برآورد و پیش‌بینی مشترک کانال برای مسیو MIMO با ساندینگ پرشِ فرکانسی

Yiming Zhu, Student Member, IEEE, Jiawei Zhuang, Gangle Sun, Student Member, IEEE, Hongwei Hou, Graduate Student Member, IEEE, Li You, Senior Member, IEEE, and Wenjin Wang, Member, IEEE

چکیده — در سامانه‌های مسیو چندورودی-چندخروجی (MIMO)، عملکرد لینکِ پایین‌رو به‌شدت به اطلاعات وضعیت کانال (CSI) وابسته است. به‌دلیل محدودیت توانِ ارسال، تجهیز کاربر همواره سیگنال‌های مرجع ساندینگ (SRS) را از طریق پرش فرکانسی به ایستگاه پایه ارسال می‌کند؛ این سیگنال‌ها برای برآورد CSIلینکِ بالا و سپس پیش‌بینی CSI لینکِ پایین به‌کار گرفته می‌شوند. این مقاله به بررسی برآورد و پیش‌بینی مشترک کانال (JCEP)برای مسیو MIMO با ساندینگ پرشِ فرکانسی (FHS) می‌پردازد. به‌طور خاص، یک مدل کانال چند-ساب‌بندی (MS) در دامنه‌ی تأخیر–زاویه–داپلر (DAD) با پایه‌های خارج از گرید-off (gridارائه می‌کنیم تا مشکل نشت انرژی برطرف شود. افزون بر این، مسئله‌ی JCEP با FHS را به‌صورت یک مسئله‌ی بردار اندازه‌گیری چندگانه (MMV) فرمول‌بندی می‌کنیم تا اشتراک CSI مشترک میان ساب‌بندهای مختلف تسهیل شود. برای حل این مسئله، یک الگوریتم کارآمد پیام‌گذرانی هیبریدی چندساب‌بندی خارج‌ازگرید (Off-Grid-MS HMP) تحت چارچوب انرژی آزاد بِته‌ی مقید (BFE) پیشنهاد می‌دهیم. با هدف رفع نبودِ CSI اولیه در سناریوهای عملی، الگوریتم پیشنهادی می‌تواند با کمینه‌سازی ترم‌های مربوط در عبارتBFE ، ابرپارامترهای کانال را به‌صورت تطبیقی یاد بگیرد. به‌منظور کاهش پیچیدگی یادگیری ابرپارامترهای کانال، از تقریب‌های ماتریس‌های خارج‌ازگرید برای ساده‌سازی تخمین این ابرپارامترها استفاده می‌کنیم. نتایج عددی نشان می‌دهند که الگوریتم پیشنهادی می‌تواند مشکل نشت انرژی را مؤثرانه کاهش دهد و CSI مشترک میان ساب‌بندهای مختلف را استخراج کند و نسبت به روش‌های پیشرفته‌ی موجود، CSI دقیق‌تری به‌دست آورد.

واژگان کلیدی — برآورد کانال، پیش‌بینی کانال، پرش فرکانسی، سیگنال مرجع ساندینگ.

I.مقدمه

سامانۀ MIMO-OFDMمسیوی چندورودی–چندخروجی در سامانه‌های مخابراتی امروزی به‌طور گسترده به‌کار می‌رود؛ دلیل آن مزایای قابل توجهی مانند بازده طیفی و انرژی بالا، نرخ داده زیاد، و مقاومت قوی در برابر محوشدگی فرکانسی–انتخابی است [1]–[5]. در سامانه‌هایmassive MIMO-OFDM ، تکنیک‌های مالتی‌پلکسینگ فضایی مانند پری‌کدینگ [6]و بیم‌فورمینگ [7]به‌شدت به اطلاعات دقیق وضعیت کانال (CSI)وابسته‌اند. بااین‌حال، بودجه محدود پایلوت در سامانه‌های واقعی، چالش‌های جدی برای دستیابی به CSI دقیق ایجاد می‌کند. در سامانه‌های massive MIMO-OFDM مبتنی بر دوپلکس زمان‌تقسیمی(TDD) ، برای افزایش دقت در دستیابی به CSI با وجود بودجه محدود پایلوت، فرایند اخذ CSI معمولاً به دو مرحله تقسیم می‌شود: برآورد کانال لینک بالا بر اساس سیگنال‌های مرجع ساندینگ[8] (SRSs) ، پیش‌بینی کانال لینک پایین بر اساس کانال لینک بالای برآوردشده، برای رفع مشکلات انتقال ناشی از کهنگی.CSI به دلیل محدودیت توان ارسالUE ، ایستگاه پایه ترجیح می‌دهد UE را طوری پیکربندی کند که با پرش فرکانسی (FHS) کانال را صدا کند [8]–[11]؛ این کار توان دریافتی را نسبت به ارسال SRS در پهنای‌باند کامل به‌طور چشمگیری افزایش می‌دهد. اما حالت FHS موجب می‌شود که ایستگاه پایه تنها قادر باشد بخشی از کانال تمام‌باند را در یک ارسال SRS تخمین بزند، و این موضوع نیاز به الگوریتم‌های قدرتمندتر برای استخراج CSI تمام‌باند ایجاد می‌کند. این مقاله انتقال SRS با پرش فرکانسی و بودجه پایلوت محدود را در نظر می‌گیرد و هدف آن طراحی الگوریتم‌های کارآمد برای برآورد و پیش‌بینی مشترک کانال (JCEP)است.

A.کارهای پیشین و انگیزه‌ها

به دلیل تعداد محدود پخش‌کننده‌های محلی، کانال‌های واقعی در سامانه‌های massive MIMO-OFDM ذاتاً پراکندگی کم (sparsity)دارند [12]. ازاین‌رو، طرح‌های گوناگونی برای برآورد کانال مبتنی بر پراکندگی در ادبیات برای سامانه‌های massive MIMO-OFDMبررسی شده‌اند. بر اساس پراکندگی حوزۀ تأخیر–زاویه در کانال‌هایmassive MIMO-OFDM ، نویسندگان در [3] روشی برای برآورد کانال بر پایۀ پایلوت‌های با شیفت فاز قابل تنظیم ارائه کردند. با تکیه بر مفهوم پیشنهادی زیرفضای مشترک تأخیر–زاویه، یک روش بازیابی سیگنال پراکنده برای برآورد کارآمد کانال ارائه شد [13]. همچنین با بهره‌گیری از ماهیت پراکندۀ کانال‌های موج میلی‌متری(mmWave) ، یک برآوردگر کارآمد حلقه‌باز بر اساس الگوریتم OMPبرای سامانۀ MIMO ترکیبی در mmWave پیشنهاد شد [14]. اخیراً روش‌های استنباط آماری برای بازیابی کارآمد کانال‌های پراکنده توسعه یافته‌اند. نسخه‌های EMاز الگوریتم‌های [15] EP، AMPو Vector-AMP [16]، با بهره‌گیری از خاصیت پراکندگی کانال، کانال‌های massive MIMO-OFDMرا برآورد می‌کنند. بر اساس چارچوب انرژی آزاد بتی مقید(BFE) ، طرحی برای برآورد کانال در [17] ارائه شد که ساختار پراکنده و وابستگی زمانی کانال‌های massive MIMO-OFDMرا با استفاده از یک مدل احتمالاتی مارکوف پنهان ثبت می‌کند. در [18] و [19]، طرح‌های اخذ CSI با درنظرگرفتن عوامل نامنظم و نقص‌ها پیشنهاد شده‌اند که با بهره‌گیری از پراکندگی پویا در کانال‌های-massive MIMO

(FHS)با افت عملکرد روبه‌رو می‌شود. همین مسئله انگیزهٔ اصلی پژوهش ما برای JCEPدر سناریوهای مبتنی بر FHS است.

B. مشارکت‌های اصلی

با توجه به مباحث مطرح‌شده، این مقاله با هدف طراحی الگوریتم‌های کارآمد برآورد و پیش‌بینی مشترک کانال (JCEP) با بهره‌گیری از ویژگی‌های سوندینگ با پرش فرکانسی (FHS) ارائه شده است. مشارکت‌های اصلی ما به شرح زیر است :اثبات رابطهٔ بین وضوح حوزهٔ پراکندگی و تعداد نمونه‌های کانال: نشان می‌دهیم که وضوح کانال حوزهٔ پراکندگی مبتنی بر DFT متناسب با تعداد نمونه‌های کانال است. با توجه به اینکه در سناریوهای عملی تعداد نمونه‌های کانال در حوزهٔ فرکانس–فضا–زمان (FST) محدود است، تحلیل می‌کنیم که مشکل نشت انرژی در کانال حوزهٔ تأخیر–زاویه–دوپلر (DAD) مبتنی بر DFT اجتناب‌ناپذیر است. به‌همین دلیل، یک مدل کانال چند–ساب‌بندی (MS) در حوزهٔ DAD با پایهٔ off-grid پیشنهاد می‌کنیم تا این مشکل را برطرف کند. تبدیل مسئلهٔ JCEP با FHS به یک مسئلهٔ MMV تعمیم‌یافته: نشان می‌دهیم که کانال‌های مربوط به ساب‌بندهای مختلف مستقل و هم‌توزیع (i.i.d.) هستند؛ بنابراین می‌توان مسئلهٔ JCEP با FHS را به‌صورت یک مسئلهٔ بردار چنداندازه‌گیری (MMV) فرمول‌بندی کرد. بدین‌ترتیب، می‌توان از ویژگی‌های آماری مشترک کانال در میان ساب‌بندها استفاده کرد تا دقت استخراج CSI افزایش یابد. برای دستیابی به JCEP کارآمد، مسئلهٔ MMV را به‌صورت کمینه‌سازی انرژی آزاد بته (BFE) با قیود هیبریدی تقریب می‌زنیم تا میان قابلیت حل و دقت تعادل برقرار شود .ارائهٔ الگوریتم کارآمد:Off-Grid-MS HMP بر پایهٔ کمینه‌سازی BFE با قیود هیبریدی، الگوریتم پیام‌گذر هیبریدی (Off-Grid-MS (HMP را برای حل مسئلهٔ JCEP در شرایط FHSپیشنهاد می‌کنیم. برای رفع مشکل نبود CSIاولیه در سناریوهای عملی، الگوریتم پیشنهادی می‌تواند هایپرپارامترهای کانال را به‌صورت تطبیقی یاد بگیرد؛ این پارامترها با تغییر سناریوی کانال تغییر می‌کنند و معمولاً برای BS ناشناخته‌اند. همچنین، برای کاهش پیچیدگی محاسبه، تخمین هایپرپارامترهای off-grid را با استفاده از تقریب‌های ماتریس‌های off-grid سبک‌سازی می‌کنیم. باقی‌ماندهٔ این مقاله به‌صورت زیر سازمان‌دهی شده است: بخش IIمدل سیستم را معرفی می‌کند. بخش IIIصورت‌بندی مسئلهٔ JCEPرا ارائه می‌دهد. بخش IVبا چارچوب کمینه‌سازی انرژی آزاد بته (BFE) با قیود آغاز شده و الگوریتم JCEP با FHS را توسعه می‌دهد. نتایج شبیه‌سازی در بخش Vارائه شده و جمع‌بندی در بخش VIبیان می‌شود.

OFDM، مسیر را برای دستیابی دقیق CSI در سامانه‌های عملی TDDهموار می‌کند. در سامانه‌های مخابراتی عملی، اگر کانال‌های پایلوت آپلینکِ برآوردشده مستقیماً در تکنیک‌های چندگانه‌سازی فضایی برای ارسال داده‌های داون‌لینک استفاده شوند، مشکل کهنگی CSI به‌ویژه در شرایط تحرک بالا و زمان همدوسی کوتاه رخ می‌دهد؛ زیرا CSI با تأخیر دریافت می‌شود و در این فاصله کانال تغییر کرده است. برای رفع مشکل کهنگیCSI ، بیش‌تر پژوهش‌های مرتبط بر پیش‌بینی کانال تمرکز کرده‌اند؛ روشی که کانال‌های دادهٔ آیندهٔ داون‌لینک را با استفاده از همبستگی زمانی کانال‌های پایلوت گذشته پیش‌بینی می‌کند. روش‌های مختلفی برای پیش‌بینی کانال در سیستم‌های تک‌ورودی‌تک‌خروجی پیشنهاد شده‌اند، مانند روش‌های مبتنی بر مدل خودرگرسیو [20] (AR) و مدل جمع سینوس‌ها .[21] (SOS) اخیراً تکنیک پیش‌بینی کانال به سامانه‌های massive MIMO-OFDMنیز گسترش یافته است. وجود آرایه‌های آنتنی بزرگ در massive MIMO فرصت‌های تازه‌ای برای پیش‌بینی کانال ایجاد می‌کند. به دلیل پایداری محیط پراکندگی، همبستگی قوی میان زیرحامل‌های مجاور و آنتن‌ها وجود دارد، که می‌توان آن را با تبدیل فوریهٔ معکوس (IDFT) به کانال‌های با وضوح بالا در حوزهٔ تأخیر–زاویه تبدیل کرد [2]–[4]. برخلاف روش‌های کلاسیک که تنها از همبستگی زمانی بهره می‌برند، در massive MIMO-OFDMروش‌های پیش‌بینی متعددی ارائه شده‌اند که از همبستگی فرکانسی، فضایی و زمانی استفاده می‌کنند [22]–[25]. نویسندگان [22] اثر نمایش‌های مختلف کانال را بر پیش‌بینی بررسی کردند و یک پیش‌بینی‌کنندهٔ AR کم‌پیچیدگی مبتنی بر sparsity کانال تأخیر–زاویه در سیستم‌های mmWave پیشنهاد دادند. برای مقابله با «نفرین تحرک»، روش PDAبر پایهٔ ساختار تأخیر–زاویه–دوپلر (DAD) ارائه شد [23]. در [24] یک روش پیش‌بینی پهن‌باند DAD پیشنهاد شد که شیفت‌های دوپلر را با روش Matrix Pencilاستخراج می‌کند. با بهره‌گیری از همبستگی زمانی باقیمانده بین عناصر کانال—که ناشی از نشت انرژی است—روش ST-ARدر [25] پیشنهاد شد. از این بررسی مروری روشن است که کارهای پیشین برآورد کانال و پیش‌بینی کانال را دو ماژول مستقل در نظر می‌گیرند. اما در حقیقت، هر دو تحت عنوان استخراج CSI قرار می‌گیرند و تنها تفاوت آن‌ها محل زمانی CSI است: برآورد کانال، CSIفعلی را روی نمادهای پایلوت آپلینک استخراج می‌کند،پیش‌بینی کانال، CSIآینده را روی نمادهای دادهٔ داون‌لینک به دست می‌آورد. بنابراین، می‌توان این دو را به‌صورت مشترک انجام داد تا با بهره‌گیری از پراکندگی کانال‌هایmassive MIMO-OFDM ، دقت استخراج CSI افزایش یابد. علاوه بر این، اکثر پژوهش‌های گذشته بر استخراج CSIبا پایلوت‌های فول‌باند تمرکز داشته‌اند، در حالی‌که این روش در سامانه‌های دارای frequency hopping sounding

یافته به انتقال داده برابر NSCاست. بنابراین، فاصلهٔ نمونه‌برداری سیستم، مدت زمان سمبل OFDM و مدت زمان CPبه‌صورت زیر هستند:

Tsam=$\frac{1}{N_{\text{FFT}}\Delta\phi}$, $T_{\text{sym}} = N_{\text{FFT}}T_{\text{sam}}$, and $T_{\text{CP}} = N_{\text{CP}}T_{\text{sam}}$,

به‌ترتیب. به لطف تقارن کانال در سیستم‌هایTDD ، ایستگاه پایه (BS) می‌تواند CSIپایین‌دست را بر اساس SRS بالادست اندازه‌گیری کند. اگر ساندینگ کل باند (fullband) فقط با یک انتقال SRS انجام شود،به دلیل توان ارسالی محدود UE، توان دریافتی BS کم خواهد بودو این موضوع باعث کاهش دقت CSI می‌شود. برای افزایش توان دریافتیBS ،در این مقاله پرش فرکانسی ساندینگ (FHS) را در نظر می‌گیریم؛این روش مطابق با استاندارد 3GPPاست [8] و در شکل 1 نشان داده شده است. پیکربندیFHS در حالت FHS: پهنای‌باند موجود به L زیرباند تقسیم می‌شود. فاصلهٔ فرکانسی میان زیرباندها برابر است با ΔF=NSC Δφ/L :عدد کامب (Comb) سمبل پایلوت برای مالتی‌پلکس فرکانسی برابر NTCاست. بنابراین در هر انتقال SRS: N=NSCL NTCزیرحامل از یک زیرباند، در یک سمبل OFDMساند می‌شود. فاصلهٔ زیرحامل‌ها در این حالت برابر است با Δf=NTCΔφ\Delta :فرض می‌شود هر UE برای ساند کردن کل باند Kبار اقدام می‌کندکه نیازمند KLانتقال SRS است. انتقال SRSشمارهٔ (kL+l)مربوط به زیرباند شمارهٔ qlاستکه مقدار آن بین 0≤ql<L :قرار دارد .مدل زمانی فاصلهٔ زمانی بین دو انتقال SRSمتوالی برابر است باΔt :فاصلهٔ زمانی بین دو ساندینگ کامل (fullband)متوالی برابر است باΔT :

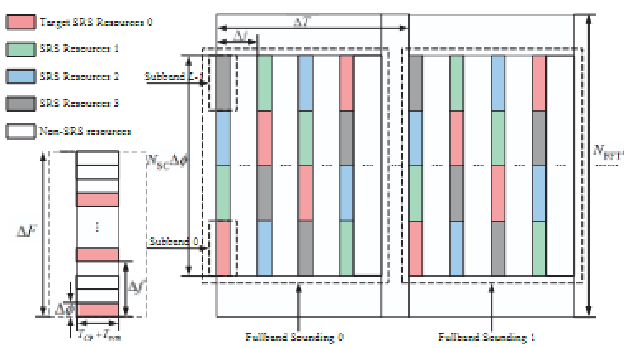
A.مدل سیگنال

با توجه به اینکه منابع SRS هدف، از نظر فرکانس، زمان و تقسیم کُد با سایر منابع SRS ارتوگونال هستند، می‌توانیم فقط بر پردازش سیگنال روی منابع SRS مربوط به یک UEتمرکز کنیم،و سیگنال‌های سایر منابع SRS نیز به‌صورت همزمان و مشابه پردازش می‌شوند 10. بنابراین، سیگنال دریافتی ایستگاه پایه (BS) روی زیرباندl اُم را می‌توان به‌صورت زیر نمایش دادyl∈CNMK :

$$\mathbf{y}_l = \mathbf{S}\mathbf{g}_l + \mathbf{z}_l, \qquad (1)$$

که در آن، مؤلفهٔ (nMK+mK+k)ام یعنی نمایانگر سیگنال دریافتی بین UE و آنتنm اُم ایستگاه پایه روی زیرحاملn اُم از منبع SRS شمارهٔ (kL+l)است. ماتریس

نمادگذاری‌ها: ما از √−1 = 𝔧 برای نمایش واحد موهومی استفاده می‌کنیم. عبارت (CN(x; μ, τنشان‌دهندهٔ توزیع گاوسی مختلط دایرویِ متقارن برای متغیر xبا میانگین μو واریانس τاست. [·]iو [·]i,jبه‌ترتیب نشان‌دهندهٔ مؤلفهٔi اُم یک بردار و مؤلفهٔ i, jیک ماتریس هستند. E[·] و V[·]به‌ترتیب امید ریاضی و واریانس هستند Tr{·} .عملگر رد (Trace) است Re{·} .بخش حقیقی یک مقدار مختلط را می‌گیرد IM .ماتریس همانی با ابعاد M × M است 1N .و 0Nبه‌ترتیب بردار تمام‌یک و تمام‌صفر-N بعدی هستند diag{x} .ماتریسی قطری است که قطر اصلی آن برابر x است. اعداد اسکالر، بردارهای ستونی، و ماتریس‌ها به‌ترتیب با حروف کوچک، کوچک بولد و بزرگ بولد نمایش داده می‌شوند. توان‌های T(·) ، ∗(·)و H(·) به‌ترتیب نشان‌دهندهٔ ترانهاده، مزدوج، و مزدوج-ترانهاده یک بردار یا ماتریس هستند. مجموعه‌های R ، C، Z، Bبه‌ترتیب نمایانگر میدان اعداد حقیقی، مختلط، صحیح و باینری هستند. عملگر ⊗ضرب کرونکر است. توابع دلتا Dirac و Kronecker به‌ترتیب با δ(·) و δ[·] نمایش داده می‌شوند. همچنین، ‖·‖Fنورم فروبنیوس است.



شکل ۱. پیکربندیSRS

II.مدل سیستم

این مقاله یک سیستم TDD massive MIMO-OFDMرا در نظر می‌گیرد. ایستگاه پایه (BS) با یک آرایهٔ صفحه‌ای یکنواخت (UPA)چندین کاربر (UE) را که هر یک مجهز به یک آنتن همه‌جهته‌اند، سرویس‌دهی می‌کند. آرایهٔ UPA شامل M = Mv Mhآنتن است که در آن Mvآنتن در راستای عمودی،و Mh آنتن در راستای افقی قرار گرفته‌اند،و فاصلهٔ میان آنتن‌ها برابر نصف طول موج است. پیش از ارسال، سیگنال با OFDMمدوله می‌شود که شامل NFFT :زیرحامل با فاصلهٔ فرکانسیΔϕ ،و پیشوند چرخه‌ای (CP) با طول NCPاست. تعداد زیرحامل‌های اختصاص

$$\mathbf{g}_l=\int_0^{\tau_{\max}}\int_0^{\pi}\int_0^{\pi}\int_{\nu_{\min}}^{\nu_{\max}} a(\tau,\theta,\varphi,\nu)\mathbf{w}(\tau,\theta,\varphi,\nu)\psi_l(\tau,\nu)\mathrm{d}\nu\mathrm{d}\varphi\mathrm{d}\theta\mathrm{d}\tau, \qquad (3)$$

عنصر (nMK+mK+k)اُم یعنی همان FSTCRبین UE و آنتن mاُم BS روی زیرحامل nاُم از منبع SRS شمارهٔ (kL+l)(kL+l)(kL+l)است. توجه کنید که آنتن mاُم ایستگاه پایه متناظر با آنتنی با اندیس عمودی mvو اندیس افقی mhاست که به‌صورت mv Mh + hm=m نشان داده می‌شود. برای اختصار، تعریف می‌کنیم: w(τ,θ,φ,ν)≜b(τ)⊗cv(θ)⊗ch (φ;θ)⊗d(ν). بردارهای b(τ)∈CNو cv(θ)∈CMv، ch(φ;θ)∈CMhو، d(ν)∈CKd و Kd(ν)∈CKبردارهای جهت‌دهی در حوزهٔ تأخیر، زاویهٔ ارتفاع، زاویهٔ سمتی و داپلر هستند 23و 25آن‌ها به‌صورت زیر تعریف می‌شوند:

$$[\mathbf{c}_{\mathrm{v}}(\theta)]_n \triangleq e^{-\bar{j}\pi n\cos\theta},\quad [\mathbf{c}_{\mathrm{h}}(\varphi;\theta)]_n \triangleq e^{-\bar{j}\pi n\sin\theta\cos\varphi}$$

اختلاف فاز زیرباند lاُم به‌صورت زیر تعریف می‌شود: ψl(τ,ν)≜ej¯2π(lΔt ν−qlΔF τ)مطابق رابطهٔ (3)، هر عنصر از FSTCRV شامل جمعی از کانال‌های تمام مسیرهاست،که منجر به غیراسپارسی بودن کانال در حوزهٔ FST شده و چالشی بزرگ برای تخمین و پیش‌بینی کانال با سربار پایلوت محدود ایجاد می‌کند. با توجه به همبستگی بالا ناشی از محیط پراکندگی محدود در[12] MIMO-OFDM ، می‌توان از ماتریس بردار ویژه (eigenvector matrix)برای جداسازی (decouple) FSTCRVو تبدیل آن به یک حوزهٔ اسپارس استفاده کرد. ماتریس‌های بردارویژهٔ متداول برای: پاسخ کانال در حوزهٔ فرکانس درOFDM ،پاسخ کانال در حوزهٔ فضا در آرایهٔULA ،پاسخ کانال در حوزهٔ زمان با نمونه‌برداری یکنواخت،همگی توسط ماتریس DFTبیان می‌شوند 27و29بردار پاسخ کانال در حوزهٔ تأخیر–زاویه–داپلر (DADCRV) روی زیرباند lاُم بر اساسDFT ،که با h¯l∈CNMK وC}^{N M Kh¯l∈CNMK} نشان داده می‌شود، به‌صورت زیر تعریف می‌شود:

$$\bar{\mathbf{h}}_l = (\mathbf{F}_N^H\otimes\bar{\mathbf{F}}_{M_v}^H\otimes\bar{\mathbf{F}}_{M_v}^H\otimes\bar{\mathbf{F}}_K)\,\mathbf{g}_l \qquad (4)$$
$$=\int_0^{\tau_{\max}}\int_0^{\pi}\int_0^{\pi}\int_{\nu_{\min}}^{\nu_{\max}} a(\tau,\theta,\varphi,\nu)\bar{\mathbf{w}}(\tau,\theta,\varphi,\tau)\psi_l(\tau,\nu)\mathrm{d}\nu\mathrm{d}\varphi\mathrm{d}\theta\mathrm{d}\tau,$$

که در آن FNو F¯N به‌ترتیب ماتریس DFTو DFTبا شیفت فاز هستند، که به‌صورت زیر تعریف می‌شوند:

$$[\mathbf{F}_N]_{i,j}\triangleq\frac{1}{\sqrt{N}}e^{-\bar{j}2\pi\frac{ij}{N}} \text{ and } [\mathbf{F}_N]_{i,j}\triangleq\frac{1}{\sqrt{N}}e^{-\bar{j}2\pi\frac{i(j-M/2)}{N}}$$

پایلوت S=diag{s}بوده ومؤلفهٔ (nMK+mK+k)ام بردار s∈CNMKبرابر است. توجه کنید که توان سمبل‌های پایلوت برابر ۱ است، یعنیSSH=INMK. بردار glپاسخ کانال در دامنهٔ فرکانس–فضا–زمان (FSTCRV) را نشان می‌دهدکه شکل دقیق آن در بخش II-Bتوضیح داده خواهد شد. بردار zlنویز مختلط گاوسی روی زیرباند lاست که مؤلفهٔ (nMK+mK+k) ام آن دارای توزیع گاوسی مختلطبا واریانس σz و میانگین صفر است znmkl : ~CN(0,σz).

B.مدل کانال

یک کانال massive MIMO-OFDM را در نظر می‌گیریم که در آنسیگنال‌های ارسالی از طریق مسیرهای چندگانه(Multipath) به آنتن‌های گیرنده می‌رسند. برای توصیف یک مسیر خاص، یک چهارگانهٔ DAD تعریف می‌کنیم (τ, θ, φ, ν): که در آن τ ∈ (0, τmax]تأخیر مسیر θ ∈ [0, π]زاویهٔ ارتفاعی ورود (Elevation AoA) φ ∈ [0, π]زاویهٔ سمتی ورود ν ∈ (Azimuth AoA) [vmin, vmax)شیفت داپلربر اساس مدل‌سازی کانال در 25، مسیرهای فیزیکی با مقادیر DAD مشابه را ترکیب کردهو یک مسیر مجازی تعریف می‌کنیم که باعث گروه‌بندی و جداسازی نسبی مسیرها می‌شود .پس از ساخت مسیرهای مجازی،بهرهٔ مختلط یک مسیر مشخص بین UE و BS را به‌صورت تابعی از DAD تعریف می‌کنیم a(τ, θ, φ, ν): فرض می‌کنیم کانال چندمسیره از مدل ریلیِ غیرهمبسته (Uncorrelated Rayleigh Fading) پیروی می‌کند. بنابراین مسیرهای متفاوت مستقل هستند و بهرهٔ مختلط مسیر a(τ,θ,φ,ν)باید برقرار کند 26, 3:

$$\mathrm{E}\left[a(\tau,\theta,\varphi,\nu)a^*(\tau',\theta',\varphi',\nu')\right] = A(\tau,\theta,\varphi,\nu)\delta(\tau-\tau')\delta(\theta-\theta')\delta(\varphi-\varphi')\delta(\nu-\nu'), \quad (2)$$

که در آن A(τ, θ, φ, ν)طیف توانِ DAD بین UE و BS را نشان می‌دهد. در مقایسه با ضرایب محوشدگی (Fading Coefficients)، پارامترهای فیزیکی کانال مانند تأخیرها، زاویه‌ها و شیفت داپلربسیار آهسته‌تر تغییر می‌کنند. پیش از معرفی مدل کانال، این فرض را بیان می‌کنیم کهزمان ایستایی کانالیعنی بازه‌ای که در آن پارامترهای فیزیکی ثابت هستند از زمان ساندینگ KΔT طولانی‌تر است، همان‌طورکه در [24] اشاره شده است. بنابراین محیط پراکندگی تقریباً ثابت می‌ماند و پارامترهای فیزیکی کانال را می‌توان در طول ساندینگ به‌عنوان ثابت نسبت به ضرایب فیدینگ در نظر گرفت .بر این اساس، بردار پاسخ کانال در حوزهٔ فرکانس–فضا–زمان(FSTCRV) روی زیرباند به‌شکل زیر نوشته می‌شود 26, 3 :

چون N>n≥N0و Δf/1>τ≥0 ، داریم 1>Δfτ−Nn>1−بنابراین خصوصیت زیر را ارضا می‌کند:

$$\lim_{N\to+\infty} \frac{1}{\sqrt{N}}[\bar{\mathbf{b}}(\tau)]_n = \begin{cases} 1, & \tau = \bar{\tau}_n^N, \\ 0, & \text{otherwise.} \end{cases} = \delta[\tau - \bar{\tau}_n^N]. \quad (8)$$

استنتاج سایر توابع نمونه‌برداری نیز الگوی مشابهی را دنبال می‌کند. این موضوع اثبات را کامل می‌سازد. با الهام از لمّ ۱، در حالت بی‌نهایت، پاسخ حوزه‌ی تأخیر–زاویه–داپلر (DADCR) مبتنی بر DFT معادل با نمونه‌برداری روی نقاط شبکهٔ ثابت در حوزه‌ی DAD است، که با جایگذاری تقریب‌های نامتناهی توابع نمونه‌برداری در رابطه‌ی (4) به دست می‌آید. علاوه بر این، با افزایش بعد ماتریسDFT ، فاصله‌ی بین شبکه‌های نمونه‌برداری کاهش می‌یابد؛ این موضوع نشان می‌دهد که در شرایط بی‌نهایت، شبکه‌های نمونه‌برداری می‌توانند دقیقاً با مقادیر واقعی منطبق شوند و هیچ نشت انرژی رخ نمی‌دهد.

C.پایهٔ خارج از شبکه برای کانال حوزهٔ تأخیر–زاویه–داپلر

در سناریوهای عملی، شرط بی‌نهایت اغلب قابل تحقق نیست، به دلایل زیر: در سناریوهایFHS ، پهنای باند کامل به LLLزیرباند با تعداد محدود زیرحامل تقسیم می‌شود. به دلیل هزینه، BSمعمولاً با تعداد آنتن محدود پیکربندی می‌شود. در سناریوهای با تحرک متوسط یا زیاد، تعداد نمونه‌های حوزهٔ زمان روی بازهٔ ایستایی محدود است. بنابراین، فواصل نمونه‌برداری مبتنی بر DFT ممکن است به اندازه کافی کوچک نباشند و ممکن است شبکهٔ نمونه‌برداری با مقادیر واقعی منطبق نشود. این حالت خارج از شبکه (off-grid) می‌تواند به مشکل نشت انرژی منجر شود (30)برای نمایش بهتر مشکل نشت انرژی در حالت محدود، نمونهٔ حوزهٔ تأخیر را بررسی می‌کنیم. در شکل ۲(a)، منحنی‌های تابع |[b¯(τ)]n||[\bar{b}(\tau)]_n||[b¯(τ)]n|برای شاخص‌های مختلف nبا خطوط نقطه‌چین نشان داده شده‌اند. تأخیر روی شبکه τon=τ¯2N\tauبا خط قرمز و تأخیر خارج از شبکه با خط آبی مشخص شده‌اند. در حالت روی شبکه، تنها دامنهٔ مربوط به همان نقطهٔ تأخیری غیرصفر است) مطابق خطوط قرمز شکل ۲.(b) اما در حالت خارج از شبکه، انرژی به همهٔ نقاط شبکه نشت پیدا می‌کند) مطابق خطوط آبی در شکل ۲.(b) تحلیل‌های مشابه در حوزهٔ زاویه و داپلر به دلیل محدودیت فضا حذف شده‌اند. بر اساس تحلیل‌های فوق، مشکل نشت انرژی موجب کاهش sparsity و افزایش مؤلفه‌های چندمسیره در نقاط شبکهٔ حوزهٔ DAD می‌شود، که چالش‌های مهمی را برای تخمین و پیش‌بینی کانال ایجاد می‌کند. ما فرض می‌کنیم که محیط پراکندگی شامل Pمسیر در مجموع است. تأخیرها، زوایا و

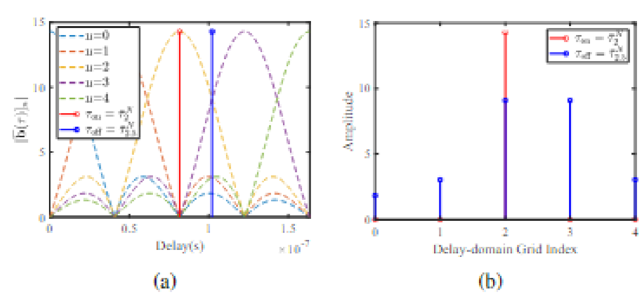
$$\bar{\mathbf{w}}(\tau,\theta,\varphi,\tau) = \bar{\mathbf{b}}(\tau) \otimes \bar{\mathbf{c}}_{\mathrm{v}}(\theta) \otimes \bar{\mathbf{c}}_{\mathrm{h}}(\varphi;\theta) \otimes \bar{\mathbf{d}}(\nu), \quad (5)$$

where $\bar{\mathbf{b}}(\tau) = \mathbf{F}_N^H \mathbf{b}(\tau)$, $\bar{\mathbf{c}}_{\mathrm{v}}(\theta) = \mathbf{F}_{M_{\mathrm{v}}}^H \mathbf{c}_{\mathrm{v}}(\theta)$, $\bar{\mathbf{c}}_{\mathrm{h}}(\varphi;\theta) = \mathbf{F}_{M_{\mathrm{v}}}^H \mathbf{c}_{\mathrm{h}}(\varphi;\theta)$, $\bar{\mathbf{d}}(\nu) = \mathbf{F}_K \mathbf{d}(\nu)$.

$$[\bar{\mathbf{b}}(\tau)]_n = f_N\left(\Delta f \tau - n/N\right), \quad (6)$$

$$f_N(x) \triangleq \frac{1}{\sqrt{N}} e^{-\bar{\jmath}\pi(N-1)x} \frac{\sin(\pi N x)}{\sin(\pi x)}. \quad (7)$$

بر اساس ساده‌سازی فوق، تابع n[(τ)¯b]را می‌توان به‌عنوان یک تابع نمونه‌برداری Sinc [25] در حوزهٔ تأخیر در نظر گرفت و نقطهٔ اوج آن برابر است با (τ¯nN,N) که در آن توجه کنید که nτ¯nN با {Z}n∈Z \ n∈Znرا تأخیر روی-شبکهon-grid delay و τ¯n′ با′ {Z}n′∈/Z   n′∉Zn'را تأخیر خارج از شبکه (off-grid delay)تعریف می‌کنیم. به‌طور مشابه، توابع [(θ)]mv، [c¯h(φ;θ)]mh، نیز می‌توانند به‌عنوان توابع نمونه‌برداری Sinc در حوزهٔ زاویهٔ ارتفاع، زاویهٔ سمتی، و داپلر در نظر گرفته شوند،که شبکه‌های نمونه‌برداری آن‌ها به‌صورت زیر تعریف می‌شوند : θ¯mvMv=arccos (2mvMv−1) Mh=arccos((Mh, v¯kK=k−K/2KΔTسپس، ویژگی حدی (asymptotical) توابع نمونه‌برداری مبتنی بر DFT را تحلیل می‌کنیم، همان‌طور که در لم ۱ خلاصه شده است. لم1: در حالت بی‌نهایت، توابع نمونه‌برداری به‌صورت مجانبی برابر با توابع دلتا کرونکر می‌شوند. برهان: از آنجا که توابع نمونه‌برداری حالت‌های خاصی از تابع fN(x)f_N(x)fN(x) هستند، ابتدا fN(x)f_N(x)fN(x)را تحلیل می‌کنیم.



شکل ۲. نمایش مسئلهٔ نشت انرژی بر پایهٔ DFT با N = 204و Δf = 120 kHz: (الف) منحنی‌های تابع |[b¯(τ)]n|برای تأخیر روی‌شبکه و تأخیر خارج‌ازشبکه τon=τ¯2.5N(ب) دامنه‌های متناظر شبکه‌های حوزهٔ تأخیر در حالت روی‌شبکه و خارج‌ازشبکه.

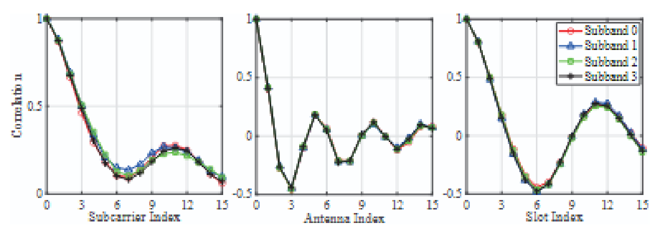
وقتی NNNبه بی‌نهایت میل می‌کند، (x)غیرصفر است اگر و تنها اگر xعددی صحیح باشد. برای مثال n[(τ)¯b]را در نظر بگیرید،

نیز با تعداد مشاهدات برابر باشد. بنابراین، تبدیل بین بردار پاسخ کانال در حوزهٔ فرکانس–فضا–زمان g_l و بردار پاسخ کانال در حوزهٔ تأخیر–زاویه–داپلر مبتنی بر ماتریس خارج‌ازشبکهٔ دقیق $\tilde{h}_l$ به‌صورت زیر داده می‌شود:

$$\mathbf{g}_l = \tilde{\mathbf{W}}(\omega)\tilde{\mathbf{h}}_l, \qquad (10)$$

where $\omega \triangleq [\boldsymbol{\alpha}^T, \boldsymbol{\beta}^T, \boldsymbol{\gamma}^T, \boldsymbol{\eta}^T]^T$. $\tilde{\mathbf{W}}(\omega) \triangleq \mathbf{B}(\boldsymbol{\alpha}) \otimes \mathbf{C}(\boldsymbol{\beta}, \boldsymbol{\gamma}) \otimes \mathbf{D}(\boldsymbol{\eta})$ denotes the accurate DAD-domain off-grid matrix and $\mathbf{C}(\boldsymbol{\beta}, \boldsymbol{\gamma}) \triangleq \mathbf{C}_{\mathrm{v}}(\boldsymbol{\beta}) \otimes \mathbf{C}_{\mathrm{h}}(\boldsymbol{\gamma})$.

توضیح ۲ :مدل کانال (۱۰) می‌تواند با جایگذاری ماتریس خارج‌ازشبکهٔ حوزهٔ داپلر $D(\eta)$ با ماتریس همانی I_K، به مدل کانالِ حوزهٔ تأخیر–زاویه در [19] تنزل یابد؛ و همچنین با جایگذاری ماتریس خارج‌ازشبکهٔ حوزهٔ تأخیر $B(\alpha)$ با ماتریس همانی I_N، بیشتر به مدل کانالِ حوزهٔ زاویه در [30] تنزل پیدا کند.



شکل ۳ .همبستگی فرکانسی، فضایی و زمانی زیرباندهای مختلف.

برای ایجاد توازن میان قابلیت حل و دقت، ماتریس دقیق خارج از شبکه در حوزهٔ تأخیر–زاویه–داپلر با استفاده از بسط سری تیلور تقریب زده می‌شود به صورت:

$$\begin{aligned}\mathbf{W}(\omega) = &\mathbf{W} + \dot{\mathbf{W}}_{\alpha}\mathrm{diag}\{\mathbf{R}_{\alpha}\boldsymbol{\alpha}\} + \dot{\mathbf{W}}_{\beta}\mathrm{diag}\{\mathbf{R}_{\beta}\boldsymbol{\beta}\}\\ &+ \dot{\mathbf{W}}_{\gamma}\mathrm{diag}\{\mathbf{R}_{\gamma}\boldsymbol{\gamma}\} + \dot{\mathbf{W}}_{\eta}\mathrm{diag}\{\mathbf{R}_{\eta}\boldsymbol{\eta}\}, \qquad (11)\end{aligned}$$

where $\mathbf{W} \triangleq \tilde{\mathbf{W}}(\mathbf{0}_{\bar{N}\bar{M}\bar{K}})$ denotes the transform matrix without off-grid hyper-parameters. $\dot{\mathbf{W}}_x$ is the first-order partial derivation of W concerning $x \in \{\tau, \theta, \varphi, \nu\}$. $\mathbf{R}_{\alpha} \triangleq \mathbf{I}_{\bar{N}} \otimes \mathbf{1}_{\bar{M}_{\mathrm{v}}\bar{M}_{\mathrm{h}}\bar{K}}$, $\mathbf{R}_{\beta} \triangleq \mathbf{1}_{\bar{N}} \otimes \mathbf{I}_{\bar{M}_{\mathrm{v}}} \otimes \mathbf{1}_{\bar{M}_{\mathrm{h}}\bar{K}}$, $\mathbf{R}_{\gamma} \triangleq \mathbf{1}_{\bar{N}\bar{M}_{\mathrm{v}}} \otimes \mathbf{I}_{\bar{M}_{\mathrm{h}}} \otimes \mathbf{1}_{\bar{K}}$, and $\mathbf{R}_{\eta} \triangleq \mathbf{1}_{\bar{N}\bar{M}_{\mathrm{v}}\bar{M}_{\mathrm{h}}} \otimes \mathbf{I}_{\bar{K}}$.

III.فرمول‌بندی مسئله

در این بخش، ابتدا ویژگی‌های آماری زیرباندها را تحلیل کرده و مسئله JCEP چندزیرباندی (MS-JCEP) را به‌صورت یک مسئله بردار چندمشاهده‌ای تعمیم‌یافته (MMV) فرمول‌بندی می‌کنیم. سپس یک مدل احتمالاتی توسعه داده و مسئله بیشینه‌سازی پسین (MAP) متناظر را ارائه می‌دهیم.

شیفت‌های داپلر واقعی توسط $\{\tau_p,\theta_p,\varphi_p,\nu_p\}_{p=0}^{P-1}$ نمایش داده می‌شوند. شبکه‌های نمونه‌برداری حوزهٔ DAD نیز به صورت زیر تعریف می‌شوند:

- $\{\bar{\tau}_n\}_{n=0}^{\tilde{N}-1}$ برای حوزهٔ تأخیر
- $\{\bar{\theta}_{m_v}\}_{m_v=0}^{\tilde{M}_v-1}$ برای زاویهٔ ارتفاع
- $\{\bar{\varphi}_{m_h}\}_{m_h=0}^{\tilde{M}_h-1}$ برای زاویهٔ آزیموت
- $\{\bar{\nu}_k\}_{k=0}^{\tilde{K}-1}$ برای حوزهٔ داپلر

که در آن $\tilde{N}$، $\tilde{M}_v$، $\tilde{M}_h$، و $\tilde{K}$ تعداد نقاط شبکه هستند که به صورت یکنواخت کل حوزهٔ DAD را پوشش می‌دهند. برای سادگی، ما اندیس‌های شبکهٔ DAD را حذف کرده و $\tilde{M}=\tilde{M}_v\tilde{M}_h$ را تعریف می‌کنیم. برای برآورده کردن نیازهای پیش‌بینی کانال حوزهٔ زمان، مقدار $\tilde{K}=S_vK$ انتخاب می‌شود تا تخمین پارامترهای داپلر با دقت بیشتری انجام شود، که در آن S_v عامل است در حوزهٔ تأخیر زاویه، مقادیر $\tilde{N}=N$، $\tilde{M}_v=M_v$، و $\tilde{M}_h=M_h$ در نظر گرفته می‌شوند تا در بخش IV-C کاهش پیچیدگی تسهیل شود. همان‌طور که قبلاً اشاره شد، فرض قرارگیری دقیق مقادیر واقعی روی شبکه‌های ثابت حوزهٔ DAD غیرعملی است. بنابراین، ما مدل خارج از شبکه (off-grid) را معرفی می‌کنیم تا فاصلهٔ بین مقادیر واقعی و نقاط شبکه کاهش یابد، که به صورت زیر ارائه می‌شود:

$$x_p = \bar{x}_{n_p} + y_{n_p}, y_{n_p} \in \left[\frac{\bar{x}_{n_p-1} - \bar{x}_{n_p}}{2}, \frac{\bar{x}_{n_p+1} - \bar{x}_{n_p}}{2}\right), \quad (9)$$

که در آن $x\in\{\tau,\theta,\varphi,\nu\}$ و $y\in\{\alpha,\beta,\gamma,\eta\}$ هستند. $\bar{x}_{n_p}$ نزدیک‌ترین نقطهٔ شبکهٔ نمونه‌برداری به x_p است و y_{n_p} نیز فاصلهٔ خارج‌ازشبکه (off-grid gap) را نشان می‌دهد. با تبدیل بردارهای جهت‌دهی (steering vectors) به ماتریس‌ها بر اساس ترتیب اندیس‌های شبکهٔ نمونه‌برداری، می‌توان ماتریس‌های خارج‌ازشبکهٔ متناظر را به‌دست آورد. این ماتریس‌ها عبارت‌اند از $B(\alpha)$: برای حوزهٔ تأخیر $C_v(\beta)$, برای حوزهٔ زاویهٔ ارتفاع $C_h(\gamma)$, برای حوزهٔ زاویهٔ آزیموت $D(\eta)$, برای حوزهٔ داپلر که هرکدام با بردار اَبَرپارامترهای خارج‌ازشبکه α ، β ، γ ، و η تعریف می‌شوند و به‌صورت زیر داده شده‌اند:

$$[\mathbf{B}(\boldsymbol{\alpha})]_{:,n} \triangleq \mathbf{b}(\bar{\tau}_n + \alpha_n),\ [\mathbf{C}_{\mathrm{v}}(\boldsymbol{\beta})]_{:,m_{\mathrm{v}}} \triangleq \mathbf{c}_{\mathrm{v}}(\bar{\theta}_{m_{\mathrm{v}}} + \beta_{m_{\mathrm{v}}}),$$
$$[\mathbf{C}_{\mathrm{h}}(\boldsymbol{\gamma})]_{:,m_{\mathrm{h}}} \triangleq \mathbf{c}_{\mathrm{h}}(\bar{\varphi}_{m_{\mathrm{h}}} + \gamma_{m_{\mathrm{h}}}),\ \text{and}\ [\mathbf{D}(\boldsymbol{\eta})]_{:,k} \triangleq \mathbf{d}(\bar{\nu}_k + \eta_k).$$

توضیح ۱ :ماتریس تبدیل DFT یک حالتِ ویژه از ماتریس‌های خارج‌ازشبکهٔ بالا است، زمانی که مقدارهای واقعی دقیقاً با شبکهٔ نمونه‌برداری یکنواخت منطبق باشند و تعداد نقاط نمونه‌برداری

انجام داد،در حالی که از ویژگی‌های آماری مشترک کانال بین زیرباندها نیز بهره‌برداری می‌شود،که این امر می‌تواند کارایی JCEP را به شکل قابل توجهی افزایش دهد. همچنین فرض می‌شود که UEدنبالهٔ SRS یکسانی را در تمام زیرباندها ارسال می‌کند8. بنابراین، بردارهای سیگنال دریافتی در زیرباندهای مختلف را می‌توان در یک ماتریس واحد به‌صورت زیر تجمیع کرد Y=[y1, y2, …, yL] یعنی:

$$\mathbf{Y} = \mathbf{S}\mathbf{W}(\omega)\mathbf{H} + \mathbf{Z}, \tag{14}$$

که در آن Hماتریس پاسخ کانال در حوزهٔ تأخیر–زاویه–داپلر (DADCRM)بر پایهٔ ماتریس تقریب‌زدهٔ off-grid است، که عنصر (n~M~K~+m~K~+k~, l) ام آن برابر است همچنین G≜W(ω)Hماتریس پاسخ کانال در حوزهٔ فرکانس–فضا–زمان (FSTCRM) است. شایان ذکر است که مطابق گزارهٔ ۱، ماتریس تبدیلات W(ω)W(\omega)W(ω) در میان DADCRVهای زیرباندهای مختلف مشترک است.

نکتهٔ ۳: به‌طور خاص، هنگامی که حالت FHS غیرفعال باشد، یعنی L=1، مسئلهٔ JCEP تک‌زیرباندی (SS) را می‌توان به‌صورت یک مسئلهٔ تک‌برداری اندازه‌گیری (SMV) مدل‌سازی کرد که حالت ویژه‌ای از مسئلهٔ MMVاست.

B.مدل احتمالاتی: بر اساس مدل سیگنال دریافتی در رابطه‌ی (14)، ابتدا تابع انتقال کانال را برای توصیف فرآیند انتقال سیگنال ارائه می‌کنیم و سپس مدل آماری پیشین کانال را برای نمایش خاصیت کم‌پراکندگی (sparsity) کانال در حوزهٔ DAD معرفی می‌نماییم. پس از مدل‌سازی احتمالاتی، مسئلهٔ MMVرا می‌توان به‌صورت یک مسئلهٔ تخمین بیشینهٔ پسین (MAP) فرموله کرد.

1 .تابع انتقال کانال: بر مبنای مدل سیگنال دریافتی در رابطه‌ی (14)، تابع انتقال کانال به صورت زیر بیان می‌شود:

$$p(\mathbf{Y}|\mathbf{H};\omega) = p\left(\mathbf{Y}|\mathbf{G}\right) p\left(\mathbf{G}|\mathbf{H};\omega\right). \tag{15}$$

به دلیل استقلال بین مؤلفه‌های نویز، تابع درست‌نمایی p(Y|G) را می‌توان به صورت زیر فاکتورگیری کرد:

$$\begin{aligned} p(\mathbf{Y}|\mathbf{G}) &= \prod_{n,m,k,l} p(y_{nmkl}|g_{nmkl}) \\ &= \prod_{n,m,k,l} \mathcal{CN}(y_{nmkl}; s_{nmk} g_{nmkl}, \sigma_z). \end{aligned} \tag{16}$$

A.فرمول‌بندی مسئلهJCEP

حالت FHS (تست کانال با پرش فرکانسی) مفهوم زیرباندها را معرفی می‌کند، که ما را ترغیب می‌کند ویژگی‌های آماری چندزیرباندی را برای دستیابی به دقت بالاتر در CSI بررسی کنیم. هم‌بستگی فرکانسی، فضایی و زمانی میان زیرباندهای مختلف در شکل ۳ نشان داده شده است و بیان می‌کند که زیرباندها هم‌بستگی مشترک دارند. این مشاهده در گزارهٔ زیر رسمی‌سازی می‌شود .

گزاره ۱ویژگی‌های آماری زیرباندها، یعنی E[glglH]، مستقل از شاخص زیرباند lهستند. اثبات :ماتریس هم‌بستگی بردار پاسخ کانال در حوزه زمان-فضا-فرکانس (FSTCRV) روی زیرباند l به‌صورت زیر داده شده است:

$$\begin{aligned} \mathrm{E}\left[\mathbf{g}_l\left(\mathbf{g}_l\right)^H\right] &\overset{(a)}{=} \int_0^{\tau_{\max}}\int_0^{\pi}\int_0^{\pi}\int_{\nu_{\min}}^{\nu_{\max}} A(\tau,\theta,\varphi,\nu) \\ &\cdot \mathbf{w}(\tau,\theta,\varphi,\nu)\left(\mathbf{w}(\tau,\theta,\varphi,\nu)\right)^H \mathrm{d}\nu\mathrm{d}\varphi\mathrm{d}\theta\mathrm{d}\tau, \end{aligned} \tag{12}$$

که در آن، رابطهٔ (a) با قرار دادن معادلهٔ (2) در عبارت E[gl(gl)H]و ساده‌سازی آن به‌دست می‌آید. این امر اثبات را کامل می‌کند. پس از تحلیل ویژگی آماری یک زیرباند، اکنون به بررسی هم‌بستگی بین زیرباندهای مختلف می‌پردازیم، که در گزاره ۲ خلاصه شده است.

گزاره ۲در سناریوهای دارای پراکندگی غنی، مؤلفه‌های یکسان کانال در زیرباندهای مختلف مستقل از یکدیگر هستند.

اثبات: هم‌بستگی بین عناصر یکسان کانال در زیرباندهای مختلف به شکل زیر بیان می‌شود:

$$\begin{aligned} \mathrm{E}[g_{nmkl} g^*_{nmkl'}] &= \int_0^{\tau_{\max}}\int_0^{\pi}\int_0^{\pi}\int_{\nu_{\min}}^{\nu_{\max}} A(\tau,\theta,\varphi,\nu) \\ &\cdot \psi_l(\tau,\nu)\psi^*_{l'}(\tau,\nu)\mathrm{d}\nu\mathrm{d}\varphi\mathrm{d}\theta\mathrm{d}\tau. \end{aligned} \tag{13}$$

به‌طور قابل توجهی، هم‌بستگی[∗E[gnmkl gnmkl′ در سناریوهای دارای پراکندگی غنی برابر با صفر است، بر اساس قضیهٔ حد مرکزی .[31] این امر اثبات را کامل می‌کند. گزارهٔ ۱ و گزارهٔ ۲ نشان می‌دهند که یکسان‌ترین عناصر کانال در زیرباندهای مختلف، مستقل و هم‌توزیع (i.i.d.) هستند. بر این اساس، می‌توان مسئلهٔ JCEPچندزیرباندی (MS JCEP) را به‌صورت یک مسئلهٔ MMV تعمیم‌یافته مدل‌سازی کرد. در نتیجه: می‌توان استخراج CSI هر زیرباند را به‌صورت مستقل

B^{\tilde{N}\tilde{M}\tilde{K}}و بردار واریانس پیشین σ ∈ R^{\tilde{N}\tilde{M}\tilde{K}}هستند. توجه کنید که عناصر کانال در حوزهٔ DAD مربوط به زیرباندهای مختلف می‌توانند به‌طور مستقل پردازش شوند و نشانگر حالت و واریانس پیشین یکسانی را به‌اشتراک می‌گذارند. تابع چگالی احتمال (PDF) ξاز توزیع برنولی پیروی می‌کند و به‌صورت زیر است [34]:

$$p(\boldsymbol{\xi};\rho)=\prod_{\bar{n},\bar{m},\bar{k}}\left(\rho\delta[\xi_{\bar{n}\bar{m}\bar{k}}-1]+(1-\rho)\delta[\xi_{\bar{n}\bar{m}\bar{k}}]\right), \qquad (19)$$

که در آن ρاحتمال فعال‌بودنِ پیشین است.

3.مسئلهٔ برآورد بیشینهٔ پسین(MAP)

مسئلهٔ برآورد مشترک کانال و پیش‌بینی (JCEP) بر اساس مدل سیگنال دریافتی (۱۴)، این است که ماتریس کانال در حوزهٔ DAD یعنی HHHرا با داشتن ماتریس سیگنال دریافتی YYYو ماتریس پایلوت SSSتخمین بزنیم. با ترکیب مدل احتمالاتی فوق، برآوردگر بهینهٔ MAP کانال به‌صورت زیر بیان می‌شود: H^MAP=argmaxH p(H|Y;ω,σ,ρ)که هدف، بیشینه‌سازی احتمال پسین کانال با توجه به مشاهدات و اَبَرپارامترهای مدل است.

$$\begin{aligned}\hat{\mathbf{H}}&=\arg\max_{\mathbf{H}}\sum_{\boldsymbol{\xi}}\int p\left(\mathbf{G},\mathbf{H},\boldsymbol{\xi}|\mathbf{Y};\omega,\boldsymbol{\sigma},\rho\right)\mathrm{d}\mathbf{G}\\&=\arg\max_{\mathbf{H}}\frac{1}{Z(\mathbf{Y})}\sum_{\boldsymbol{\xi}}\int p\left(\mathbf{Y},\mathbf{G},\mathbf{H},\boldsymbol{\xi};\omega,\boldsymbol{\sigma},\rho\right)\mathrm{d}\mathbf{G} \qquad (20)\\&=\arg\max_{\mathbf{H}}\sum_{\boldsymbol{\xi}}\int p\left(\mathbf{Y}|\mathbf{G}\right)p\left(\mathbf{G}|\mathbf{H};\omega\right)p\left(\mathbf{H}|\boldsymbol{\xi};\boldsymbol{\sigma}\right)p\left(\boldsymbol{\xi};\rho\right)\mathrm{d}\mathbf{G},\end{aligned}$$

که در آن Z(Y)ثابت نرمال‌سازی را نشان می‌دهد و p(Y,G,H,ξ;ω,σ,ρ)نیز چگالی احتمال مشترک متناظر است. با توجه به فاکتورگیری انجام‌شده برای PDF مشترک، گراف فاکتور مربوط در شکل ۴ رسم شده است تا تجسم مدل احتمالاتی ساده‌تر شود.

طبق رابطهٔ (۲۰)، برآوردگر بهینهٔ MAP کانال نیازمند محاسبهٔ حاشیه‌ها از PDF مشترک است، که شامل انتگرال‌گیری‌ها و جمع‌های چندبعدی است؛ این عملیات در سیستم‌های بزرگ‌مقیاس به‌شدت پیچیده و سنگین خواهد بود.

با در نظر گرفتن شرایط مقیاس بزرگ، تابع شرطی p(G|H;ω)را می‌توان به صورت زیر فاکتورگیری کرد:

$$\begin{aligned}p(\mathbf{G}|\mathbf{H};\omega)&=\prod_{n,m,k,l}p(g_{nmkl}|\mathbf{h}_l;\omega)\\&=\prod_{n,m,k,l}\delta(g_{nmkl}-(\underline{\mathbf{w}}_{nmk}(\omega))^T\mathbf{h}_l), \qquad (17)\end{aligned}$$

که در آن hlبردار ستونِ یکم از Hاست وwnmk(ω)wسطر (nMK+mK+k) ام ماتریس W(ω)می‌باشد. برای تسهیلِ یادگیری هایپرپارامترها، تابع فاکتور p(gnmk,l|hl;ω)را به‌صورت یک توزیع گاوسی مختلط با واریانسِ در حال میل به صفر تقریب می‌زنیم، یعنی lim∈→0CN(gnmk,l; (wnmk(ω))Thl, ϵ) : [32].

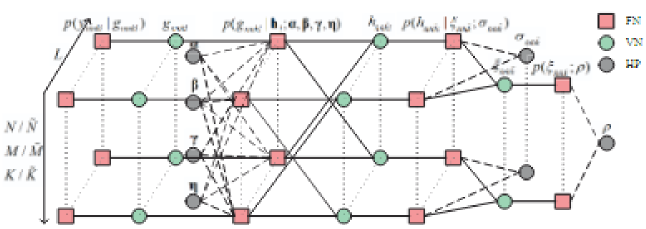


Fig4.نمودار فاکتور مربوط به نتیجهٔ فاکتورگیری PDF مشترک. مربع‌های قرمز نشان‌دهندهٔ گره‌های فاکتور، دایره‌های سبز نشان‌دهندهٔ گره‌های متغیر، و دایره‌های خاکستری نشان‌دهندهٔ هایپرپارامترها هستند.

2.مدل آماری پیشین کانال: پس از مدل‌سازی آف‌گریدِ کانال‌های حوزهٔ تأخیر–زاویه–داپلر(DAD) ، مشکل نشت انرژی به‌طور مؤثری برطرف می‌شود. در مقایسه با عناصر ماتریس پاسخ کانال در حوزهٔ DAD با پایهٔDFT ، عناصر همان ماتریس با پایهٔ آف‌گرید استقلال و پراکندگی (sparseness) بهتری نشان می‌دهند، زیرا شامل مؤلفه‌های چندمسیرهٔ کمتری هستند. برای توصیف استقلال و پراکندگی، توزیع برنولی–گاوسی شرطی مستقل و نامتجانس (i.n.d. BG) را برای عناصر ماتریس Hمعرفی می‌کنیم، به‌صورت زیر:

$$\begin{aligned}p(\mathbf{H}|\boldsymbol{\xi};\boldsymbol{\sigma})&=\prod_{\bar{n},\bar{m},\bar{k},l}p(h_{\bar{n}\bar{m}\bar{k}l}|\xi_{\bar{n}\bar{m}\bar{k}};\sigma_{\bar{n}\bar{m}\bar{k}}) \qquad (18)\\&=\prod_{\bar{n},\bar{m},\bar{k},l}\left(\delta[\xi_{\bar{n}\bar{m}\bar{k}}-1]\mathcal{CN}\left(h_{\bar{n}\bar{m}\bar{k}l};0,\sigma_{\bar{n}\bar{m}\bar{k}}\right)+\delta[\xi_{\bar{n}\bar{m}\bar{k}}]\delta(h_{\bar{n}\bar{m}\bar{k}l})\right),\end{aligned}$$

که در آن ξ̃n̄m̃kو σ̃n̄m̃kبه‌ترتیب عناصر (n~M~K~+m~K~+k~)اِم بردار نشانگر حالت ∈ ξ

متغیرها، وابستگی‌های محلی در فرآیند استنباط حفظ شوند [36] ,[37]. براساس فاکتورگیری PDF مشترک در بخشIII-B ، باورهای کمکی برای توابع فاکتور و متغیرهای تصادفی مطابق جدول I معرفی می‌کنیم. مطابق قوانین ساخت باورهای بت، PDFمشترک را به‌صورت زیر تقریب می‌زنیم:

$$b(\mathbf{G},\mathbf{H},\boldsymbol{\xi},\omega,\boldsymbol{\sigma},\rho) = \frac{\prod_{n,m,k,l} b^{g}_{nmkl} b^{g\mathbf{h}\omega}_{nmkl} \prod_{\bar{n},\bar{m},\bar{k},l} b^{h\xi\sigma}_{\bar{n}\bar{m}\bar{k}l} \prod_{\bar{n},\bar{m},\bar{k}} b^{\xi\rho}_{\bar{n}\bar{m}\bar{k}}}{\prod_{n,m,k,l} q^{g}_{nmkl} \prod_{\bar{n},\bar{m},\bar{k},l} (q^{h}_{\bar{n}\bar{m}\bar{k}l})^{NMK} \prod_{\bar{n},\bar{m},\bar{k}} q^{\xi}_{\bar{n}\bar{m}\bar{k}}}. \tag{23}$$

با جایگذاری معادلهٔ (23) در عبارت مربوط به VFE، می‌توان BFE را مطابق رابطهٔ (24) به‌دست آورد.

جدولI باورهای مربوط به توابع فاکتور و متغیرهای تصادفی

Factor Function	**Beliefs**
$p(y_{nmkl} \vert g_{nmkl})$	$b^{g}_{nmkl}(g_{nmkl})$
$p(g_{nmkl} \vert \mathbf{h}_l;\omega)$	$b^{g\mathbf{h}\omega}_{nmkl}(g_{nmkl},\mathbf{h}_l,\omega)$
$p(h_{\bar{n}\bar{m}\bar{k}l} \vert \xi_{\bar{n}\bar{m}\bar{k}};\sigma_{\bar{n}\bar{m}\bar{k}})$	$b^{h\xi\sigma}_{\bar{n}\bar{m}\bar{k}l}(h_{\bar{n}\bar{m}\bar{k}l},\xi_{\bar{n}\bar{m}\bar{k}},\sigma_{\bar{n}\bar{m}\bar{k}})$
$p(\xi_{\bar{n}\bar{m}\bar{k}};\rho)$	$b^{\xi\rho}_{\bar{n}\bar{m}\bar{k}}(\xi_{\bar{n}\bar{m}\bar{k}},\rho)$
Random Variables	**Beliefs**
g_{nmkl}	$q^{g}_{nmkl}(g_{nmkl})$
$h_{\bar{n}\bar{m}\bar{k}l}$	$q^{h}_{\bar{n}\bar{m}\bar{k}l}(h_{\bar{n}\bar{m}\bar{k}l})$
$\xi_{\bar{n}\bar{m}\bar{k}}$	$q^{\xi}_{\bar{n}\bar{m}\bar{k}}(\xi_{\bar{n}\bar{m}\bar{k}})$

شایان ذکر است که اگر باورهای مربوط به توابع فاکتور و متغیرهای تصادفی، توزیع احتمال یک متغیر یکسان را توصیف کنند، این باورها باید قیود سازگاری حاشیه‌ای (MCCs) را ارضا کنند. مسئلهٔ کمینه‌سازی VFE به یک مسئلهٔ کمینه‌سازی BFE همراه باMCC ها تبدیل می‌شود. با این حال، بررسیMCC ها بسیار پیچیده است و چنین مسئلهٔ بهینه‌سازی را غیرقابل حل می‌سازد. برای رفع این مشکل، هدف ما کاهش پیچیدگی از طریق بازطراحی قیود در بخش IV-B است.

B .بازطراحی قیود باورها

از آنجا که اَبَرپارامترها معمولاً ویژگی‌های آماری ضرایب کانال را توصیف می‌کنند، آن‌ها را در طول فرایند استنباط آماری به‌عنوان ثابت‌های مستقل و بدون اطلاعات پیشین در نظر می‌گیریم. ابتدا به فاکتورگیری باورها مربوط به آبَرپارامترها می‌پردازیم. احتمال فعال بودن پیشینρ ، امیدریاضی نشانگر وضعیت $\xi_{\tilde{n}\tilde{m}\tilde{k}}$ است و بنابراین نسبت به مقدار لحظه‌ای $\xi_{\tilde{n}\tilde{m}\tilde{k}}$ بسیار کندتر تغییر می‌کند. ازاین‌رو، باور bn~m~k~ξρbرا می‌توان به صورت زیر فاکتورگیری کرد:

IV.برآورد و پیش‌بینی مشترک کانال

در این بخش، ما از دیدگاه استنتاج بیزی تغییراتی [36] (VBI) آغاز کرده و الگوریتم Off-Grid-MS HMP را بر اساس سیگنال دریافتی (14) استخراج می‌کنیم تا مسئلهٔ JCEP را در حالت FHS حل کنیم. با توجه به نبود CSI اولیه در سناریوهای عملی، الگوریتم پیشنهادی می‌تواند آبَرمؤلفه‌ها را به‌صورت تطبیقی یاد بگیرد و همچنین با استفاده از تقریب‌های ماتریس‌های خارج از شبکه(off-grid) ، پیچیدگی محاسباتی تخمین این آبَرمؤلفه‌ها را کاهش دهد.

A .کمینه‌سازی انرژی آزاد بت

برای کاهش پیچیدگی استنتاج آماری، ما از استنتاج بیزی تغییراتی (VBI)بهره می‌بریم، روشی که توزیع پسین را با معرفی «باورها » (beliefs)تخمین می‌زند [36]. بر اساس مسئله‌ی بهینه‌سازی بیان‌شده در رابطه (20)، ما یک باور به شکل زیر معرفی می‌کنیم : b(G,H,ξ,ω,σ,ρ)تا توزیع پسین مشترک را تقریب بزنند. این باور با کمینه‌سازی واگرایی کولبک–لایبلر (KL-divergence) بین باور و توزیع واقعی به دست می‌آید، که میزان مشابهت بین آن‌ها را توصیف می‌کند این کمینه‌سازی به صورت زیر نوشته می‌شود : کهmin b DKL(b(G,H,ξ,ω,σ,ρ) ‖ p(G,H,ξ,ω,σ,ρ|Y)) هدف آن یافتن بهترین تقریب از توزیع پسین واقعی است.

$$\begin{aligned} \hat{b}(\mathbf{G},\mathbf{H},\boldsymbol{\xi},\omega,\boldsymbol{\sigma},\rho) &= \underset{b(\mathbf{G},\mathbf{H},\boldsymbol{\xi},\omega,\boldsymbol{\sigma},\rho)\in\mathcal{Q}}{\arg\min} \mathrm{D}[b(\mathbf{G},\mathbf{H},\boldsymbol{\xi},\omega,\boldsymbol{\sigma},\rho)\|p(\mathbf{G},\mathbf{H},\boldsymbol{\xi}|\mathbf{Y};\omega,\boldsymbol{\sigma},\rho)] \\ &= \underset{b(\mathbf{G},\mathbf{H},\boldsymbol{\xi},\omega,\boldsymbol{\sigma},\rho)\in\mathcal{Q}}{\arg\min} \mathcal{F}_{\mathrm{V}} + \ln Z(\mathbf{Y}), \end{aligned} \tag{21}$$

که در آن Qمجموعهٔ مقید باور b(G,H,ξ,ω,σ,ρ)را نشان می‌دهدFv .نیز انرژی آزاد تغییری (Vfe) است که به صورت زیر تعریف می‌شود:

$$\mathcal{F}_{\mathrm{V}} \triangleq \mathrm{D}[b(\mathbf{G},\mathbf{H},\boldsymbol{\xi},\omega,\boldsymbol{\sigma},\rho)\|p(\mathbf{G},\mathbf{H},\boldsymbol{\xi},\mathbf{Y};\omega,\boldsymbol{\sigma},\rho)]. \tag{22}$$

بنابراین، مسئلهٔ MAP به مسئلهٔ کمینه‌سازی Vfeتبدیل می‌شود. وابستگی پیچیده میان متغیرهای تصادفی باعث می‌شود مسئلهٔ بهینه‌سازی بالا، به‌ویژه در سیستم‌های بزرگ‌مقیاس، غیرقابل‌حل (intractable)باشد. طراحی مجموعهٔ مقید Qنقش مهمی در ایجاد توازن میان پیچیدگی و دقت استنباط آماری دارد. ازاین‌رو، روشِ تقریب بت (Bethe approximation) برای طراحی مجموعهٔ مقید باورها پیشنهاد می‌شود تا با تحلیل وابستگی میان

اینکه بسیاری از متغیرهای موجود در سیستم‌های واقعی را می‌توان با توزیع‌های خانوادهٔ نمایی مدل‌سازی یا تقریب‌سازی کرد، باورهای مربوط به متغیرهای $g_{nmk}{}^{l}$ و $\bar{h}_{nmk}{}^{l}$ را تحت شرایط مقیاس بزرگ به توزیع گاوسی مقید می‌کنیم. بنابراین، قیدهای سازگاری حاشیه‌ای مربوط به $g_{nmk}{}^{l}$ و $\bar{h}_{nmk}{}^{l}$ را می‌توان به «قیدهای سازگاری میانگین و واریانس (MVCCs) «به شکل زیر تخفیف داد:

$$\mathrm{E}[g_{nmkl}|q^{g}_{nmkl}] = \mathrm{E}[g_{nmkl}|b^{g}_{nmkl}] = \mathrm{E}[g_{nmkl}|b^{\mathbf{gh}}_{nmkl}], \quad (30a)$$

$$\mathrm{V}[g_{nmkl}|q^{g}_{nmkl}] = \mathrm{V}[g_{nmkl}|b^{g}_{nmkl}] = \mathrm{V}[g_{nmkl}|b^{\mathbf{gh}}_{nmkl}], \quad (30b)$$

$$\mathrm{E}[h_{\bar{n}\bar{m}\bar{k}l}|q^{h}_{\bar{n}\bar{m}\bar{k}l}] = \mathrm{E}[h_{\bar{n}\bar{m}\bar{k}l}|b^{h}_{\bar{n}\bar{m}\bar{k}l}] = \mathrm{E}[h_{\bar{n}\bar{m}\bar{k}l}|b^{\mathbf{gh}}_{nmkl}], \quad (30c)$$

$$\mathrm{V}[h_{\bar{n}\bar{m}\bar{k}l}|q^{h}_{\bar{n}\bar{m}\bar{k}l}] = \mathrm{V}[h_{\bar{n}\bar{m}\bar{k}l}|b^{h}_{\bar{n}\bar{m}\bar{k}l}] = \frac{1}{NMK}\sum_{n,m,k}\mathrm{V}[h_{\bar{n}\bar{m}\bar{k}l}|b^{\mathbf{gh}}_{nmkl}]. \quad (30d)$$

از آنجا که متغیر $\bar{h}_{nmk}{}^{l}$ در باور $b^{gh}{}_{nmk}{}^{l}$ برای هر شاخص n و mو k حضور دارد، برای دستیابی به سادگی محاسبات، قید سازگاری واریانس مربوطه را تقریب می‌زنیم، در حالی که برای حفظ دقت، قید سازگاری میانگین را به‌صورت اصلی و بدون تغییر نگه می‌داریم. با ترکیب طراحی قیدهای فوق، مسئلهٔ تخمین و پیش‌بینی مشترک کانال (JCEP) را می‌توان به یک مسئلهٔ کمینه‌سازی انرژی آزاد بت (BFE) با قیدهای ترکیبی تبدیل کرد، که به‌صورت زیر بیان می‌شود:

$$\min \mathcal{F}_{\mathrm{B}} \quad \text{s.t.} \quad \begin{cases} (25)(26)(27), & (\text{FCs}), \\ (28)(29), & (\text{MCCs}), \\ (30), & (\text{MVCCs}). \end{cases} \quad (31)$$

ما از روشِ ضرایبِ لاگرانژ برای حلِّ مسئلهٔ بهینه‌سازیِ بالا با قیدهای ترکیبی استفاده می‌کنیم. با جایگذاری قیدهای عامل‌سازی‌شده (FCs) در معادلهٔ (24)، انرژی آزاد بت (BFE) می‌تواند به‌صورت معادلهٔ (32) بازنویسی شود. تابع لاگرانژ متناظر نیز در معادلهٔ (33) بیان می‌شود. با برابر قرار دادن مشتق‌های مرتبهٔ اول تابع لاگرانژ نسبت به باورهای کمکی و ساده‌سازیِ نتایج، می‌توان الگوریتم Off-Grid-MS HMP را که در الگوریتم ۱ خلاصه شده، استخراج کرد؛ که در آن $w_{\tilde{n}\tilde{m}\tilde{k}nmk} := [W(\hat{\omega})]_{nMK+mK+k,\tilde{n}\tilde{M}\tilde{K}+\tilde{m}\tilde{K}+\tilde{k}}$.

کامل یادگیری اَبَرمؤلفه‌ها (hyper-parameters) در بخش IV-C ارائه شده است. در نهایت، تخمین‌زن کانال حاصل را می‌توان به‌صورت زیر بیان کرد :

$$\hat{h}_{\bar{n}\bar{m}\bar{k}l} = \mathrm{G}(\mathrm{LLR}_{\bar{n}\bar{m}\bar{k}} - \mathrm{LLR}_{\mathrm{thr}})\mathrm{E}[h_{\bar{n}\bar{m}\bar{k}l}|b^{h}_{\bar{n}\bar{m}\bar{k}l}], \quad (34)$$

$$b^{\xi\rho}_{\bar{n}\bar{m}\bar{k}} = g^{\xi}_{\bar{n}\bar{m}\bar{k}}g^{\rho}, \; g^{\rho} = \delta(\rho - \hat{\rho}), \quad (25)$$

که در آن $g^{\xi}_{\tilde{n}\tilde{m}\tilde{k}}$ و g^{ρ} باورهای حاصل از فاکتورگیری باور $b^{\xi\rho}_{\tilde{n}\tilde{m}\tilde{k}}$ هستند که به ترتیب مربوط به متغیرهای $\xi_{\tilde{n}\tilde{m}\tilde{k}}$ و ρ می‌باشند. همچنین $\hat{\rho}$ مقدار واقعی ρ را نشان می‌دهد. از آنجا که واریانس ضریب کانال در حوزهٔ پراکنده $\xi_{\tilde{n}\tilde{m}\tilde{k}}h_{\tilde{n}\tilde{m}\tilde{k}l}$ توسط اَبَرپارامتر $\sigma_{\tilde{n}\tilde{m}\tilde{k}}$ تعیین می‌شود، این اَبَرپارامتر نیز می‌تواند در فرآیند JCEP به‌عنوان یک ثابت مستقل در نظر گرفته شود. در نتیجه، باور $b^{h\xi\sigma}_{\tilde{n}\tilde{m}\tilde{k}l}$ را می‌توان به شکل زیر فاکتورگیری کرد:

$$b^{h\xi\sigma}_{\bar{n}\bar{m}\bar{k}l} = b^{h\xi}_{\bar{n}\bar{m}\bar{k}l}b^{\sigma}_{\bar{n}\bar{m}\bar{k}}, \; b^{\sigma}_{\bar{n}\bar{m}\bar{k}} = \delta(\sigma_{\bar{n}\bar{m}\bar{k}} - \hat{\sigma}_{\bar{n}\bar{m}\bar{k}}), \quad (26)$$

که در آن $b^{h\xi}_{\tilde{n}\tilde{m}\tilde{k}l}$ و $b^{\sigma}_{\tilde{n}\tilde{m}\tilde{k}}$ باورهای حاصل از فاکتورگیری باور $b^{h\xi\sigma}_{\tilde{n}\tilde{m}\tilde{k}l}$ هستند که به‌ترتیب مربوط به متغیر $\xi_{\tilde{n}\tilde{m}\tilde{k}}h_{\tilde{n}\tilde{m}\tilde{k}l}$ و اَبَرپارامتر $\sigma_{\tilde{n}\tilde{m}\tilde{k}}$ می‌باشند همچنین $\hat{\sigma}_{\tilde{n}\tilde{m}\tilde{k}}$ مقدار واقعی اَبَرپارامتر $\sigma_{\tilde{n}\tilde{m}\tilde{k}}$ را نشان می‌دهد. به‌طور مشابه، باور $b^{gh\omega}_{nmkl}$ نیز باید قیود فاکتورگیری زیر (FCs) را ارضا کند:

$$b^{\mathbf{gh}\omega}_{nmkl} = b^{\mathbf{gh}}_{nmkl}b^{\boldsymbol{\alpha}}b^{\boldsymbol{\beta}}b^{\gamma}b^{\boldsymbol{\eta}}, \quad (27a)$$

$$b^{x} = \delta(x - \hat{x}), \quad x \in \{\boldsymbol{\alpha}, \boldsymbol{\beta}, \boldsymbol{\gamma}, \boldsymbol{\eta}\}, \quad (27b)$$

که در آن $\hat{x}$ مقدار واقعیِ x را نشان می‌دهد. بر اساس رابطه‌ی (26)، قیدهای سازگاری حاشیه‌ای زیر (MCCs) را نیز تعریف می‌کنیم:

$$b^{h}_{\bar{n}\bar{m}\bar{k}l} = \sum_{\xi_{\bar{n}\bar{m}\bar{k}} \in \mathbb{B}} b^{h\xi}_{\bar{n}\bar{m}\bar{k}l}, \quad (28a)$$

$$b^{\xi}_{\bar{n}\bar{m}\bar{k}} = \int b^{h\xi}_{\bar{n}\bar{m}\bar{k}l}\mathrm{d}h_{\bar{n}\bar{m}\bar{k}l}. \quad (28b)$$

ترکیب روابط (25) و (28)، قید سازگاری حاشیه‌ای مربوط به متغیر تصادفی $\xi_{\tilde{n}\tilde{m}\tilde{k}}$ را به‌صورت زیر به دست می‌دهد :

$$q^{\xi}_{\bar{n}\bar{m}\bar{k}} = b^{\xi}_{\bar{n}\bar{m}\bar{k}} = g^{\xi}_{\bar{n}\bar{m}\bar{k}}. \quad (29)$$

در مقیاس‌های بزرگ، بررسی «قیدهای سازگاری حاشیه‌ای» مربوط به متغیرهای تصادفی پیوسته بیش از حد پیچیده است و استخراج پیام‌های قابل‌پیاده‌سازی را دشوار می‌کند. با توجه به

نکتهٔ ۵: اگر پیچیدگی مربوط به یادگیری اَبَرمؤلفه‌ها) که در بخش IV-Cبررسی خواهد شد (را کنار بگذاریم، پیچیدگی الگوریتم HMPبرابر است با $O(NMK\tilde{N}\tilde{M}\tilde{K}L)$:که این پیچیدگی عمدتاً ناشی از ضرب‌های ماتریسی سنگین است. با توجه به پراکندگی کانال در حوزهٔDAD ، می‌توان الگوریتم HMP را فقط روی گره‌های فعال در حوزهٔ DAD اجرا کرد؛ یعنی گره‌هایی که مقدار LLR آشکارساز حالت آن‌ها از آستانهٔ LLR ازپیش‌تعیین‌شده بزرگ‌تر است. تعداد گره‌های فعال در دامنهٔ تأخیر، زاویه و داپلر به‌ترتیب با $\bar{N}, \bar{M}, \bar{K}$ نشان داده می‌شوند. از آنجا که تعداد کل گره‌ها بسیار بیشتر از تعداد گره‌های فعال است

C.یادگیری کم‌پیچیدگی اَبَرمؤلفه‌ها

در عمل، اَبَرمؤلفه‌ها بسته به شرایط کانال تغییر می‌کنند و معمولاً برای ایستگاه مرکزی (BS) ناشناخته هستند. الگوریتم پیشنهادی Off-Grid-MS HMPمی‌تواند اَبَرمؤلفه‌های کانال را به‌صورت تطبیقی یاد بگیرد. با نگه‌داشتن ترم‌های مربوط به اَبَرمؤلفه‌ها در تابع لاگرانژ (معادلهٔ 33)، می‌توان مسائل بهینه‌سازی متناظر آن‌ها را به‌دست آورد. نخست، یادگیری ρرا در نظر می‌گیریم که مسئلهٔ بهینه‌سازی آن به‌صورت زیر بیان می‌شود:

$$\hat{\rho} = \arg\max_{\rho} \mathrm{E}\left[\sum_{\bar{n},\bar{m},\bar{k}} b^{\xi}_{\bar{n}\bar{m}\bar{k}} \ln p(\xi_{\bar{n}\bar{m}\bar{k}};\rho)\right]. \tag{35}$$

با برابر قرار دادن مشتق مرتبه‌اول معادلهٔ (35) نسبت به ρبا صفر، می‌توان تخمین ρرا به‌صورت زیر به‌دست آورد:

$$\hat{\rho} = \frac{1}{NMK}\sum_{\bar{n},\bar{m},\bar{k}} \zeta_{\bar{n}\bar{m}\bar{k}}. \tag{36}$$

به‌طور مشابه، مسئلهٔ بهینه‌سازی مربوط به ابرپارامتر $\tilde{\sigma}_{nmk}$ به‌صورت زیر بیان می‌شود

$$\hat{\sigma}_{\bar{n}\bar{m}\bar{k}}=\arg\max_{\sigma_{\bar{n}\bar{m}\bar{k}}} \mathrm{E}\left[\sum_l b^{h}_{\bar{n}\bar{m}\bar{k}l} \ln p(h_{\bar{n}\bar{m}\bar{k}l}|\xi_{\bar{n}\bar{m}\bar{k}};\sigma_{\bar{n}\bar{m}\bar{k}})\right]. \tag{37}$$

با برابر قرار دادن مشتق مرتبه‌اول عبارت (37)نسبت به $\tilde{\sigma}_{nmk}$ با صفر، به رابطهٔ زیر می‌رسیم:

که در آن G(·)تابع پله‌ای هِویساید (Heaviside step function)را نشان می‌دهد و LLR_{thr}همان آستانهٔ ازپیش‌تعریف‌شدهٔ نسبتِ احتمال لگاریتمی (LLR) است. نکتهٔ ۴: در سیستم‌های با مقیاس بزرگ، مقادیر $(NMK\beta^{h,b^h}_{\bar{n}\bar{m}\bar{k}l})^{-1}$ در گام‌های 14 و 15 الگوریتم ۱ به صفر $(NMK\tau^{r}_{\bar{n}\bar{m}\bar{k}l})^{-1}$ میل می‌کنند. بنابراین، الگوریتم Off-Grid-MS HMPدر حالتی که مدلِ اف-گریدِ دامنهٔ Delay–Angle–Doppler لحاظ نشود، به الگوریتم EM-BG-AMP-MMV [39]یا EM-BG-AMP [40]تنزل می‌یابد؛ که این مسئله بستگی دارد به این‌که آیا ویژگی‌های آماری مشترک کانال میان زیرباندهای مختلف در نظر گرفته شده باشد یا خیر .

Algorithm 1: Off-Grid-MS HMP Algorithm

1 **Input:** $\mathbf{Y}, \mathbf{S}, \sigma_z, T_{\text{out}}, T_{\text{in}}, \kappa$.
2 **Output:** $\mathrm{LLR}_{\bar{n}\bar{m}\bar{k}}, \mathrm{E}[h_{\bar{n}\bar{m}\bar{k}l}|b^h_{\bar{n}\bar{m}\bar{k}l}]$.
3 **Initialize:** $\mu^h_{\bar{n}\bar{m}\bar{k}l}=0, \tau^h_{\bar{n}\bar{m}\bar{k}l}=1, \alpha^{g,b^g}_{nmkl}=0, \beta^{h,b^h}_{\bar{n}\bar{m}\bar{k}l}=1,$ $\zeta_{\bar{n}\bar{m}\bar{k}}=0.5, \hat{\omega}=\mathbf{0}_{\bar{N}\bar{M}\bar{K}}, \hat{\sigma}=\mathbf{1}_{\bar{N}\bar{M}\bar{K}}, \hat{\rho}=0.2.$
4 **for** $t_{\text{out}}=1,\cdots T_{\text{out}}$ **do**
5   **for** $t_{\text{in}}=1,\cdots T_{\text{in}}$ **do**
6         $\forall n,m,k,l:$
7         $\tau^q_{nmkl}=\sum_{\bar{n},\bar{m},\bar{k}}|w^{\bar{n}\bar{m}\bar{k}}_{nmk}|^2/\beta^{h,b^h}_{\bar{n}\bar{m}\bar{k}l};$
8         $\mu^q_{nmkl}=-\alpha^{g,b^g}_{nmkl}\tau^q_{nmkl}+\sum_{\bar{n},\bar{m},\bar{k}} w^{\bar{n}\bar{m}\bar{k}}_{nmk}\mu^h_{\bar{n}\bar{m}\bar{k}l};$
9         $b^g_{nmkl}\propto p(y_{nmkl}|g_{nmkl})\mathcal{CN}(g_{nmkl};\mu^q_{nmkl},\tau^q_{nmkl});$
10         $\mu^g_{nmkl}=\mathrm{E}\left[g_{nmkl}|b^g_{nmkl}\right], \tau^g_{nmkl}=\mathrm{V}\left[g_{nmkl}|b^g_{nmkl}\right];$
11         $\varepsilon_{nmkl}=1/\tau^q_{nmkl}-\tau^g_{nmkl}/(\tau^q_{nmkl})^2;$
12         $\alpha^{g,b^g}_{nmkl}=(\mu^g_{nmkl}-\mu^q_{nmkl})/\tau^q_{nmkl}.$
13         $\forall \tilde{n},\tilde{m},\tilde{k},l:$
14         $\tau^r_{\bar{n}\bar{m}\bar{k}l}=$ $(\sum_{n,m,k}|w^{\bar{n}\bar{m}\bar{k}}_{nmk}|^2\varepsilon_{nmkl})^{-1}-(NMK\beta^{h,b^h}_{\bar{n}\bar{m}\bar{k}l})^{-1};$
15         $\beta^{h,b^h}_{\bar{n}\bar{m}\bar{k}l}=(\tau^h_{\bar{n}\bar{m}\bar{k}l})^{-1}-(NMK\tau^r_{\bar{n}\bar{m}\bar{k}l})^{-1};$
16         $\mu^r_{\bar{n}\bar{m}\bar{k}l}=\mu^h_{\bar{n}\bar{m}\bar{k}l}+\tau^r_{\bar{n}\bar{m}\bar{k}l}\sum_{n,m,k}(w^{\bar{n}\bar{m}\bar{k}}_{nmk})^*\alpha^{g,b^g}_{nmkl};$
17         $p'(h_{\bar{n}\bar{m}\bar{k}l})\propto$ $\mathcal{CN}(h_{\bar{n}\bar{m}\bar{k}l};0,\hat{\sigma}_{\bar{n}\bar{m}\bar{k}})\mathcal{CN}(h_{\bar{n}\bar{m}\bar{k}l};\mu^r_{\bar{n}\bar{m}\bar{k}l},\tau^r_{\bar{n}\bar{m}\bar{k}l});$
18         $b^h_{\bar{n}\bar{m}\bar{k}l}=\zeta_{\bar{n}\bar{m}\bar{k}}p'(h_{\bar{n}\bar{m}\bar{k}l})+(1-\zeta_{\bar{n}\bar{m}\bar{k}})\delta(h_{\bar{n}\bar{m}\bar{k}l});$
19         $\mu^h_{\bar{n}\bar{m}\bar{k}l}=\mathrm{E}[h_{\bar{n}\bar{m}\bar{k}l}|b^h_{\bar{n}\bar{m}\bar{k}l}], \tau^h_{\bar{n}\bar{m}\bar{k}l}=\mathrm{V}[h_{\bar{n}\bar{m}\bar{k}l}|b^h_{\bar{n}\bar{m}\bar{k}l}].$
20         $\forall \tilde{n},\tilde{m},\tilde{k}:$
21         $\mathrm{LLR}_{\bar{n}\bar{m}\bar{k}}=\ln\frac{\hat{\rho}}{1-\hat{\rho}}+\sum_l \ln\frac{\mathcal{CN}(\mu^r_{\bar{n}\bar{m}\bar{k}l};0,\tau^r_{\bar{n}\bar{m}\bar{k}l}+\hat{\sigma}_{\bar{n}\bar{m}\bar{k}})}{\mathcal{CN}(\mu^r_{\bar{n}\bar{m}\bar{k}l};0,\tau^r_{\bar{n}\bar{m}\bar{k}l})};$
22         $\zeta_{\bar{n}\bar{m}\bar{k}}=1-\frac{1}{1+\exp\{\mathrm{LLR}_{\bar{n}\bar{m}\bar{k}}\}}.$
23   update $\hat{\rho}$ and $\hat{\sigma}$;
24   **end**
25   update $\hat{\omega}$;
26 **end**

$$
\begin{aligned}
\mathcal{F}_{\mathrm{B}} = &\textstyle\sum_{n,m,k,l} \mathrm{D}[b^{g}_{nmkl} \| p(y_{nmkl}|g_{nmkl})] + \sum_{n,m,k,l} \mathrm{D}[b^{\mathbf{h}\boldsymbol{\omega}}_{nmkl} \| p(g_{nmkl}|\mathbf{h}_l;\boldsymbol{\omega})] + \sum_{\bar{n},\bar{m},\bar{k},l} \mathrm{D}[b^{h\xi\sigma}_{\bar{n}\bar{m}\bar{k}\bar{l}} \| p(h_{\bar{n}\bar{m}\bar{k}\bar{l}}|\xi_{\bar{n}\bar{m}\bar{k}};\sigma_{\bar{n}\bar{m}\bar{k}})] \\
&\textstyle + \sum_{\bar{n},\bar{m},\bar{k}} \mathrm{D}[b^{\xi\rho}_{\bar{n}\bar{m}\bar{k}} \| p(\xi_{\bar{n}\bar{m}\bar{k}};\rho)] + \sum_{n,m,k,l} \mathrm{H}[q^{g}_{nmkl}] + \sum_{\bar{n},\bar{m},\bar{k}} \mathrm{H}[q^{\xi}_{\bar{n}\bar{m}\bar{k}}] + \sum_{\bar{n},\bar{m},\bar{k},l} NMK\mathrm{H}[q^{h}_{\bar{n}\bar{m}\bar{k}\bar{l}}]. \qquad (24)
\end{aligned}
$$

$$
\begin{aligned}
\tilde{\mathcal{F}}_{\mathrm{B}} = &\textstyle\sum_{n,m,k,l} \mathrm{D}[b^{g}_{nmkl} \| p(y_{nmkl}|g_{nmkl})] + \sum_{n,m,k,l} \mathrm{D}[b^{g\mathbf{h}}_{nmkl} \| p(g_{nmkl}|\mathbf{h}_l;\hat{\boldsymbol{\omega}})] + \sum_{\bar{n},\bar{m},\bar{k},l} \mathrm{D}[b^{h\xi}_{\bar{n}\bar{m}\bar{k}\bar{l}} \| p(h_{\bar{n}\bar{m}\bar{k}\bar{l}}|\xi_{\bar{n}\bar{m}\bar{k}};\hat{\sigma}_{\bar{n}\bar{m}\bar{k}})] \\
&\textstyle + \sum_{\bar{n},\bar{m},\bar{k}} \mathrm{D}[b^{\xi}_{\bar{n}\bar{m}\bar{k}} \| p(\xi_{\bar{n}\bar{m}\bar{k}};\hat{\rho})] + \sum_{n,m,k,l} \mathrm{H}[q^{g}_{nmkl}] + \sum_{\bar{n},\bar{m},\bar{k}} \mathrm{H}[q^{\xi}_{\bar{n}\bar{m}\bar{k}}] + \sum_{\bar{n},\bar{m},\bar{k},l} NMK\mathrm{H}[q^{h}_{\bar{n}\bar{m}\bar{k}\bar{l}}]. \qquad (32)
\end{aligned}
$$

$$
\begin{aligned}
\mathcal{L}_{\mathrm{B}} = &\textstyle \tilde{\mathcal{F}}_{\mathrm{B}} + \sum_{\bar{n},\bar{m},\bar{k},l} 2\mathrm{Re}\left\{\left(\alpha^{h,b^{h}}_{\bar{n}\bar{m}\bar{k}\bar{l}}\right)^{*}\left(\mathrm{E}\left[h_{\bar{n}\bar{m}\bar{k}\bar{l}}|q^{h}_{\bar{n}\bar{m}\bar{k}\bar{l}}\right] - \mathrm{E}\left[h_{\bar{n}\bar{m}\bar{k}\bar{l}}|b^{h}_{\bar{n}\bar{m}\bar{k}\bar{l}}\right]\right)\right\} \\
&\textstyle + \sum_{\bar{n},\bar{m},\bar{k},l}\sum_{n,m,k} 2\mathrm{Re}\left\{\left(\alpha^{h,b^{g\mathbf{h}}}_{nmk,\bar{n}\bar{m}\bar{k}\bar{l}}\right)^{*}\left(\mathrm{E}\left[h_{\bar{n}\bar{m}\bar{k}\bar{l}}|q^{h}_{\bar{n}\bar{m}\bar{k}\bar{l}}\right] - \mathrm{E}\left[h_{\bar{n}\bar{m}\bar{k}\bar{l}}|b^{g\mathbf{h}}_{nmkl}\right]\right)\right\} \\
&\textstyle + \sum_{\bar{n},\bar{m},\bar{k},l}\left(\beta^{h,b^{h}}_{\bar{n}\bar{m}\bar{k}\bar{l}}\left(\mathrm{V}\left[h_{\bar{n}\bar{m}\bar{k}\bar{l}}|q^{h}_{\bar{n}\bar{m}\bar{k}\bar{l}}\right]-\mathrm{V}\left[h_{\bar{n}\bar{m}\bar{k}\bar{l}}|b^{h}_{\bar{n}\bar{m}\bar{k}\bar{l}}\right]\right) + \beta^{h,b^{g\mathbf{h}}}_{\bar{n}\bar{m}\bar{k}\bar{l}}\left(NMK\mathrm{V}\left[h_{\bar{n}\bar{m}\bar{k}\bar{l}}|q^{h}_{\bar{n}\bar{m}\bar{k}\bar{l}}\right]-\sum_{n,m,k}\mathrm{V}\left[h_{\bar{n}\bar{m}\bar{k}\bar{l}}|b^{g\mathbf{h}}_{nmkl}\right]\right)\right) \\
&\textstyle + \sum_{n,m,k,l} 2\mathrm{Re}\left\{\left(\alpha^{g,b^{g}}_{nmkl}\right)^{*}\left(\mathrm{E}\left[g_{nmkl}|q^{g}_{nmkl}\right] - \mathrm{E}\left[g_{nmkl}|b^{g}_{nmkl}\right]\right) + \left(\alpha^{g,b^{g\mathbf{h}}}_{nmkl}\right)^{*}\left(\mathrm{E}\left[g_{nmkl}|q^{g}_{nmkl}\right] - \mathrm{E}\left[g_{nmkl}|b^{g\mathbf{h}}_{nmkl}\right]\right)\right\} \\
&\textstyle + \sum_{n,m,k,l}\left(\beta^{g,b^{g}}_{nmkl}\left(\mathrm{V}\left[g_{nmkl}|q^{g}_{nmkl}\right] - \mathrm{V}\left[g_{nmkl}|b^{g}_{nmkl}\right] + \beta^{g,b^{g\mathbf{h}}}_{nmkl}\left(\mathrm{V}\left[g_{nmkl}|q^{g}_{nmkl}\right] - \mathrm{V}\left[g_{nmkl}|b^{g\mathbf{h}}_{nmkl}\right]\right)\right)\right) \\
&\textstyle + \sum_{\bar{n},\bar{m},\bar{k}}\sum_{\xi_{\bar{n}\bar{m}\bar{k}}\in\mathbb{B}} \nu^{\xi}_{\bar{n}\bar{m}\bar{k}}\left(b^{\xi}_{\bar{n}\bar{m}\bar{k}} - \int b^{h\xi}_{\bar{n}\bar{m}\bar{k}\bar{l}}\mathrm{d}h_{\bar{n}\bar{m}\bar{k}\bar{l}}\right) + \sum_{\bar{n},\bar{m},\bar{k},l}\int \nu^{h}_{\bar{n}\bar{m}\bar{k}\bar{l}}\left(b^{h}_{\bar{n}\bar{m}\bar{k}\bar{l}} - \sum_{\xi_{\bar{n}\bar{m}\bar{k}}\in\mathbb{B}} b^{h\xi}_{\bar{n}\bar{m}\bar{k}\bar{l}}\right)\mathrm{d}h_{\bar{n}\bar{m}\bar{k}\bar{l}}. \qquad (33)
\end{aligned}
$$

برای ساده‌سازی بیان، تعریف می‌کنیم:

- W\x≜W(ω)−W˙x
- U≜1LMhMhH+Σh
- Vx≜W˙xH(Mg−W\x Mh)

که مؤلفهٔ (n~M~K~+n~k~+k~, l) ام آن برابر است با vn~m~k~lxv^xماتریس میانگین پسینِ G با[Mg=[μ0g,μ1g,...,μL−1g نمایش داده می‌شود، که در آن مؤلفهٔ (nMK+mK+k, l)برابر است با.μnmklg استخراج دقیق رابطهٔ (39) در پیوست A ارائه شده است. با برابر قرار دادن مشتق مرتبه‌اولِ عبارت (39) نسبت به xبا صفر، تخمین بردار هایپرپارامتر آف‌گرید به صورت زیر به دست می‌آید x^=Ξx−1χx : بر اساس بیان‌های بالا تخمین‌زدن هایپرپارامترها، ابتدا پیچیدگی محاسباتی آن‌ها را تحلیل می‌کنیم جدول .II مشاهده می‌شود که یادگیری هایپرپارامترهای آف‌گرید به طور قابل‌توجهی پیچیدگی محاسباتی بیشتری نسبت به سایرین دارد؛ این افزایش پیچیدگی عمدتاً ناشی از عملیات ضرب ماتریسی است. ازاین‌رو، تمرکز ما بر کاهش پیچیدگیِ یادگیری هایپرپارامترهای آف‌گرید خواهد بود.

$$
\hat{\sigma}_{\bar{n}\bar{m}\bar{k}} = \tfrac{1}{L}\textstyle\sum_{l}\left(|\mu^{h}_{\bar{n}\bar{m}\bar{k}\bar{l}}|^{2} + \tau^{h}_{\bar{n}\bar{m}\bar{k}\bar{l}}\right). \qquad (38)
$$

در مورد هایپرپارامترهای آف‌گرید، مسئلهٔ بهینه‌سازی مربوطه می‌تواند به صورت زیر فرمول‌بندی شود.

$$
\begin{aligned}
\hat{\mathbf{x}} &= \arg\max_{\mathbf{x}} \mathrm{E}\left[\sum_{l}\left(\prod_{n,m,k} b^{g\mathbf{h}}_{nmkl}\right)\ln\left(\prod_{n,m,k} p(g_{nmkl}|\mathbf{h}_l;\boldsymbol{\omega})\right)\right] \\
&= \arg\max_{\mathbf{x}} \mathbf{x}^{T}\boldsymbol{\Xi}_{x}\mathbf{x} - 2\boldsymbol{\chi}_{x}^{T}\mathbf{x}, \qquad (39)
\end{aligned}
$$

where $\mathbf{x} \in \{\boldsymbol{\alpha},\boldsymbol{\beta},\boldsymbol{\gamma},\boldsymbol{\eta}\}$ and $x \in \{\alpha,\beta,\gamma,\eta\}$. The matrix $\boldsymbol{\Xi}_x$ and the vector $\boldsymbol{\chi}_x$ are denoted as

$$
\begin{aligned}
\boldsymbol{\Xi}_{x} &= \mathbf{R}_{x}^{T}\mathrm{Re}\left\{\left(\dot{\mathbf{W}}_{x}^{H}\dot{\mathbf{W}}_{x}\right)^{*}\odot\mathbf{U}\right\}\mathbf{R}_{x}, \qquad (40a) \\
\boldsymbol{\chi}_{x} &= \mathbf{R}_{x}^{T}\mathrm{Re}\left\{\frac{1}{L}((\mathbf{M}^{h})^{*}\odot\mathbf{V}^{x})\mathbf{1}_{L}\right\} \\
&\quad - \mathbf{R}_{x}^{T}\mathrm{Re}\left\{\mathrm{diag}\left\{(\dot{\mathbf{W}}_{x}^{H}\mathbf{W}_{\backslash x})\boldsymbol{\Sigma}^{h}\right\}\right\}. \qquad (40b)
\end{aligned}
$$

ماتریس میانگین پسینِ Hبا[Mh=[μ0h,μ1h,...,μL−1h نمایش داده می‌شود، که در آن مؤلفهٔ (n~M~K~+m~K~+k~, l) برابراست(n~M~K~+m~K~+k~,l)

باμn~m~k~lh\mu^hماتریس کوواریانس پسینِ Hبا Σhنشان داده می‌شود. این یک ماتریس قطری است که مؤلفهٔ قطری (n~M~K~+m~K~+k~)ام آن برابر است با : 1L∑lτn~m~k~lh

جدول.II

پیچیدگی محاسباتی یادگیری هایپرپارامترها.

Hyper-parameter	Complexity
ρ	$\mathcal{O}(\tilde{N}\tilde{M}\tilde{K})$
σ	$\mathcal{O}(\tilde{N}\tilde{M}\tilde{K}L)$
Original $\alpha, \beta, \gamma, \eta$	$\mathcal{O}(\tilde{N}^2\tilde{M}^2\tilde{K}^2L)$
Simplified α	$\mathcal{O}(\tilde{K}^2\tilde{N}^2\tilde{M}L)$
Simplified β	$\mathcal{O}(\tilde{K}^2\tilde{M}_v\tilde{N}\tilde{M}L)$
Simplified γ	$\mathcal{O}(\tilde{K}^2\tilde{M}_h\tilde{N}\tilde{M}L)$
Simplified η	$\mathcal{O}(\tilde{K}^2\tilde{N}\tilde{M}L)$

همان‌طور که در بخش II-C اشاره شد، ما مقدار $\tilde{K}$ را بزرگ‌تر از K در نظر می‌گیریم تا پیش‌بینی کانال در حوزهٔ زمان بهبود یابد، درحالی‌که $N = \tilde{N}$ ، $M_v = \tilde{M}_v$ و $M_h = \tilde{M}_h$ را قرار می‌دهیم تا تقریب‌های زیر برقرار باشند : $B^H(\alpha)B(\alpha)\approx N I_{\tilde{N}}, C_v^H(\beta)C_v(\beta)\approx M_v I_{\tilde{M}_v}, C_h^H(\gamma)C_h(\gamma)\approx M_h I_{\tilde{M}_h}$ (با تکیه بر این تقریب‌ها، می‌توان محاسبات مربوط به یادگیری اَبَرپارامترهای off-grid را ساده‌سازی کرد.

با شروع از اَبَرپارامتر η، می‌توان ماتریس $\Xi(\eta)$ را تقریب زد به این صورت که:

$$\Xi_\eta \overset{(a)}{\approx} \mathbf{R}_\eta^T \mathrm{Re}\{(NM\mathbf{I}_{\tilde{N}\tilde{M}} \otimes (\dot{\mathbf{D}}^H\dot{\mathbf{D}}))^* \odot \mathbf{U}\}\mathbf{R}_\eta$$
$$\overset{(b)}{=} NM\mathrm{Re}\Big\{(\dot{\mathbf{D}}^H\dot{\mathbf{D}})^* \odot \mathbf{U}^\eta\Big\}, \tag{41}$$

که در آن، تقریب (a) از تقریب‌های مربوط به ماتریس‌های off-grid به‌دست می‌آید. معادله (b) نیز بر اساس تعریف‌های ماتریس $R(\eta)$ و ماتریس بلوک‌قطری $I_{\tilde{N}\tilde{M}}\otimes(\dot{D}^H\dot{D})$ به‌دست می‌آید. ماتریس مشتق مرتبهٔ اول ماتریس D, یعنی $D(0,\tilde{K})$ نسبت به شیفت داپلر است. کمیت $U^\eta=\frac{1}{L} M^{h,\eta}M^{h,\eta H}+\Sigma^{h,\eta}, U$

که در آن: درایهٔ $(\tilde{k}, \tilde{n}\tilde{M}L+\tilde{m}L+l)$ ام ماتریس $M^{h,\eta}\in\mathbb{C}^{\tilde{K}\times\tilde{N}\tilde{M}L}$ برابر است با $\mu_{\tilde{n}\tilde{m}\tilde{k}l}^h$ درایهٔ قطری $\tilde{k}$ اُم ماتریس قطری $\Sigma^{h,\eta}\in\mathbb{R}^{\tilde{K}\times\tilde{K}}$ برابر است با

$\frac{1}{L}\sum_{\tilde{n},\tilde{m},l}\tau_{\tilde{n}\tilde{m}\tilde{k}l}^h$

به‌طور مشابه، بردار $\chi(\eta)$ را نیز می‌توان تقریب زد به این صورت که:

$$\chi_\eta \approx \mathrm{Re}\Big\{\Big(\frac{1}{L}(\mathbf{M}_\eta^h)^* \odot \tilde{\mathbf{V}}^\eta\Big)\mathbf{1}_{\tilde{N}\tilde{M}L}\Big\}$$
$$- NM\mathrm{Re}\{\mathrm{diag}\{(\dot{\mathbf{D}}^H\mathbf{D}) \odot \mathbf{\Sigma}_\eta^h\}\Big\}, \tag{42}$$

که در آن، درایهٔ $(\tilde{k}, \tilde{n}\tilde{M}L+\tilde{m}L+l)$ ام ماتریس $\tilde{V}^\eta\in\mathbb{C}^{\tilde{K}\times\tilde{N}\tilde{M}L}$ برابر است با $v_{\tilde{n}\tilde{m}\tilde{k}l}^\eta$ اکنون یادگیری اَبَرپارامتر α را ساده‌سازی می‌کنیم. ماتریس $\Xi(\alpha)$ را می‌توان تقریب زد به این صورت که:

$$\Xi_\alpha \overset{(a)}{\approx} \mathbf{R}_\alpha^T \mathrm{Re}\Big\{\Big((\dot{\mathbf{B}}^H\dot{\mathbf{B}})\otimes(M\mathbf{I}_{\tilde{M}})\otimes(\mathbf{D}^H(\boldsymbol{\eta})\mathbf{D}(\boldsymbol{\eta}))\Big)^* \odot \mathbf{U}\Big\}\mathbf{R}_\alpha$$
$$\overset{(b)}{=} M\tilde{\mathbf{R}}_\alpha^T \mathrm{Re}\Big\{\big((\dot{\mathbf{B}}^H\dot{\mathbf{B}})\otimes(\mathbf{D}^H(\boldsymbol{\eta})\mathbf{D}(\boldsymbol{\eta}))\big)^* \odot \mathbf{U}^\alpha\Big\}\tilde{\mathbf{R}}_\alpha, \tag{43}$$

where approximation (a) is from $\mathbf{C}^H(\boldsymbol{\beta},\boldsymbol{\gamma})\mathbf{C}(\boldsymbol{\beta},\boldsymbol{\gamma}) \approx M\mathbf{I}_{\tilde{M}}$, equation (b) is from the definitions of the matrix $\mathbf{R}_\alpha$ and the block diagonal matrix $\mathbf{I}_{\tilde{M}} \otimes (\mathbf{D}^H(\boldsymbol{\eta})\mathbf{D}(\boldsymbol{\eta}))$. The matrix $\tilde{\mathbf{R}}_\alpha \triangleq \mathbf{I}_{\tilde{N}} \otimes \mathbf{1}_{\tilde{K}}$. The matrix $\dot{\mathbf{B}}$ is the first-order derivation of $\mathbf{B} \triangleq \mathbf{B}(\mathbf{0}_{\tilde{N}})$ concerning delay. $\mathbf{U}^\alpha \triangleq \frac{1}{L}\tilde{\mathbf{M}}_\alpha^h(\tilde{\mathbf{M}}_\alpha^h)^H + \tilde{\mathbf{\Sigma}}_\alpha^h$, where the $(\tilde{n}\tilde{K}+\tilde{k}, \tilde{m}L+l)$-th element of $\tilde{\mathbf{M}}_\alpha^h \in \mathbb{C}^{\tilde{N}\tilde{K}\times\tilde{M}L}$ is $\mu_{\tilde{n}\tilde{m}\tilde{k}l}^h$ and the $(\tilde{n}\tilde{K}+\tilde{k})$-th diagonal element of the diagonal matrix $\tilde{\mathbf{\Sigma}}_\alpha^h \in \mathbb{R}^{\tilde{N}\tilde{K}\times\tilde{N}\tilde{K}}$ is $\frac{1}{L}\sum_{\tilde{m},l}\tau_{\tilde{n}\tilde{m}\tilde{k}l}^h$. Similarly, the vector χ_α can be approximated as

$$\chi_\alpha \approx \mathrm{Re}\Big\{\Big(\frac{1}{L}(\mathbf{M}_\alpha^h)^* \odot \tilde{\mathbf{V}}^\alpha\Big)\mathbf{1}_{\tilde{M}\tilde{K}L}\Big\} \tag{44}$$
$$- M\tilde{\mathbf{R}}_\alpha^T \mathrm{Re}\Big\{\mathrm{diag}\Big\{(\dot{\mathbf{B}}^H\mathbf{B})\otimes(\mathbf{D}^H(\boldsymbol{\eta})\mathbf{D}(\boldsymbol{\eta}))\odot\tilde{\mathbf{\Sigma}}_\alpha^h\Big\}\Big\},$$

که در آن، تقریب (a) از رابطهٔ $C^H(\beta,\gamma)C(\beta,\gamma)\approx M I_{\tilde{M}}$ به‌دست می‌آید. معادلهٔ (b) نیز بر اساس تعریف‌های ماتریس $R(\alpha)$ و ماتریس بلوک‌قطری $I_{\tilde{M}}\otimes(D(\eta)^H D(\eta))$ حاصل می‌شود. ماتریس $\tilde{R}_\alpha=I_{\tilde{N}}\otimes 1_{\tilde{K}}$ ماتریس B مشتق مرتبهٔ اول ماتریس) B یعنی $B(0,\tilde{N})B(0,\tilde N)B(0,\tilde{N}))$ نسبت به تأخیر است. کمیت $U^\alpha=\frac{1}{L} \tilde{M}^{h,\alpha}$ که در آن درایهٔ $(\tilde{n}\tilde{K}+\tilde{k}, \tilde{m}L+l)$ ام ماتریس $\tilde{M}^{h,\alpha}\in\mathbb{C}^{\tilde{N}\tilde{K}\times\tilde{M}L}$ برابر است با $\mu_{\tilde{n}\tilde{m}\tilde{k}l}^h$ و درایهٔ قطری $(\tilde{n}\tilde{K}+\tilde{k})$ ام ماتریس قطری $\tilde{\Sigma}^{h,\alpha}\in\mathbb{R}^{\tilde{N}\tilde{K}\times\tilde{N}\tilde{K}}$ برابر است با $\frac{1}{L}\sum_{\tilde{m},l}\tau_{\tilde{n}\tilde{m}\tilde{k}l}^h$ به‌طور مشابه، بردار $\chi(\alpha)$ را می‌توان تقریب زد به این صورت که:

که در آن، درایهٔ $(\tilde{n}, \tilde{m} \tilde{K}L+\tilde{k}L+l)$ ام ماتریس‌های $M^{h,\alpha}\in\mathbb{C}^{\tilde{N}\times\tilde{M}\tilde{K}L}$ و $\tilde{V}^\alpha\in\mathbb{C}^{\tilde{N}\times\tilde{M}\tilde{K}L}$ به‌ترتیب برابرند با. $\mu_{\tilde{n}\tilde{m}\tilde{k}l}^h$ عملیات تقریبی برای اَبَرپارامترهای β و γ مشابه روش مربوط به α هستند و به‌دلیل محدودیت فضا، از ارائهٔ استخراج کامل آن‌ها صرف‌نظر شده

B.بناها و معیار ارزیابی عملکرد

برای نشان دادن برتری الگوریتم پیشنهادی، آن را با مبناهای زیر مقایسه می‌کنیم:

- :DN-LSاین الگوریتم FSTCRM را با روش کمترین مربعات (LS) تخمین می‌زند و سپس کانال تخمین‌زده‌شده را در حوزهٔ تأخیر–زاویه–زمان با یک آستانهٔ از پیش تعیین‌شده، نویززدایی می‌کند.
- :HHMP [17]این الگوریتم با استفاده از مدل مارکوف پنهان، کانال را در حوزهٔ تأخیر–زاویه–زمان تخمین می‌زند تا پراکندگی ساختاریافته و وابستگی زمانی کانال را مدل‌سازی کند.
- :OMP [43]این الگوریتم، DADCRMرا تحت مدل سیگنال تک‌زیرحاملی (SS) معادله (1)، و بدون مدل off-gridتخمین می‌زند.
- :SOMP [44]نسخهٔ چندبرداری (MMV) از OMP که تحت مدل سیگنال چندزیرحاملی (MS) معادله (14) عمل می‌کند و ویژگی‌های آماری مشترک کانال بین زیرباندها را در نظر می‌گیرد.
- :EM-BG-AMP [40]این الگوریتم یک توزیع پیشینی BGنامعلوم را فرض کرده و اَبَرپارامترها را از طریق EM می‌آموزد. سپس DADCRM را باAMP ، تحت مدل سیگنال) SS بدون مدل (off-grid تخمین می‌زند.
- :EM-BG-AMP-MMV [39]نسخهٔ MMV الگوریتم قبلی است که تحت مدل سیگنالMS ، ویژگی‌های آماری مشترک کانال میان زیرباندها را در نظر می‌گیرد.

این مبناها به‌طور جامع طیف روش‌های موجود را پوشش می‌دهند و امکان مقایسهٔ دقیق عملکرد را فراهم می‌کنند.

از آن‌جا که DN-LSو HHMPکانال را در حوزهٔ زمان تخمین می‌زنند، برای پیش‌بینی کانال آینده، از الگوریتم AR [22] و الگوریتم PDA [23] مبتنی بر تخمین کانال در حوزهٔ تأخیر–زاویه–زمان استفاده می‌کنیم. توجه شود که روش‌های پیش‌بینی کانال یادشده تنها قادر به پیش‌بینی کانال در سمبل‌های پایلوت هستند . بنابراین، برای پیش‌بینی کانال در سمبل‌های غیرپایلوت، از درون‌یابی MMSE استفاده می‌کنیم؛ با فرض اینکه ایستگاه پایه (BS)دانش پیشینی از حداکثر شیفت داپلر و SNRدارد 45 علاوه بر این، چون سایر روش‌های مبنا می‌توانند

a. تخمین کانال b. پیش‌بینی کانال

است. بر اساس ساده‌سازی‌های فوق، پیچیدگی محاسباتی مربوط به اَبَرپارامترهای off-gridبه‌طور قابل‌توجهی کاهش می‌یابد، همان‌طور که در جدول II نشان داده شده است.

V .نتایج شبیه‌سازی

A.تنظیمات شبیه‌سازیدر این بخش، نتایج شبیه‌سازی را ارائه می‌کنیم تا عملکرد الگوریتم پیشنهادی خود را نشان دهیم. از آن‌جا که QuaDRiGaمی‌تواند کانال‌های جرمی MIMO-OFDM با تغییرات زمانی تولید کند [41] که با استانداردهای 5G NRمطابق هستند 42

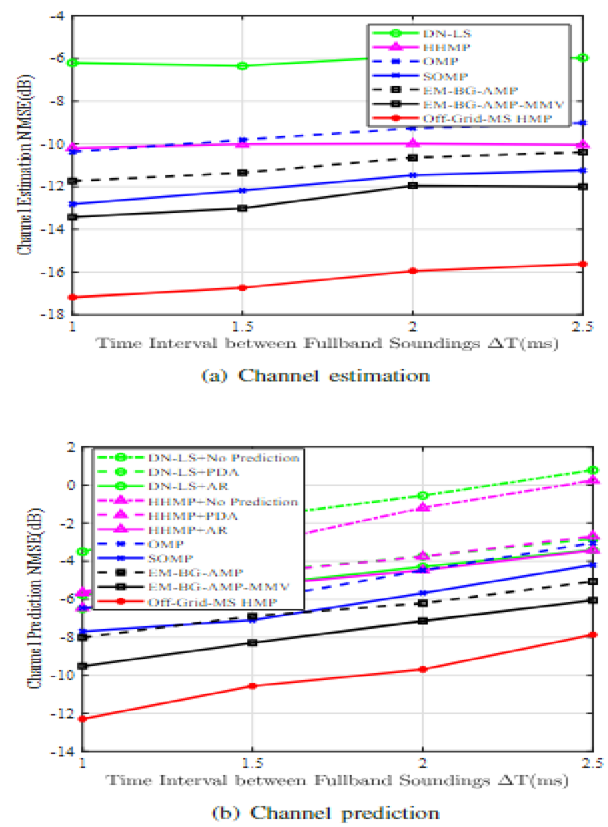
جدولIII

پارامترهای پایهٔ سیستم

System Parameters	Value
Centering frequency f_c	3.5 GHz
Bandwidth B	100 MHz
FFT size N_{FFT}	4096
Number of subcarriers for transmission N_{SC}	3264
Subcarrier spacing $\Delta\phi$	30 kHz
Number of subbands L	4
Number of transmission combs N_{TC}	4
Length of SRS sequences N	204
Number of BS antennas $[M_{\mathrm{v}}, M_{\mathrm{h}}]$	[4,8]
Number of fullband sounding K	10
Doppler-domain oversampling factor S_ν	3
Time interval between SRSs Δt	1 symbol
Time interval between fullband soundings ΔT	4 slots
Velocity of UE v	60 km/h

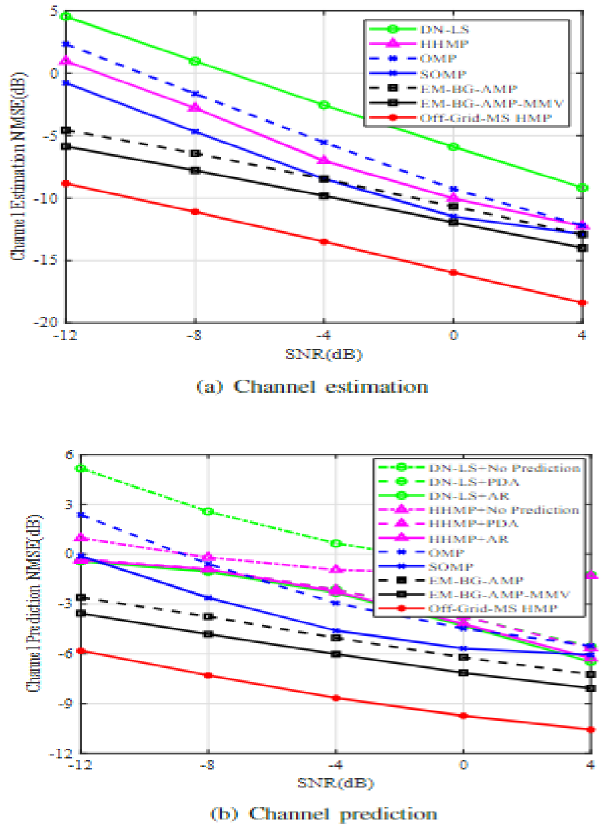
از آن‌جا که QuaDRiGaپیش‌تر در آزمون‌های میدانی مختلف اعتبارسنجی شده و قادر است کانال‌های MIMO-OFDM با تغییرات زمانی را مطابق با سناریوهای استاندارد 3GPPتولید کند، ما نیز از QuaDRiGa برای تولید کانال در سناریوی 3GPP سه‌بعدی شهری (UMa) در حالت NLOSاستفاده می‌کنیم. مگر در مواردی که به‌طور خاص ذکر شده باشد، پارامترهای پایهٔ سیستم در شبیه‌سازی‌ها مطابق با استانداردهای 3GPPتولید می‌شوند، همان‌طور که در جدول III آمده است. علاوه بر این، نرخ سیگنال به نویز (SNR) به‌صورت زیر تعریف می‌شود:

$$\mathrm{SNR} = 10\log_{10}\left(\frac{\|\mathbf{G}\|_F^2}{NMKL\sigma_z}\right).$$



C.نتایج شبیه‌سازی

الگوریتم پیشنهادی و مبناها با تغییرات SNRدر شکل ۵ نشان داده شده است. همان‌طور که دیده می‌شود، الگوریتم پیشنهادی Off-Grid-MS HMPدر کل محدودهٔ SNR عملکردی به‌مراتب بهتر از سایر مبناها دارد. این برتری ناشی از: رفع مشکل نشت انرژی (Energy Leakage) از طریق یادگیری اَبَرپارامترهای off-grid،و استفاده از ویژگی‌های آماری مشترک کانال میان زیرباندهای مختلف است. به‌واسطهٔ یادگیری اطلاعات پیشینی کانال، روش‌های EM-BG-AMP / EM-BG-AMP-MMV عملکرد بهتری نسبت به OMP / SOMPدارند. همچنین، مقایسهٔ الگوریتم‌های (OMP نظیرSMV و EM-BG-AMP)با الگوریتم‌های (SOMP نظیرMMV و EM-BG-AMP-MMV)نشان می‌دهد که اطلاعات آماری مشترک بین زیرباندها می‌تواند دقت تخمین کانال را بهبود دهد. در حالی که الگوریتم HHMPحدود ۴ dB بهبود در تخمین کانال نسبت به DN-LS ایجاد می‌کند، اما عملکرد پیش‌بینی کانال هر دو تقریباً یکسان است. علت این موضوع: افت CSI بین مرحلهٔ تخمین و پیش‌بینی،و عدم تطابق بین مدل پیش‌بینی و مدل واقعی کانال است.



شکل ۵. عملکرد JCEP برحسب SNR.

از آن‌جا که سایر مبناها کانال‌ها را در حوزهٔ داپلر تخمین می‌زنند، می‌توانند مطابق مدل کانال، از طریق برون‌یابی (extrapolation)کانال‌های آینده را پیش‌بینی کنند. برای نمایش عملکرد تخمین و پیش‌بینی کانال، معیار عملکرد NMSEرا به‌صورت زیر تعریف می‌کنیم:

$$\mathrm{NMSE} = 10\log_{10}\left(\frac{\|\hat{\mathbf{G}}-\mathbf{G}\|_F^2}{\|\mathbf{G}\|_F^2}\right), \qquad (45)$$

که در آن، G و G^به‌ترتیب بیانگر FSTCRMواقعی و تخمین‌زده‌شده یا پیش‌بینی‌شده هستند. توجه کنید که FSTCRM پیش‌بینی‌شده در حوزهٔ زمان شامل کانال‌های پیش‌بینی‌شده از آخرین سمبل پایلوت در فریم جاری تا اولین سمبل پایلوت در فریم آینده است.

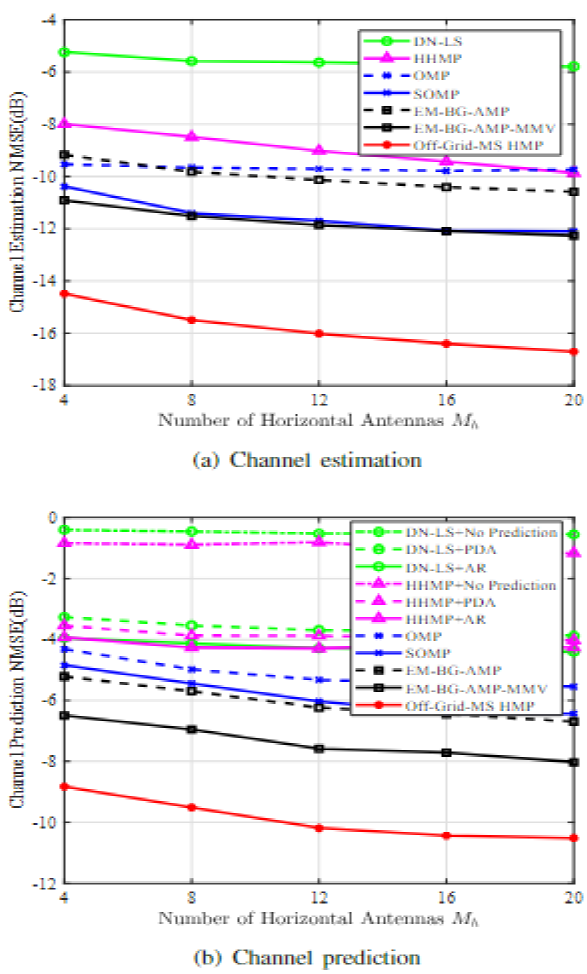
عملکرد تمامی الگوریتم‌ها با افزایش فاصلهٔ زمانی ΔT به دلیل ماهیت سریع‌التغییر کانال در حوزهٔ زمان تضعیف می‌شود، که نشان می‌دهد سربار پایلوت نقشی اساسی در دستیابی به CSI دقیق دارد. الگوریتم پیشنهادی در تمام مقادیر ΔT از تمامی مبناها بهتر عمل می‌کند؛ این نتیجه نشان می‌دهد که می‌توان سربار پایلوت را نسبت به بهترین مبنا به‌طور چشمگیری کاهش داد, در حالی که به همان مقدار NMSE دست یافت. به‌طور خاص، الگوریتم پیشنهادی قادر است: برای مقدار $\mathrm{NMSE} \approx -14$ dB در تخمین کانال، بیش از ۶۰٪ کاهش سربار پایلوت ایجاد کند؛و برای مقدار $\mathrm{NMSE} \approx -10$ dB در پیش‌بینی کانال، حدود ۵۰٪ کاهش سربار پایلوت داشته باشد . NMSE برحسب تعداد آنتن‌های BS شکل ۷

مقدار NMSE در SNR = 0 dB در شکل ۷ نشان داده شده است. برای مشاهدهٔ مستقیم اثر تعداد آنتن‌ها، $M_v=1$ در نظر گرفته شده و مقدار M_h تغییر داده شده است. نتایج نشان می‌دهند: الگوریتم پیشنهادی در کل محدودهٔ M_h بهترین عملکرد JCEP را دارد. عملکرد الگوریتم با افزایش تعداد آنتن‌ها بهبود می‌یابد. به‌طور دقیق‌تر: در آرایه‌های کوچک، عملکرد تناسب مستقیم با تعداد آنتن‌ها دارد، زیرا تفکیک زاویه‌ای پایین است. در آرایه‌های بزرگ، عملکرد تقریباً مستقل از تعداد آنتن‌ها می‌شود، زیرا وضوح زاویه‌ای به اندازهٔ کافی بالاست که مسیرها را تفکیک کند .

VI.نتیجه‌گیری

در این مقاله، مسئلهٔ تخمین و پیش‌بینی مشترک کانال (JCEP) در سیستم‌های massive MIMO با فوق‌هندسهٔ فرکانسی (FHS) بررسی شد. دستاوردهای اصلی عبارت‌اند از: توسعهٔ یک مدل کانال دقیق در حوزهٔ تأخیر–زاویه–داپلر (DAD) برای رفع مشکل نشت انرژی ناشی از کانال‌های با وضوح پایین مبتنی بر.DFT و فرمول‌بندی مسئلهٔ JCEP با FHS به‌صورت یک مسئلهٔ generalized MMV با تکیه بر مستقل و هم‌توزیع بودن زیرباندها.و ارائهٔ یک الگوریتم کارآمد Off-Grid-MS HMP مبتنی بر BFE با قیود ترکیبی، که قادر به یادگیری تطبیقی اَبَرپارامترها است.و استفاده از تقریبات ماتریس‌های off-grid برای کاهش چشمگیر پیچیدگی محاسباتی یادگیری اَبَرپارامترها.و نتایج عددی نشان دادند که الگوریتم پیشنهادی می‌تواند به‌طور قابل‌توجهی عملکرد تخمین و پیش‌بینی کانال را نسبت به روش‌های پیشرفتهٔ موجود بهبود دهد.و این نتایج نشان می‌دهند که الگوریتم پیشنهادی یک راهکار عملی و قدرتمند برای بهبود CSI در سیستم‌های massive MIMO با FHS به شمار می‌رود.

در مقابل، بیشتر الگوریتم‌های JCEP عملکرد بهتری از روش‌های غیر JCEP-دارند، که این موضوع ضرورت انجام هم‌زمان تخمین و پیش‌بینی کانال را تأیید می‌کند. با توجه به این‌که روند عملکرد در برابر سربار پایلوت در طراحی سیستم اهمیت زیادی دارد، در شکل ۶، مقدار NMSE الگوریتم‌های مختلف را برحسب فاصلهٔ زمانی بین دو اندازه‌گیری تمام‌باند متوالی یعنی ΔT در SNR = 0 dB ترسیم می‌کنیم. همان‌طور که در شکل ۶ (a) مشاهده می‌شود، کارایی تخمین کانال برای الگوریتم‌های JCEP با افزایش فاصلهٔ زمانی ΔT کاهش می‌یابد، زیرا این الگوریتم‌ها از همبستگی زمانی بهره می‌برند. در مقابل، افزایش ΔT هیچ تأثیری بر دقت تخمین الگوریتم‌های غیر JCEP-ندارد، چون این الگوریتم‌ها کانال را برای هر سمبل به‌صورت مستقل تخمین می‌زنند. در شکل ۶ (b) نیز به‌وضوح دیده می‌شود که عملکرد پیش‌بینی کانال برای تمام الگوریتم‌ها...



شکل ۷. عملکرد JCEP برحسب Mh

منابع

[1] E. Björnson, E. G. Larsson, and T. L. Marzetta, “Massive MIMO: Ten myths and one critical question,” IEEE Commun. Mag., vol. 54, no. 2, pp. 114–123, Feb. 2016.

[2] X. Li, S. Jin, H. A. Suraweera, J. Hou, and X. Gao, “Statistical 3-D beamforming for large-scale MIMO downlink systems over Rician fading channels,” IEEE Trans. Commun., vol. 64, no. 4, pp. 1529–1543, Apr. 2016.

[3] L. You, X. Gao, A. L. Swindlehurst, and W. Zhong, “Channel acquisition for massive MIMO-OFDM with adjustable phase shift pilots,” IEEE Trans. Signal Process., vol. 64, no. 6, pp. 1461–1476, Mar. 2016.

[4] L. You, X. Gao, G. Y. Li, X.-G. Xia, and N. Ma, “BDMA for millimeter-wave/terahertz massive MIMO transmission with per-beam synchronization,” IEEE J. Sel. Areas Commun., vol. 35, no. 7, pp. 1550–1563, Jul. 2017.

[5] A. A. Zaidi et al., “Waveform and numerology to support 5G services and requirements,” IEEE Commun. Mag., vol. 54, no. 11, pp. 90–98, Nov. 2016.

[6] M. Alodeh et al., “Symbol-level and multicast precoding for multiuser multiantenna downlink: A state-of-the-art, classification, and challenges,” IEEE Commun. Surveys Tuts., vol. 20, no. 3, pp. 1733–1757, 2018.

[7] A. F. Molisch et al., “Hybrid beamforming for massive MIMO: A survey,” IEEE Commun. Mag., vol. 55, no. 9, pp. 134–141, Sep. 2017.

[8] NR, Physical channels and modulation, Ver. 16.6.0, 3GPP TS 38.211, Jun. 2021.

[9] Y. Zhao et al., “System design and calibration for wideband channel sounding with multiple frequency bands,” IEEE Access, vol. 5, pp. 781–793, 2017.

[10] E. Dahlman, S. Parkvall, and J. Skold, 5G NR: The next generation wireless access technology. Academic Press, 2020.

[11] H. Jin et al., “Massive MIMO evolution toward 3GPP Release 18,” IEEE J. Sel. Areas Commun., vol. 41, no. 6, pp. 1635–1654, Jun. 2023.

پیوستA

استخراج معادلهٔ 39

عبارت هدفِ بهینه‌سازی را می‌توان به‌صورتِ ماتریسیِ مختصر زیر نوشت:

$$
\begin{aligned}
&\mathrm{E}\Big[\textstyle\sum_l \big(\prod_{n,m,k} b^{g\mathbf{h}}_{nmkl}\big) \ln \big(\prod_{n,m,k} p(g_{nmkl}|\mathbf{h}_l;\omega)\big)\Big] \\
&\propto \textstyle\sum_l \mathrm{E}\Big[-\frac{1}{\epsilon}\|\mathbf{g}_l - \mathbf{W}(\omega)\mathbf{h}_l\|_2^2 \Big| \prod_{n,m,k} b^{g\mathbf{h}}_{nmkl}\Big] \qquad (46) \\
&\propto \tfrac{1}{L}\textstyle\sum_l \|\boldsymbol{\mu}_l^g - \mathbf{W}(\omega)\boldsymbol{\mu}_l^h\|_2^2 + \mathrm{Tr}\{\mathbf{W}(\omega)\boldsymbol{\Sigma}^h(\mathbf{W}(\omega))^H\}.
\end{aligned}
$$

ابتدا در جملهٔ اول معادلهٔ (46) را مثل همیشه با «توسعهٔ مربع» ساده می‌کنیم. فرض کنید آن جمله به شکل زیر باشد خطی‌شدن مرتبهٔ اول نسبت به Δ اعمال شده

$$
\begin{aligned}
&\|\boldsymbol{\mu}_l^g - \mathbf{W}(\omega)\boldsymbol{\mu}_l^h\|_2^2 \\
&\overset{(a)}{=} \|\boldsymbol{\mu}_l^g - \mathbf{W}_{\backslash x}\boldsymbol{\mu}_l^h - \dot{\mathbf{W}}_x \mathrm{diag}\{\boldsymbol{\mu}_l^h\}\mathbf{R}_x\mathbf{x}\|_2^2 \\
&\overset{(b)}{\propto} \mathbf{x}^T\mathbf{R}_x^T((\dot{\mathbf{W}}_x^H\dot{\mathbf{W}}_x)^* \odot (\boldsymbol{\mu}_l^h(\boldsymbol{\mu}_l^h)^H))\mathbf{R}_x\mathbf{x} \\
&\quad - 2\mathrm{Re}\{\mathrm{diag}\{(\boldsymbol{\mu}_l^h)^*\}\dot{\mathbf{W}}_x^H(\boldsymbol{\mu}_l^g - \mathbf{W}_{\backslash x}\boldsymbol{\mu}_l^h)\}^T\mathbf{R}_x\mathbf{x}, \quad (47)
\end{aligned}
$$

where (a) is obtained according to equation $\mathrm{diag}\{\mathbf{x}\}\mathbf{y} \triangleq \mathrm{diag}\{\mathbf{y}\}\mathbf{x}$, and (b) is from equation $\mathrm{diag}^H\{\mathbf{x}\}\mathbf{Y}^H\mathbf{Y}\mathrm{diag}\{\mathbf{x}\} \triangleq (\mathbf{Y}^H\mathbf{Y})^* \odot (\mathbf{x}\mathbf{x}^H)$.

Then, the second term in (46) can be simplified as

$$
\begin{aligned}
&\mathrm{Tr}\{\mathbf{W}(\omega)\boldsymbol{\Sigma}^h(\mathbf{W}(\omega))^H\} \\
&\overset{(a)}{\propto} \mathrm{Tr}\{(\dot{\mathbf{W}}_x\mathrm{diag}\{\mathbf{R}_x\mathbf{x}\})^H(\dot{\mathbf{W}}_x\mathrm{diag}\{\mathbf{R}_x\mathbf{x}\})\boldsymbol{\Sigma}^h\} \\
&\quad + 2\mathrm{Re}\{\mathrm{Tr}\{(\dot{\mathbf{W}}_x\mathrm{diag}\{\mathbf{R}_x\mathbf{x}\})^H\mathbf{W}_{\backslash x}\boldsymbol{\Sigma}^h\}\} \\
&\overset{(c)}{\propto} \mathbf{x}^T\mathbf{R}_x^T((\dot{\mathbf{W}}_x^H\dot{\mathbf{W}}_x)^* \odot \boldsymbol{\Sigma}^h)\mathbf{R}_x\mathbf{x} \\
&\quad + 2\mathrm{Re}\{\mathrm{diag}\{\dot{\mathbf{W}}_x^H\mathbf{W}_{\backslash x}\boldsymbol{\Sigma}^h\}\}^T\mathbf{R}_x\mathbf{x}, \qquad (48)
\end{aligned}
$$

که در آن، نتیجهٔ (a) از رابطهٔ Tr{XY}=Tr{YX}حاصل شده است و نتیجهٔ (b) بر اساس رابطهٔ Tr{diagH(x) X diag(y)و YT=xH(X⨀Y) yو همچنین تعریفِ ردّ به‌دست آمده است. در نهایت، با توجه به اینکه ماتریس Yنیمه‌معین است و بردار xحقیقی می‌باشد، می‌توانیم رابطهٔ (39) را بر اساس معادلات (47) و (48) استخراج کنیم.

[12] C.-X. Wang et al., “A survey of 5G channel measurements and models,” IEEE Commun. Surveys Tuts., vol. 20, no. 4, pp. 3142–3168, 2018.

[13] Y. Zhang, D. Wang, J. Wang, and X. You, “Channel estimation for massive MIMO-OFDM systems by tracking the joint angle-delay subspace,” IEEE Access, vol. 4, pp. 10166–10179, 2016.

[14] J. Lee, G.-T. Gil, and Y. H. Lee, “Channel estimation via orthogonal matching pursuit for hybrid MIMO systems in millimeter wave communications,” IEEE Trans. Commun., vol. 64, no. 6, pp. 2370–2386, Jun. 2016.

[15] S. Wu et al., “Message-passing receiver for joint channel estimation and decoding in 3D massive MIMO-OFDM systems,” IEEE Trans. Wireless Commun., vol. 15, no. 12, pp. 8122–8138, Dec. 2016.

[16] J. Mo, P. Schniter, and R. W. Heath, “Channel estimation in broadband millimeter wave MIMO systems with few-bit ADCs,” IEEE Trans. Signal Process., vol. 66, no. 5, pp. 1141–1154, Mar. 2018.

[17] X. Liu et al., “Sparse channel estimation via hierarchical hybrid message passing for massive MIMO-OFDM systems,” IEEE Trans. Wireless Commun., vol. 20, no. 11, pp. 7118–7134, Nov. 2021.

[18] Y. Wan, G. Liu, A. Liu, and M.-J. Zhao, “Robust multi-user channel tracking scheme for 5G new radio,” IEEE Trans. Wireless Commun., Nov. 2023.

[19] Y. Wan and A. Liu, “A two-stage 2D channel extrapolation scheme for TDD 5G NR systems,” IEEE Trans. Wireless Commun., Jan. 2024.

[20] A. Duel-Hallen, “Fading channel prediction for mobile radio adaptive transmission systems,” Proc. IEEE, vol. 95, no. 12, pp. 2299–2313, Dec. 2007.

[21] I. C. Wong and B. L. Evans, “Low-complexity adaptive high-resolution channel prediction for OFDM systems,” in Proc. IEEE GLOBECOM, San Francisco, USA, 2006, pp. 1–5.

[22] C. Lv, J.-C. Lin, and Z. Yang, “Channel prediction for millimeter wave MIMO-OFDM…,” IEEE Access, vol. 7, pp. 15183–15195, 2019.

[23] H. Yin et al., “Addressing the curse of mobility in massive MIMO with Prony-based angular-delay domain channel predictions,” IEEE J. Sel. Areas Commun., vol. 38, no. 12, pp. 2903–2917, Dec. 2020.

[24] Z. Qin et al., “A partial reciprocity-based channel prediction framework for FDD massive MIMO…,” IEEE Trans. Wireless Commun., vol. 21, no. 11, pp. 9638–9652, Nov. 2022.

[25] C. Wu et al., “Channel prediction in high-mobility massive MIMO: From spatio-temporal autoregression to deep learning,” IEEE J. Sel. Areas Commun., vol. 39, no. 7, pp. 1915–1930, Jul. 2021.

[26] J. Ma et al., “Sparse Bayesian learning for the time-varying massive MIMO channels…,” IEEE Trans. Commun., vol. 67, no. 3, pp. 1925–1938, Mar. 2018.

[27] Y. Barbotin et al., “Estimation of sparse MIMO channels with common support,” IEEE Trans. Commun., vol. 60, no. 12, pp. 3705–3716, Dec. 2012.

[28] A. Adhikary et al., “Joint spatial division and multiplexing—The large-scale array regime,” IEEE Trans. Inf. Theory, vol. 59, no. 10, pp. 6441–6463, Oct. 2013.

[29] Y. Shi et al., “A compressive sensing based channel prediction scheme…,” in Proc. WCSP, China, 2021, pp. 1–6.

[30] L. Lian, A. Liu, and V. K. Lau, “Exploiting dynamic sparsity for downlink FDD-massive MIMO channel tracking,” IEEE Trans. Signal Process., vol. 67, no. 8, pp. 2007–2021, Apr. 2019.

[31] L. Liu and W. Yu, “Massive connectivity with massive MIMO—Part I…,” IEEE Trans. Signal Process., vol. 66, no. 11, pp. 2933–2946, Jun. 2018.

[32] A. K. Ghatak and S. Lokanathan, Quantum Mechanics: Theory and Applications. Macmillan, 2004.

[33] (Duplicate of [31]) — removed in clean list unless you want duplicates kept.

[34] Y. Zhu et al., “OFDM-based massive grant-free transmission…,” IEEE Trans. Commun., vol. 70, no. 7, pp. 4543–4558, Jul. 2022.

[35] F. R. Kschischang, B. J. Frey, and H.-A. Loeliger, “Factor graphs and the sum-product algorithm,” IEEE Trans. Inf. Theory, vol. 47, no. 2, pp. 498–519, Feb. 2001.

[36] J. S. Yedidia et al., “Constructing free-energy approximations and generalized belief propagation algorithms,” IEEE Trans. Inf. Theory, vol. 51, no. 7, pp. 2282–2312, Jul. 2005.

[37] D. Zhang et al., “Unifying message passing algorithms under constrained Bethe free energy,” IEEE Trans. Wireless Commun., vol. 20, no. 7, pp. 4144–4158, Jul. 2021.

[38] J. Cespedes et al., “Expectation propagation detection for high-order high-dimensional MIMO systems,” IEEE Trans. Commun., vol. 62, no. 8, pp. 2840–2849, Aug. 2014.

[39] Z. Chen, F. Sohrabi, and W. Yu, “Sparse activity detection for massive connectivity,” IEEE Trans. Signal Process., vol. 66, no. 7, pp. 1890–1904, Apr. 2018.

[40] J. P. Vila and P. Schniter, “Expectation-maximization Gaussian-mixture approximate message passing,” IEEE Trans. Signal Process., vol. 61, no. 19, pp. 4658–4672, Oct. 2013.

[41] S. Jaeckel et al., “QuaDRiGa: A 3-D multi-cell channel model with time evolution…,” IEEE Trans. Antennas Propag., vol. 62, no. 6, pp. 3242–3256, Jun. 2014.

[42] Study on channel model for frequencies from 0.5 to 100 GHz, Ver. 16.1.0, 3GPP TR 38.901, Dec. 2019.

[43] J. A. Tropp and A. C. Gilbert, “Signal recovery from random measurements via OMP,” IEEE Trans. Inf. Theory, vol. 53, no. 12, pp. 4655–4666, Dec. 2007.

[44] J.-F. Determe et al., “On the exact recovery condition of SOMP,” IEEE Signal Process. Lett., vol. 23, no. 1, pp. 164–168, Jan. 2015.

[45] X. Dong, W.-S. Lu, and A. C. Soong, “Linear interpolation in pilot-symbol assisted channel estimation for OFDM,” IEEE Trans. Wireless Commun., vol. 6, no. 5, pp. 1910–1920, May 2007.