

بهینه‌سازی شبکه‌های G5 مبتنی بر هوش مصنوعی: مروری جامع بر تخصیص منابع، مدیریت ترافیک و برش پویا شبکه

Dileesh Chandra Bikkasan1,* , Malleswar Reddy Yerabolu2

1Department of Technology Management, University of Bridgeport, Bridgeport, USA

2Independent Researcher, North Carolina, USA

چکیده

پیشرفت سریع شبکه‌های G5 همراه با پیچیدگی روزافزون مدیریت منابع، کنترل ترافیک و نیازهای پویا در سرویس‌ها، ضرورت استفاده از روش‌های هوشمند برای بهینه‌سازی شبکه را برجسته می‌کند. این مقاله به طور جامع روش‌های مبتنی بر هوش مصنوعی برای بهینه‌سازی شبکه‌های G5 را مرور می‌کند، با تمرکز بر تخصیص منابع، مدیریت ترافیک و برش پویا شبکه. مدل‌های سنتی در سازگاری با ماهیت پویا و پیچیده مخابرات مدرن محدودیت دارند، در حالی که تکنیک‌های هوش مصنوعی—بهویژه یادگیری ماشین (ML) و یادگیری تقویتی عمیق (DRL)—راهنکارهای مقیاس‌پذیر و تطبیقی ارائه می‌دهند. این رویکردها امکان بهینه‌سازی بلاذرگ را با یادگیری از شرایط شبکه، پیش‌بینی الگوهای ترافیک و مدیریت هوشمند منابع در اسلالیس‌های مجازی فراهم می‌کنند. ادغام هوش مصنوعی در شبکه‌های G5 عملکرد را ارتقا می‌دهد، تأخیر را کاهش می‌دهد و بهره‌وری پهنانی‌باند را تضمین می‌کند؛ که برای پشتیبانی از کاربردهای نوظهور مانند اینترنت اشیا، سیستم‌های خودران و واقعیت افزوده ضروری است. این مقاله همچنین تکنیک‌های کلیدی هوش مصنوعی و کاربردهای آن‌ها در چالش‌های G5 را بررسی کرده و نشان می‌دهد چگونه می‌توانند نوآوری‌های آینده در مدیریت شبکه را هدایت کنند. با ایجاد زمینه برای عملیات خودکار شبکه در G6 و فراتر از آن، این پژوهش بر تأثیر تحول آفرین هوش مصنوعی بر زیست‌ساخت‌های مخابراتی و نقش آن در شکل‌دهی آینده اتصال تأکید می‌کند.

کلیدواژه‌ها

G5، مخابرات، ارتباطات بی‌سیم، هوش مصنوعی، عملکرد شبکه

اتصال بسیار قابل اعتماد و با تأخیر بسیار پایین است. ارتباطات ماشینی انبوه (mMTC): پشتیبانی از تعداد بسیار زیادی دستگاه متصل، بهویژه در حوزه اینترنت اشیا. پهنانی‌باند موبایل ارتفا یافته (eMBB): تمرکز بر افزایش پهنانی‌باند برای دسترسی اینترنت پرسرعت.

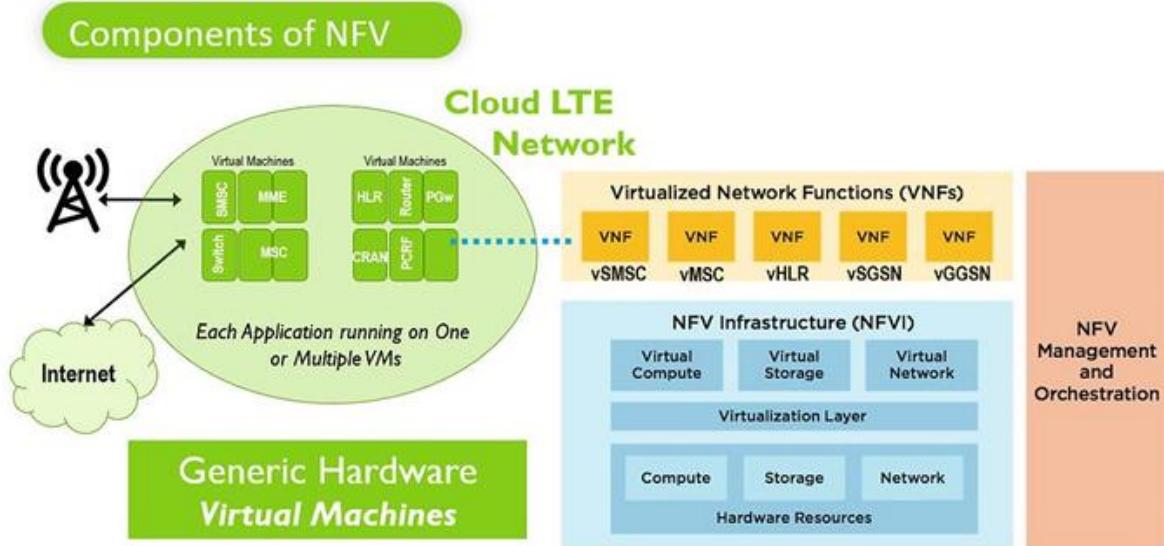
ارتباطات URLLC به دنبال ارائه اتصال بسیار قابل اعتماد و با تأخیر پایین هستند؛ eMBB بر افزایش پهنانی‌باند برای دسترسی اینترنت پرسرعت تمرکز دارد؛ و mMTC از تعداد زیادی دستگاه متصل پشتیبانی می‌کند و امکان پیاده‌سازی اینترنت اشیا در مقیاس وسیع را فراهم می‌سازد [2].

1. مقدمه

با تکامل ارتباطات بی‌سیم، پیشرفت‌های چشمگیری در حوزه مخابرات رخ داده است و تقاضای داده از نسل چهارم (G4) تا نسل پنجم (G5) هزار برابر افزایش یافته است [1]. هر نسل جدید کاستی‌های نسل قبلی را بروطوف کرده و بهبودهای چشمگیری ارائه داده است. بهویژه، ظهور فناوری نسل پنجم شبکه‌های بی‌سیم (G5) نوید سرعت‌های بی‌سابقه، تأخیر فوق العاده پایین و اتصال همزمان چندین G-NR (New Radio) را می‌دهد. استاندارد جدید (URLLC) به سه دسته خدمات متمایز تقسیم می‌شود: ارتباطات فوق قابل اعتماد با تأخیر کم (URLLC): هدف آن ارائه

شبکه G5 بر پایه فناوری هایی مانند طیف امواج میلی متری (mmWave)، سیستم های MIMO عظیم (MIMO) و مجازی سازی عملکرد شبکه (NFV) [3] بنا شده است و وعده تحویل در بسیاری از صنایع را می دهد.

بهینه سازی عملکرد G5 برای کاربردهای نوظهور مانند خودروهای خودران، چند رسانه ای، واقعیت افزوده و واقعیت مجازی (AR/VR)، اینترنت اشیا، ارتباطات ماشین به ماشین (M2M) و شهرهای هوشمند حیاتی است.



شکل ۱. اجزای NFV (مجازی سازی عملکرد شبکه)

برای نیازهای خاص برنامه هایی مانند خودروهای خودران یا پیشکی از راه دور — که به قابلیت اعتماد بالا و تأخیر کم نیاز دارند — بهینه کنند. شکل ۱ عناصر معماری NFV را نشان می دهد، از جمله لایه مجازی سازی، منابع سخت افزاری و بخش مدیریت و ارکستراسیون که کنترل تخصیص و مقیاس دهی منابع را بر عهده دارند. NFV نقشی محوری در فعال سازی Network Slicing دارد؛ قابلیتی حیاتی در G5 که به اپراتورها اجازه می دهد شبکه های مجازی متناسب با نیازهای خاص هر کاربرد ایجاد کنند.

با این حال، پیچیدگی و ناهمگونی شبکه های G5 چالش های متعددی ایجاد می کند، از جمله تضمین کیفیت سرویس (QoS)، مدیریت منابع و بهینه سازی شبکه. با گسترش شبکه های G5، رویکردهای سنتی مبتنی بر قوانین برابی مدیریت شبکه ناکافی می شوند. تخصیص کارآمد منابع، مدیریت ترافیک و برش پویا شبکه برای پاسخگویی به موارد استفاده سنگین بدون کاهش سرعت یا قابلیت اعتماد ضروری است [4]. علاوه بر این، با افزایش جریان ترافیک

شکل ۱ اجزای مجازی سازی عملکرد شبکه (NFV) را نشان می دهد که یکی از قابلیت های کلیدی در G5 است. NFV عملکردهای شبکه را از سخت افزار اختصاصی جدا می کند و اجزاء می دهد این عملکردها به صورت نرم افزار روی سخت افزار استاندارد اجرا شوند. با مجازی سازی عملکردهایی مانند فایروال ها، بالانس کننده های بار و دروازه ها، NFV مدیریت شبکه را پویا و مقیاس پذیر می سازد و تخصیص منابع را در اسلایس های مختلف شبکه و کاربردهای گوناگون آسان تر می کند. این انعطاف پذیری برای مدیریت تقاضاهای روبرو شده برنامه های G5 حیاتی است، جایی که سازگاری بلاذرگ و بهینه سازی منابع اهمیت بالایی دارد.

اهمیت NFV در توانایی آن برای جداسازی نرم افزار از سخت افزار نهفته است، به گونه ای که اپراتورهای شبکه می توانند خدمات جدید را سریع تر ارائه دهند و خدمات موجود را کارآمدتر مقیاس دهی کنند. برای مثال، در یک شبکه G5، اپراتورها می توانند منابع را به طور پویا به عملکردهای مجازی شبکه (VNFS) تخصیص دهند و آن ها را

عملکردی می‌تواند به طور قابل توجهی بین کاربردها متفاوت باشد.

ساختار مقاله به این صورت است: بخش اول درک کلی موضوع و ضرورت هوش مصنوعی را توضیح می‌دهد؛ بخش دوم روش‌های سنتی هوش مصنوعی و یادگیری ماشین را معرفی می‌کند؛ و بخش سوم شامل تکنیک‌های مبتنی بر یادگیری عمیق است.

2. داده‌کاوی و تکنیک‌های هوش مصنوعی برای تخصیص منابع

هوش مصنوعی در تخصیص منابع نتایج امیدوارکننده‌ای نشان داده است، زیرا از طریق یادگیری مداوم و سازگاری با تغییرات شبکه می‌تواند کارایی را افزایش دهد. برخلاف مدل‌های سنتی مبتنی بر معادلات ریاضی، یادگیری تقویتی (RL) با رویکرد داده‌محور منابع را بهینه تخصیص می‌دهد و باعث بهبود نرخ داده و کاهش تأخیر می‌شود [7]. با این حال، دستیابی به تخصیص کاملاً توزیع شده منابع به دلیل محدودیت‌های جداسازی مجازی در هر اسلاسیس شبکه امکان‌پذیر نیست [8].

در شبکه‌های LTE Advanced (LTE/A) G و LTE⁴ سوئیچینگ بسته‌های IP عمدتاً بر مدیریت تعداد متغیر کاربران در یک ناحیه مرکز دارد. با استفاده از MIMO مبتنی بر ML برای پیش‌بینی کanal و تخصیص منابع، فقط CSI افزایش یافته و تأخیر پردازش کاهش می‌یابد، هرچند این روش در برابر پیچیدگی و بار ترافیکی G5 ناکارآمد است [9]. تخصیص منابع سنتی مبتنی بر CSI با سربار سیستم مواجه است که می‌تواند تا ۲۵٪ ظرفیت کل سیستم را مصرف کند و برای کاربردهای Cloud RAN (CRAN)⁵ G بهینه نیست [10].

روش‌های سنتی بهینه‌سازی شامل الگوریتم‌های تقریبی برای اتصال کاربران نهایی به Remote Radio Heads (RRH) را هستند. این الگوریتم تعداد کاربران متصل به هر RRH را تخمین زده و ارتباط بین کاربران، RRH‌ها و واحدهای پردازش پایه (BBU) را برقرار می‌کند [11]. چالش‌هایی مانند Beamforming در امواج میلی‌متری (mmWave) و بهینه‌سازی تأخیر با استفاده از Beamforming ترکیبی برای

موبایل، برآورده‌سازی به موقع نیازهای مشتری مستلزم رسیدگی به تخصیص پهنانی‌باند برای خدمات ابری ناهمگون است [5].

تخصیص منابع شبکه (RA) در G5 نقشی حیاتی در بهینه‌سازی استفاده کارآمد از طیف، توان محاسباتی و انرژی دارد تا نیازهای ارتباطات بی‌سیم مدرن را برآورده کند. تخصیص منابع برای برنامه‌های داده‌محور، دستگاه‌های IoT و فناوری‌های نوظهوری مانند خودروهای خودران (AV) و واقعیت افزوده (AR) ضروری است. این فرآیند تضمین می‌کند که این فناوری‌ها منابع کافی شبکه را دریافت کنند و عملکرد کلی و QoS در محیط‌های پویا و ناهمگون ارتقا یابد. روش‌های سنتی تخصیص منابع به اطلاعات وضعیت کanal (CSI) متکی هستند که هزینه‌های سربار قابل توجهی ایجاد می‌کند و هزینه کلی فرآیند را افزایش می‌دهد [6].

بخش ۲ مقاله بر تکنیک‌های مختلف هوش مصنوعی در مدیریت منابع مرکز دارد و تأثیر آن‌ها بر برش شبکه، بهره‌وری انرژی و کیفیت کلی سرویس (QoS) را بررسی می‌کند. با بهره‌گیری از یادگیری تقویتی (RL)، روش‌های بهینه‌سازی و مدل‌های یادگیری ماشین (ML)، این راهبردهای پیشرفته نیازهای پویا و پیچیده شبکه‌های G5 را برطرف کرده و راهکارهای تطبیقی و هوشمند برای اتصال بهتر و پایداری ارائه می‌دهند.

برش شبکه امکان ایجاد چندین شبکه مجازی بر روی یک زیرساخت فیزیکی مشترک را فراهم می‌کند، که هرکدام برای نیازهای خاص سرویس بهینه‌سازی می‌شوند.

شبکه‌های مجازی (Network Slicing) می‌توانند به طور مستقل برای پشتیبانی از کاربردهای متنوع با نیازهای عملکردی متفاوت پیکربندی شوند؛ مانند ارتباطات با تأخیر کم، اتصال انبوه دستگاه‌ها یا خدمات داده با توان عملیاتی بالا. با استفاده از برش شبکه، G5 می‌تواند تجربه‌های متناسب با انواع مختلف کاربران ارائه دهد و در عین حال استفاده از منابع شبکه را به حداقل برساند. این قابلیت برای موارد نوظهوری مانند کارخانه‌های هوشمند، پیشکی از راه دور و سیستم‌های خودران حیاتی است، جایی که نیازهای

بیهینه‌سازی مبتنی بر AI راهکارهای پویا ارائه می‌دهد که با شرایط بلادرنگ شبکه سازگار می‌شوند و مدیریت منابع را در عصر G5 و فراتر از آن کارآمدتر می‌سازند.

3. داده‌کاوی و هوش مصنوعی در مدیریت ترافیک

یادگیری ماشین (ML) کاربردهای متنوعی در مدیریت ترافیک شبکه دارد؛ از پیش‌بینی حجم ترافیک و شناسایی تهدیدات امنیتی گرفته تا بیهینه‌سازی مهندسی ترافیک (TE). این قابلیت‌ها امکان پایش فعال شبکه، تقویت اقدامات امنیتی و بهبود مدیریت جریان ترافیک را فراهم می‌کنند و در نتیجه عملیات شبکه کارآمدتر و مقاوم‌تر می‌شود [18]. با ترکیب اطلاعات زمانی، مکانی و فرکانسی، پژوهشگران پنج الگوی پایه در حوزه زمان برای ترافیک موبایل شناسایی کرده‌اند که با انواع مختلف مناطق شهری مانند مسکونی، تجاری و مراکز حمل و نقل مطابقت دارند [19].

مدل‌های سنتی مانند ARIMA به‌طور گستردۀ برای مدل‌سازی فصلی استفاده شده‌اند، زیرا می‌توانند وابستگی‌های زمانی در داده‌های سری زمانی را مدل کنند. مدل ARIMA ترکیبی از اجزای خودرگرسیون (AR)، انتگرال‌گیری (I) و میانگین متحرک (MA) است که مقادیر آینده را بر اساس مشاهدات گذشته پیش‌بینی می‌کند [20]. نسخه‌های توسعه‌یافته مانند SARIMA از تحلیل طیفی برای توصیف الگوهای ترافیک و برآورد پارامترها با روش بیشینه درست‌نمایی استفاده می‌کند [21]. با وجود اثربخشی، SARIMA و ARIMA اغلب در برابر الگوهای غیرخطی و پیچیده ترافیک که ویژگی شبکه‌های G5 هستند ناکارآمدند.

مدل‌های یادگیری ماشین مانند SVM و Random Forest برای رفع این محدودیت‌ها به کار گرفته شده‌اند. SVM روابط غیرخطی را به‌ویژه در حالت رگرسیون (SVR) مدل می‌کنند [22]. الگوریتم Random Forest مجموعه‌ای از درخت‌های تصمیم را با داده‌ها و ویژگی‌های انتخاب شده تصادفی آموخته می‌دهد و سپس آن‌ها را ترکیب می‌کند تا دقت و مقاومت پیش‌بینی افزایش یابد [23]. این روش ناهمگونی ترافیک شبکه G5 را به خوبی مدیریت می‌کند.

یادگیری عمیق (DL) بسیاری از جنبه‌های مدیریت ترافیک شبکه را متحول کرده است؛ از پیش‌بینی و برآورد ترافیک

سناریوهای تک‌کاربود و چندکاربود نیز بررسی شده‌اند [12]. در نمونه‌ای دیگر، الگوریتم Random Forest برای تخصیص منابع پیشنهاد شد که خروجی‌های یک طبقه‌بند دودویی را اعتبارسنجی می‌کند؛ هرچند نیازمند تحقیقات بیشتر است [13].

بسیاری از تکنیک‌های یادگیری تقویتی عمیق (DRL) برای برش شبکه در G5 به کار گرفته شده‌اند و امکان تخصیص پویا منابع را فراهم کرده‌اند که باعث افزایش نرخ داده و کاهش تأخیر می‌شود [14]. برای مثال، Gitlin و Balevi (2018) الگوریتم خوش‌بندی‌ای پیشنهاد کردند که با استفاده از تکنیک‌های ML کارایی شبکه را افزایش داده و تخصیص منابع را بر اساس شرایط بلادرنگ شبکه تنظیم می‌کند [15]. همچنین طرحی مبتنی بر شبکه‌های عصبی کانولوشنی گرافی (GCN) برای تخصیص منابع بررسی شد.

روش‌های بیهینه‌سازی مانند الگوریتم‌های ابتکاری (Heuristic) و الگوریتم‌های ژنتیک (GA) نیز برای حل مسائل تخصیص منابع به کار گرفته می‌شوند تا تداخل را کاهش داده و بهره‌وری طیفی را افزایش دهند. الگوریتم‌های ژنتیک با اصول انتخاب، ترکیب و جهش راه حل‌ها را به سمت پیکربندی‌های بیهینه تخصیص منابع تکامل می‌دهند. روش‌های ابتکاری مانند Simulated Annealing و Particle Swarm Optimization (PSO) نیز برای بهبود مدیریت منابع استفاده می‌شوند.

ادغام الگوریتم‌های مبتنی بر هوش مصنوعی مانند RL و DRL در شبکه‌های G5 امکان تخصیص منابع تطبیقی و بلادرنگ را بر اساس شرایط شبکه و نیازهای کاربران فراهم می‌کند و عملکرد شبکه را به‌طور قابل توجهی بهبود می‌بخشد [16].

به‌طور کلی، تکنیک‌های هوش مصنوعی و یادگیری ماشین در حال متحول کردن تخصیص منابع در شبکه‌های G5 هستند. با حرکت از مدل‌های سنتی به رویکردهای داده‌محور و تطبیقی مانند RL و DRL، این فناوری‌ها می‌توانند نرخ داده را افزایش دهند، تأخیر را کاهش دهند و سربار سیستم را به‌طور کارآمد مدیریت کنند. در حالی که روش‌های سنتی با پیچیدگی و تقاضای روزافزون کاربران دچار مشکل می‌شوند،

خلاصه: ادغام فناوری‌های هوش مصنوعی در مدیریت ترافیک شبکه‌های G5 پیشرفته‌های چشمگیری در حوزه‌هایی مانند پیش‌بینی ترافیک، تخصیص منابع و مدیریت شبکه ایجاد کرده است. تکنیک‌هایی مانند ML و DL با استفاده از مدل‌هایی مانند LSTM و چارچوب‌های پیشرفته مبتنی بر CNN و RNN ماهیت پیچیده و پویا شبکه‌های G5 را پوشش می‌دهند. راهکارهای مبتنی بر AI کارایی و قابلیت اعتماد شبکه را با بهبود مدیریت تداخل، دسترسی طیف و قابلیت‌های مسیریابی ارتقا می‌دهند و خود را با الگوهای متغیر ترافیک سازگار می‌کنند. این نوآوری‌ها پتانسیل تحول‌آفرین AI را در دستیابی به عملیات شبکه مقاوم، تطبیقی و کارآمد در G5 برجسته می‌کنند و مسیر تحقیقات آینده را هموار می‌سازند.

خودکارسازی برش پویا شبکه با استفاده از هوش مصنوعی امکان‌پذیر است. رویکرد سنتی و دستی مدیریت شبکه برای محیط‌های بزرگ و بسیار ناهمگون که توسط G5 ایجاد می‌شوند کافی نیست. هوش مصنوعی، به ویژه یادگیری ماشین (ML)، قابلیت‌های پیشرفته‌ای در تصمیم‌گیری بلاذرنگ، تحلیل پیش‌بینانه و کنترل تطبیقی ارائه می‌دهد که برای استقرار و مدیریت کارآمد اسلامیس‌های شبکه حیاتی هستند.

مدل‌های هوش مصنوعی می‌توانند الگوهای ترافیک را پیش‌بینی کنند، شرایط شبکه را تحلیل نمایند و تخصیص منابع را به‌طور پویا تنظیم کنند تا نیازهای خاص هر اسلامیس برآورده شود. این امر تضمین می‌کند که اسلامیس‌ها حتی در شرایط ترافیک متغیر و تقاضاهای متفاوت سرویس، عملکرد بهینه خود را حفظ کنند. الگوریتم‌های یادگیری تقویتی (RL) و یادگیری عمیق (DL) اغلب برای مدیریت فرآیندهای پیچیده تصمیم‌گیری مورد نیاز در ارکستراسیون اسلامیس‌ها استفاده می‌شوند. این الگوریتم‌ها می‌توانند به‌طور خودکار از داده‌های شبکه یاد بگیرند، منابع را بهینه کنند و بار را بین اسلامیس‌ها بدون دخالت انسانی متعادل سازند.

تخصیص منابع مبتنی بر هوش مصنوعی نقش حیاتی در موفقیت برش شبکه دارد. هر اسلامیس ممکن است نیازهای متفاوتی از نظر پهنای باند، تأخیر و قابلیت اعتماد داشته باشد، بنابراین تخصیص پویا منابع ضروری است. هوش

گرفته تا مسیریابی هوشمند. مدل‌هایی مانند LSTM به‌طور ویژه مؤثر هستند، زیرا می‌توانند وابستگی‌های بلندمدت در داده‌های تربیی را یاد بگیرند و برای پیش‌بینی ترافیک شبکه بسیار مناسب‌اند. DL همچنین جایگزین‌های نویدبخشی برای مدیریت تداخل، مدیریت طیف، استفاده چندمسیره، سازگاری لینک، دسترسی چندکاناله و کنترل ازدحام ارائه می‌دهد [24]. برای مثال، یک زمان‌بند مبتنی بر شبکه عصبی با دو لایه پنهان کاملاً متصل توانست بروخدودها را در یک شبکه حسگر بی‌سیم پنج‌گره‌ای تا ۵۰٪ کاهش دهد [25].

روش‌های پیشرفته مانند معماهی‌های مبتنی بر Transformer با استفاده از مکانیزم توجه (Self-Attention) داده‌های حجمی را به‌طور کارآمد پردازش می‌کنند [26]. تکنیک‌های DRL نیز برای زمان‌بندی ترافیک‌های حجمی و انعطاف‌پذیر (HVFT) در شبکه‌های موبایل پیشنهاد شده‌اند. این مدل با استفاده از الگوریتم DDPG سیاست کنترلی برای زمان‌بندی ترافیک IoT و سایر ترافیک‌های با تأخیر قابل تحمل یاد می‌گیرد و هدف آن بیشینه‌سازی سرویس‌دهی به HVFT در عین کمینه‌سازی افت کیفیت برای ترافیک‌های حساس به تأخیر است [27].

مطالعات متعددی کاربردهای نوآورانه DRL و چارچوب‌های AI را در این زمینه نشان داده‌اند. یک مطالعه رویکرد DRL برای زمان‌بندی مکان‌یابی مشارکتی غیرمتتمرکز در شبکه‌های خودرویی معرفی کرد [28]. چارچوبی مبتنی بر CNN و RNN توانست توان عملیاتی را حدود ۳۶٪ افزایش دهد، هرچند هزینه زمان آموزش و مصرف حافظه بالایی داشت [29]. مدل DRL دیگری مبتنی بر LSTM به ایستگاه‌های پایه کوچک امکان داد به‌طور پویا به طیف بدون مجوز دسترسی پیدا کنند و انتخاب کانال بی‌سیم را بهینه کنند [30]. همچنین یک رویکرد DRL برای بهینه‌سازی مسیریابی در SDN به نتایجی مشابه روش‌های سنتی با تأخیر کم دست یافت [31].

کار روی مسیریابی و مدیریت تداخل که معمولاً به الگوریتم‌های پرهزینه‌ای مانند WMMSE وابسته است، با تقریب این الگوریتم‌ها توسط شبکه‌های عصبی کوچک پیشرفت کرده و پتانسیل بالایی برای بهبود سیستم‌های Massive MIMO نشان داده است.

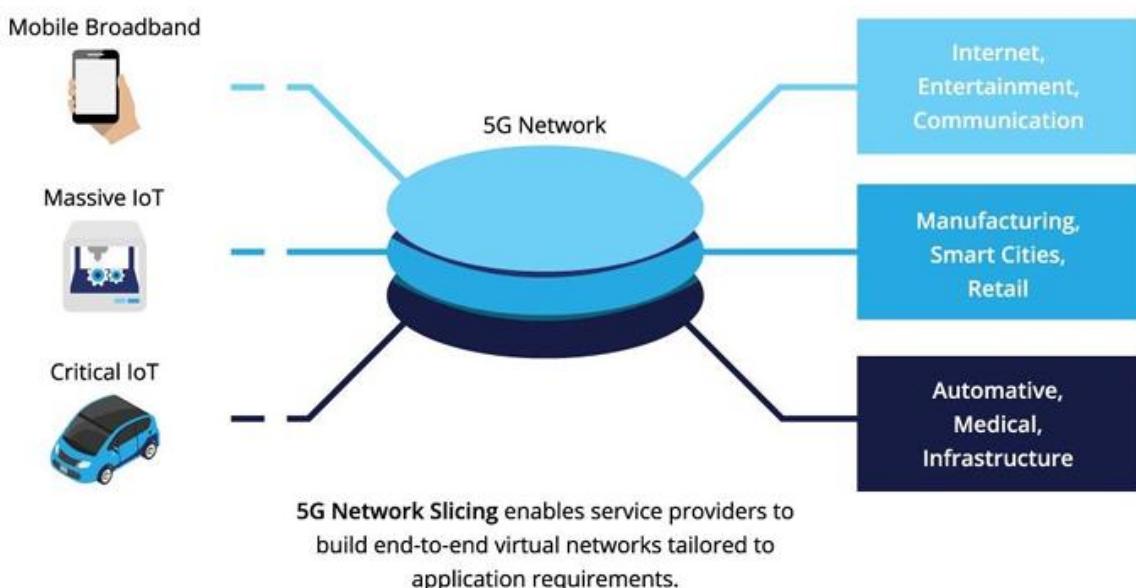
دريافت منابع مناسب توسط هر اسلایس برای حفظ توافقنامه‌های سطح سرويس (SLAs) است.

مديريت ترافيك در برش شبکه يكى دیگر از حوزه‌هایی است که هوش مصنوعی در آن برتری دارد. تنوع خدمات در يك شبکه G5 –مانند IoT و URLLC و eMBB– نيازمند اولویت‌بندی هوشمند ترافيك است. الگوريتم‌های هوش مصنوعی الگوهای ترافيك را در زمان واقعی تحليل می‌کنند و به سистем امکان می‌دهند اسلایس‌هایی را که به تأخير كمتر يا قابلیت اعتماد بالاتر نياز دارند به‌طور خودکار در اولویت قرار دهد. اين مدیريت پوپا تضمین می‌کند که خدمات حیاتی مانند خودروهای خودران یا جراحی‌های از راه دور نسبت به کاربردهای کم‌اهمیت‌تر مانند پخش ویدئو در اولویت قرار گیرند.

مصنوعی می‌تواند بر اساس داده‌های تاریخی و الگوهای ترافيك بلادرنگ منابع را پیش‌بینی و پیش‌تخصیص دهد. برای مثال، الگوريتم‌های ML مانند شبکه‌های عصبی می‌توانند زمان‌های اوج ترافيك برای سرويس‌های خاص را پیش‌بینی کنند و تخصیص منابع را به صورت پیشگیرانه انجام دهند تا از ازدحام جلوگیری شود.

يادگيري تقويتی، به ویژه در محیط‌های چندعاملی (-Multi Agent Reinforcement Learning – MARL)، نيز برای MARL تخصیص منابع در برش شبکه محبوب شده است. MARL به موجودیت‌های مختلف شبکه مانند ايستگاه‌های پایه و تجهیزات کاربر اجازه می‌دهد به عنوان عامل‌های مستقل همکاری کنند تا عملکرد کلی شبکه به حداقل برسد. نتيجه اين کار استفاده کارآمدتر از منابع، کاهش اتلاف و تضمین

5G Network Slicing



شكل ۲. برش شبکه در G5

گلوگاه‌های احتمالی را پیش‌بینی کنند و به شبکه اجازه دهند اقدامات پیشگیرانه انجام دهد تا حتی در دوره‌های اوج مصرف، عمليات روان و بدون اختلال ادامه يابد.

يکی از مزایای کلیدی ادغام هوش مصنوعی در برش شبکه، قابلیت خودبهینه‌سازی (Self-Optimization) است.

مديريت ترافيك مبتنی بر هوش مصنوعی همچنین می‌تواند ازدحام را کاهش دهد و کيفيت کلی سرويس (QoS) را با مسیریابی مجدد ترافيك از مسیرهای کمتر شلوغ یا تنظیم تخصیص پهنانی باند بهبود بخشد. مدل‌های پیش‌بینانه که بر اساس داده‌های تاریخی ترافيك آموزش دیده‌اند، می‌توانند

با این حال، اجرای مدل‌های هوش مصنوعی برای تصمیم‌گیری بلاذرنگ در مقیاس وسیع نیازمند توان محاسباتی بالا و الگوریتم‌های یادگیری کارآمد است تا از تأخیر و گلوبال‌های سیستمی جلوگیری شود. یکی از مشکلات کلیدی، سربار و تأخیر در تخصیص منابع مبتنی بر AI است، بهویژه هنگام استفاده از مدل‌های یادگیری تقویتی عمیق (DRL). این مدل‌ها اگرچه قادرند از محیط شبکه یادگیرند و تنظیمات پویا انجام دهند، اما هزینه‌های آموزشی و مصرف حافظه بالایی دارند که می‌توانند در عملیات بلاذرنگ ناکارآمدی ایجاد کند، به خصوص در شبکه‌های بزرگ مانند شهرهای هوشمند یا خودروهای خودران.

روش‌های MARL (یادگیری تقویتی چندعاملی) نیز به هماهنگی گسترده بین موجودیت‌های شبکه نیاز دارند که اگر به درستی مدیریت نشود، منجر به سربار و اتلاف منابع خواهد شد. چالش دیگر، وابستگی به اطلاعات وضعیت کanal (CSI) برای تخصیص منابع است که سربار زیادی ایجاد می‌کند و در کاربردهای CRAN و mmWave.

راهکارهای موجود مانند الگوریتم‌های ابتکاری، الگوریتم‌های ژنتیک یا روش‌های خوشه‌بندی تنها بهبودهای جزئی ارائه می‌دهند و اغلب با افزایش تقاضای کاربران مقیاس‌پذیر نیستند. مسیرهای آینده شامل بهبود کارایی و مقیاس‌پذیری راهکارهای مبتنی بر AI در G5 است. تحقیقات باید بر بهینه‌سازی الگوریتم‌های یادگیری برای کاهش هزینه‌های آموزشی و مصرف حافظه تمرکز کنند؛ احتمالاً از طریق یادگیری فدره‌ای (Federated Learning) یا رایانش لبه‌ای (Edge Computing) که پردازش را نزدیک‌تر به لبه شبکه توزیع می‌کند. همچنین مدل‌های ترکیبی هوش مصنوعی که چندین تکنیک ML را ترکیب می‌کنند – مانند CNN برای پیش‌بینی ترافیک و RL برای تخصیص منابع – می‌توانند راهکارهای سازگارتر برای محیط‌های ناهمگون G5 ارائه دهند.

برش شبکه در G5 نیز به مکانیزم‌های پیشرفته‌تر ارکستراسیون مبتنی بر AI نیاز دارد. پیش‌بینی و سازگاری بلاذرنگ اسلامی‌ها بر اساس الگوریتم‌های AI حیاتی خواهد بود، بهویژه در مدیریت نیازهای متفاوت سرویس‌ها

هوش مصنوعی می‌تواند به طور مداوم شاخص‌های عملکرد شبکه مانند تأخیر، توان عملیاتی و نرخ خط را در اسلامی‌های مختلف پایش کند. هنگامی که انحرافی از عملکرد مورد انتظار شناسایی شود، سیستم‌های هوش مصنوعی می‌توانند به طور خودکار پیکربندی‌ها را تنظیم کنند، منابع را دوباره تخصیص دهند یا حتی معماری اسلامی را تغییر دهند تا عملکرد بهینه بازیابی شود.

برای مثال، در شرایطی که یک اسلامی مخصوص برنامه‌های اینترنت اشیا (IoT) با افزایش ناگهانی تعداد دستگاه‌های متصل مواجه شود، هوش مصنوعی می‌تواند ظرفیت یک اسلامی را با تخصیص مجدد منابع از اسلامی‌های کم‌اهمیت تر افزایش دهد. به همین ترتیب، اسلامی‌هایی که نیازمند تأخیر فوق العاده پایین هستند می‌توانند به طور پویا بازپیکربندی شوند تا مسیرهای با تأخیر کمتر در اولویت قرار گیرند.

رویکردهای مبتنی بر هوش مصنوعی برای غلبه بر پیچیدگی برش شبکه در G5 بنیادی هستند. با بهره‌گیری از فناوری‌هایی مانند یادگیری تقویتی، شبکه‌های عصبی و سیستم‌های چندعاملی، شبکه‌های G5 می‌توانند کارایی، سازگاری و مقیاس‌پذیری بیشتری به دست آورند. هوش مصنوعی تضمین می‌کند که اسلامی‌های شبکه به طور پویا ایجاد، نگهداری و بهینه شوند و خدمات متناسب با نیازهای متنوع اکوسیستم دیجیتال مدرن ارائه دهند.

5. چالش‌ها و مسیرهای آینده

ادغام هوش مصنوعی در شبکه‌های G5 برای تخصیص منابع، مدیریت ترافیک و برش شبکه پتانسیل بالایی دارد اما با چالش‌های متعددی نیز همراه است. یکی از چالش‌های اصلی، پیچیدگی مدیریت شبکه‌های متراکم و ناهمگون است. از آنجا که G5 از کاربردهای مختلفی مانند eMBB، URLLC و IoT انبوه پشتیبانی می‌کند، نیاز به بهینه‌سازی بلاذرنگ منابع حیاتی می‌شود. سیستم‌های سنتی مبتنی بر قوانین قادر به مدیریت کارآمد ترافیک پویا و تقاضای کاربران نیستند و راهکارهای تطبیقی مبتنی بر AI ضرورت پیدا می‌کنند.

تکنیک‌هایی مانند MARL کنترل دقیق‌تر تخصیص منابع بین اسالایس‌ها را ممکن می‌سازند و تضمین‌می‌کنند که هر اسالایس توافق‌نامه سطح سرویس (SLA) خود را برآورده کند و در عین حال کارایی کلی شبکه بهینه شود.

ادغام هوش مصنوعی در G5 نه بک فناوری مکمل، بلکه یک ضرورت است تا پتانسیل کامل شبکه‌های نسل بعدی محقق شود. گذار از سیستم‌های سنتی به الگوریتم‌های هوشمند و تطبیقی یک تغییر پارادایم است که آینده‌ی مخابرات را تعریف خواهد کرد. این تحول امکان عملیات شبکه‌ای مقاوم‌تر، کارآمدتر و مقیاس‌پذیرتر را فراهم می‌کند. که طیف وسیعی از فناوری‌های نوظهور را پشتیبانی می‌کنند. همگرایی هوش مصنوعی و G5 پایه‌ای برای شبکه‌های خودکار ایجاد کرده و مسیرهای پژوهشی جدیدی را برای ارتقای عملکرد، کارایی و مقیاس‌پذیری در عصر G6 و فراتر از آن می‌گشاید.

اختصارات (Abbreviations)

(Machine Learning)	•	ML: یادگیری ماشین
(Deep Learning)	•	DL: یادگیری عمیق
Deep (Reinforcement Learning)	•	DRL: یادگیری تقویتی عمیق (Reinforcement Learning)
(New Radio)	•	NR: رادیویی جدید
URLLC (Ultra-Reliable Low-Latency Communications)	•	ارتباطات فوق قابل اعتماد با تأخیر کم
MARL (agent Reinforcement Learning)	•	Multi- (agent Reinforcement Learning)
HVFT (volume Flexible Traffic)	•	TRAFIK حجمی و انعطاف‌پذیر (High- volume Flexible Traffic)
DDPG (Deep Deterministic Policy Gradient)	•	الگوریتم گرادیان سیاست قطعی عمیق (Deep Deterministic Policy Gradient)
mMTC (Machine-Type Communications)	•	ارتباطات ماشینی انبوه (Massive Machine-Type Communications)

از نظر تأخیر، قابلیت اعتماد و پهنه‌ی باند. ادغام مدل‌های AI با شبکه‌های نرم‌افزاری (SDN) و مجازی‌سازی عملکرد شبکه (NFV) می‌تواند مدیریت اسالایس‌ها را به‌طور پویا بهینه کند.

6. نتیجه‌گیری

ادغام تکنیک‌های مبتنی بر هوش مصنوعی در شبکه‌های G5 رویکردی تحول آفرین برای غلبه بر چالش‌های ذاتی تخصیص منابع، مدیریت ترافیک و برش شبکه است. با افزایش بیچیدگی شبکه‌های G5، روش‌های سنتی قادر به ارائه سازگاری بلاذرنگ مورد نیاز برای محیط‌های پویا و با عملکرد بالا نیستند. مدل‌های AI، به‌ویژه مبتنی بر ML و DRL، راهکارهای تطبیقی و داده‌محور ارائه می‌دهند که می‌توانند به‌طور مدام از شرایط شبکه یاد بگیرند و عملکرد را بهینه کنند، تأخیر را کاهش دهند و سربار سیستم را مدیریت نمایند.

تخصیص منابع در G5 به‌ویژه با رشد برنامه‌های داده‌محور مانند خودروهای خودران، واقعیت افزوده و استقرارهای گسترده IoT حیاتی است. روش‌های مبتنی بر AI مانند DRL و الگوریتم‌های ژنتیک روبکردهای مقیاس‌پذیر برای مدیریت کارآمد طیف، توان محاسباتی و انرژی ارائه می‌دهند. این روش‌های هوشمند کاستی‌های مدل‌های سنتی مانند تخصیص مبتنی بر CSI را بطرف کرده و سربار کمتر و سازگاری بهتر با شرایط متغیر فراهم می‌کنند.

مدیریت ترافیک نیز یکی دیگر از حوزه‌هایی است که AI به‌طور چشمگیری عملکرد شبکه‌های G5 را ارتقا می‌دهد. از طریق پیش‌بینی پیشرفته ترافیک و تحلیل بلاذرنگ، مدل‌های AI مانند LSTM و معماری‌های مبتنی بر Transformer ابزارهای قدرتمندی برای پیش‌بینی الگوهای ترافیک و بهینه‌سازی توزیع بار شبکه ارائه می‌دهند. این قابلیت‌ها برای مدیریت افزایش نمایی ترافیک موبایل حیاتی هستند و بهره‌وری پهنه‌ی باند و مقاومت شبکه را حتی در شرایط تقاضای بالا تضمین می‌کنند.

علاوه بر این، برش شبکه – به عنوان ستون فقرات معماری G5 – به شدت از توانایی AI در ارکستراسیون و بهینه‌سازی اسالایس‌های مجازی در زمان واقعی بهره‌مند می‌شود.

- [5] Abadi, A., T. Rajabioun, and P. A. Ioannou, Traffic flow prediction for road transportation networks with limited traffic data. *IEEE transactions on intelligent transportation systems*, 2014. 16(2): p. 653-662.
- [6] Imtiaz, S., et al. Random forests resource allocation for 5G systems: Performance and robustness study. in 2018 IEEE Wireless Communications and Networking Conference Workshops (WCNCW). 2018. IEEE.
- [7] Wang, T., S. Wang, and Z.-H. Zhou, Machine learning for 5G and beyond: From model-based to data-driven mobile wireless networks. *China Communications*, 2019. 16(1): p. 165-175.
- [8] Baghani, M., S. Parsaeefard, and T. Le-Ngoc, Multi-objective resource allocation in density-aware design of C-RAN in 5G. *IEEE Access*, 2018. 6: p. 45177-45190.
- [9] Shehzad, M. K., et al., ML-based massive MIMO channel prediction: Does it work on real-world data? *IEEE Wireless Communications Letters*, 2022. 11(4): p. 811-815.
- [10] Chughtai, N. A., et al., Energy efficient resource allocation for energy harvesting aided H-CRAN. *IEEE Access*, 2018. 6: p. 43990-44001.
- [11] Zarin, N. and A. Agarwal, Hybrid radio resource management for time-varying 5G heterogeneous wireless access network. *IEEE Transactions on Cognitive Communications and Networking*, 2021. 7(2): p. 594-608.
- [12] Huang, H., et al., Optical true time delay pool based hybrid beamformer enabling centralized beamforming control in millimeter-

• سیستم‌های ورودی-خروجی چندگانه (MIMO)
• عظیم Massive Multiple-input Multiple-output (Systems

• اطلاعات وضعیت کanal (CSI) (Information

• مشارکت نویسنده‌گان (Author Contributions)

• نویسنده اصلی Dileesh Chandra Bikkasan است.

• نویسنده همکار Malleswar Reddy Yerabolu است.

• نویسنده‌گان نسخه نهایی مقاله را خوانده و تأیید کرده‌اند.

• تضاد منافع (Conflicts of Interest)

نویسنده اعلام می‌کند که هیچ تضاد منافعی وجود ندارد.

مراجع

[1] An, J., et al., Achieving sustainable ultra-dense heterogeneous networks for 5G. *IEEE Communications Magazine*, 2017. 55(12): p. 84-90.

[2] ITU. Setting the Scene for 5G: Opportunities & Challenges. 2020 [cited 2024 07/13]; Available from: <https://www.itu.int/hub/2020/03/setting-the-scene-for-5g-opportunities-challenges/>

[3] Sakaguchi, K., et al., Where, when, and how mmWave is used in 5G and beyond. *IEICE Transactions on Electronics*, 2017. 100(10): p. 790-808.

[4] Foukas, X., et al., Network slicing in 5G: Survey and challenges. *IEEE communications magazine*, 2017. 55(5): p. 94-100.

- [20] Box, G. E., et al., Time series analysis: forecasting and control. 2015: John Wiley & Sons.
- [21] Shu, Y., et al., Wireless traffic modeling and prediction using seasonal ARIMA models. *IEICE transactions on communications*, 2005. 88(10): p. 3992-3999.
- [22] Kumari, A., J. Chandra, and A. S. Sairam. Predictive flow modeling in software defined network. in *TENCON 2019-2019 IEEE Region 10 Conference (TENCON)*. 2019. IEEE
- [23] Moore, J. S., A fast majority vote algorithm. *Automated Reasoning: Essays in Honor of Woody Bledsoe*, 1981: p. 105-108.
- [24] Arjoune, Y. and S. Faruque. Artificial intelligence for 5g wireless systems: Opportunities, challenges, and future research direction. in *2020 10th annual computing and communication workshop and conference (CCWC)*. 2020. IEEE.
- [25] Mennes, R., et al. A neural-network-based MF-TDMA MAC scheduler for collaborative wireless networks. in *2018 IEEE Wireless Communications and Networking Conference (WCNC)*. 2018. IEEE.
- [26] Vaswani, A., et al., Attention is all you need. *Advances in neural information processing systems*, 2017. 30.
- [27] Chinchali, S., et al. Cellular network traffic scheduling with deep reinforcement learning. in *Proceedings of the AAAI Conference on Artificial Intelligence*. 2018.
- [28] Peng, B., et al., Decentralized scheduling for cooperative localization with deep reinforcement wave C-RAN systems. *Science China Information Sciences*, 2021. 64(9): p. 192304.
- [13] Lin, X. and S. Wang. Efficient remote radio head switching scheme in cloud radio access network: A load balancing perspective. in *IEEE INFOCOM 2017-IEEE Conference on Computer Communications*. 2017. IEEE.
- [14] Gowri, S. and S. Vimalanand, QoS-Aware Resource Allocation Scheme for Improved Transmission in 5G Networks with IOT. *SN Computer Science*, 2024. 5(2): p. 234.
- [15] Bouras, C. J., E. Michos, and I. Prokopiou. Applying Machine Learning and Dynamic Resource Allocation Techniques in Fifth Generation Networks. 2022. Cham: Springer International Publishing.
- [16] Li, R., et al., Intelligent 5G: When cellular networks meet artificial intelligence. *IEEE Wireless communications*, 2017. 24(5): p. 175-183.
- [17] Ericsson. 5G to account for around 75 percent of mobile data traffic in 2029. [cited 2024 07/13]; Available from: <https://www.ericsson.com/en/reports-and-papers/mobility-report/dataforecasts/mobile-traffic-forecast>
- [18] Amaral, P., et al. Machine learning in software defined networks: Data collection and traffic classification. in *2016 IEEE 24th International conference on network protocols (ICNP)*. 2016. IEEE.
- [19] Wang, H., et al. Understanding mobile traffic patterns of large scale cellular towers in urban environment. in *Proceedings of the 2015 Internet Measurement Conference*. 2015.

learning. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2019. 68(5): p. 4295-4305.

[29] Cao, G., et al., AIF: An artificial intelligence framework for smart wireless network management. IEEE Communications Letters, 2017. 22(2): p. 400-403.

[30] Challita, U., L. Dong, and W. Saad, Proactive resource management for LTE in unlicensed spectrum: A deep learning perspective. IEEE transactions on wireless communications, 2018. 17(7): p. 4674-4689.

[31] Stampa, G., et al., A deep-reinforcement learning approach for software-defined networking routing optimization. arXiv preprint arXiv:1709.07080, 2017.