

بهینه سازی تشخیص سیگنال با استفاده از Deep CNN در فرود عظیم MIMO

di

***جيتاپون كيوين، آيينا اينوك و بيرابونگ اوتناساكول.**

دانشکده مهندسی، مخابرات، دانشگاه فناوری سمنانی، ناخون، اتحادیه ۳۰۰۰۰، تاپا

d6400507@a.sut.ac.th

گروه مهندسی ارتباطات، دانشگاه صنعتی راحمانگالا آسیان، ناخون راحاسما 30000، تایلند:

apinya.io@rmuti.ac.th

* مكاتب: uthansakul@sut.ac.th : تلفن: 66-850865588

چکیده: این مقاله به چشم انداز در حال تحول فناوری ارتباطات من پرداز و بر نقش محوری شبکه های 5G و 6G نوظهور در پاسخگویی به تقاضای روزافزون برای انتقال داده با سرعت بالا و دقیق تأکید می کند. ما به پیشرفت های فناوری 5G، به ویژه پیاده سازی فرکانس های موج میلی متري (mmWave) از 30 تا 300 گیگاهرتز، من پردازیم. این پیشرفت ها در بهبود برنامه هایی که نیاز به انتقال و دریافت داده های حجمی دارند، نقش مهمی دارند و توسط سیستم های MIMO (MIMO- خروجی چندگانه) عظیم تسهیل می شوند. با نگاهی به آینده، این مقاله ضرورت فناوری های انتقال داده سریع تر را پیش بینی می کند و تمرکز را به سمت توسعه شبکه های 6G تغییر می دهد. پیش بینی می شود که این شبکه های آینده از سیستم های MIMO فوق حجمی در باند تراهزertz استفاده کنند که در محدوده فرکانس 0.1 تا 10 تراهزertz کار می کنند.

بخش قابل توجهی از تحقیقات ما به بررسی تکنیک های پیشرفتی تشخیص سیگنال اختصاص داده است که به کاهش تأثیر تداخل و بهبود دقت در انتقال داده ها و ایجاد ارتباط کارآمدتر، حتی در محیط هایی با سطوح بالای نویز، کمک می کند و شامل روش های اعمال صفر (ZF) و حداقل میانگین مریعات خطأ (MMSE) است که سنگ بنای رویکرد پیشنهادی ما را تشکیل می دهند. علاوه بر این، تشخیص سیگنال به توسعه فناوری های ارتباطی جدید مانند 5G و 6G که بنا بر این راندمان انتقال داده بالا و سرعت پاسخ سریع دارند، کمک می کند. سهم اصلی این مطالعه در کاربرید یادگیری عمیق برای تشخیص سیگنال در سیستم های MIMO فوق عظیم، یک جزء حیاتی از فناوری 6G، نهفته است. ما این رویکرد را با روش های یادگیری ماشین مبتنی بر ELM موجود، با تمرکز بر راندمان الگوریتمی و عملکرد محاسباتی، مقایسه می کنیم.

جزییه و تحلیل مقایسه ای ما شامل ماشین یادگیری افراطی مقاوم در برابر (RELM) و ماشین یادگیری افراطی مقاوم در برابر (ORELM) بود که در کنار روش های ZF و MMSE قرار گرفتند. نتایج شبیه سازی، برتری شبکه عصبی کانولوشنی ما برای تشخیص سیگنال (CNN-SD) را نسبت به روش های سنتی مبتنی بر ZF و ELMx، MMSE و CNN-SD، به ویژه از نظر ظرفیت کانال و نرخ خطای بیت، نشان داد. علاوه بر این، ما کارایی محاسباتی و پیچیدگی کاهش یافته روش CNN-SD را نشان می دهیم که بر مناسب بودن آن برای سیستم های MIMO گستردگی آینده تأکید دارد.

A yellow circular icon containing a white checkmark, positioned next to the text "check for updates".

استناد: کیوبین، سن؛ اینوک، ای؛ اوتانساکو، بی. همینه سازی تشخیص سیگنال با استفاده از شبکه عصبی عمیق در MIMO فوچ عظیم. مخابرات / telecom50200145.۲۴۴، ۲۸۰-۲۹۵. <https://doi.org/10.3390>

كلمات كليدي: تشخيص سينال: ELM؛ يادگیری عميق؛ MIMO فوق عظيم

۲۰۲۴ فوریه دریافت:

۲۰۲۴ مارس: اصلاح شده

پذیرفته شده ۲۶ مارس ۱۴۰۰

منتشر شده: ۲۹ مارس ۲۰۲۴

مقدمه.

فناوری ارتباطات بی سیم به طور مداوم در حال تکامل است، به خصوص با توسعه سیستم های چند رورویی چند خروجی (MIMO) که از آنتن های گیرنده و فرستنده متعدد برای انتقال داده استفاده می کنند. این پیشرفت به دلیل افزایش تقاضا برای ظرفیت های انتقال داده بالاتر، که یک جزء حیاتی در نگاه ما به سیستم های ارتباطی 5G است، منجر به مطالعه گسترده سیستم های MIMO عظیم شده است. [۱، ۲]

شناخته شده است 5G فوق عظیم به عنوان یک فناوری کلیدی برای افزایش انتقال داده در شبکه 6 MIMO-5G در حال حاضر، شبکه های 5G از باندهای فرکانسی مختلفی از جمله زیر 6 گیگاهرتز و موج میلی متری (mmWave) استفاده می کنند و محیط های مجازی و ... را پوشش می دهند.

حق نشر: © ۲۰۲۴ توسط نویسنده‌گان. دارنده مجوز MDPI، بازل، سوئیس.

این مقاله یک مقاله با دسترسی آزاد است تیکل

و /licenses/b 4.0/ مجوز شرایط تحت که

آنها BY()http://creativecommons.org

//:ا Creative Comm Attribution)CC

توزیع شده است.

اینترنت اشیا (IoT). با این حال، تحقیق و توسعه در مورد 6G در حال انجام است، با هدف پشتیبانی از دستگاه‌های متصل بیشتر و ظرفیت‌های بالاتر، در عین حال ارایه نرخ داده سریع‌تر و تأخیر کمتر از 5G [۶]. علاوه‌بر این، 6G به دنبال افزایش امنیت و قابلیت اطمینان ارتباطات است و ممکن است کاربردهای جدیدی مانند ارتباطات هولوگرافیک را معرفی کند. فناوری‌های برای هوش مصنوعی و خودروهای خودران نیز در انتظار 6G در حال توسعه هستند. در مقایسه با 5G، انتظار می‌رود 6G نرخ داده‌ها را 100 تا 1000 برابر افزایش دهد و از نرخ داده‌های تجربه کاربری تا Tb/s و Gb/s پشتیبانی کند. علاوه بر این، 6G می‌تواند از فناوری اشتراک‌گذاری فرکانس انعطاف‌پذیر برای بهینه‌سازی استفاده مجدد از فرکانس استفاده کند. فناوری MIMO فوق‌عظیم، که جنبه‌ای حیاتی از آینده 6G است، را می‌توان به چهار حوزه اصلی طبقه‌بندی کرد: باندهای فرکانسی، حالت انتقال، انتقال هوشمند و شبکه یکپارچه. همانطور که گفته شد، 6G از استفاده از فرکانس‌های تراهertz از 0.1 تراهertz تا 10 تراهertz پشتیبانی می‌کند که به توسعه سیستم‌ها کمک می‌کند و نیازهای آینده مانند کاربرد هوش مصنوعی، دستگاه‌های پزشکی یا سیستم‌های رانندگی خودران را که نیاز به تأخیر کمتر و دقت بالاتر دارند، برآورده می‌کند. این همچنین شامل دسترسی به اینترنت پرسرعت است که به همه‌امکان دسترسی به منابع ارتباطی افزایش یافته را می‌دهد [۷، ۸].

به منظور غلبه بر محدودیت‌ها و برجسته کردن تفاوت‌ها در ارتباطات بی‌سیم، از تکنیک‌های تشخیص سیگنال مانند اعمال صفر (ZF) و MMSE (حداقل میانگین مربعات خطای همراه تکنیک‌های یادگیری عمیق استفاده می‌شود [۹، ۱۰]. هدف فناوری 5G فعلی ارایه نرخ داده بالاتر و تأخیر کمتر نسبت به 4G است که کاربردهای جدیدی مانند مجازی سازی و دستگاه‌های متصل بیشتر را در خود جای می‌دهد. MIMO فوق عظیم، استفاده از بیش از 128 عنصر آتن را هم در فرستنده و هم در گیرنده در نظر می‌گیرد [۱۱] مدل کانال صالح‌والنزوئلا (SV) توسط بسیاری از محققان انتخاب شده است و در قالب‌های ارتباطی مختلف، از جمله شکل دهی پرتو ترکیبی، پیش‌کدگاری ترکیبی و مالتی پلکسینگ فضایی، قابل اجرا است [۱۲] معماری یادگیری ماشین، به ویژه سیستم‌های مبتنی بر ELM، که شامل ELM می‌شود، به طور گسترده در ارتباطات برای تخمین کانال استفاده می‌شود [۱۳]، از جمله مقالات مورد علاقه در مورد کاربرد هوش مصنوعی در پیش‌بینی ترافیک [۱۴].

سهم‌اصلی این اثر به شرح زیر خلاصه می‌شود:

- ما CNN-SD را پیشنهاد می‌کنیم که سه الگوریتم یادگیری ماشین ELM، RELM و ORELM را برای تشخیص سیگنال ادغام می‌کند. بایاس لایه پنهان و وزن ورودی در CNN-SD به طور تصادفی از توزیع هاتولید می‌شوند [۱۵-۱۶].
- ما پیش‌بینی می‌کنیم که با تعداد بیشتر آتن‌ها، پیچیدگی بیشتری وجود خواهد داشت. کاربرد یادگیری عمیق در تشخیص سیگنال، به جای استفاده از روش‌های پیچیده تر تخمین کانال، به بهبود عملکرد و کاهش پیچیدگی کمک می‌کند.
- ما یک چارچوب مدل سازی برای یادگیری دقیق و رگرسیون همزمان ایجاد کردیم که اجزای حقیقی و موهوم ماتریس‌های پیچیده را در لایه‌های ورودی شبکه‌های عصبی مصنوعی گنجانده تا خطاهای احتمالی را به حداقل برساند. این رویکرد به ما امکان می‌دهد پیچیدگی کلی سیستم را کاهش داده و کارایی آن را افزایش دهیم.

نتایج شبیه سازی نشان می‌دهد که از نظر میانگین مربعات خطای (MSE)، نرخ خطای بیت (BER)، ظرفیت کانال، احتمال قطع برق و زمان محاسبات، CNN-SD برای تشخیص سیگنال عملکرد بهتری داشته است.

ادامه‌این مقاله به شرح زیر خلاصه شده است: بخش ۲ جزئیات مواد و روش‌ها را شرح می‌دهد. الگوریتم پیشنهادی CNN-SD به طور خاص در بخش ۲ بخش ۳ شکل‌های شبیه سازی برای نشان دادن عملکرد تشخیص سیگنال الگوریتم پیشنهادی ارایه شده است. بخش ۴ نتیجه گیری‌ها است.

۲. مواد و روش‌ها

برای ساخت مدل سیستم، ما یک چارچوب ارتباطی جامع با تأکید بر فناوری MIMO فوق‌عظیم، با هدف تسهیل محاسبه طیف متنوعی از نتایج، توسعه دادیم. این موضوع در بخش ... توضیح داده خواهد شد. از جمله MIMO عظیم و MIMO فوق‌عظیم.

۱.۲. مدل های سیستم پایه

یک مدل سیستم ساده دارای آنتن های فرستنده (Mr) و آنتن های گیرنده (Mn). رابطه بین سیگنال ارسالی و دریافتی، مالتی پلکسینگ فضایی است. کanal محوشگی مسطح MIMO بدون حافظه (مدل باند باریک) به صورت زیر داده می شود.

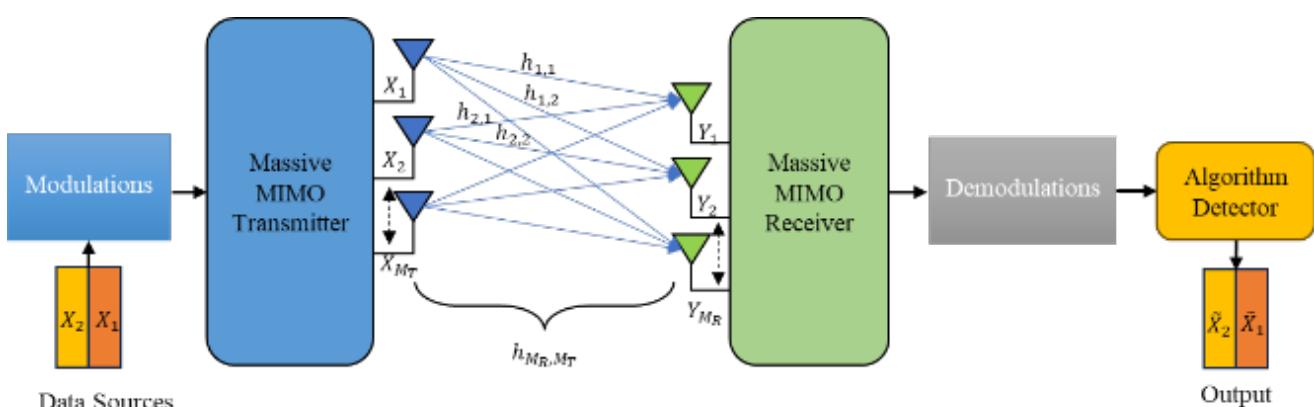
$$(1) \quad Y = Hx + n$$

طبق چارچوب معادله (1)، ماتریس H که نشان دهنده یک ماتریس کanal پاسخ سیگنال با ابعاد (است. Mr × Mn)، برای روشن شدن کاربرد سیستم های MIMO کلان و MIMO فوق کلان استفاده شده است. علاوه بر این، متغیرها، که به عنوان یک بردار نویز گاووسی مختلط سفید افزایش با ابعاد () تعریف می شود. به عنوان یک مدل نویز اولیه در نظریه اطلاعات شناخته می شود. این مدل به طور خاص برای تکرار اثرات فرآیندهای تصادفی متنوعی که معمولاً در محیط های طبیعی مشاهده می شوند، ساخته شده است. بنابراین، نمایش ماتریسی به طور مؤثر رابطه بین سیگنال های ارسالی و دریافتی را ثبت می کند و دینامیک پیچیده انتشار سیگنال را در این سیستم های ارتباطی پیشرفتی به شرح زیر نشان می دهد:

$$(2) \quad \begin{bmatrix} Y_1 \\ Y_2 \\ \vdots \\ Y_{M_R} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} h_{11} & h_{12} & \cdots & h_{1,M_T} \\ h_{12} & h_{22} & \cdots & h_{2,M_T} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ h_{M_R,1} & h_{M_R,2} & \cdots & h_{M_R,M_T} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} X_1 \\ X_2 \\ \vdots \\ X_{M_T} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} n_1 \\ n_2 \\ \vdots \\ n_{M_R} \end{bmatrix}$$

۲.۱.۱. MIMO عظیم

عظیم در مورد پاسخ کanal بسیار مورد تحقیق قرار گرفته است. اول، همانطور که در شکل نشان داده شده است MIMO ادر این مقاله، ما یک سیستم MIMO عظیم معمولی را بررسی می کنیم. یک نمودار بلوکی برای تحویل منابع داده از X (بردار سیگنال های ارسالی) به Y (بردار سیگنال های دریافتی) فرض شده است. در این مدل، پaramتر کanal h نشان دهنده لینک ارتباطی بین گره های X و Y است که به وضوح رفتار معادله (1) را نشان می دهد. کanal های ریلی به دلیل سهوالت و دقت در شبیه سازی شرایط داخلی کanal ارتباطی، معمولاً در سیستم های MIMO عظیم استفاده می شوند. آنها همچنین می توانند تأثیر توزیع کم خطر را در تعداد زیادی از ارتباطات بی سیم تخمین بزنند. با این حال، باید توجه داشت که استفاده از کanal های ریلی در MIMO عظیم اغلب منجر به شبیه سازی حالت های کanal به طور ثابت می شود. از آنجایی که شبیه سازی محلی است، این رویکرد ممکن است نتایجی را به همراه داشته باشد که کاملاً با شرایط طبیعی دقیق نیستند. از جمله امکانات آینده G6، مطالعات انجام شده در آثار مختلف نشان داده است که تعداد فعلی آنتن ها در MIMO عظیم هنوز با محدودیت های عملیاتی در باندهای فرکانسی THz روبرو هستند و از ۱۶ آنتن شروع می شوند. در همین حال، مفهوم MIMO فوق عظیم، که در این تحقیق مورد بحث قرار گرفته است، استفاده از تعداد بسیار بیشتری آنتن، تا ۲۵۶ عدد، را بررسی می کند که نشان دهنده یک مدل با ظرفیت کامل است. جزئیات بیشتر در بخش بعدی ارائه خواهد شد.



شکل ۱. ساختار سیستم MIMO گسترده

۲.۱.۲. MIMO فوق عظیم

این مقاله بر کانال های مختلف بر اساس موقعیت های واقعی بالقوه تمرکز دارد. این موضوع تا حد امکان با استفاده از مدل سیگنال صالح-والنزوئلا در نظر گرفته شده است، که در آن سیگنال از ترکیبی از بسته های تابشی گسسته تشکیل شده است. این یک مدل معمول برای سیگنال های mmWave است که بازتاب پذیری بالا و انتشار کم دارند. از نظر ریاضی، ماتریس سیگنال پرتو/خوش را من توان به صورت زیر نمایش داد:

$$H = \sum_{v=1}^{N_{\text{clust}}} \sum_{u=1}^{N_{\text{ray}}} \beta_{u,v} a_{rx}(AoA_{u,v}) a_{tx}(AoD_{u,v})^* \quad (3)$$

کجا نووی تعداد زیرآرایه ها را درمپ و مرو جایی که سیگنال شامل خوش استن خوش زاویه خوش است. در هر گروه، ن اشعه های پرتو در حلقه شبیه سازی در نظر گرفته می شود و اثرات چندمسیری که سیگنال با آن مواجه می شود را در نظر می گیرد. خوش تابانی خوش تابانی بهره مختلط را نشان می دهد. علاوه بر این، آئی و دی تویی زاویه انحراف (از آرایه فرستنده) است و آئی و آنی زاویه ورود (از آرایه گیرنده) است. آرایه های ارسال و دریافت بعدی عبارتند از [الف] نگارس آئی و دی تویی و [الف] آرایکس آئی و آنی و دی تویی ، به ترتیب.

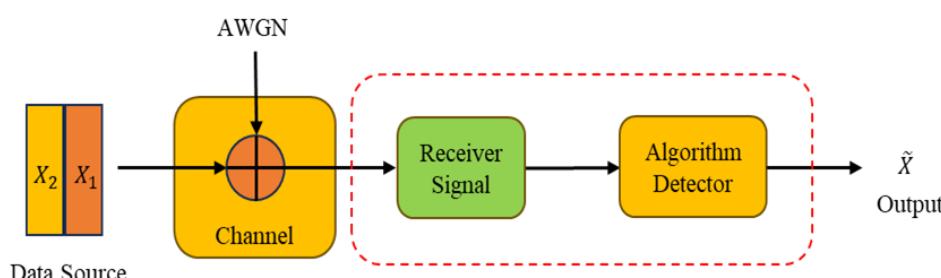
این بخش بر تشخیص سیگنال در سیستم های MIMO فوق عظیم تمرکز دارد، که برای انتقال حجم زیادی از داده ها از طریق چندین آنتن فرستنده که در یک ماتریس قرار گرفته اند، و همزنان با سیگنال های تداخل، بسیار مهم است. ک مدولاسیون QAM معمولاً برای معرفی و شبیه سازی سنترویهای پیچیده در سیستم های MIMO فوق عظیم، به ویژه در رابطه با طرح های مدولاسیون پیشنهادی برای 6G، به کار می رود. فرآیند مدولاسیون توسط فاز نگاشت صورت فلکی کنترل می شود. این روش شامل دریافت بیت های دودویی به عنوان ورودی، تبدیل آنها به اعداد مختلط و متعاقباً استفاده از آنها به عنوان نماد است. این تجزیه و تحلیل شامل یک سیستم بی سیم چند ورودی چند خروجی (MIMO) است که محوشدنگی مسطح را تجربه می کند. این سیستم از چندین آنتن فرستنده استفاده می کند. مرنی و چندین آنتن گیرنده هم زمانی دیگر (نامه ای از این دهندۀ انتقال انجام شده توسط آنتن است) در یک لحظه دقیق صنماههای ارسال شده در یک برداریا طول سازماندهی می شوند. مرنی مانند یکس ن (ص) = [ایکس ن (ص) ، ... ، ایکس م (ص)]، که به آن اشاره می شود

$$X_N(p) = |N(p)| \cos(\arg\{N(p)\}) \cos(2\pi f_c p) - |N(p)| \sin(\arg\{N(p)\}) \sin(2\pi f_c p) \quad (4)$$

ک تعداد مدولاسیون هایی است که تمام مدولاسیون های QAM را پوشش می دهد، کجا / تویی / و آرگویی به ترتیب دامنه و فاز سیگنال باند پایه مختلط هستند.

۲.۲ روش سنتی

این مقاله بر نقش حیاتی فناوری یا روش های خاص در بهبود یک سیستم چند ورودی چند خروجی (MIMO) در شکل تمرکز دارد.^۲ با بهره گیری از این فناوری، هدف ما افزایش ظرفیت سیستم، در درجه اول با بهبود معیارهای عملکرد مانند نرخ خطای بیتی است. مطالعه ما شامل مقایسه ای جامع بین تکنیک های تشخیص سیگنال مرسوم، از جمله ZF و MMSE، و روش های پیشرفتی مبتنی بر الگوریتم ELMx، یعنی RELM و ORELM و ELM، است. علاوه بر این، ما الگوریتم CNN-SD تشخیص سیگنال مبتنی بر شبکه عصبی کانولوشن را معرفی می کنیم و آن را به عنوان یک رویکرد جدید برای افزایش بیشتر عملکرد در سیستم های MIMO پیشنهاد می دهیم.



شکل ۲. نمودار بلوکی نحوه تخمین تشخیص سیگنال.

۲.۱ آشکارساز نیروی صفر

اجبار صفر یک مفهوم اولیه در تخمین کانال بود. با تشخیص سیگنال‌ها، این نوع تخمین به عنوان یک تخمین گرتک بعدی (1D) طبقه بندی می‌شود، به این معنی که تخمین کانال با استفاده از چرخه‌های آزمایش انجام می‌شود. در یک بعد، چه فرکانسی و چه زمانی، تشخیص سیگنال (ZF) میزان مربعات خطا بین سیگنال دریافتی و مقدار تخمینی را کاهش می‌دهد. در نتیجه، می‌توان ... /یکس زد اف/ تشخیص سیگنال توسط

$$\hat{H}_{ZF} = \operatorname{argmin}_{H_{ZF}} \|Y - H_{ZF}X\|^2 \quad (5)$$

از طرف دیگر، تشخیص سیگنال را می‌توان به شکل زیر نوشت:

$$\tilde{X} = H^T Y \quad (6)$$

سیگنال‌های پاسخ ضربه در تمام آتن‌های فرستنده و گیرنده، کپسوله شده و به شکل ماتریس ارایه می‌شوند.

$$\tilde{X}_{ZF} = YH^H(HH^H)^{-1} \quad (7)$$

در این فرمول بندی، (*) به عنوان ترانهاده مزدوج ماتریس تعیین می‌شود، و (*)-۱ مربوط به معکوس ماتریس است.

۲.۲ آشکارساز سیگنال

آشکارساز سیگنال MMSE الگوریتمی است که در بسیاری از آثار به آن اشاره شده است. این الگوریتم مشابه تخمین کانال محاسبه می‌شود [۱۹، ۱۸]. این دو میان مقایسه گری است که ما برای تخمین سیگنال استفاده کردیم، زیرا رایج ترین و پیچیده ترین روش محاسبه است. در نتیجه، دقیق تر از تشخیص سیگنال ZF ارایه شده توسعه

$$\tilde{X}_{MMSE} = \operatorname{argmin} \|Y - \tilde{X}_{MMSE}H\|^2 \quad (8)$$

استراتژی تشخیص شامل در نظر گرفتن نویز در طول فرآیند محاسبه است که با ... اندازه گیری می‌شود.

$$\tilde{X}_{MMSE} = YH^H(HH^H + \frac{\sigma_n^2}{\sigma_h^2} I)^{-1} \quad (9)$$

در این زمینه، من نشان دهنده ماتریس همانی با اندازه است $\alpha \times \alpha$ ، در حالی که σ_n^2 نشان دهنده واریانس نویز، که با نسبت سیگنال به نویز (SNR) نسبت معکوس دارد. علاوه بر این، تمام انرژی‌های پاسخ سیگنال، همانطور که در شکل نشان داده شده است، نرمال شده اند.

$$E \left\{ |h_{M_R, M_T}|^2 \right\} = \sigma_h^2 \quad (10)$$

۳ روش یادگیری ماشین

۳.۱ ماشین یادگیری افراطی (ELM)

این مطالعه یک روش یادگیری شبتاب یافته برای شبکه‌های پیش خور تک لایه پنهان (SLFN) معرفی می‌کند [۲۱، ۲۰]، که برای مدیریت مؤثر شبکه‌ها با ... طراحی شده است. نگره‌های نورونی پنهان، علاوه بر این، این روش برای مدیریت [مشکلات] طراحی شده است. نگره در شکل ۱ به تفصیل شرح داده شده است ELM الگوریتمی در حوزه یادگیری ماشین که از شبکه‌های عصبی استفاده می‌کند، به دلیل کارایی چشمگیر خود در وظایف رگرسیون و سرعت یادگیری بالا شناخته شده است. این امر از طریق تحلیل نظری و اعتبارسنجی تجربی اثبات شده است. چارچوب معماری، ELM) ها است که در نتیجه کارایی و اثربخشی آموزش را افزایش می‌دهد. ماشین یادگیری شدید SLFN نمونه آموزشی. تمرکز بر افزایش قابل توجه سرعت فرآیند یادگیری در N^۳، نمایش بصری واضحی از ساختار آن ارائه می‌دهد. n و m به ترتیب تعداد داده‌های ورودی و خروجی را نشان می‌دهند. این تحلیل از فرآیند آموزش ELM با N نمونه آموزشی استفاده می‌کند (ایکس من، تی من)، کجا /ایکس من = [ایکس من۱، ایکس من۲، ...، ایکس من۳]

نشان دهنده داده های ورودی است، $t_{ij} = [t_{i1}, t_{i2}, \dots, t_{im}]^T$ داده های خروجی. رویکرد تشخیص الگوهادر SLFNها از یک مدل ریاضی استفاده می کند که به شرح زیر است:

$$\hat{t}_j = \sum_{i=1}^{\tilde{N}} \beta_i o(c_i \cdot X_j + V_i), j = 1, 2, \dots, N \quad (11)$$

ج من = [ج من ۱، ج من ۲، ...، ج در آن بردار وزن ورودی است که به من نورون پنهان، و بتا = [بتامن ۱، بتامن ۲، ...، بتامن \tilde{N}] به برداروزن خروجی اشاره دارد من - هفتمنی گره نورون پنهان. این اصطلاح پنجم من تعصب است من - هفتمنی گره نورون پنهان، و ج من تابع فعال سازی را در SLFNها نشان می دهد. برخلاف سایر الگوریتم های یادگیری ماشین، ELM می تواند به طور تصادفی وزن ورودی را تعیین کند. ج من و تعصب پنجم من یکی از ویژگی های قابل توجه ELM که به عملکرد رگرسیون آن کمک می کند، تأیید خطای صفر آن است که امکان تقریب دقیقی از همه مواردرا فراهم می کند. ن نمونه ها به عنوان من = [ان تی جی - تی جی = ۰؛ یعنی ن بنابراین معادلات را می توان به صورت فشرده به صورت زیر بیان کرد

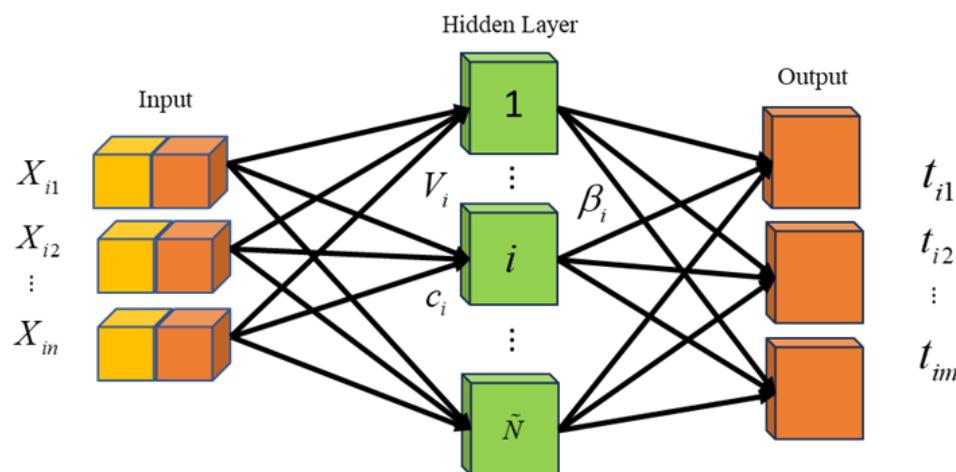
$$H\beta = T, \text{ where } \beta = \begin{bmatrix} \beta_1 \\ \vdots \\ \beta_{\tilde{N}} \end{bmatrix}_{\tilde{N} \times m}^T, T = \begin{bmatrix} T_1 \\ \vdots \\ T_N \end{bmatrix}_{N \times m}^T \quad (12)$$

$$H(c_i, \dots, c_N, V_i, \dots, V_N, X_i, \dots, X_N) = \begin{bmatrix} o(c_1 \cdot X_1 + V_1) & \dots & o(c_{\tilde{N}} \cdot X_1 + V_{\tilde{N}}) \\ \vdots & \dots & \vdots \\ o(c_1 \cdot X_N + V_1) & \dots & o(c_{\tilde{N}} \cdot X_N + V_{\tilde{N}}) \end{bmatrix}_{N \times \tilde{N}} \quad (13)$$

کجاچ ماتریس خروجی لایه پنهان شبکه عصبی است و تی ماتریس هدف داده های آموزشی است. متغیر حشان دهنده ماتریس خروجی لایه پنهان در شبکه عصبی است، در حالی که تی نشان دهنده ماتریس است که شامل اهداف داده آموزشی است. علاوه بر این، تباہ عنوان راه حلی با حداقل بزرگی در رویکرد حداقل مربعات شناسایی شد، که برای سیستم خط راه حل ELM ضروری است.

$$\hat{\beta} = H^P T \quad (14)$$

کجا(*) پ شبکه وارون مور-پنروز است.



شکل ۳. تصویری از یک ماشین یادگیری افراطی.

۲.۳.۲. ماشین یادگیری افراطی منظم (RELM)

در حالی که ELM در کاربردهای متعددی مؤثر بوده است، پیاده سازی آن روش برای جلوگیری از بیش برآش و کم برآش توصیه می شود. همانطور که مطالعه در [۲۲] نشان می دهد که پارامترهای نرم کوچک تردر RELM طراحی شده برای SLFNها با تابع سیگموئید می تواند منجر به بهبود تعمیم پذیری شود. این معادله همه کاره و قابل اجرا است.

توابع فعال سازی مختلف و گره های نورون پنهان مانند هسته ها، به طور خاص برای حل چالش ها در لاهنجار بتادر نتیجه، RELM را می توان به عنوان روشی توصیف کرد که توسط آن

$$\underset{(\beta_0, \beta) \in \tilde{N} \times \mathbb{R}}{\text{minimize}} \frac{C}{2} \|H\beta + \beta_0 - t\|_2^2 + \frac{(1-a)}{2} \|\beta\|_2^2 + a\|\beta\|_1 \quad (15)$$

وقتی که فقط جرمیه عادی ($\|\beta\|_1 = 0$) باشد، RELM به صورت زیر ارائه می شود: $\hat{\beta} = (H^T H + \frac{I}{C})^{-1} H^T t$

$$(16)$$

۲.۳.۳. ماشین یادگیری شدید مقاوم در برابر داده های پرت (ORELM) اصلاحات اخیر در ORELM با هدف افزایش مهارت آن در ... انجام شده است. اینجا برای تکنیک های تولید داده های پرت، چنین پیشرفت هایی را می توان از طریق کاربرد ELM [۲۳]، همانطور که توضیح داده شده است

$$\hat{\beta} = \underset{\beta}{\text{argmin}} \|\tau H\beta - t\|_1 \quad (17)$$

را حل بهینه برای مسئله بهینه سازی مشخص شده با استفاده از استاندارد بدست می آید.

$$\hat{\beta} = \underset{\beta}{\text{argmin}} \|\tau H\beta - t\|_1 + \frac{1}{2C} \|\beta\|_2^2 \quad (18)$$

فرآیندهای خاص الگوریتم مبتنی بر ELMX در الگوریتم خلاصه شده اند. لازم به ذکر است که از الگوریتم مبتنی بر ELMX برای بدست آوردن ماتریس کانال تخمین در الگوریتم استفاده شده است.

الگوریتم های RELM، ELM و ORELM.

۱: **وروودی:** عدد حقیقی و موهومی ایکس $\in \mathbb{R}^n$.

۲: **خروجی:** X .

۳: **مقداردهی اولیه:** وزن ورودی را به صورت تصادفی اختصاص دهید من و تعصب پنجم من برای هر نورون پنهان من، کدامی = ۱، ۲، ... نل.

۴: **محاسبه ماتریس خروجی لایه پنهان:**

۵: برای من = ۱ تا ن انجام دادن

۶: بردار خروجی لایه پنهان را محاسبه کنید من برای هر ورودی ایکس من با استفاده از تابع فعال سازی ای (ایکس):

۷: $t_{ij} = \text{act}(x_i, \beta_j, \gamma_j, \delta_j)$

۸: **پیابان برای**

۹: ماتریس خروجی لایه پنهان را تشکیل دهید با استفاده از همه من.

۱۰: خروجی با استفاده از معادلات (۱۴)، (۱۶) و (۱۸).

۳.۴. روش پیشنهادی

معماری شبکه عصبی کانولوشن پیشنهادی برای تشخیص سیگنال (CNN-SD)

مدلی از یک سیستم پردازش داده های سریالی که به عنوان شبکه عصبی کانولوشن (CNN) شناخته می شود، برای شناسایی و دستکاری داده های با اتصال گسترده توسعه داده شده است. معادله اساسی به شرح زیر است:

$$O(t) = \sum_{z=0}^{L-1} I(z) \cdot w(t-z) + b \quad (19)$$

ای (ای) خروجی کانولوشن یک بعدی را در موقعیت t روی سیگنال خروجی نشان می دهد. ای (ای) مقدار سیگنال داده ورودی را نشان می دهد من در موقعیت z . دبلیو (ای) - زد) با مقدار فیلتر مطابقت دارد دبلیو (ای) موقعيت (ای) - زد) و b عبارت بایاس اضافه شده به نتیجه پس از

عملیات کانولوشن در صورت استفاده از بایاس b . طول سیگنال ورودی است من و طول فیلتر W که اندازه فیلتر نیز هست. این معادله نحوه انجام کانولوشن یک بعدی با استفاده از سیگنال ورودی را نشان می‌دهد. من و فیلتر کنید، و جمله بایاس b را در صورت وجود لحاظ کنید. برای بدست آوردن ای (آ) در سیگنال خروجی من که مقادیر را از تمام موقعیت‌های موجود در ضرب و جمع می‌کند من، ما از فیلتر W استفاده می‌کیم که به اندازه‌جابجا شده است من موقعیت‌ها درمن برای پردازش لایه کاملاً متصل، داده‌ها را از لایه قبل به عنوان برداری از مقادیر متغیر یا مقادیر ویژگی دریافت می‌کند. اهمیت هر ویژگی را می‌توان با ضرب آن در یک وزن و اضافه کردن یک مقدار بایاس تنظیم کرد تا سیستم بتواند نحوه نمایش داده‌ها را یاد بگیرد و بین ویژگی‌ها ارتباط ایجاد کند. لایه خط

$$y = Wx + b \quad (20)$$

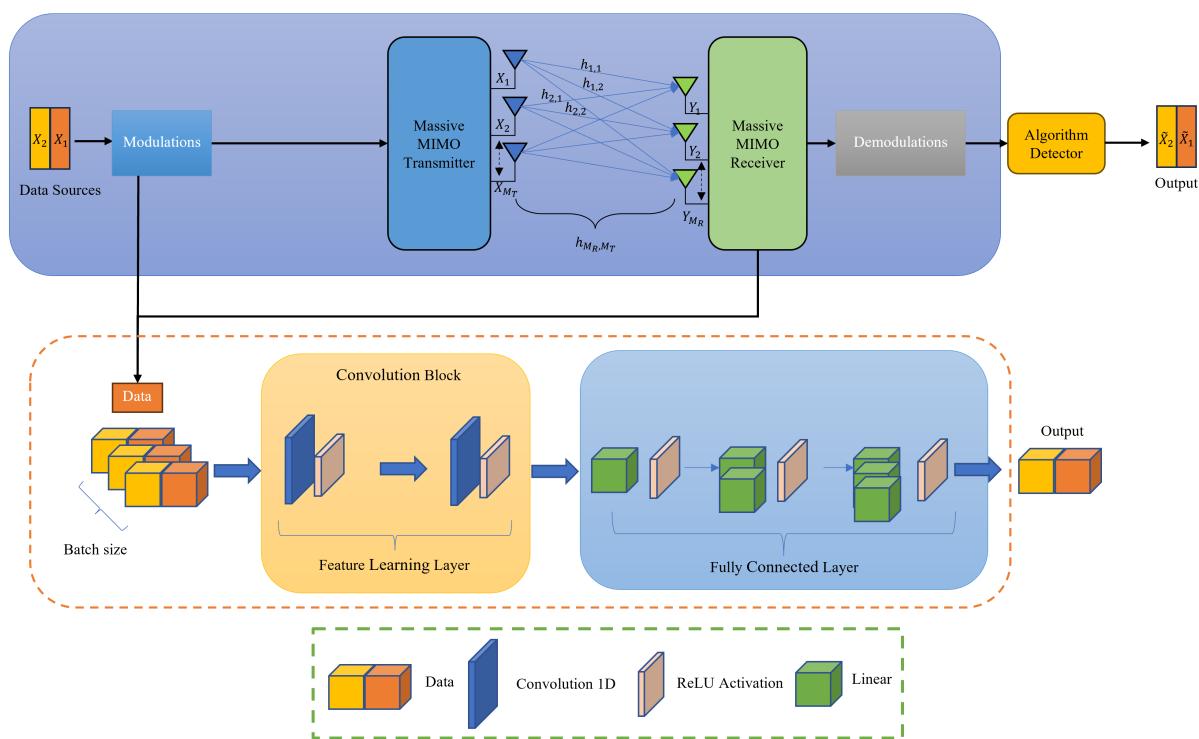
ی بردار خروجی لایه خطی با ابعاد (است.متر، ۱)، که در آن متعدد لایه‌های خروجی مورد نیاز ما است. دبليو یک ماتریس وزن با ابعاد (است.متر، n) و برای ضرب ورودی استفاده می‌شود. ایکس. ایکس یک بردار داده ورودی با ابعاد (۱) است. ن، (۱)، که در آن n تعداد ویژگی‌های داده است. ب یک بردار بایاس با بعد (۱) است. مترا، (۱) و پس از ضرب در به حاصل اضافه می‌شود. دبليو واحد خطی یکسو شده (ReLU) یکتابع ریاضی است که معمولاً در شبکه‌های عصبی و یادگیری عمیق به عنوان یکتابع فعال سازی برای پردازش داده‌ها در یک لایه استفاده می‌شود. نتایج به دست آمده با ضرب مقادیر ویژگی در وزن‌ها و اضافه کردن مقادیر بایاس به یک تابع فعال سازی ارسال می‌شوند تا مقادیر خروجی این لایه را تولید کنند. تابع فعال سازی ReLU اگر مقدار هر لایه کمتر از صفر باشد، آن را به صفر تنظیم می‌کند و اگر بزرگتر یا مساوی صفر باشد، همان مقدار را حفظ می‌کند. ReLU شبکه‌های عصبی را قادر می‌سازد تا به طور مؤثر یاد بگیرند و محاسبات آنها را تسريع نمایش تابعی شبکه عصبی به شرح زیر است:

$$f(x) = \max(0, x) \quad (21)$$

که در آن اگر مقدار ایکس مثبت یا مساوی باشد، آنگاه مقدار $f(x)$ خواهد بود. ایکس مقدار ایکس کمتر از ۰ باشد، آنگاه $f(x) = 0$ خواهد بود. در مرحله اولیه آماده سازی داده‌ها، نقش اطلاعات بسیار مهم است. این مرحله از نظر روش شناختی به دو دسته اصلی تقسیم می‌شود، همانطور که در شکل نشان داده شده است.^۴ دسته اول، که به عنوان «داده‌های آموزشی» تعیین شده اند، شامل داده‌های متغیر آماده شده از سیستم‌های MIMO فوق عظیم هستند که برای تسهیل قابلیت‌های الگوریتم در محاسبه و حفظ حافظه در نظر گرفته شده اند. دسته دوم، که «داده‌های آموزشی» نامیده می‌شوند، به گونه‌ای ساختار یافته اند که الگوریتم را قادر به جذب و بازتولید دقیق خروجی‌های مورد نظر می‌کند. تمایز بین این انواع داده‌های اساس ویژگی‌های پاسخ کانال آنها در سیستم ارتباطی MIMO فوق عظیم پس از مرحله آماده سازی داده‌ها تعیین می‌شود. رویه‌های متوالی الگوریتم‌های CNN-SD به طور جامع در بخش الگوریتم شرح داده شده اند.^۲ ارائه یک چارچوب مشخص برای گردش کار الگوریتمی.

Algorithm 2 CNN-SD algorithm.

- 1: **Input:** Real and Imaginary number $X \in \mathbb{R}^{n \times l}$, $Y \in \mathbb{R}^{n \times l}$
- 2: **Output:** \hat{X} .
- 3: **Initialization:** Randomly assign input weight W_i and bias b_i for each hidden neuron i , where $i = 1, 2, \dots, L$.
- 4: **procedure** PROCESSING(X)
 - 5: $X_{conv1} \leftarrow \text{ReLU}(\mathbf{W}_{conv1} * X + b_{conv1})$
 - 6: $X_{conv2} \leftarrow \text{ReLU}(\mathbf{W}_{conv2} * X_{conv1} + b_{conv2})$
 - 7: $X_{flat} \leftarrow \text{Flatten}(X_{conv2})$
 - 8: $X_{fc1} \leftarrow \text{ReLU}(\mathbf{W}_{fc1} * X_{flat} + b_{fc1})$
 - 9: $X_{fc2} \leftarrow \text{ReLU}(\mathbf{W}_{fc2} * X_{fc1} + b_{fc2})$
 - 10: $X_{fc3} \leftarrow \text{ReLU}(\mathbf{W}_{fc3} * X_{fc2} + b_{fc3})$
 - 11: $\hat{X} \leftarrow \mathbf{W}_{predict} * X_{fc3} + b_{predict}$
 - 12: **return** \hat{X}
 - 13: **end procedure**



شکل ۴. فرآیند CNN-SD.

۵. ظرفیت کانال

مفهوم ظرفیت شانون یک کانال بر حداکثر نرخ داده ای که می‌توان در یک پهنه‌ای باند مشخص (BW) و باسیب سیگنال به نویز مشخص به آن دست یافت، متمرکز است. این ظرفیت نظری، کاهش نرخ خطای بیت(BER) را نشان می‌دهد که دستیابی به آن در سناریوهای دنیای واقعی چالش برانگیز است. با این حال، با تکنیک‌های طراحی سطح لینک، نرخ داده واقعی برای کانال‌های نویز به این مرز نظری نزدیک می‌شود. همانطور که در [۲۴] بحث شده است، ظرفیت کانال بالا که اغلب با واحد بیت در ثانیه (bps)/هرتز با واحدهای معادل آن اندازه گیری می‌شود، نشان دهنده توانایی سیستم ارتباطی برای انتقال سریع و مؤثر داده‌هاست. این ظرفیت به صورت زیر فرموله می‌شود:

$$C = \log_2 \det \left[I_{M_R} + \frac{P_t}{P_n M_T} H H^H \right] \quad (22)$$

اینجا، من، ماتریس همانی با ابعاد () است. M_R کانال را مشخص می‌کند H ، اندازه‌پاسخ (متراژ)، $(*)$ احترازه‌دار مذکوج است، و پی/اپ نسبت نویز سیگنال (SNR) را کمی می‌کند. در تخمین ظرفیت کانال، بررسی ما شامل یاسخ‌های کانال به دست آمده از طریق روش LS، روش رایج وسیه رویکرد دیگر ریشه در کاربردهای یادگیری ماشین، یعنی ELM، RELM، ORELM و CNN-SD است. فرمول محاسبه ظرفیت تخمینی در مدل CNN-SD به شرح زیر است (23) تا (26) تولید شود.

۶. احتمال قطع برق

یک دیگر از شاخص‌های اصلی عملکرد در تکنیک‌های ارتباطی، احتمال قطع برق است، همانطور که در [۲۰] بحث شده است. این اغلب به صورت درصد بیان می‌شود و به وضعیت کانال و تداخل در سیستم بستگی دارد. احتمال قطع، ریسک عدم دریافت یا از بین رفتن سیگنال ارتباطی را اندازه گیری می‌کند. اگر احتمال قطع کم باشد، سیستم ارتباطی در انتقال داده‌ها کارآمد است. احتمال قطع را می‌توان به صورت زیر تعیین کرد:

$$P_{out}(C_{es} < R) \quad (23)$$

کجا نرخ ظرفیت است. در نتیجه، مطلوب ترین اقدام برای فرستنده، استفاده از رمزگذاری داده‌ها است. این تصمیم به بهره کانال بستگی دارد.

کافی بودن برای تطبیق با نرخ مورد نظر که به صورت زیر نشان داده شده است ردر چین شرایطی، دستیابی به ارتباط قابل اعتماد امکان پذیر می شود؛ در غیر این صورت، قطع ارتباط رخ می دهد. در صورت وجود بهره محوشدگی که با h نشان داده می شود، می توان کاتال را به عنوان کاتالی در نظر گرفت که جریان اطلاعات را مجازی دارد. مشروط بر اینکه حجم داده ها از نرخ تعیین شده فراتر رود، چشم انداز رمزگشایی قابل اعتماد قابل دستیابی می شود. احتمال قطع کاتال صالح، به عنوان تابعی از نرخ انتقال ر، را می توان به صورت زیر بیان کرد:

$$P_{out}(R) = 1 - \exp\left(\frac{-2^R - 1}{SNR}\right) \quad (24)$$

پیشون احتمال قطع سیستم را نشان می دهد که با نحوه تشخیص مقصد هنگام تکیه بر سیگنال های دریافتی از گره رله مشخص می شود.

۷.۲.۱. میانگین مربعات خطای (MSE) / دادن کامل / الگوریتم از دادن کامل

اثریخشی الگوریتم های یادگیری ماشین را می توان از طریق رویکردهای متعددی تجزیه و تحلیل کرد. در نتیجه، میانگین مربعات خطای (MSE) برای تجزیه و تحلیل عملکرد انتخاب شد تا نتایج قطعی حاصل شود، همانطور که توسط مراجع [1] تأیید شده است. این معيار که اغلب در ارزیابی عملکرد استفاده می شود، نیاز به محاسبه خطای دارد. ایکس، که نشان دهنده اختلاف از X واقعی است، و سپس میانگین گیری از این خطای بر اساس این اختلاف، گردایان تلفات محاسبه شده و برای پس انتشار وزن ها استفاده می شود. مرحله بعدی شامل اعمال گردایان نزولی در مرحله آموزش بعدی برای کاهش تلفات است. تابع تلفات مورد استفاده در رگرسیون به صورت زیر ارائه می شود.

$$MSE_N = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \left(X - \tilde{X}_i \right)^2 \quad (25)$$

۷.۲.۲. تلفات تمرين

کل تلفات می تواند به ما در بررسی امکان پذیری مجموعه داده ها بین آموزش ها کمک کند، زیرا من تواندم حدوده آزمایش برای به دست آوردن یک مجموعه داده مناسب را مشخص کنم. در عمل، میانگین تلفات برای هر دسته محاسبه می شود و سپس در تمام دسته ها در یک دوره میانگین گرفته می شود. این یک ارزیابی جامع از عملکرد مدل روی داده های آموزشی ارایه می دهد و به دنبال کردن پیشرفت آن در طول زمان کمک می کند. با توجه به زمان پردازش سریع، محاسبه تعداد کل دورهای آموزشی در دوره ها به شرح زیر انجام می شود:

$$(26) \quad T_B = T_D / B_S$$

کجا نیز تعداد کل دسته ها است، ترددی اندازه کل داده ها است، و بس اندازه دسته است. برای تعیین تعداد نمونه هایی که در سراسر شبکه توزیع می شوند، اندازه دسته ضروری است. هنگام آموزش یک مدل یادگیری عمیق، میانگین تلفات معمولاً در کل مجموعه داده های آموزشی، در دسته های کوچکی از نمونه ها محاسبه می شود. این به عنوان آموزش دسته ای شناخته می شود. دلیل این امر این است که آموزش مدل روی کل مجموعه داده ها به صورت یکجا می تواند از نظر محاسباتی پرهزینه باشد و همچنین می تواند باعث شود مدل روی داده های آموزشی بیش برازش (Overfit) داشته باشد.

۷.۲.۳. زیان اعتبارسنجی

فرمول محاسبه ای خطای اعتبارسنجی احتمالاً (25) MSE است، اما ما فقط مقدار داده های اعتبارسنجی را برای محاسبه در نظر گرفتیم، که در آن تعداد دوره ها و f تابع زیان است. با این حال، زیان اعتبارسنجی را به صورت زیر محاسبه کردیم.

$$V = \frac{1}{M} \sum f(\hat{Y}_d, Y_d) \quad (27)$$

کجا داده های پیش بینی است و در حال آموزش داده است. علاوه بر این، تفسیر نتایج بسیار مهم بود و به سه بخش تقسیم شد: کم برازش به وضعیت در سناریوی ۱ اشاره دارد که در آن نتایج نشان می دهد که آموزش اضافی برای

کاهش تلفات تجربه شده در طول فرآیند آموزش، به طور جایگزین، می‌توانیم داده‌های آموزشی را با به دست آوردن نمونه‌های اضافی یا تقویت داده‌های موجود، بهبود بخشیم. بیش برآراش زمان رخ می‌دهد که در سناریوی^۲، تلفات اعتبارسنجی از تلفات آموزش بیشتر شود. در سناریوی^۳، یک برآراش خوب با کاهش تلفات آموزش و اعتبارسنجی و رسیدن به یک نقطه پایدار مشخص می‌شود.

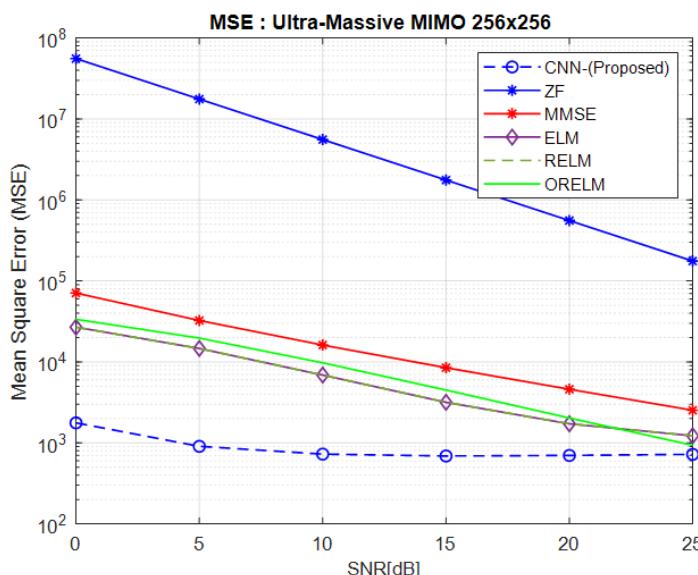
۳. نتیجه و بحث

۱.۳. تنظیمات مجموعه داده‌ها

مجموعه داده مورد استفاده شامل سه جزء بود: داده‌های آزمایشی و داده‌های اعتبارسنجی. این اجزا شامل دو مجموعه داده بودند: مجموعه داده‌های سیگنال دریافتی که با نشان داده می‌شود. و مجموعه داده‌های منتقل شده، که به صورت نشان داده می‌شود/ یکس مطابق با اصول سیستم‌های ارتباطی. ما در مجموع ۱۰۰۰۰۰۰ مجموعه داده را جمع آوری و شبیه سازی کردیم.

۱.۳.۱. میانگین مربعات خطأ (MSE) و میانگین مربعات خطأ (BER)

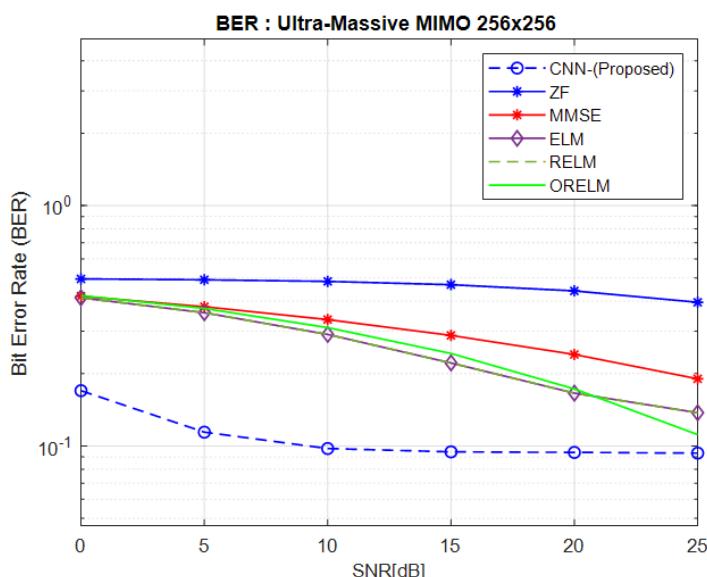
این بخش از مطالعه بر ارزیابی میانگین مربعات خطأ (MSE) و نرخ خطای بیت (BER) و همچنین ارزیابی اثریخش رویکردهای تشخیص سیگنال مبتنی بر صفر (ZF)، حداقل میانگین مربعات خطأ (MMSE) و ELMx (MMSE) در تأثیر عملکرد چندین الگوریتم CNN-SD تمرکز دارد. این استراتژی‌ها در سیستم‌های MIMO فوق عظیم که شامل ۲۵۶ آنتن فرستنده و گیرنده، هر کدام با نگاشت مدولاسیون 256QAM و تعداد مشخص پایلوت بودند، ارزیابی شدند. ویژگی‌ها و رویکردهای الگوریتم‌های مبتنی بر CNN-SD و ELMx در بخش الگوریتم‌ها توضیح داده شده است.^۱ و^۲ انتایج عملکرد مقایسه‌ای میانگین مربعات خطأ (MSE) در شکل نشان داده شده است.^۳ اشاره شد که ZF، به دلیل رویکرد ابتداً ترش، در مقایسه با چهار روش دیگر موفقیت کمتری داشته است. از سوی دیگر، MMSE به دلیل پیچیدگی بیشترش، از روش حداقل مربعات (LS) بهتر عمل کرد. روش مبتنی بر ELMx، یک تکنیک یادگیری ماشین، با استفاده مؤثر از مجموعه داده‌های آموزشی و آزمایشی بزرگ برای تکرار دقیق داده‌های لازم، از ZF و MMSE بهتر عمل کرد. رویکرد CNN-SD با نشان دادن عملکرد برتر، که به آرایش ساختاری منحصر به فرد آن نسبت داده می‌شود، خود را متمایز کرد که برای نتایج استثنایی بهینه شده است.



شکل ۵. عملکرد MSE در سیستم‌های MIMO فوق عظیم

شکل ۱ عملکرد BER را برای تمام تکنیک‌های تشخیص سیگنال در یک سیستم ارتباطی فوق حجمی مبتنی بر MIMO نشان می‌دهد که شامل 256 آنتن فرستنده (MT) و 256 آنتن گیرنده (MR) است. SD در تشخیص سیگنال از رویکردهای اساسی مانند LS، MMSE و یادگیری ماشین مبتنی بر ELMx عملکرد بهتری داشته است.

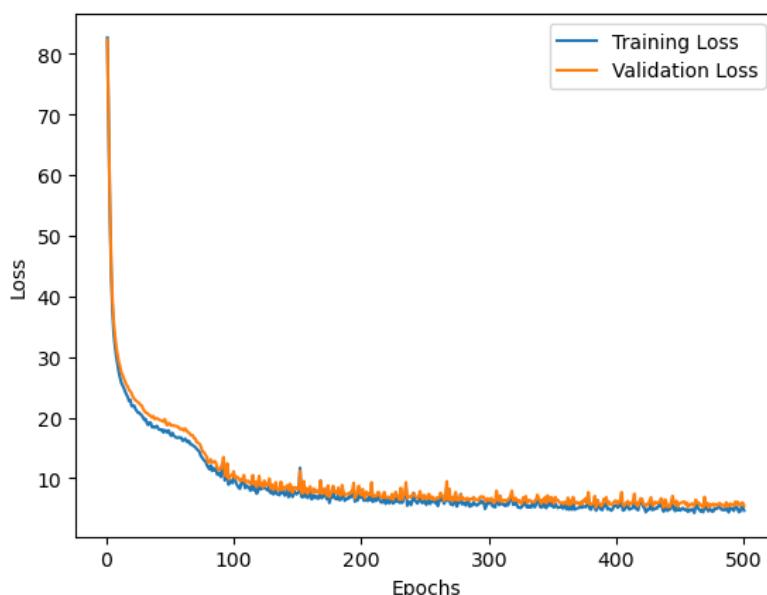
نتایج نشان داد که عملکرد BER الگوریتم CNN-SD در بین همه روش‌ها بهترین بوده است.



شکل ۶. عملکرد BER در سیستم‌های MIMO فوق عظیم

۳.۳/ اعتبارسنجی مدل

شکل ۷. عملکرد منحنی یادگیری برآذش خوب را برای تلفات آموزش و تلفات اعتبارسنجی نشان می‌دهد و نشان می‌دهد که مقادیر در محدوده ۱ تا 3^3 درصد گروه بندی شده اند. بنابراین، مدل استعداد بالای برای یادگیری از خود نشان داد. این مدل می‌تواند برای پیش‌بینی دقیق داده‌های قبلاً دیده نشده مورد استفاده قرار گیرد. از طرف دیگر، می‌توان آن را به عنوان مدلی نامید که توانایی اعمال دانش خود را بر داده‌های ناشناختن می‌دهد. ما ۱۰۰٪ مجموعه داده را برای روش پیشنهادی خود به ۶۰٪ داده‌های آموزشی، ۲۰٪ داده‌های آزمایشی و ۲۰٪ داده‌های اعتبارسنجی تقسیم کردیم.

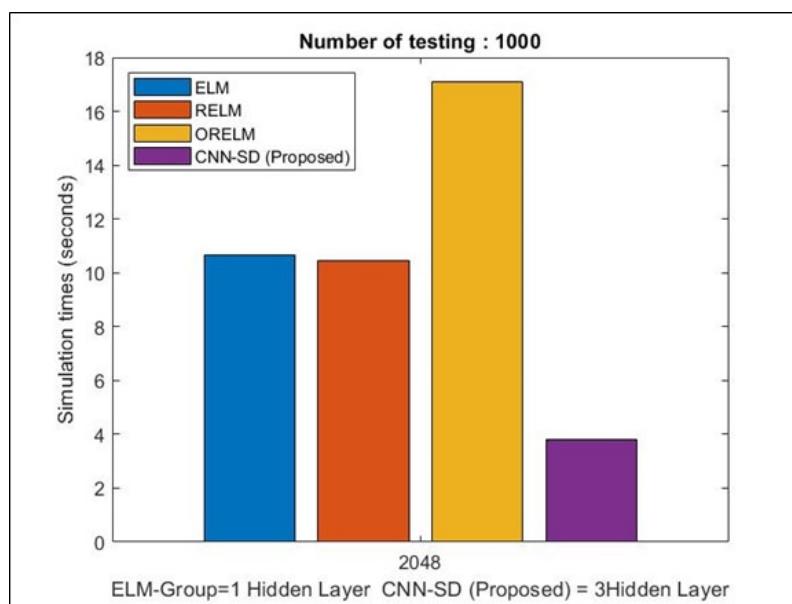


شکل ۷. عملکرد مدل CNN-SD

۴.۳. زمان محاسباتی

شکل ۸. نشان می‌دهد که زمان محاسبه در مقایسه محاسباتی بین CNN-SD و ELMX، با توجه به پیچیدگی محاسباتی برای

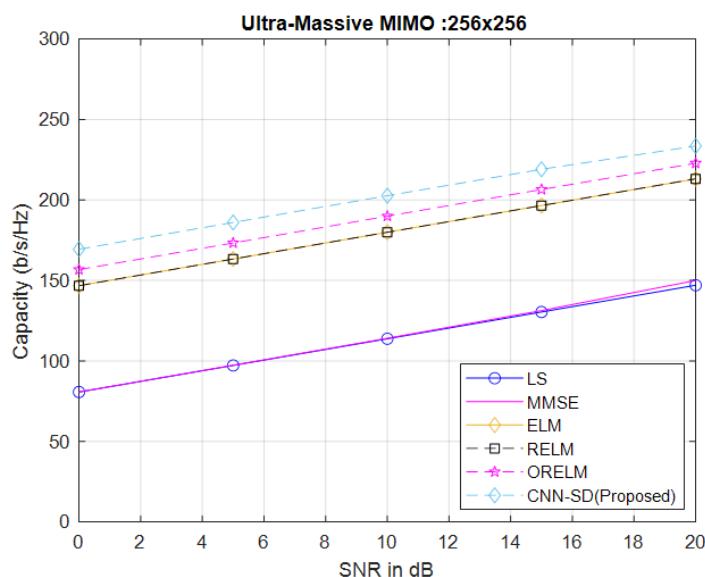
تعدادگرهای از ۲۰۴۸ گره. نتیجه برای ELMx، مانند RELM و CNN-SD است زیرا مدیریت داده‌ها در CNN-SD دارای اندازه دسته‌ای است که می‌تواند به کاهش استفاده از منابع رایانه‌ای کمک کند. دلیل این امر این است که آموزش روی یک مجموعه داده بزرگ می‌تواند زمان ارتباط بین پردازنده‌ها را کاهش دهد. این می‌تواند به طور قابل توجهی به کاهش استفاده از منابع رایانه‌ای و مدیریت داده‌ها در RAM کمک کند. این امر هنگام آموزش مدل‌هایی که داده محور هستند یا ساختارهای پیچیده‌ای دارند، مهم است.



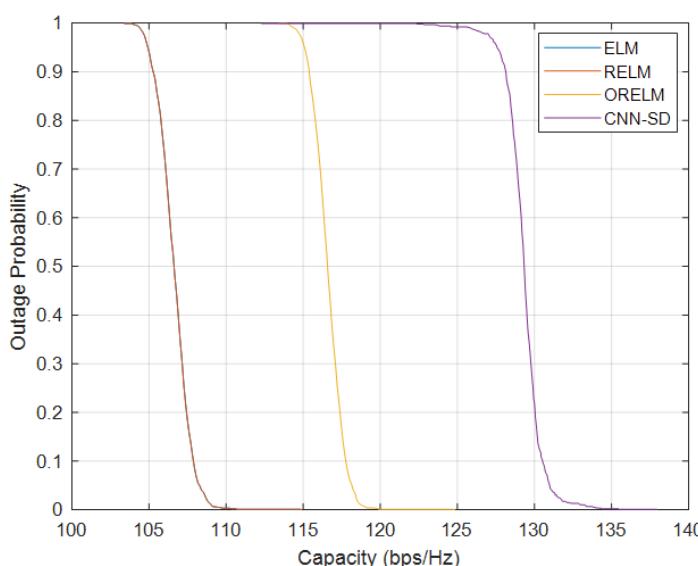
شکل ۸. زمان محاسباتی برای ELMx و CNN-SD.

۳.۵. ظرفیت کanal و احتمال قطع برق

تمرکزدیگر این بخش بر معیارهای عملکرد ظرفیت کanal و احتمال قطع برق در سیستم‌های MIMO فوق عظیم بود. معادله (۱۹) برای پردازش و مقایسه ظرفیت کanal، همانطور که در شکل‌ها نشان داده شده است، استفاده شد.^{۱۰ و ۱۱}



شکل ۹. عملکرد ظرفیت کanal CNN-SD و ELMx در سیستم‌های MIMO فوق عظیم.



شکل ۱۰. ایمیلکرد احتمال قطع برق CNN-SD و ELMx در شبکه های فوق عظیم MIMO سیستم های

در همهین حال، برای تعیین احتمال خاموشی، از معادلات (20) و (21) استفاده شد، همانطور که در شکل نشان داده شده است.^{۱۰} نتیجه آزمایش برای ظرفیت کanal در مقابل SNR نشان می دهد که الگوریتم های یادگیری ماشین ORELM، RELM و ELM، RELM ظرفیت کanal کمتری نسبت به تکنیک های CNN-SD ارائه می دهند. در شکل ۹، عملکرد بسیار خوبی را مطابق با روش نشان داد، همانطور که در شکل نشان داده شده من دهنده است. CNN-SD با ظرفیت 128 bps/Hz، RELM و ORELM با ظرفیت 116 bps/Hz و برای ELM، RELM با ظرفیت بالای کanal در مقایسه با ORELM و RELM برابر با 105 bps/Hz است. این نشان دهنده احتمال قابل توجه ظرفیت بالای کanal در مقابل ORELM و RELM برابر با 105 bps/Hz است. ظرفیت با احتمال زیاد به ظرفیت بالای دست برابر با 105 bps/Hz برای ELM برابر با 105 bps/Hz فوق عظیم به احتمال ۹۰٪. ظرفیت ها برای MIMO داشت. واضح است که کanal ELMx بیشتر از تکنیک های مبتنی بر CNN-SD در 10 SNRdB bps/Hz می باشد.^{۱۱}

۴. نتیجه گیری

سیستم های MIMO فوق عظیم، که نشان دهنده پیشرفتهای قابل توجه در آینده هستند، آتن های ارتباطی اضافی و تکنیک های را رویه های جدیدی را در خود جای داده اند که می توانند کارایی سیستم و قابلیت های حل مسئله را افزایش دهند. این مقاله برای این روش هایی تمرکز داشت که منجر به ارتباط مؤثر تر و کاهش مشکلات می شوند. یکی از این روش هایی، معرفی تکنیک تشخیص سیگنال یادگیری عمیق CNN در یک سیستم MIMO فوق عظیم بود. نویسندهای از تکنیک های مختلف برای مقایسه با گروه های یادگیری ماشین مبتنی بر ELMx، LS، MMSE و RELM، RELM و ORELM، سه الگوریتم CNN-SD پیشنهادی، برای ارزیابی عملکرد آنها در تشخیص سیگنال بررسی شدند. تجزیه و تحلیل BER، MSE، ظرفیت و احتمال قطع برق نشان داد که CNN-SD از سایر الگوریتم ها عملکرد بهتری دارد. بنابراین، برای سیستم های آینده که از MIMO فوق عظیم استفاده می کنند، CNN-SD به عنوان انتخاب بهینه برای تشخیص سیگنال ظاهر می شود. در کارهای آینده خود، هدف ما افزایش اثربخشی روش پیشنهادی خود با استفاده از استراتژی ای است که تکنیک های ترکیب امتیاز و شبکه های عصبی چند مقیاسی را ادغام می کند و همچنین معما ری های شبکه عصبی اضافی را برای بهینه سازی عملکرد بررسی می کند.

مشارکت های نویسنده: مفهوم سازی، PU و هوش مصنوعی؛ روش شناسی، CK، PU و هوش مصنوعی؛ نرم افزار، CK؛ نظارت، PU و هوش مصنوعی؛ اعتبارسنجی، PU و هوش مصنوعی؛ تحلیل رسمی، PU و هوش مصنوعی؛ تأمین بودجه، PU؛ تحقیق، CK؛ مدیریت پروژه، PU و هوش مصنوعی؛ منابع، CK، PU و هوش مصنوعی؛ گردآوری داده ها، CK؛ نگارش- تهیه پیش نویس اصلی، CK؛ نگارش- بررسی و ویرایش، CK. همه نویسندهای نسخه منتشر شده مقاله را خوانده و با آن موافقت کرده اند.

تأمین مالی: این تحقیق هیچ بودجه خارجی دریافت نکرده است.

بیانیه هیئت بررسی نهادی: قابل اجرا نیست.

بیانیه رضایت آگاهانه: از تمام افراد شرکت کننده در مطالعه، رضایت آگاهانه اخذ شد.

بیانیه دسترسی به داده ها: داده ها درون مقاله موجود است.

تضاد منافع: نویسندهای هیچ گونه تضاد منافع را اعلام نمی کنند.

منابع

۱. هو، وای؛ لین، ایکس؛ دی، بی؛ ژانگ، اچ؛ هرناندو، اف. جی. ال؛ قان، ای. اس؛ ممتاز، اس؛ دمیر، او. تی؛ چن-هو، کی. روندهای فناوری برای MIMO انبوه به سوی ۶G آرشیو ۲۰۲۳. arXiv:2301.01703. [کراس رف]
۲. وانگ، ایکس؛ چنگ، ال؛ کونگ، اف؛ کیو، اف؛ شیا، ام؛ آرنون، اس؛ چن، جی. ارتباطات موج میلی متري: یک بررسی جامع. مدرس ارتباطات، نظرات و ارزیابی IEEE ۲۰۱۸. ۲۰۲۰، ۱۴۱۶-۱۶۵۳. [کراس رف]
۳. ژنگ، ی. وانگ، سی ایکس؛ یانگ، آر. یو. ال. لای، اف. ھوانگ، جی. فنگ، آر. وانگ، سی. لی، سی. Z. Zhong. اندازه گیری کanal MIMO فوق العاده عظیم در ۵.۳ گیگاهرتز و یک مدل کanal 6G عمومی. فناوری ترانس. و. ۷۲، ۲۰۲۲. IEEE. [کراس رف]
۴. دیلی، ر؛ چاندرا، ر؛ جورданا، د. فناوری های MIMO فوق عظیم برای شبکه های بی سیم نسل ششم. مهندسی علوم ۲۰۲۱، ۱۶، ۳۱۸-۳۰۸. [کراس رف]
۵. وانگ، سی ایکس؛ وانگ، جی؛ هو، اس؛ جیانگ، زی. اچ؛ تائیو، جی؛ یان، اف. فناوری های کلیدی در سیستم های ارتباطی بی سیم تراهرتز نسل ششم: یک بررسی. مجله فناوری Veh. IEEE ۲۰۲۱، ۳۷-۳۷. [کراس رف]
۶. فیصل، الف؛ سری الدین، ح؛ دحروج، ح؛ النفوری، تی. وای؛ آلوینی، ام. اس. سیستم های MIMO فوق عظیم در باندهای تراهرتز: چشم اندازها و چالش ها. مجله فناوری Veh. IEEE ۲۰۲۰، ۱۰، ۳۳-۴۲. [کراس رف]
۷. مرشد، آریو؛ اشرف، زد. بی؛ هریدون، ای. اچ؛ موناسینگه، کی؛ جمال پور، ای؛ حسین، ام. اف. یک شبکه عصبی عمیق جداسازی همچوشه مبتنی بر LSTM برای شکل دهن پرتو هیبریدی MIMO فوق عظیم نسل ششم. دسترسی IEEE ۲۰۲۳، ۱۱، ۳۸۶۱۴-۳۸۶۳۰. [کراس رف]
۸. سری الدین، ۵. آلوینی، م. س.؛ النفوری، ت. وای. مدولاسیون فضایی فوق عظیم باند تراهرتز MIMO. ارتباطات مناطق. Sel. J. ۲۰۴۰-۲۰۵۲، ۳۷، ۲۰۱۹. IEEE. [کراس رف]
۹. لی، وای؛ سو، اس. آی. درباره بهبود تکرار گاووس-سایدل برای تشخیص سیگنال در سیستم های MIMO عظیم چندکاربره آپ لینک. در مجموعه مقاالت سومین کنفرانس بین المللی سیستم های کامپیوترا و ارتباطی (ICCCS) سال ۲۰۱۸، ناگویا، ژاپن، ۲۷ تا ۳۰ آوریل ۲۰۱۸؛ IEEE: پیسکاتاوا، نیوجرسی، ایالات متحده آمریکا، ۲۰۱۸؛ صفحات ۲۶۸ تا ۲۷۲.
۱۰. جیانگ، وای؛ واراناسی، ام. کی؛ لی، جی. تحلیل عملکرد برابر سازهای ZF و MMSE برای سیستم های MIMO: مطالعه ای عمیق در مورد رژیم SNR بالا. نظریه انتقال اطلاعات IEEE ۲۰۲۱، ۵۷، ۲۰۶-۲۰۸. [کراس رف]
۱۱. لارسون، EG؛ ادفورز، او. توفسون، اف. Marzetta، TL Massive MIMO برای نسل بعدی سیستم های بی سیم. مجله ارتباطات IEEE. ۱۹۵-۱۸۶، ۵۲، ۲۰۱۴. [کراس رف]
۱۲. چن، س.؛ یانگ، وای. سی؛ سان، س.؛ کانگ، س.؛ چنگ، دبلیو؛ پنگ، م. چشم انداز، الزامات و روند فناوری نسل ششم اینترنت: چگونگ مقابله با چالش های پوشش سیستم، ظرفیت، نرخ داده کابر و سرعت حرکت. ارتباطات IEEE Wirel. ۲۷، ۲۰۲۰، ۲۱۸-۲۱۷. [کراس رف]
۱۳. مای، ز؛ چن، ی.؛ دو، ل. یک الگوریتم تخمین کanal موج میلی متري کور جدید مبتنی بر ELM-ML. نامه ارتباطی IEEE. ۲۵، ۲۰۲۱، ۱۵۴۹-۱۵۵۳. [کراس رف]
۱۴. کرامیدی، آی. پی؛ موسکولیوس، آی. دی؛ ساریگانیدیس، احتمالات مسدود کدن تماس PG تحت یک سیاست رزرو پهنهای باند احتمالی در هات اسپات های تلفن همراه. مخابرات ۲۰۲۱، ۵۷۳-۵۵۴. [کراس رف]
۱۵. هیث، آر دبلیو؛ گونزالس-پرلچیچ، ان؛ رنگان، اس؛ رو، دبلیو؛ سعید، ای. ام. مروری بر تکنیک های پردازش سیگنال برای سیستم های MIMO موج میلی متري. پردازش سیگنال. Sel. Top. IEEE. ۲۰۱۶، ۱، ۴۳۶-۴۵۳. [کراس رف]
۱۶. نگوین، وی. ال؛ لین، پی. سی؛ ھوانگ، آر. اچ؛ لین، وای. دی. امنیت و حریم خصوصی برای نسل ششم اینترنت همراه: بررسی فناوری ها و چالش های آینده. مدرس ارتباطات، نظرات و ارزیابی IEEE ۲۰۲۱، ۲۲، ۲۰۲۱، ۲۳۸۴-۲۳۸۴. [کراس رف]
۱۷. گائو، ایکس؛ دای، ال؛ یوئن، سی؛ ژانگ، وای. دی. تشخیص سیگنال MMSE با پیچیدگی کم مبتنی بر روش ریچاردسون برای سیستم های MIMO در مقیاس بزرگ. در مجموعه مقاالت هشتادمین کنفرانس فناوری خودرو (VTC2014-Fall) IEEE ۲۰۱۴، ونکوور، بریتیش کلمبیا، کانادا، ۱۷-۲۰ سپتامبر ۲۰۱۴؛ IEEE: پیسکاتاوا، نیوجرسی، ایالات متحده آمریکا، ۲۰۱۴؛ صفحات ۱-۵.
۱۸. ناکای-کاسای، آ.؛ وادایاما، ت. تشخیص سیگنال MMSE برای سیستم های MIMO بر اساس معادله دیفرانسیل معمولی. در مجموعه مقاالت کنفرانس ارتباطات جهانی GLOBECOM 2022-2022 IEEE، ریو دی ژانیرو، برزیل، ۸-۱۴ دسامبر ۲۰۲۲؛ IEEE: پیسکاتاوا، نیوجرسی، ایالات متحده آمریکا، ۲۰۲۲؛ صفحات ۱-۶.
۱۹. جین، ف؛ لیو، ق؛ لیو، ح؛ وو، پ. یک طرح تشخیص سیگنال با پیچیدگی کم مبتنی بر تکرار نیوتن بهبود یافته برای سیستم های MIMO عظیم. نامه ارتباطی IEEE ۲۰۱۹، ۲۴، ۷۵۱-۷۵۸. [کراس رف]
۲۰. ھوانگ، جی بی؛ ٹو، کیو وای؛ سیو، سی. کی. ماشین یادگیری افراطی: نظریه و کاربردها. محاسبات عصبی ۴۰، ۷، ۴۸۹-۵۰۱. [کراس رف]
۲۱. ھوانگ، جی بی؛ ژو، اچ؛ دینگ، ایکس؛ ژانگ، آر. ماشین یادگیری افراطی برای رگرسیون و طبقه بندی چندکلاسه. Trans. Syst. Man Cybern. Part B. IEEE ۲۰۱۲، ۳۲، ۵۱۳-۵۲۹. [کراس رف] [پاب مد]
۲۲. ڈنگ، دبلیو؛ ژنگ، کیو؛ چن، ال. ماشین یادگیری افراطی منظم. در مجموعه مقاالت سمپوزیوم ۲۰۰۹ IEEE در مورد هوش محاسباتی و داده کاوی، نشویل، ایالات متحده آمریکا، ۲۰۰۹-۲ آوریل ۲۰۰۹؛ صفحات ۳۸۹-۳۹۵. [کراس رف]

۲۳. زانگ، ک.؛ لو، م. ماشین یادگیری افراطی مقاوم در برابر داده‌های پرت برای مسائیل رگرسیون. *محاسبات عصبی* ۱۵، ۱۵۱۹-۱۵۲۷. [کراس رف]

۲۴. سری الدین، ح.؛ عبدالله، ع.؛ منصور، م.م.؛ آلوینی، م.س.؛ النفوری، ت.وای. MIMO-NOMA باند تراهنتر؛ کدگذاری تطبیقی برهم نهی و تشخیص زیرفضا. [کراس رف] IEEE Open J. Commun. Soc. ۲۰۲۱، ۲، ۲۶۲۸-۲۶۴۳.

سلب مسئولیت/یادداشت ناشر: اظهارات، نظرات و داده‌های موجود در تمام نشریات صرفاً متعلق به نویسنده(گان) و مشارکت کننده(گان) است و نه MDPI و/یا سردبیر(گان). MDPI مسئولیت هرگونه آسیب به افراد یا اموال ناشی از هرگونه ایده، روش، دستورالعمل یا محصولی که در محتوا به آن اشاره شده است را از خود سلب می‌کنند.