجموع

یک ماتریس قطعی مثبت (Γ_i) و تعدادی از ماتریس های نیمه قطعی مثبت است، و در نتیجه $\mathbf{B}_i > 0$.

پیوست D

اثبات EQ (۱۷)

ما اثبات را با ارائه قضیه زیر از [۲۴] شروع میکنیم.

قضیه ۲. در نظر بگیرید $\mathbf{X} \in \mathbf{S}_N^+$ و به این صورت تعریف شده :

$$\nabla_{\mathbf{X}} f(\mathbf{X}) = \begin{bmatrix} \frac{\partial f(\mathbf{X})}{\partial X_{11}} & \frac{\partial f(\mathbf{X})}{\partial X_{12}} & \frac{\partial f(\mathbf{X})}{\partial X_{13}} & \dots & \frac{\partial f(\mathbf{X})}{\partial X_{1N}} \\ \frac{\partial f(\mathbf{X})}{\partial X_{21}} & \frac{\partial f(\mathbf{X})}{\partial X_{22}} & \frac{\partial f(\mathbf{X})}{\partial X_{23}} & \dots & \frac{\partial f(\mathbf{X})}{\partial X_{2N}} \\ \dots & \dots & \dots & \dots & \dots \\ \frac{\partial f(\mathbf{X})}{\partial X_{N1}} & \frac{\partial f(\mathbf{X})}{\partial X_{N2}} & \frac{\partial f(\mathbf{X})}{\partial X_{N3}} & \dots & \frac{\partial f(\mathbf{X})}{\partial X_{NN}} \end{bmatrix}$$

برای یک تابع متمایز $f: \mathbf{S}_N^+ \rightarrow \mathbf{R}$ ، سپس نابرابری زیر برای هر تابع محدب (متمایز) اجرا می شود :

$$f(\mathbf{Y}) \geq f(\mathbf{X}) + \text{tr}\{(\nabla_{\mathbf{X}} f(\mathbf{X}))^H (\mathbf{Y} - \mathbf{X})\}, \quad \forall \mathbf{X}, \mathbf{Y} \geq \mathbf{0} \quad (52)$$

برای استفاده از لم فوق، ما فرمول های تمایز زیر را داریم (که برای $\mathbf{X} \in \mathbf{S}_n^{++}$ و \mathbf{A} ، \mathbf{B} از ابعاد مناسب اجرا می شود):

$$\nabla_{\mathbf{X}} (\det(\mathbf{A}\mathbf{X}^{-1}\mathbf{B})) = -\det(\mathbf{A}\mathbf{X}^{-1}\mathbf{B})\mathbf{X}^{-1}\mathbf{A}^H(\mathbf{B}^H\mathbf{X}^{-1}\mathbf{A}^H)^{-1}\mathbf{B}^H\mathbf{X}^{-1}$$

$$\nabla_{\mathbf{X}}(\log(f(\mathbf{X}))) = \frac{\nabla_{\mathbf{X}}(f(\mathbf{X}))}{f(\mathbf{X})} \quad (53)$$

$$(54)$$

برای محاسبه $\nabla_{\mathbf{X}}$ برای تابع $\log \det(\mathbf{U}^H\mathbf{X}^{-1}\mathbf{U})$ در لم ۱، تعریف می کنیم $\psi(\mathbf{X}) \triangleq \det(\mathbf{U}^H\mathbf{X}^{-1}\mathbf{U})$ و توجه داشته باشید که با استفاده از (53) - (54) ما بدست می آوریم:

$$\begin{aligned} \nabla_{\mathbf{X}}(\log(\psi(\mathbf{X}))) &= \left(\frac{1}{\psi(\mathbf{X})}\right) \nabla_{\mathbf{X}}(\psi(\mathbf{X})) \\ &= -(\det(\mathbf{U}^H\mathbf{X}^{-1}\mathbf{U}))^{-1} \nabla_{\mathbf{X}}(\det(\mathbf{U}^H\mathbf{X}^{-1}\mathbf{U})) \\ &= -\mathbf{X}^{-1}\mathbf{U}(\mathbf{U}^H\mathbf{X}^{-1}\mathbf{U})^{-1}\mathbf{U}^H\mathbf{X}^{-1}. \end{aligned} \quad (55)$$

اثبات (۱۷) شامل استفاده از عبارت $\nabla_{\mathbf{X}} \log \det(\mathbf{U}^H\mathbf{X}^{-1}\mathbf{U})$ در بالا در نابرابری (52) می شود.

REFERENCES

- [1] J. Zander, "Performance of optimum transmitter power control in cellular radio systems," IEEE Transactions on Vehicular Technology, vol. 41, no. 1, pp. 57–62, 1992.
- [2] —, "Distributed cochannel interference control in cellular radio systems," IEEE Transactions on Vehicular Technology, vol. 41, no. 3, pp. 305–311, Aug 1992.
- [3] H. Boche and M. Schubert, "Resource allocation in multiantenna systems-achieving max-min fairness by optimizing a sum of inverse SIR," IEEE Transactions on Signal Processing, vol. 54, no. 6, pp. 1990–1997, June 2006.
- [4] Y. F. Liu, Y. H. Dai, and Z. Q. Luo, "Coordinated beamforming for MISO interference channel: Complexity analysis and efficient algorithms," IEEE Transactions on Signal Processing, vol. 59, no. 3, pp. 1142–1157, March 2011.
- [5] M. Schubert and H. Boche, "Solution of the multiuser downlink beamforming problem with individual SINR constraints," IEEE Transactions on Vehicular Technology, vol. 53, no. 1, pp. 18–28, Jan 2004.
- [6] W. Yang and G. Xu, "Optimal downlink power assignment for smart antenna systems," in Proceedings of the 1998 IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing, 1998., vol. 6, 1998, pp. 3337–3340 vol.6.
- [7] A. Wiesel, Y. C. Eldar, and S. Shamai, "Linear precoding via conic optimization for fixed MIMO receivers," IEEE

- Transactions on Signal Processing, vol. 54, no. 1, pp. 161–176, Jan 2006.
- [8] Y.-F. Liu, Y.-H. Dai, and Z.-Q. Luo, “Max-min fairness linear transceiver design for a multi-user MIMO interference channel,” in 2011 IEEE International Conference on Communications (ICC). IEEE, 2011, pp. 1–5.
- [9] M. Razaviyayn, M. Hong, and Z.-Q. Luo, “Linear transceiver design for a MIMO interfering broadcast channel achieving max-min fairness,” in 2011 Forty Fifth Asilomar Conference on Signals, Systems and Computers (ASILOMAR). IEEE, 2011, pp. 1309–1313.
- [10] —, “Linear transceiver design for a MIMO interfering broadcast channel achieving max-min fairness,” Signal Processing, vol. 93, no. 12, pp. 3327–3340, 2013.
- [11] P. Aquilina, A. C. Cirik, and T. Ratnarajah, “Weighted sum rate maximization in full-duplex multi-user multi-cell MIMO networks,” IEEE Transactions on Communications, vol. 65, no. 4, pp. 1590–1608, 2017.
- [12] S. Huberman and T. Le-Ngoc, “MIMO full-duplex precoding: A joint beamforming and self-interference cancellation structure,” IEEE Transactions on Wireless Communications, vol. 14, no. 4, pp. 2205–2217, 2015.
- [13] X. Wang, Y. Wang, and S. Ma, “Upper bound on uplink sum rate for multi-cell massive MU-MIMO systems with ZF receivers,” IEEE Wireless Communications Letters, vol. 6, no. 2, pp. 250–253, 2017.
- [14] C. Zhang, Y. Huang, Y. Jing, S. Jin, and L. Yang, “Sum-rate analysis for massive MIMO downlink with joint statistical beamforming and user scheduling,” IEEE Transactions on Wireless Communications, vol. 16, no. 4, pp. 2181–2194, 2017.
- [15] M. Razaviyayn, M. Sanjabi, and Z.-Q. Luo, “Linear transceiver design for interference alignment: Complexity and computation,” IEEE Transactions on Information Theory, vol. 58, no. 5, pp. 2896–2910, 2012.
- [16] M. M. Naghsh, M. Soltanalian, P. Stoica, M. Masjedi, and B. Ottersten, “Efficient sum-rate maximization for medium-scale MIMO AF-relay networks,” IEEE Transactions on Wireless Communications, vol. 15, no. 9, pp. 6400–6411, 2016.
- [17] Y.-F. Liu, M. Hong, and Y.-H. Dai, “Max-min fairness linear transceiver design problem for a multi-user SIMO interference channel is polynomial time solvable,” IEEE Signal Processing Letters, vol. 20, no. 1, pp. 27–30, 2013.
- [18] F. Negro, S. P. Shenoy, I. Ghauri, and D. T. Slock, “On the MIMO interference channel,” in IEEE Information Theory and Applications Workshop (ITA), 2010, 2010, pp. 1–9.
- [19] P. Stoica and Y. Selen, “Cyclic minimizers, majorization techniques, and the expectation-maximization algorithm: a refresher,” IEEE Signal Processing Magazine, vol. 21, no. 1, pp. 112–114, 2004.
- [20] M. M. Naghsh, M. Modarres-Hashemi, M. Alaei, and E. Alian, “An information theoretic approach to robust constrained code design for MIMO radars,” IEEE Transactions on Signal Processing, vol. 64, no. 14, pp. 3647–3661, 2017.
- [21] S. Boyd and L. Vandenberghe, Convex Optimization. Cambridge University Press, 2004.
- [22] S. M. Kay, Fundamentals of statistical signal processing. Prentice Hall, 1993.
- [23] P. Stoica, R. L. Moses et al., Spectral analysis of signals. Prentice Hall, 2005, vol. 452.
- [24] C. Zalinescu, Convex Analysis in General Vector Spaces. World Scientific, 2002.



این مقاله، از سری مقالات ترجمه شده رایگان سایت ترجمه فا میباشد که با فرمت PDF در اختیار شما عزیزان قرار گرفته است. در صورت تمایل میتوانید با کلیک بر روی دکمه های زیر از سایر مقالات نیز استفاده نمایید:

لیست مقالات ترجمه شده ✓

لیست مقالات ترجمه شده رایگان ✓

لیست جدیدترین مقالات انگلیسی ISI ✓

سایت ترجمه فا ؛ مرجع جدیدترین مقالات ترجمه شده از نشریات معتبر خارجی