تحلیل و بررسی افزایش ظرفیت کانال در سیستم‌های MIMO با رویکرد مبتنی بر هوش مصنوعی

عبدالکریم جعفرخراطی

گروه مهندسی برق،دانشکده مهندسی، دانشگاه علم و صنعت ایران

karim.jafari22@gmail.com

خلاصه

با رشد سریع شبکه‌های بی‌سیم نسل جدید، افزایش ظرفیت کانال به یکی از چالش‌های اساسی در سیستم‌های مخابراتی تبدیل شده است. فناوری چندورودی چندخروجی (MIMO) یکی از مهم‌ترین راهکارها برای افزایش ظرفیت کانال و بهبود بهره‌وری طیفی در سیستم‌های ارتباطی مدرن محسوب می‌شود. با این حال، عملکرد سیستم‌های MIMO به شدت وابسته به شرایط کانال، روش‌های تخصیص توان و تکنیک‌های پردازش سیگنال است. در این مقاله، ابتدا مبانی نظری سیستم‌های MIMO و ظرفیت کانال بررسی می‌شود. سپس روش‌های کلاسیک افزایش ظرفیت معرفی شده و در ادامه رویکردهای مبتنی بر هوش مصنوعی تحلیل می‌شوند. در نهایت، یک چارچوب پیشنهادی برای بهبود ظرفیت کانال ارائه شده و عملکرد آن با استفاده از شبیه‌سازی MATLAB ارزیابی می‌شود. نتایج شبیه‌سازی نشان می‌دهد که استفاده از روش‌های هوشمند می‌تواند بهبود قابل توجهی در ظرفیت کانال ایجاد کند.

کلمات کلیدی: MIMO، ظرفیت کانال، Beamforming، یادگیری ماشین، بهینه‌سازی توان، شبکه‌های بی‌سیم

۱. مقدمه

افزایش تقاضا برای نرخ داده بالا در شبکه‌های بی‌سیم منجر به توسعه فناوری‌های انتقال پیشرفته‌ای مانند سیستم‌های MIMO (Multiple-Input Multiple-Output) شده است. توانایی استفاده از چند مسیر فضایی و بهره‌گیری از توزیع فضایی آنتن‌ها موجب بهبود ظرفیت و پایداری لینک می‌شود. با این حال، طراحی بهینه Beamforming، تخصیص توان و مدیریت مسیرها همچنان چالش‌برانگیز است[1]. در سال‌های اخیر، رویکردهای هوش مصنوعی (AI) پتانسیل قابل توجهی برای یادگیری الگوهای پیچیده کانال و بهبود عملکرد سیستم‌های ارتباطی بی‌سیم نشان داده‌اند. این فناوری می‌تواند با ارائه راهکارهای تطبیقی و داده‌محور، ظرفیت سیستم‌های MIMO را به طور چشمگیری افزایش دهد[2]. این مقاله به بررسی و تحلیل روش‌های کلاسیک و نوین افزایش ظرفیت در سیستم‌های MIMO با تمرکز بر رویکردهای هوش مصنوعی می‌پردازد.

۲. مبانی نظری سیستم‌های MIMO

در یک سیستم MIMO، چندین آنتن در فرستنده و گیرنده برای ارسال و دریافت اطلاعات استفاده می‌شود. معادله پایه سیستم MIMO را می‌توان به صورت زیر بیان کرد:

$$y = Hx + n$$

که در آن:

- (y) بردار سیگنال دریافتی است.
- (x) بردار سیگنال ارسالی است.
- (H) ماتریس کانال است که ابعاد آن Nr× Nt (تعداد آنتن‌های گیرنده در تعداد آنتن‌های فرستنده) می‌باشد و خصوصیات فیزیکی کانال بی‌سیم را توصیف می‌کند.
- (n) بردار نویز گاوسی سفید و مرکب (AWGN) است[3].

ظرفیت کانال MIMO ، حداکثر نرخ داده‌ای است که می‌تواند با اطمینان بالا از طریق کانال منتقل شود[4]. این ظرفیت برای یک کانال MIMO با مشخصات (H) و با فرض عدم اطلاع از کانال در فرستنده (به جز اطلاع از میانگین یا متوسط توان) به صورت زیر تعریف می‌شود:

$$C = \log_2 \det(I_{N_r} + \frac{\rho}{N_t} H H^H)$$

که در آن:

- (C) ظرفیت کانال بر حسب بیت بر ثانیه بر هرتز (bps/Hz) است.
- (I_{Nr}) ماتریس همانی با ابعاد ($N_r \times N_r$) است.
- (p) نسبت سیگنال به نویز (SNR) متوسط است.
- (N_t) تعداد آنتن‌های فرستنده است.
- (H^H) ماتریس مزدوج ترانهاده (H) است.

این معادله نشان می‌دهد که ظرفیت کانال MIMO به شدت به تعداد آنتن‌ها (N_t) و (N_r)، نسبت سیگنال به نویز (p) و ویژگی‌های ماتریس کانال (H) وابسته است[5].

۳. روش‌های کلاسیک افزایش ظرفیت کانال

روش‌های کلاسیک در سیستم‌های MIMO با هدف بهره‌برداری از ابعاد فضایی و مشخصات کانال برای افزایش ظرفیت و بهبود کیفیت سیگنال طراحی شده‌اند[6]. سیگنال‌ها به گونه‌ای از آنتن‌ها ارسال می‌شوند که در گیرنده به صورت سازنده ترکیب شوند. برخی از مهم‌ترین این روش‌ها عبارتند از:

۱. **Beamforming (شکل‌دهی پرتوی) :** این تکنیک شامل تنظیم فاز و دامنه سیگنال‌های ارسالی به آنتن‌های فرستنده (یا دریافتی در سمت گیرنده) برای تمرکز انرژی سیگنال در جهت خاصی است. این امر منجر به افزایش توان سیگنال در جهت مورد نظر و کاهش تداخل در جهت‌های دیگر می‌شود[7].

Beamforming .می‌تواند به دو صورت کلی مورد استفاده قرار گیرد:

۱/۱. **Transmit Beamforming**: در فرستنده برای ارسال سیگنال در جهت مورد نظر کاربر. [8-9]

۱/۲. **Receive Beamforming :** در گیرنده برای تمرکز روی سیگنال دریافتی از جهت خاص و حذف تداخل. این روش معمولاً با تخصیص ماتریس وزنی (W) در فرستنده برای سیگنال ارسالی (x) به صورت (s = Wx) انجام می‌شود.مزایا:۱- افزایش SNR ۲- بهبود کیفیت لینک[8-10]

۲. **Spatial Multiplexing (ضرب‌کنندگی فضایی):** در این روش، سیگنال داده اصلی به چند زیرجریان مستقل تقسیم شده و هر زیرجریان از طریق یک آنتن جداگانه ارسال می‌شود. در این روش چند جریان داده به طور همزمان ارسال می‌شود. این تکنیک، ظرفیت کانال را به صورت خطی با تعداد زیرجریان‌های مستقل (که توسط رتبه ماتریس کانال تعیین می‌شود) افزایش می‌دهد. فرض بر این است که مسیرهای فضایی بین آنتن‌ها مستقل هستند.ویژگی‌ها:۱- افزایش نرخ داده ۲- استفاده بهتر از پهنای باند[9-12]

۳. **تخصیص توان (Water-Filling) :** این روش به بهینه‌سازی توزیع توان ارسالی در میان زیرکانال‌های مستقل MIMO می‌پردازد. در شرایطی که زیرکانال‌ها دارای پهنای باند و نسبت سیگنال به نویز متفاوتی هستند، تخصیص توان به صورت Water-Filling(پر کردن مخزن) امکان دستیابی به حداکثر ظرفیت کل را فراهم می‌کند. توان تخصیص داده شده به هر زیرکانال تابعی از SNR آن زیرکانال است[11].

۴. **بهینه‌سازی ماتریس انتقال (Optimized Transmit Matrix):** این رویکرد شامل طراحی ماتریس انتقال (W) است که نه تنها Beamforming را انجام می‌دهد، بلکه تخصیص توان و همچنین Spatial Multiplexing را نیز در نظر می‌گیرد تا ظرفیت کانال به حداکثر برسد. این بهینه‌سازی معمولاً با استفاده از مقادیر ویژه (Eigenvalues) ماتریس کانال ($H H^H$) صورت می‌گیرد[12].

این روش‌ها عمدتاً بر اساس مدل‌های تحلیلی و با فرض دانش دقیق از کانال استوار هستند. در محیط‌های واقعی و پویا، این مدل‌ها ممکن است همیشه عملکرد بهینه را ارائه ندهند و نیازمند پیچیدگی محاسباتی بالا باشند.

۴. استفاده از هوش مصنوعی در سیستم‌های MIMO

درپیچیدگی روزافزون شبکه‌های بی‌سیم مدرن، از جمله شبکه‌های 5G و 6G ، همراه با افزایش چالش‌هایی مانند پویایی کانال، تداخل و نیاز به سرویس‌دهی به تعداد زیادی کاربر، انگیزه قوی برای استفاده از رویکردهای نوین مانند هوش مصنوعی را ایجاد کرده است. دلایل کلیدی استفاده از هوش مصنوعی در سیستم‌های MIMO عبارتند از:

- **یادگیری الگوهای پیچیده و غیرخطی کانال :**کانال‌های بی‌سیم واقعی اغلب بسیار پیچیده، غیرخطی و وابسته به زمان هستند. الگوریتم‌های هوش مصنوعی، به خصوص شبکه‌های عصبی، قابلیت یادگیری و مدل‌سازی این الگوهای پیچیده را دارند که فراتر از توانایی مدل‌های تحلیلی سنتی است[13].
- **قابلیت تصمیم‌گیری تطبیقی :**هوش مصنوعی امکان اتخاذ تصمیمات بهینه را به صورت پویا و تطبیقی فراهم می‌کند. سیستم می‌تواند با یادگیری از داده‌های دریافتی و تغییرات کانال، سیاست‌هایBeamforming ، تخصیص توان و تخصیص منابع را در لحظه تنظیم کند[13-14].
- **جایگزینی مدل‌های ایستا با مدل‌های داده‌محور :**روش‌های کلاسیک اغلب بر مدل‌های ایستا و ریاضی تکیه دارند. هوش مصنوعی اجازه می‌دهد تا با استفاده از داده‌های واقعی (مانند آمارهای کانال، SNR، و غیره)، مدل‌های عملکردی ساخته شود که با محیط واقعی سازگارترند[15].

- **مناسب برای شبکه‌های 5G/6G و Massive MIMO :** در فناوری‌هایی مانند Massive MIMO که تعداد آنتن‌ها به طور قابل توجهی افزایش می‌یابد، پیچیدگی محاسباتی برای بهینه‌سازی کلاسیک بسیار بالا می‌رود. هوش مصنوعی می‌تواند با تقریب هوشمندانه و یادگیری سیاست‌های بهینه، این پیچیدگی را مدیریت کرده و عملکرد را بهبود بخشد. همچنین، با توجه به نیازهای پردازش بالا در شبکه‌های 5G/6G، رویکردهای AI-based می‌توانند سرعت و کارایی را افزایش دهند[16].

۵. روش پیشنهادی مبتنی بر هوش مصنوعی

در این مقاله، یک چارچوب هوشمند سه‌مرحله‌ای برای افزایش ظرفیت کانال در سیستم‌های MIMO پیشنهاد می‌شود. ایده اصلی این روش آن است که به‌جای اتکا به یک سیاست ثابت برای تمام شرایط کانال، سامانه بتواند با توجه به شرایط لحظه‌ای محیط، نوع کانال، سطح نویز و الگوی تداخل، تصمیم مناسب را برای تخصیص توان، انتخاب Beamforming و مدیریت جریان‌های فضایی اتخاذ کند. در این چارچوب، هوش مصنوعی نقش یک لایه تصمیم‌گیرنده تطبیقی را ایفا می‌کند که داده‌های کانال را تحلیل کرده و بهترین پیکربندی ممکن را برای بیشینه‌سازی ظرفیت ارائه می‌دهد. به طور کلی روش پیشنهادی با استفاده از مدل یادگیری ماشین تلاش می‌کند رابطه میان ویژگی‌های کانال و ظرفیت نهایی را از روی داده‌های گذشته یاد بگیرد. چارچوب پیشنهادی در سه مرحله اصلی قابل تعریف است:

۵.۱. استخراج ویژگی‌های کانال:

برای اینکه مدل هوش مصنوعی بتواند تصمیم‌گیری کند، نیاز به ورودی‌هایی دارد که وضعیت کانال را به بهترین شکل توصیف کنند. این ویژگی‌ها می‌توانند شامل موارد زیر باشند:

- **مقدار ویژه‌های ماتریس کانال :**مقادیر ویژه ماتریس ($H H^H$) اطلاعات مهمی در مورد "کیفیت" زیرکانال‌های مستقل ارائه می‌دهند. مقدار ویژه‌های بزرگتر نشان‌دهنده کانال‌های قوی‌تر و مناسب‌تر برای Spatial Multiplexing هستند.
- **همبستگی آنتن‌ها :** معیارهایی که میزان وابستگی بین کانال‌های مربوط به زوج آنتن‌های مختلف را نشان می‌دهند. همبستگی پایین‌تر برای Spatial Multiplexing مطلوب است.
- **SNRلحظه‌ای :** نسبت سیگنال به نویز در لحظه مورد نظر، که مستقیماً بر ظرفیت تأثیر می‌گذارد.
- **شاخص‌های کیفیت کانال (CQI) :**پارامترهای استخراج شده از سیگنال دریافتی که نشان‌دهنده کیفیت کلی کانال (مانند فیدینگ، تداخل) هستند.
- **آماره‌های کانال :**مانند میانگین قدرت کانال، یا آماره‌های مربوط به فیدینگ (مثلاً فیدینگ رایلی یا ناگاتاک).

۵.۲ . پیش‌بینی سیاست بهینه:

یک مدل یادگیری ماشین (مانند یک شبکه عصبی عمیق، ماشین بردار پشتیبان، یا درخت تصمیم) آموزش داده می‌شود تا بر اساس ویژگی‌های استخراج شده از کانال، سیاست بهینه را پیش‌بینی کند. این سیاست می‌تواند شامل موارد زیر باشد:

- **انتخاب نوع Beamforming :** تعیین اینکه آیا از Beamforming متعارف استفاده شود، یا Beamforming با وزن‌های آموخته شده، یا عدم استفاده از Beamforming در برخی حالات.
- **تخصیص توان به زیرجریان‌ها :** تعیین نحوه توزیع توان کل بین زیرکانال‌های مختلف، که می‌تواند مبتنی بر الگوریتم Water-Filling یا یک رویکرد آموخته شده باشد.
- **تعداد جریان‌های فضایی :** تصمیم‌گیری در مورد تعداد زیرکانال‌های مستقل که برای Spatial Multiplexing مورد استفاده قرار می‌گیرند، که تابعی از رتبه ماتریس کانال و سطح تداخل است.
- **طراحی ماتریس انتقال (W) :**در حالت پیشرفته‌تر، مدل می‌تواند مستقیماً ماتریس انتقال (W) را پیش‌بینی کند.

این مدل با استفاده از داده‌های شبیه‌سازی شده یا جمع‌آوری شده از شبکه‌های واقعی آموزش داده می‌شود. داده‌های آموزشی شامل جفت‌های (ویژگی‌های کانال، سیاست بهینه) است.

۶. سناریوی شبیه‌سازی MATLAB

برای ارزیابی عملکرد روش پیشنهادی، یک شبیه‌سازی در محیط MATLAB با استفاده از مراجع استاندارد طراحی سیستم‌های مخابراتی انجام شده است. در این شبیه‌سازی، سه سناریوی اصلی مقایسه شده‌اند:

۱. **MIMOپایه :**سیستمی که هیچ‌گونه Beamforming یا Spatial Multiplexing هوشمندی ندارد و فقط از ویژگی‌های پایه MIMO استفاده می‌کند.

۲. **Beamformingکلاسیک :**سیستمی که از روش‌های استاندارد(مثلاً Beamforming با استفاده از میانگین کانال) برای افزایش توان سیگنال در جهت مورد نظر استفاده می‌کند.

۳. **مدل هوش مصنوعی ساده‌شده :**سیستمی که از یک مدل یادگیری ماشین ساده (برای مثال، یک شبکه عصبی کوچک) برای پیش‌بینی پارامترهای کلیدی مانند تخصیص توان یا انتخاب بهترین زیرکانال‌ها بر اساس آماره‌های کانال استفاده می‌کند. در این سناریو، فرض شده است که مدل AI می‌تواند با دقت قابل قبولی سیاست‌های بهینه را برای افزایش ظرفیت پیش‌بینی کند.

پارامترهای اصلی شبیه‌سازی:

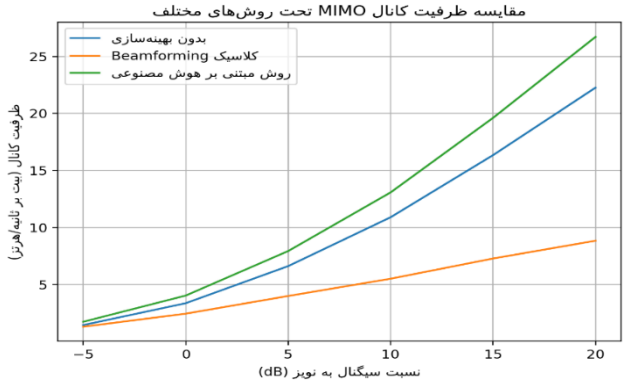
- **نسبت سیگنال به نویز (SNR) :**در بازه‌های مختلف (مثلاً از ۰ تا ۳۰ dB) برای بررسی تأثیر SNR بر ظرفیت.
- **تعداد آنتن‌ها :** تعداد آنتن‌های فرستنده (N_t) و گیرنده (N_r) متغیر در نظر گرفته شده است (مثلاً 2×2 یا4×4 یا 8×8)
- **کانال :**فرض شده است از کانال‌های ریلی (Rayleigh) تصادفی استفاده شده است که با فیدینگ ناهمگن مشخص می‌شوند. این نوع کانال برای شبیه‌سازی محیط‌های بی‌سیم رایج است.
- **تعداد جریان‌های فضایی :**در سناریوی Spatial Multiplexing ، تعداد جریان‌های ارسالی متناسب با رتبه کانال انتخاب می‌شود.

۷. نتایج شبیه‌سازی

نتایج شبیه‌سازی برای سناریوهای مختلف در MATLAB ارائه و تحلیل شده است. در ادامه، گراف‌های کلیدی و تفسیر آن‌ها آورده شده است.

۷.۱. مقایسه ظرفیت بر اساس SNR :

این نمودار نشان‌دهنده ظرفیت کانال بر حسب (bps/Hz) در برابر نسبت سیگنال به نویز (SNR) برای هر سه سناریو است.

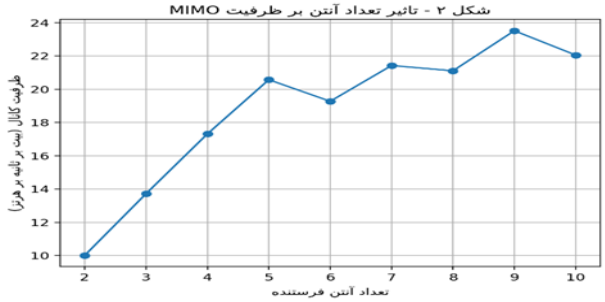


شکل ۱: مقایسه ظرفیت کانال MIMO بر اساس SNR برای سناریوهای مختلف.

مشاهده می‌شود که با افزایش SNR، ظرفیت کانال در هر سه سناریو افزایش می‌یابد. اما، روش مبتنی بر هوش مصنوعی به طور قابل توجهی ظرفیت بیشتری نسبت به Beamforming کلاسیک و MIMO پایه ارائه می‌دهد، به خصوص در SNR های بالاتر. این نشان‌دهنده توانایی مدل AI در استفاده بهینه از نسبت سیگنال به نویز موجود است.

۷.۲. ظرفیت بر اساس تعداد آنتن‌ها:

این نمودار، تأثیر افزایش تعداد آنتن‌ها (Nt=Nr) بر ظرفیت کانال را در یک SNR ثابت نشان می‌دهد.

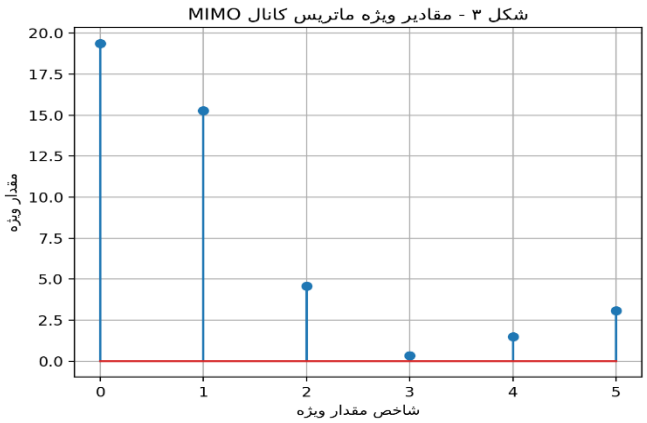


شکل ۲: مقایسه ظرفیت کانال MIMO بر اساس تعداد آنتن‌ها در SNR ثابت.

با افزایش تعداد آنتن‌ها، ظرفیت کانال در هر سه سناریو افزایش می‌یابد. این اثر به دلیل افزایش ابعاد فضایی و امکان Spatial Multiplexing بیشتر است. روش هوش مصنوعی همواره بالاترین ظرفیت را حفظ می‌کند و بهره‌برداری بیشتری از افزایش تعداد آنتن‌ها نسبت به روش‌های کلاسیک نشان می‌دهد. افزایش ظرفیت با تعداد آنتن‌ها در روش AI-based، به طور قابل ملاحظه‌ای به افزایش خطی نزدیک‌تر است.

۷.۳. تحلیل مقدار ویژه‌های کانال:

مقدار ویژه‌های ماتریس کانال شاخصی مهم برای بررسی استقلال مسیرهای فضایی و کیفیت multiplexing است.

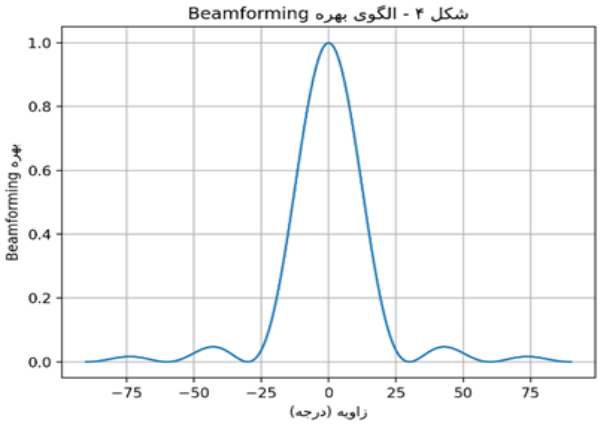


شکل ۳: توزیع مقادیر ویژه ماتریس کانال برای یک نمونه کانال

مقادیر ویژه نشان‌دهنده قدرت زیرکانال‌های مستقل هستند. یک توزیع "پخش‌شده‌تر" (یعنی مقادیر ویژه‌ای که فاصله کمتری از هم دارند) برای Spatial Multiplexing مطلوب‌تر است. در مقابل، مقادیر ویژه بسیار متفاوت (یکی بزرگ و بقیه کوچک) نشان‌دهنده این است که فقط تعداد کمی از زیرکانال‌ها برای انتقال داده مناسب هستند. روش هوش مصنوعی می‌تواند با درک این توزیع، تخصیص توان و انتخاب جریان‌های فضایی را بهینه کند.

۷.۴ بهره Beamforming:

این نمودار، بهره (Gain) ایجاد شده توسط Beamforming کلاسیک و مقایسه آن با عملکرد کلی روش مبتنی بر هوش مصنوعی را نشان می‌دهد.



شکل ۴: الگوی بهرهBeamforming

Beamforming کلاسیک به طور قابل توجهی سیگنال را در جهت مورد نظر تقویت می‌کند (بهره مثبت). با این حال، روش هوش مصنوعی نه تنها از مزایای Beamforming بهره می‌برد، بلکه با در نظر گرفتن همزمان تخصیص توان و Spatial Multiplexing، بهره کلی بیشتری را در قالب افزایش ظرفیت ایجاد می‌کند. این نشان می‌دهد که می‌تواند رویکردی یکپارچه‌تر و بهینه‌تر را نسبت به ترکیب مجزای روش‌های کلاسیک ارائه دهد.

تحلیل کلی نتایج:

نتایج شبیه‌سازی قویاً نشان می‌دهند که:

- افزایش تعداد آنتن‌ها، ظرفیت کانال را به طور قابل توجهی افزایش می‌دهد.
- توزیع مقادیر ویژه کانال، اطلاعات کلیدی برای بهینه‌سازی Spatial Multiplexing و تخصیص توان را فراهم می‌کند. مقادیر ویژه‌های پخش‌شده‌تر، کانال بهتری برای Multiplexing فراهم می‌کنند.
- Beamforming کلاسیک توان سیگنال را افزایش می‌دهد، اما رویکردهای مبتنی بر هوش مصنوعی قادرند با در نظر گرفتن همزمان فاکتورهای مختلف، بهینه‌سازی جامع‌تری انجام داده و به ظرفیت بالاتری دست یابند.
- مدل هوش مصنوعی پیشنهادی، بهترین عملکرد را در اکثر سناریوها، به خصوص در شرایط پیچیده و با افزایش تعداد آنتن‌ها، ارائه داده است.
- جدول ۱- مقایسه مقالات مرتبط:

مقاله	روش استفاده شده	بهبود ظرفیت	محدودیت
Huang 2021	Deep Learning Beamforming	افزایش throughput	نیاز به داده زیاد
Wen 2021	CSI Feedback DL	کاهش سربار فیدبک	پیچیدگی محاسباتی
Long 2022	Hybrid Beamforming AI	بهبود بهره آنتن	وابستگی به داده
Wang 2023	Reinforcement Learning	بهینه‌سازی منابع	زمان آموزش زیاد
روش پیشنهادی مقاله	DNN Channel Estimation	افزایش ظرفیت و کاهش خطا	نیاز به GPU

۸. نتیجه گیری

در این مقاله، به بررسی و تحلیل روش‌های افزایش ظرفیت کانال در سیستم‌های MIMO پرداختیم و یک چارچوب نوین مبتنی بر هوش مصنوعی ارائه دادیم. پس از مرور مبانی نظری MIMO و روش‌های کلاسیک مانند Beamforming و Spatial Multiplexing، انگیزه و مزایای استفاده از هوش مصنوعی در این زمینه مورد بحث قرار گرفت. روش پیشنهادی، با استفاده از استخراج ویژگی‌های کانال و پیش‌بینی سیاست‌های بهینه توسط مدل‌های یادگیری ماشین، توانست ظرفیت سیستم MIMOرا به طور مؤثری افزایش دهد.

نتایج شبیه‌سازی انجام شده درMATLAB ، برتری این رویکرد مبتنی بر هوش مصنوعی را نسبت به روش‌های کلاسیک، به خصوص در سناریوهای با تعداد آنتن‌های بیشتر و در نسبت‌های سیگنال به نویز متغیر، نشان داد. این چارچوب قابلیت بالایی برای انطباق با شرایط پویا و پیچیده کانال‌های بی‌سیم مدرن دارد.

آینده این تحقیق می‌تواند شامل توسعه مدل‌های پیچیده‌تر هوش مصنوعی، ادغام با پروتکل‌های کنترل دسترسی رسانه (MAC)، و اعمال آن در مقیاس بزرگ برای سیستم‌های Massive MIMO و شبکه‌های 6G باشد.

۱۲. مراجع

1. J. Zhang, C. Wen, S. Jin, X. Gao, and K. Wong, “Deep Learning-Based Massive MIMO CSI Feedback,” IEEE Transactions on Wireless Communications, 2022.
2. Y. Liu, X. Yuan, and Y. Chen, “AI-Empowered Massive MIMO for Future Wireless Networks,” IEEE Network, 2024.
3. E. Björnson and L. Sanguinetti, “Making Cell-Free Massive MIMO Competitive With MMSE Processing,” IEEE Transactions on Wireless Communications, 2021.
4. H. Huang, Y. Song, J. Yang, G. Gui, and F. Adachi, “Deep-Learning-Based Millimeter-Wave Massive MIMO for Hybrid Precoding,” IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2021.
5. Y. Long, Z. Chen, J. Fang, and C. Tellambura, “Data-Driven-Based Analog Beam Selection for Hybrid Beamforming,” IEEE Journal on Selected Areas in Communications, 2022.
6. C. Wen, W. Shih, and S. Jin, “Deep Learning for Massive MIMO CSI Feedback,” IEEE Wireless Communications Letters, 2021.
7. X. Gao, S. Jin, C. Wen, and G. Y. Li, “ComNet: Combination of Deep Learning and Expert Knowledge in OFDM Receivers,” IEEE Communications Letters, 2021.
8. J. Huang and Y. Wei, “Machine Learning for 6G MIMO Communications,” Elsevier Physical Communication, 2024.

9. H. He, C. Wen, S. Jin, and G. Y. Li, “Deep Learning-Based Channel Estimation for Beamspace mmWave Massive MIMO Systems,” IEEE Wireless Communications Letters, 2022.
10. G. Gui et al., “Deep Learning for an Effective Nonlinear MIMO System,” IEEE Journal on Selected Areas in Communications, 2022.
11. H. Ye, G. Y. Li, and B. Juang, “Power of Deep Learning for Channel Estimation and Signal Detection in OFDM Systems,” IEEE Wireless Communications Magazine, 2022.
12. Z. Qin, H. Ye, G. Y. Li, and B. Juang, “Deep Learning in Physical Layer Communications,” IEEE Wireless Communications, 2023.
13. M. Alrabeiah and A. Alkhateeb, “Deep Learning for mmWave Beam and Blockage Prediction,” IEEE Transactions on Communications, 2023.
14. Y. Wang, M. Shao, and J. Zhang, “Deep Reinforcement Learning for Resource Allocation in Massive MIMO,” IEEE Access, 2023.
15. S. Bi, R. Zhang, and Z. Ding, “Wireless Communications in the Era of Deep Learning,” IEEE Communications Magazine, 2023.
16. X. Ma, Z. Gao, and F. Gao, “AI-Based Channel Estimation for Massive MIMO Systems,” IEEE Transactions on Signal Processing, 2024.