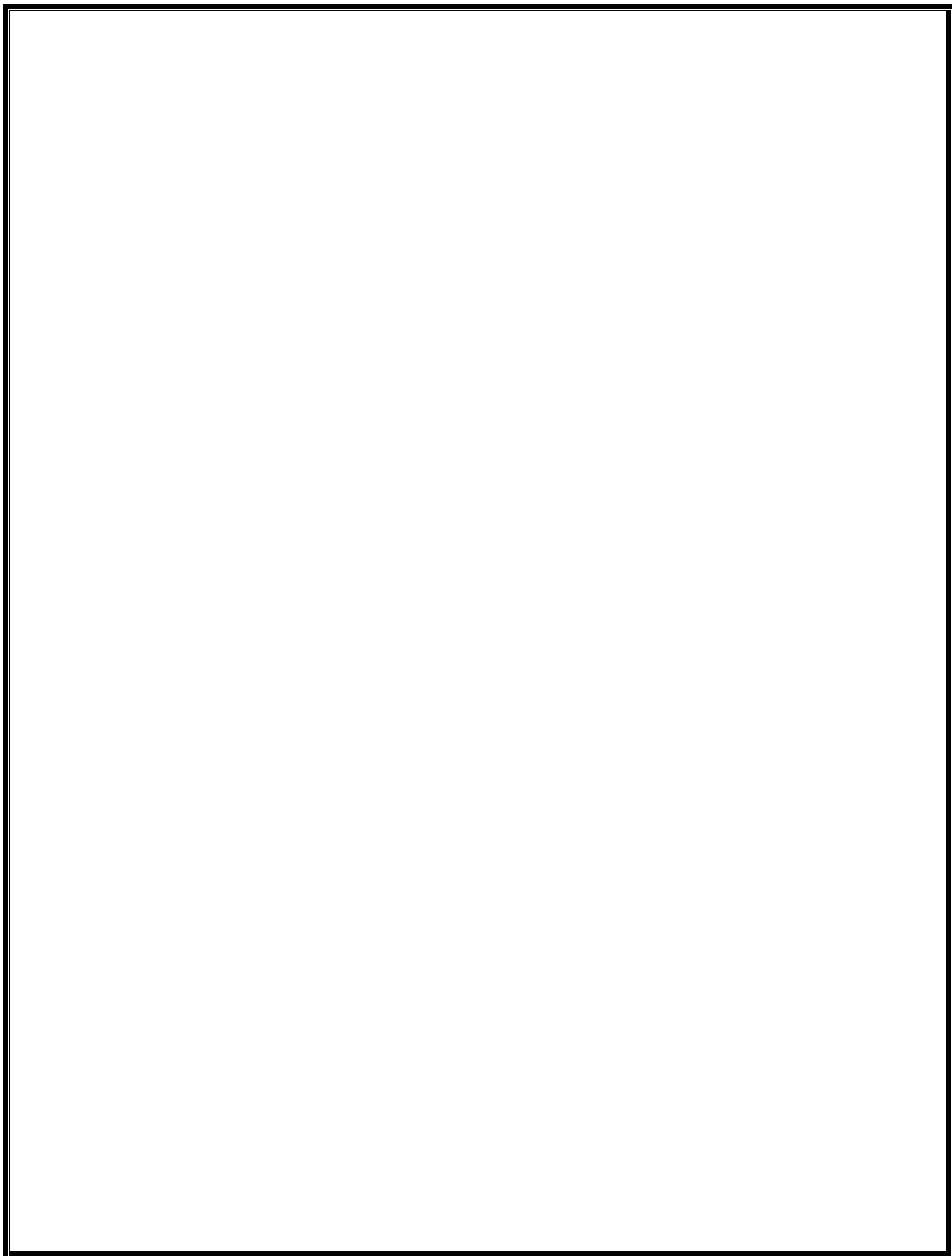


بهینه‌سازی مصرف انرژی در اینترنت نسل پنجم با استفاده از الگوریتم یادگیری تقویتی عمیق و اینترنت اشیا

دانشگاه اصفهان
ریحانه شیرانی
زمستان ۱۴۰۳



عنوان

بهینه‌سازی مصرف انرژی در اینترنت نسل پنجم با استفاده از الگوریتم یادگیری تقویتی عمیق و اینترنت اشیا

ریحانه شیرانی

دانشگاه اصفهان

استاد راهنما: دکتر اژه‌ای

زمستان ۱۴۰۳

اهدا

این گزارش را با نهایت احترام و عشق، تقدیم می‌کنم به والدین عزیزم که همواره چراغ و الهام‌بخش من در این مسیر زندگی بوده‌اند و به استاد گران‌قدر که با دانش و راهنمایی‌های بی‌دریغ خود، راه موفقیت را هموار ساختند و به تمامی دوستان و همکارانم که با حضورشان، این مسیر را زیباتر کردند.

تشکر

سپاس ویژه از استاد راهنمای گران‌قدرم که با دانش و تجربه ارزشمند خود، مرا در انجام این پروژه یاری کردند. از والدین عزیزم که در تمامی لحظات سخت و شیرین با عشق و حمایت‌های بی‌دریغ خود، نیروی من بودند. همچنین از دوستانم که با تشویق‌ها و همدلی‌هایشان در این مسیر همراه من بودند. بدون کمک و حمایت این عزیزان، دستیابی به این هدف امکان‌پذیر نبود.

چکیده

این گزارش به بررسی روش‌های بهینه‌سازی مصرف انرژی در شبکه‌های نسل پنجم (5G) با استفاده از الگوریتم‌های هوش مصنوعی و فناوری اینترنت اشیا (IoT) می‌پردازد. با گسترش شبکه‌های 5G، چالش‌های متعددی از جمله مصرف بالای انرژی، افزایش هزینه‌های عملیاتی، و پیامدهای زیست‌محیطی مانند انتشار گازهای گلخانه‌ای، اهمیت یافتند. این چالش‌ها به‌ویژه با افزایش تعداد ایستگاه‌های پایه و نیاز به زیرساخت‌های پیچیده‌تر، نمود بیشتری پیدا کرده است. هدف اصلی این پژوهش، ارائه روش‌هایی کارآمد برای کاهش مصرف انرژی در شبکه‌های 5G است، به‌گونه‌ای که کیفیت خدمات (Quality of Service) کاربران حفظ شود و منابع بهینه‌سازی شوند.

محدوده پژوهش شامل تحلیل داده‌ها و مقالات علمی در حوزه مدیریت انرژی در سیستم‌های مخابراتی و استفاده از الگوریتم‌های یادگیری تقویتی عمیق برای مدیریت هوشمند منابع بوده است. روش پیشنهادی این پژوهش، استفاده از الگوریتم یادگیری تقویتی عمیق (Deep Reinforcement Learning) است که با ایجاد عوامل هوشمند در محیط شبکه، تصمیم‌گیری‌های بهینه در مورد فعال یا غیرفعال کردن ایستگاه‌های پایه را ممکن می‌سازد. این الگوریتم قادر است با ترکیب داده‌های محیطی و بازخوردهای کیفی، به کاهش مصرف انرژی در عین حفظ کیفیت خدمات منجر شود.

برای ارزیابی، شبیه‌سازی‌هایی با استفاده از داده‌های واقعی شبکه انجام شد که نشان داد مصرف انرژی به طور قابل توجهی کاهش یافته و در عین حال تجربه کاربری بهینه باقی‌مانده است. این پژوهش نه تنها راهکارهایی عملی برای مدیریت انرژی در شبکه‌های 5G ارائه می‌دهد، بلکه افق‌های جدیدی برای توسعه پایدار در شهرهای هوشمند و زیرساخت‌های مخابراتی آینده باز می‌کند.

فهرست مطالب

۷.....	مقدمه
۸.....	روش انجام پروژه
۸.....	بهینه‌سازی مصرف انرژی مبتنی بر الگوریتم‌های هوشمند
۸.....	یادگیری تقویتی
۸.....	یادگیری عمیق
۹.....	یادگیری تقویتی عمیق
۱۲.....	بهینه‌سازی مصرف انرژی مبتنی بر اینترنت اشیا
۱۳.....	شبکه دسترسی رادیویی ابری
۱۵.....	کارهای مرتبط
۱۵.....	طرح تجاری‌سازی پروژه
۱۶.....	امکانات موردنیاز برای انجام پروژه
۱۸.....	نتیجه‌گیری
۱۹.....	مراجع

مقدمه

شبکه‌های اینترنتی نسل پنجم (5G) به عنوان یکی از انقلابی‌ترین پیشرفت‌ها در دنیای ارتباطات و فناوری اطلاعات، در دهه اخیر توجه بسیاری از پژوهشگران و صنایع را به خود جلب کرده‌اند. این فناوری با ارائه سرعت انتقال داده تا ۱۰ گیگابیت بر ثانیه، تأخیری کمتر از ۱ میلی‌ثانیه و ظرفیت بسیار بالا، زمینه‌ساز تحولاتی بنیادین در بسیاری از حوزه‌ها شده است. قابلیت‌های بی‌نظیر این فناوری نه تنها سرعت و کیفیت ارتباطات را ارتقا می‌بخشد، بلکه امکان پیاده‌سازی و توسعه فناوری‌های نوین همچون اینترنت اشیا (IoT)، شهرهای هوشمند، خودروهای خودران، و هوش مصنوعی توزیع‌شده را نیز فراهم می‌کند.

با این حال، گسترش شبکه‌های نسل پنجم، چالش‌های جدیدی را به همراه دارد. یکی از مهم‌ترین این چالش‌ها، نیاز به ایجاد تعداد زیادی ایستگاه‌های پایه برای پوشش‌دهی مناسب و تأمین ظرفیت بالاست. این ایستگاه‌ها که به صورت گسترده در سراسر مناطق شهری و روستایی مستقر می‌شوند، مصرف انرژی چشمگیری دارند. این مصرف بالا نه تنها هزینه‌های عملیاتی سنگینی به اپراتورها تحمیل می‌کند، بلکه از منظر زیست‌محیطی نیز مشکلاتی همچون افزایش تولید گازهای گلخانه‌ای و آسیب به اکوسیستم‌های محلی را به دنبال دارد.

در این میان، اینترنت اشیا به عنوان یک فناوری مکمل در کنار 5G نقش کلیدی در بهره‌برداری هوشمندانه از منابع انرژی ایفا می‌کند. این فناوری با ایجاد ارتباط بین میلیاردها دستگاه متصل، حجم عظیمی از داده‌ها را تولید و به شبکه انتقال می‌دهد. مدیریت و پردازش این داده‌ها نیازمند رویکردهای پیشرفته‌ای است که نه تنها کارایی سیستم را افزایش دهد، بلکه مصرف انرژی را به حداقل برساند.

یکی از راهکارهای پیشرفته برای مدیریت این چالش‌ها، استفاده از الگوریتم‌های هوش مصنوعی نظیر یادگیری تقویتی عمیق (Deep Reinforcement Learning) است. این الگوریتم‌ها قادرند با ایجاد عامل‌های هوشمند، تصمیمات بهینه‌ای درباره مدیریت منابع شبکه اتخاذ کنند. به عنوان مثال، این عامل‌ها می‌توانند تعیین کنند که کدام ایستگاه‌های پایه در زمان‌های کم‌ترافیک خاموش شوند و کدام‌ها برای ارائه خدمات فعال باقی بمانند. این فرایند نه تنها به کاهش مصرف انرژی کمک می‌کند، بلکه کیفیت خدمات (QoS) کاربران را نیز تضمین می‌کند.

علاوه بر این، اینترنت اشیا می‌تواند با ترکیب داده‌های محیطی و تحلیل پیشرفته، برنامه‌ریزی دقیق‌تری برای بهینه‌سازی مصرف انرژی ارائه دهد. از جمله موارد کاربردی می‌توان به مدیریت هوشمند خانه‌ها و ساختمان‌ها، بهینه‌سازی حمل‌ونقل شهری، و نظارت بر سلامت زیرساخت‌های حیاتی اشاره کرد.

هدف اصلی این مقاله، بررسی جامع چالش‌ها و فرصت‌های مرتبط با مدیریت منابع انرژی در شبکه‌های 5G با تأکید بر کاربرد اینترنت اشیا است. رویکردهای مطرح‌شده در این پژوهش، ترکیبی از اینترنت اشیا و الگوریتم یادگیری تقویتی عمیق، می‌توانند راهکاری نوین برای کاهش هزینه‌ها، افزایش بهره‌وری، و دستیابی به توسعه پایدار در دنیای ارتباطات فراهم کنند. چنین دستاوردی می‌تواند به عنوان الگویی برای سایر فناوری‌های نوظهور نیز مورداستفاده قرار گیرد و تأثیرات مثبتی بر آینده ارتباطات و فناوری اطلاعات داشته باشد.

روش انجام پروژه

در این مرحله، مجموعه‌ای از مقالات علمی، گزارش‌های صنعتی و کتاب‌های مرتبط با شبکه‌های 5G و IOT بررسی شدند. نتایج به‌دست‌آمده را در دو گروه زیر دسته‌بندی می‌کنیم:

۱. روش بهینه‌سازی مصرف انرژی مبتنی بر الگوریتم‌های هوشمند

۲. روش بهینه‌سازی مصرف انرژی مبتنی بر IOT

حال به بررسی هر کدام از روش‌های بالا می‌پردازیم.

بهینه‌سازی مصرف انرژی مبتنی بر الگوریتم‌های هوشمند

راهکارهایی مبتنی بر هوش مصنوعی و الگوریتم‌های بهینه‌سازی برای مدیریت مصرف انرژی طراحی شده‌اند. الگوریتم کلیدی در این حوزه که کمک شایانی به بهینه‌سازی مصرف انرژی در شبکه‌های نسل پنجم کرده است، الگوریتم یادگیری تقویتی عمیق (deep reinforcement learning) است. در ادامه، به بررسی این الگوریتم، و نحوه بهینه‌سازی مصرف انرژی در شبکه‌های نسل پنجم می‌پردازیم.

• یادگیری تقویتی

یادگیری تقویتی (Reinforcement Learning) یکی از شاخه‌های اصلی یادگیری ماشین است که به طور خاص به چگونگی یادگیری یک عامل (Agent) در محیط‌هایی که تصمیمات آن به بازخوردهایی مانند پاداش یا تنبیه منجر می‌شود، می‌پردازد. در این نوع یادگیری، عامل به طور خودکار از تجربیات گذشته‌اش برای بهبود عملکرد خود در آینده استفاده می‌کند. هدف اساسی یادگیری تقویتی، یافتن یک سیاست (Policy) است که عامل را در انتخاب اقداماتی هدایت کند که به بیشترین پاداش یا کمترین تنبیه ممکن منجر شود. از کاربردهای این الگوریتم می‌توان به رباتیک، بازی‌های کامپیوتری، خودروهای خودران و اقتصاد و تجارت اشاره کرد. در نهایت، یادگیری تقویتی یک چارچوب قدرتمند است که به عامل‌ها اجازه می‌دهد در دنیای پیچیده و پویا به تصمیمات بهینه دست یابند، و این امر موجب تحولی بزرگ در عرصه‌های مختلف علمی و صنعتی شده است.

• یادگیری عمیق

یادگیری عمیق (Deep Learning) یکی از شاخه‌های پیشرفته و پرکاربرد یادگیری ماشین است که به طور خاص از شبکه‌های عصبی مصنوعی چندلایه برای شبیه‌سازی و الگوبرداری از فرایندهای پیچیده مغز انسان استفاده می‌کند. این تکنیک به‌ویژه در تحلیل داده‌های حجیم و پیچیده؛ مانند تصاویر، صدا، و داده‌های متنی مؤثر است. یکی از ویژگی‌های برجسته یادگیری عمیق، توانایی آن در استخراج ویژگی‌های پیچیده و انتزاعی از داده‌ها بدون نیاز به مهندسی ویژگی‌های دستی است.

یکی از ویژگی‌های جالب یادگیری عمیق این است که مدل‌های آن به طور مفهومی از ساختار و عملکرد مغز انسان الهام گرفته‌اند. در مغز، اطلاعات به طور تدریجی از نورون‌های ابتدایی به نورون‌های پیچیده‌تر انتقال می‌یابند که به تجزیه و تحلیل

ویژگی‌های پیچیده‌تر و انتزاعی کمک می‌کند. به طور مشابه، در شبکه‌های عصبی عمیق، داده‌ها از لایه‌های ابتدایی که ویژگی‌های ساده مانند لبه‌ها یا رنگ‌ها را استخراج می‌کنند، به لایه‌های عمیق‌تر که ویژگی‌های پیچیده‌تری مانند اشیا یا مفاهیم کلی‌تر را شناسایی می‌کنند، منتقل می‌شوند.

شبکه‌های عصبی عمیق که به‌عنوان **شبکه‌های عصبی چندلایه** نیز شناخته می‌شوند، شامل چندین لایه از واحدهای پردازشی به نام **نورون‌ها** هستند که در هر لایه به یکدیگر متصل‌اند. این نورون‌ها مشابه به نورون‌های مغز انسان عمل می‌کنند، با این تفاوت که در اینجا فرایندها به‌صورت ریاضیاتی مدل می‌شوند. شبکه‌های عصبی عمیق به‌طور کلی از سه بخش اصلی تشکیل شده‌اند:

۱. لایه ورودی: داده‌ها به شبکه وارد می‌شوند. این لایه اطلاعات خام مانند پیکسل‌های تصویر یا کلمات یک جمله را دریافت می‌کند.

۲. لایه‌های پنهانی: این لایه‌ها جایی هستند که بیشتر محاسبات در آن‌ها صورت می‌گیرد. هر لایه وظیفه پردازش ویژگی‌های پیچیده‌تر و انتزاعی‌تری از داده‌ها را بر عهده دارد. تعداد این لایه‌ها ممکن است بسته به پیچیدگی مدل و داده‌ها متفاوت باشد. این لایه‌ها با استفاده از **توابع فعال‌سازی (Activation Functions)** تصمیم می‌گیرند که کدام ویژگی‌ها را به لایه‌های بعدی ارسال کنند.

۳. لایه خروجی: این لایه نتایج نهایی را تولید می‌کند. برای مثال، در مسئله طبقه‌بندی، این لایه می‌تواند احتمال تعلق یک ورودی به یک کلاس خاص را تعیین کند.

از کاربردهای این الگوریتم می‌توان به بینایی ماشین، پردازش زبان طبیعی، پزشکی، صنعت بازی و شبیه‌سازی و رباتیک اشاره کرد.

• یادگیری تقویتی عمیق

الگوریتم یادگیری تقویتی عمیق (Deep Reinforcement Learning) یکی از شاخه‌های پیشرفته و پرکاربرد یادگیری ماشین است که با ترکیب دو حوزه مهم و قدرتمند یادگیری تقویتی و یادگیری عمیق به وجود آمده است. این الگوریتم به دلیل توانایی خود در حل مسائل پیچیده و یادگیری از تجربیات گذشته، به‌ویژه در مسائلی که نیاز به تصمیم‌گیری در محیط‌های دینامیک و پیچیده دارند، توجه بسیاری را به خود جلب کرده است. در این الگوریتم، از شبکه‌های عصبی عمیق به‌عنوان ابزار اصلی برای مدل‌سازی رفتار عامل و پیش‌بینی نتایج اقدامات آن استفاده می‌شود. در یادگیری تقویتی عمیق، شبکه‌های عصبی به‌عنوان ابزار اصلی برای مدل‌سازی رفتار عامل و پیش‌بینی نتایج اقدامات آن عمل می‌کنند. این شبکه‌ها با تحلیل داده‌های ورودی از محیط، به عامل کمک می‌کنند تا اقداماتی را انتخاب کند که بیشترین سود یا پاداش را به همراه داشته باشند. این فرایند به‌طور کلی شامل مراحل زیر است:

۱. تعامل با محیط: عامل با محیط خود تعامل می‌کند و اقداماتی را بر اساس وضعیت کنونی انتخاب می‌کند.

۲. دریافت بازخورد: پس از هر اقدام، عامل از محیط بازخوردی به‌صورت پاداش یا تنبیه دریافت می‌کند.

۳. ارزیابی عملکرد: عامل این بازخورد را برای ارزیابی عملکرد خود و اصلاح سیاست‌های تصمیم‌گیری استفاده می‌کند.

۴. به‌روزرسانی شبکه عصبی: عامل از طریق به‌روزرسانی وزن‌های شبکه عصبی، تلاش می‌کند تا تصمیمات بهتری بگیرد و توانایی خود را در بهینه‌سازی سیاست‌های تصمیم‌گیری افزایش دهد.

هدف از به‌روزرسانی وزن‌های شبکه عصبی، بهینه‌سازی **سیاست تصمیم‌گیری عامل** است. این به‌روزرسانی‌ها به طور مداوم به عامل کمک می‌کنند تا تصمیمات بهینه‌تری را در شرایط مختلف اتخاذ کند. با تکرار این فرایند از تعامل با محیط،

دریافت بازخورد و به‌روزرسانی سیاست‌ها، عامل می‌تواند به‌تدریج توانایی خود را در شناسایی الگوها و اتخاذ تصمیمات بهینه‌تر تقویت کند.

یکی از ویژگی‌های برجسته یادگیری تقویتی عمیق این است که **یادگیری خودکار از تجربیات گذشته** را ممکن می‌سازد. این بدین معنی است که عامل بدون نیاز به داده‌های برجسب‌گذاری شده و فقط با تعامل با محیط، قادر به یادگیری و بهبود عملکرد خود است. علاوه بر این، این الگوریتم به‌گونه‌ای طراحی شده است که قادر است در شرایط **ناشناخته** یا **پویای محیط** نیز به عملکردی نزدیک به بهینه دست یابد. این ویژگی آن را به ابزاری قدرتمند برای حل مسائل پیچیده و دینامیک تبدیل می‌کند.

الگوریتم یادگیری تقویتی عمیق در بسیاری از زمینه‌ها کاربردهای برجسته‌ای دارد که در میان آن‌ها می‌توان به کنترل رباتیک، مدیریت منابع شبکه، خودروهای خودران و بازی‌های رایانه‌ای اشاره کرد.

اجزای اصلی یادگیری تقویتی عمیق

۱. عامل (Agent): یک عامل یا تصمیم‌گیرنده‌ای که باتکیه بر اطلاعات و داده‌های به‌دست آمده از محیط، اقداماتی را انتخاب و اجرا می‌کند.
 ۲. محیط (Environment): محیط یا چارچوب خارجی که عامل در آن فعالیت کرده و با آن تعامل دارد.
 ۳. حالت (State): توصیف یا نمایشی از وضعیت کنونی محیط در یک لحظه خاص از زمان است.
 ۴. عمل (Action): انتخاب یا تصمیمی که عامل بر اساس شرایط موجود برای تأثیرگذاری بر محیط انجام می‌دهد.
 ۵. پاداش (Reward): بازخوردی که نشان‌دهنده میزان موفقیت یا مطلوبیت اقدام انجام شده توسط عامل است و آن را ارزیابی می‌کند.
 ۶. سیاست (Policy): برنامه یا راهبردی که عامل، برای تعیین اقدامات مناسب بر اساس اطلاعات دریافتی از محیط به کار می‌گیرد.
- از اهداف این الگوریتم در مدیریت شبکه، می‌توان به موارد زیر اشاره کرد:

- بهره‌برداری بهینه از منابع محدود شبکه مانند طیف فرکانسی، توان و ظرفیت پردازشی
- اطمینان از تأمین کیفیت خدمات (QoS) برای کاربران
- کاهش مصرف انرژی در شبکه‌های سلولی و IOT

یک شبکه مخابراتی 5G که در حال کار است، یکی از پیشرفته‌ترین و پیچیده‌ترین سیستم‌های ارتباطی به شمار می‌آید. این شبکه شامل تعداد زیادی **آنتن‌های مخابراتی** یا به‌اختصار **Remote Radio Heads (RRH)** است که وظیفه دارند ارتباطات بی‌سیم میان ایستگاه‌های پایه (Base Stations) و کاربران نهایی را برقرار کنند. از آنجاکه در این شبکه‌ها مصرف انرژی یکی از چالش‌های بزرگ و مهم محسوب می‌شود، بهینه‌سازی مصرف انرژی در این شبکه‌ها برای کاهش هزینه‌ها و افزایش بهره‌وری حیاتی است. برای مواجهه با این چالش، استفاده از الگوریتم‌های پیشرفته مانند یادگیری تقویتی عمیق (Deep Reinforcement Learning) به یک راه‌حل مؤثر تبدیل شده است.

در این شبکه‌ها، الگوریتم یادگیری تقویتی عمیق به‌عنوان ابزاری برای ایجاد یک عامل هوشمند عمل می‌کند که می‌تواند تصمیم‌گیری‌های مهمی درباره فعال یا غیرفعال کردن آنتن‌ها بگیرد. این تصمیمات بر اساس حفظ کیفیت خدمات (QoS) کاربران و درعین حال کاهش مصرف انرژی اتخاذ می‌شوند. در این فرایند، عامل هوشمند به طور مداوم در محیط شبکه عمل می‌کند و از بازخوردهای محیطی برای بهبود تصمیمات خود استفاده می‌کند.

این عامل هوشمند، با تعامل با محیط شبکه اطلاعاتی نظیر وضعیت محیط و پاداش‌ها را دریافت می‌کند. وضعیت محیط شامل اطلاعاتی مانند توزیع کاربران، میزان ترافیک داده، وضعیت فعال یا غیرفعال بودن RRH ها است. به طور مشابه، پاداش‌ها شامل بازخوردهای مثبت و منفی از عملکرد عامل هستند. پاداش مثبت می‌تواند برای کاهش مصرف انرژی و حفظ کیفیت خدمات (QoS) کاربران داده شود، درحالی‌که پاداش منفی به عملکرد ضعیف عامل در مواردی مانند افزایش تأخیر، نقض خدمات یا کاهش کیفیت خدمات (QoS) تعلق می‌گیرد.

برای مثال، اگر در یک منطقه تراکم کاربران بالا باشد و درخواست‌های زیادی برای اتصال به شبکه وجود داشته باشد، عامل باید تصمیم بگیرد که چند آنتن را فعال نگه دارد تا بتواند به این نیاز پاسخ دهد. در این شرایط، اگر عامل تعداد کافی از آنتن‌ها را فعال نگه دارد، می‌تواند کیفیت خدمات (QoS) کاربران را حفظ کند. اما در مناطقی که تراکم کاربران کم است یا تقاضا برای اتصال به شبکه بسیار پایین است، عامل می‌تواند با خاموش کردن برخی از آنتن‌ها مصرف انرژی را کاهش دهد بدون اینکه به کیفیت خدمات کاربران آسیب برسد. این تصمیمات، نیاز به پردازش هوشمند و سریع دارند تا تصمیمات به‌موقع و بهینه اتخاذ شوند.

برای اتخاذ این تصمیمات، عامل به یک شبکه عصبی عمیق متکی است. شبکه عصبی عمیق، به طور مشابه با عملکرد مغز انسان، قادر است داده‌های محیطی را دریافت کرده و آن‌ها را تجزیه، تحلیل و پردازش کند. این شبکه، داده‌ها را از محیط شبکه دریافت کرده و تأثیر بلندمدت تصمیمات را ارزیابی می‌کند. این ارزیابی‌ها به شبکه کمک می‌کنند تا پیشنهادهایی برای اقدامات بهینه ارائه دهد، مانند تصمیم به روشن یا خاموش نگه‌داشتن آنتن‌ها در شرایط مختلف.

شبکه عصبی عمیق به‌عنوان "مغز" عامل هوشمند عمل می‌کند و با پردازش اطلاعات محیطی، می‌تواند تصمیماتی اتخاذ کند که بهترین نتیجه را در راستای کاهش مصرف انرژی و حفظ کیفیت خدمات کاربران به همراه داشته باشد. به‌علاوه، با استفاده از این شبکه عصبی، عامل قادر خواهد بود به‌روزرمان و با دریافت بازخورد از محیط، خود را به طور خودکار یاد بگیرد و سیاست‌های بهتری برای اتخاذ تصمیمات در آینده ایجاد کند.

پس از هر تصمیم‌گیری، عامل بازخوردی از محیط دریافت می‌کند. اگر تصمیمی که گرفته باعث کاهش مصرف انرژی بدون تأثیر منفی بر کیفیت خدمات (QoS) کاربران شود، عامل پاداش مثبت دریافت می‌کند. این پاداش‌ها به عامل کمک می‌کنند تا سیاست‌های خود را بهبود بخشیده و در آینده تصمیمات بهتری اتخاذ کند. در مقابل، اگر تصمیم عامل باعث افزایش تأخیر، کاهش کیفیت خدمات یا نقص خدمات شود، عامل پاداش منفی دریافت می‌کند. این پاداش منفی عامل را ترغیب می‌کند که سیاست خود را اصلاح کند و از اشتباهات گذشته جلوگیری کند.

این فرایند از تعامل با محیط و به‌روزرسانی سیاست‌ها به طور مداوم ادامه می‌یابد تا عامل بتواند در هر شرایطی بهترین تصمیم ممکن را بگیرد. باگذشت زمان و با دریافت تعداد زیادی بازخورد مثبت و منفی، عامل به‌تدریج قادر خواهد بود تصمیمات بهینه‌تری بگیرد که هم به کاهش مصرف انرژی شبکه کمک کند و هم کیفیت خدمات را حفظ نماید.

بهینه‌سازی مصرف انرژی مبتنی بر IOT

در سال‌های اخیر، شاهد رشد چشمگیر استفاده از دستگاه‌های محاسباتی همراه نظیر تبلت‌ها و تلفن‌های هوشمند هستیم. این دستگاه‌ها به همراه افزایش تعداد اپلیکیشن‌های داده‌محور که نیاز به تبادل سریع و گسترده اطلاعات دارند، باعث افزایش تقاضای بی‌سابقه برای ارتباطات بی‌سیم پرسرعت شده‌اند. این روند، نیاز به شبکه‌های ارتباطی قوی‌تر و سریع‌تر را بیش‌ازپیش محسوس کرده است. برای پاسخ به این نیاز روزافزون، روش‌های موجود بر افزایش تعداد ایستگاه‌های پایه (BS) و کاهش اندازه سلول‌ها تمرکز دارند تا از باز استفاده بیشتر باند فرکانسی بهره‌برداری شود. با این حال، به‌رغم تلاش‌های انجام شده، تحقیقات نشان می‌دهند که افزایش تراکم ایستگاه‌های پایه یا تعداد آنتن‌های فرستنده، به دلیل تغییرات پویای ترافیک، ممکن است منجر به کاهش بهره‌وری انرژی شود.

یکی از چالش‌های اصلی در این زمینه، **اثر جزرومدی** است که به تغییرات بار ترافیک شبکه در ساعات مختلف روز و ایام هفته اشاره دارد. این پدیده بر تعداد کاربران فعال در مکان‌های مختلف تأثیر می‌گذارد و باعث می‌شود که بار ترافیک شبکه به‌صورت غیریکنواخت در طول روز تغییر کند. در معماری سنتی شبکه‌های رادیویی توزیع‌شده (D-RAN)، منابع محاسباتی و طیفی ایستگاه‌های پایه تنها برای کاربران فعال در محدوده آن ایستگاه‌ها قابل استفاده هستند. این ویژگی باعث می‌شود که برای برنامه‌ریزی شبکه، طراحی بر اساس زمان اوج ترافیک یا بدترین حالت انجام شود که در بسیاری از مواقع منجر به هدررفت منابع و بهره‌وری پایین انرژی در زمان‌هایی با ترافیک کمتر می‌شود. از سوی دیگر، طراحی شبکه بر اساس ترافیک متوسط، ممکن است در زمان‌ها و مناطق پرترافیک باعث بارگذاری بیش از حد ایستگاه‌های پایه شود.

در فرایند برنامه‌ریزی شبکه، اندازه سلول‌ها و ظرفیت آن‌ها اغلب بر اساس تخمین حداکثر ترافیک تنظیم می‌شود. اما با توجه به اثر جزرومدی، نمی‌توان اندازه ثابت سلول و توان انتقالی معینی را یافت که مصرف انرژی کل شبکه را بهینه کند. به عبارت دیگر، استفاده از سلول‌های کوچک در مواقعی که ترافیک داده به‌صورت یکنواخت و با تقاضای بالا توزیع شده است، از نظر بهره‌وری انرژی و منابع بسیار مناسب است؛ اما در شرایطی که ترافیک داده کمتر یا نامتوازن باشد، کارایی این سیستم‌ها کاهش می‌یابد.

در حالی که تلاش‌های اخیر در جهت افزایش کارایی طیفی و کاهش مصرف انرژی در شبکه‌های سلولی کوچک صورت گرفته است، بهینه‌سازی ساختار کلی شبکه هنوز مورد توجه کافی قرار نگرفته است. طراحی شبکه‌هایی که بتوانند با توجه به تغییرات پویا و ناهمگونی ترافیک در طول زمان خود را تنظیم کنند، ضروری به نظر می‌رسد. برای غلبه بر این چالش‌ها، به یک رویکرد جامع‌تر و توسعه معماری و طراحی جدید برای نسل بعدی شبکه‌های بی‌سیم نیاز داریم که بتواند بهینه‌سازی را در تمامی ابعاد شبکه شامل افزایش بهره‌وری انرژی، بهبود عملکرد و کاهش هزینه‌ها تضمین کند.

شبکه دسترسی رادیویی ابری

شبکه دسترسی رادیویی ابری (Cloud Radio Access Network) یا به اختصار C-RAN، به عنوان یک معماری نوآورانه و پیشرفته در نسل‌های جدید شبکه‌های بی‌سیم، تحولی اساسی در نحوه طراحی و مدیریت شبکه‌های مخابراتی ایجاد کرده است. این معماری، امکان مدیریت انعطاف‌پذیر و پویا از منابع محاسباتی و طیفی را فراهم می‌کند و در نتیجه، باعث افزایش بهره‌وری، کاهش هزینه‌ها، و بهبود عملکرد شبکه می‌شود. C-RAN، به‌ویژه در شبکه‌های نسل پنجم (5G) که نیاز به ظرفیت‌های بالاتر، تأخیر کمتر، و مقیاس‌پذیری بیشتر دارند، نقشی حیاتی ایفا می‌کند. در این معماری، اجزای اصلی شبکه به جای اینکه به طور پراکنده و در هر ایستگاه پایه (cell tower) مستقر شوند، به صورت متمرکز در مراکز داده ابری قرار می‌گیرند. این رویکرد باعث می‌شود که اپراتورها بتوانند هزینه‌های اجرایی را کاهش دهند، عملیات نگهداری را ساده‌تر کنند و به راحتی شبکه را توسعه دهند. معماری C-RAN از سه جزء اصلی تشکیل شده است که در ادامه به تفصیل به شرح هر کدام خواهیم پرداخت:

۱. آنتن‌های مخابراتی

آنتن‌های مخابراتی یا Remote Radio Heads (RRH)، واحدهایی هستند که در نقاط مختلف جغرافیایی نصب می‌شوند و وظیفه ارسال و دریافت سیگنال‌های رادیویی را بر عهده دارند. این واحدها در واقع به عنوان نقطه تماس فیزیکی بین کاربران نهایی و شبکه عمل می‌کنند. به طور معمول، این آنتن‌ها در فاصله‌های دور از مراکز پردازش اصلی قرار دارند و به صورت فیزیکی به واحدهای پردازش باند پایه متصل می‌شوند. این ارتباط از طریق شبکه‌های فیبر نوری یا دیگر کانال‌های پرسرعت صورت می‌گیرد تا از تأخیر کم و پهنای باند بالا اطمینان حاصل شود. به این ترتیب، RRHها به عنوان واحدهای میدان، سیگنال‌ها را به مرکز پردازش ارسال کرده و به اپراتورها این امکان را می‌دهند که به طور متمرکز منابع شبکه را مدیریت کنند.

۲. واحد پردازش باند پایه

واحد پردازش باند پایه (BBU) از اجزای کلیدی معماری C-RAN است که مسئول پردازش داده‌های دیجیتال و سیگنال‌های ورودی از آنتن‌های مخابراتی است. این واحد معمولاً شامل پردازنده‌های پرسرعت و فناوری‌های پیشرفته مجازی‌سازی است که وظیفه پردازش محاسباتی پیچیده‌تری همچون کدگذاری و رمزگشایی داده‌ها، تخصیص منابع شبکه، مدیریت تداخل، و تقسیم منابع بین کاربران را انجام می‌دهد. در شبکه‌های C-RAN، این واحدها به صورت متمرکز در مراکز داده یا فضای ابری قرار دارند و این ویژگی باعث می‌شود که شبکه‌ها به صورت انعطاف‌پذیر مدیریت شوند. با استفاده از مجازی‌سازی، BBU می‌تواند به طور مؤثر بار پردازشی را بین مراکز داده توزیع کرده و عملکرد شبکه را بهبود دهد. در این مراکز داده، تمام پردازش‌های مرتبط با ارتباطات از جمله مدیریت پهنای باند و عملیات پیچیده‌تر نظیر کنترل و نظارت بر کارایی شبکه انجام می‌شود.

۳. شبکه‌های فیبر نوری با سرعت بالا و تأخیر کم

یکی از ارکان اساسی شبکه‌های C-RAN، استفاده از شبکه‌های فیبر نوری با سرعت بالا و تأخیر کم است که سرهای رادیویی را به واحد پردازش مرکزی (BBU) متصل می‌کنند. این شبکه‌ها نقش حیاتی در اطمینان از انتقال سریع و باکیفیت داده‌ها بین اجزای مختلف شبکه ایفا می‌کنند. شبکه‌های فیبر نوری به‌ویژه در مواقعی که داده‌ها باید از

مسافت‌های طولانی انتقال یابند، بسیار مؤثر هستند و باعث می‌شوند که تأخیر در ارتباطات به حداقل برسد. این اتصال پرسرعت به طور مستقیم به بهبود عملکرد کلی شبکه کمک کرده و تجربه کاربری بهتری را ارائه می‌دهد.

نحوه عملکرد شبکه دسترسی رادیویی ابری

در شبکه‌های C-RAN، سیگنال‌های رادیویی که از آنتن‌های مخابراتی (RRH) دریافت می‌شوند، از طریق شبکه‌های فیبر نوری یا کانال‌های پرسرعت دیگر به واحد پردازش مرکزی (BBU) ارسال می‌شوند. در این مرحله، سیگنال‌ها باید از مسافت‌های طولانی عبور کرده و به مرکز پردازش برسند. این پردازش شامل کارهایی مانند مدیریت پهنای باند، تخصیص منابع، برقراری ارتباط با شبکه اصلی و سایر عملیات پیچیده‌تری همچون مدیریت منابع شبکه، کدگذاری و رمزگشایی داده‌ها و مدیریت تداخل می‌شود. یکی از مزایای اصلی این مدل متمرکز، امکان انجام عملیات پردازشی پیچیده‌تری است که در معماری‌های قدیمی‌تر به دلیل محدودیت‌های سخت‌افزاری، به‌سختی قابل‌انجام بودند. این توانایی، باعث می‌شود که شبکه بتواند به طور مؤثری به تغییرات ترافیکی پاسخ دهد و در نهایت، کیفیت خدمات (QoS) را برای کاربران نهایی بهبود بخشد. این معماری مزایای زیادی برای بهینه‌سازی مصرف انرژی مبتنی بر IOT را به همراه خواهد داشت که می‌توان به مواردی مثل:

- کاهش هزینه
 - با متمرکز کردن پردازش‌ها در یک مرکز داده، نیاز به تجهیزات گران‌قیمت در هر ایستگاه پایه کاهش می‌یابد.
 - کاهش مصرف انرژی
 - با تمرکز پردازش‌ها و کاهش تجهیزات پراکنده و گران‌قیمت، مصرف انرژی نیز به طور چشمگیری کاهش می‌یابد.
 - مقیاس‌پذیری و انعطاف‌پذیری
 - به راحتی می‌توان با تغییرات تقاضا سازگار شد و شبکه را گسترش داد. در نتیجه، مدیریت، نظارت و ارتقای سیستم‌ها راحت‌تر و سریع‌تر انجام می‌شوند.
- اشاره کرد. در نتیجه، این معماری در آینده شبکه‌های 5G و نسل‌های بعدی بسیار اهمیت خواهد داشت.

مقایسه با پروژه‌های مشابه

پروژه‌های متعددی در زمینه بهینه‌سازی مصرف انرژی و مدیریت منابع شبکه‌های ارتباطی و اینترنت اشیا (IoT) در حال انجام است. این پروژه‌ها به طور معمول بر روی استفاده از الگوریتم‌های ساده‌تر و روش‌های کلاسیک نظیر الگوریتم‌های خطی و تکنیک‌های بهینه‌سازی مبتنی بر قواعد مشخص تمرکز داشته‌اند. این الگوریتم‌ها به‌ویژه برای محیط‌های با ویژگی‌های ثابت و قابل‌پیش‌بینی مناسب هستند، اما در مواجهه با شرایط پویا و پیچیده شبکه‌های ارتباطی مدرن، کارایی محدودی دارند. برای مثال، در بسیاری از موارد، این الگوریتم‌ها نمی‌توانند به طور مؤثر و دقیق شرایط مختلف شبکه مانند تغییرات ترافیکی، نیازهای مصرف‌کنندگان و شرایط محیطی را در نظر بگیرند.

این پروژه، علاوه بر کاهش مصرف انرژی و بهینه‌سازی منابع، امکان تنظیمات خودکار و هوشمند شبکه را در شرایط مختلف فراهم می‌کند. به این ترتیب، نه تنها کارایی شبکه بهبود می‌یابد، بلکه هزینه‌های عملیاتی نیز کاهش پیدا می‌کند. از آنجاکه شبکه‌های IoT در حال گسترش سریع هستند و به طور فزاینده‌ای پیچیده می‌شوند، استفاده از این الگوریتم‌های پیشرفته می‌تواند به طور چشمگیری به توسعه و بهبود عملکرد این شبکه‌ها کمک کند.

این پروژه همچنین می‌تواند کاربردهای گسترده‌ای در زمینه‌های مختلف مانند مدیریت انرژی در خانه‌های هوشمند، مدیریت ترافیک در شهرهای هوشمند، پایش سلامت در بیمارستان‌ها و مراقبت‌های پزشکی از راه دور، و حتی در سیستم‌های هوشمند کشاورزی داشته باشد. به‌طور کلی، ترکیب یادگیری تقویتی عمیق و اینترنت اشیا به‌ویژه در شبکه‌های پیچیده و پویا می‌تواند به بهبود کارایی، کاهش مصرف انرژی، و افزایش توانمندی‌های تصمیم‌گیری شبکه‌ها کمک کند.

طرح تجاری‌سازی پروژه

این پروژه می‌تواند به یک محصول تجاری قابل توسعه تبدیل شود که به‌ویژه برای اپراتورهای مخابراتی، تولیدکنندگان تجهیزات شبکه، و شهرهای هوشمند بسیار مفید خواهد بود. با استفاده از الگوریتم‌های پیشرفته یادگیری تقویتی عمیق و اینترنت اشیا (IoT)، این پروژه می‌تواند به حل چالش‌های مختلف در زمینه مدیریت انرژی، بهره‌وری منابع و بهبود عملکرد شبکه‌های ارتباطی کمک کند. در اینجا، برخی از کاربردهای تجاری اصلی این پروژه به طور مختصر توضیح داده می‌شوند:

۱. کاهش هزینه‌ها برای اپراتورهای مخابراتی:
- کاهش مصرف انرژی ایستگاه‌های پایه و استفاده بهینه از منابع.
۲. مدیریت انرژی شهرهای هوشمند:
- هماهنگ‌سازی مصرف انرژی دستگاه‌های IoT با زیرساخت‌های 5G.
۳. افزایش درآمد:
- ارائه خدمات بهینه‌تر با هزینه کمتر به کاربران.

امکانات موردنیاز برای اجرای پروژه

برای اجرای این پروژه، نیاز به مجموعه‌ای از امکانات نرم‌افزاری، سخت‌افزاری و دیتاست‌ها داریم که هر کدام نقش حیاتی در بهینه‌سازی و پیشرفت پروژه ایفا می‌کنند. در این بخش، به تفصیل به امکانات موردنیاز پرداخته می‌شود:

• امکانات نرم‌افزاری

○ **MATLAB و Simulink برای شبیه‌سازی MATLAB:** یکی از قدرتمندترین ابزارهای نرم‌افزاری است که در بسیاری از زمینه‌های مهندسی و علمی استفاده می‌شود. این نرم‌افزار برای شبیه‌سازی و مدل‌سازی سیستم‌ها، الگوریتم‌ها و مدل‌های ریاضی بسیار مفید است. در این پروژه، MATLAB می‌تواند برای شبیه‌سازی رفتار شبکه‌های G5، تحلیل و بهینه‌سازی مصرف انرژی، و همچنین شبیه‌سازی نحوه عملکرد الگوریتم‌های یادگیری تقویتی عمیق در محیط‌های مختلف استفاده شود. علاوه بر آن، Simulink به عنوان ابزاری برای مدل‌سازی سیستم‌ها و الگوریتم‌های پیچیده به صورت گرافیکی در این پروژه می‌تواند مورد استفاده قرار گیرد.

○ **TensorFlow یا PyTorch برای پیاده‌سازی الگوریتم‌های هوش مصنوعی:** برای پیاده‌سازی الگوریتم‌های یادگیری عمیق و یادگیری تقویتی، ابزارهای قدرتمندی همچون TensorFlow و PyTorch ضروری هستند. TensorFlow، به عنوان یک فریم‌ورک منبع باز از گوگل، برای توسعه و آموزش مدل‌های یادگیری ماشین و یادگیری عمیق به طور گسترده‌ای استفاده می‌شود. PyTorch نیز یک فریم‌ورک منبع باز است که به ویژه برای تحقیق و توسعه مدل‌های یادگیری عمیق کاربرد دارد. هر دو فریم‌ورک امکان پیاده‌سازی الگوریتم‌های پیچیده یادگیری تقویتی و بهینه‌سازی را به صورت کارآمد فراهم می‌کنند و می‌توانند برای توسعه و آموزش مدل‌های هوش مصنوعی پروژه مفید واقع شوند.

• امکانات سخت‌افزاری

○ کامپیوتر با پردازنده قدرتمند (GPU): برای اجرای مدل‌های یادگیری عمیق: برای آموزش مدل‌های یادگیری عمیق و الگوریتم‌های پیچیده، نیاز به پردازنده‌های گرافیکی (GPU) قدرتمند است. GPUها توان پردازشی بالاتری نسبت به CPUها دارند و می‌توانند به طور هم‌زمان چندین عملیات پیچیده را انجام دهند. این قابلیت باعث تسریع در روند آموزش مدل‌های یادگیری ماشین و یادگیری تقویتی می‌شود؛ بنابراین، یک کامپیوتر با GPU مناسب برای اجرای مدل‌های یادگیری عمیق به ویژه در پردازش حجم بالای داده‌ها و شبیه‌سازی‌های پیچیده بسیار ضروری است. این نوع پردازنده‌ها همچنین می‌توانند در پیاده‌سازی مدل‌های مبتنی بر شبکه‌های عصبی عمیق و شبیه‌سازی شبکه‌های مخابراتی پیچیده نقش کلیدی ایفا کنند.

○ دستگاه‌های IoT نظیر حسگرها و ماژول‌های ارتباطی: یکی از ارکان اساسی پروژه، استفاده از داده‌های به دست آمده از دستگاه‌های اینترنت اشیا (IoT) است. این دستگاه‌ها شامل حسگرهای مختلف (مانند حسگرهای دما، رطوبت، کیفیت هوا، ترافیک و دیگر سنسورها) و ماژول‌های ارتباطی (مانند Wi-Fi، ZigBee، Bluetooth و 5G) هستند. این دستگاه‌ها باید به طور پیوسته داده‌ها را جمع‌آوری کرده و به شبکه ارسال کنند تا بتوان از این داده‌ها برای تجزیه و تحلیل و بهینه‌سازی مصرف انرژی در محیط‌های مختلف استفاده کرد. همچنین این دستگاه‌ها باید قابلیت اتصال و تعامل با سیستم‌های ابری و شبکه‌های 5G را داشته باشند تا داده‌ها به طور مؤثر منتقل شوند و پردازش‌های لازم انجام گیرند.

- داده‌های مربوط به مصرف انرژی شبکه‌های 5G: یکی از ارکان اصلی این پروژه، استفاده از داده‌های واقعی یا شبیه‌سازی‌شده برای تحلیل مصرف انرژی شبکه‌های 5G است. این داده‌ها می‌توانند شامل اطلاعات در مورد میزان مصرف انرژی ایستگاه‌های پایه (BS) در زمان‌های مختلف، وضعیت بار ترافیک، نحوه تقسیم منابع و نحوه پاسخ به نیازهای مختلف کاربران در مناطق مختلف باشد. همچنین، داده‌ها باید به طور دقیق شامل جزئیات مربوط به زمان‌های اوج مصرف انرژی، بازدهی و بهینه‌سازی استفاده از منابع شبکه باشند. این اطلاعات برای بهینه‌سازی مصرف انرژی و طراحی الگوریتم‌های بهینه یادگیری تقویتی استفاده خواهد شد.
- داده‌های مربوط به عملکرد دستگاه‌های IoT: این داده‌ها شامل اطلاعات از عملکرد دستگاه‌های IoT در سناریوهای مختلف هستند، مانند میزان مصرف انرژی توسط هر دستگاه، میزان بار ترافیکی ایجاد شده، تعاملات دستگاه‌ها با شبکه 5G و وضعیت تأخیر در ارسال داده‌ها. این داده‌ها به‌ویژه برای تحلیل بهینه‌سازی مصرف انرژی در سیستم‌های IoT در کنار شبکه‌های 5G بسیار اهمیت دارند. این داده‌ها همچنین می‌توانند به مدل‌سازی تعاملات بین دستگاه‌های IoT و شبکه کمک کنند تا به طور مؤثری مصرف انرژی در شبکه‌های پیچیده مدیریت شود.

نتیجه‌گیری

در این پروژه، هدف اصلی بهبود بهره‌وری انرژی و عملکرد شبکه‌های نسل پنجم (5G) و دستگاه‌های اینترنت اشیا (IoT) از طریق استفاده از الگوریتم‌های پیشرفته یادگیری تقویتی عمیق بود. باتوجه به رشد روزافزون تعداد کاربران و دستگاه‌ها در شبکه‌های بی‌سیم و افزایش تقاضا برای خدمات باکیفیت بالا، مصرف انرژی و بهینه‌سازی منابع به یکی از چالش‌های بزرگ برای اپراتورها و توسعه‌دهندگان شبکه‌های مخابراتی تبدیل شده است. استفاده از الگوریتم‌های یادگیری تقویتی عمیق در این پروژه نشان داد که می‌توان با اتخاذ تصمیمات هوشمندانه‌تر در مورد فعال‌سازی یا غیرفعال‌سازی اجزای مختلف شبکه، مانند ایستگاه‌های پایه (BS) و آنتن‌ها، مصرف انرژی را به میزان قابل‌توجهی کاهش داد، بدون آنکه کیفیت خدمات (QoS) کاربران تحت‌تأثیر قرار گیرد.

یکی از نکات کلیدی این پروژه، ادغام تکنولوژی‌های نوین در شبکه‌های رادیویی توزیع‌شده و استفاده از قابلیت‌های پردازش متمرکز و مجازی‌سازی در معماری C-RAN بود. این معماری توانست با بهینه‌سازی استفاده از منابع محاسباتی و طیفی، مزایای قابل‌توجهی در کاهش مصرف انرژی و افزایش کارایی شبکه ارائه دهد. همچنین، استفاده از داده‌های واقعی و شبیه‌سازی‌شده از عملکرد دستگاه‌های IoT و مصرف انرژی شبکه‌های 5G، باعث شد که الگوریتم‌های یادگیری تقویتی بتوانند در شرایط مختلف شبکه، تصمیمات بهینه‌ای را اتخاذ کنند.

با بهره‌گیری از ترکیب این فناوری‌ها، این پروژه قادر به ارائه یک راهکار هوشمند برای مدیریت منابع در شبکه‌های 5G و IoT شد. این راهکار به‌ویژه در سناریوهایی که تراکم بالای کاربران و دستگاه‌ها وجود دارد، می‌تواند به بهینه‌سازی عملکرد شبکه و کاهش هزینه‌ها کمک کند. علاوه بر این، از آنجاکه شبکه‌های 5G و IoT به‌سرعت در حال گسترش هستند و نیاز به انعطاف‌پذیری و مقیاس‌پذیری دارند، استفاده از چنین الگوریتم‌های پیشرفته می‌تواند به طور قابل‌توجهی چالش‌های مرتبط با مدیریت منابع، تأخیر و مصرف انرژی را کاهش دهد.

در نهایت، نتایج این پروژه نشان می‌دهد که ترکیب تکنولوژی‌های یادگیری عمیق و IoT در زمینه‌های مختلف، از جمله مدیریت انرژی و بهینه‌سازی عملکرد شبکه، می‌تواند به‌عنوان یک راهکار بسیار کارآمد در شبکه‌های آینده استفاده شود. همچنین، امکان تبدیل این پروژه به یک محصول تجاری، به‌ویژه در زمینه اپراتورهای مخابراتی و شهرهای هوشمند، نشان‌دهنده پتانسیل بالای این فناوری‌ها در بازارهای جهانی است. باتوجه به نیاز روزافزون به خدمات پایدار، کم‌هزینه و باکیفیت، این پروژه می‌تواند تأثیر بسزایی در نحوه طراحی و مدیریت شبکه‌های نسل جدید و همچنین توسعه فناوری‌های هوشمند داشته باشد.

Abdallah, Noor Aboueleneen; Abdulmalik Alwarafy; Mohamed. "Deep Reinforcement Learning for Internet of Drones Networks: Issues and Research Directions." IEEE Access 4 (02 March 2023 2023): 671 - 83. <https://doi.org/10.1109/OJCOMS.2023.3251855>

Al-Tam, Farooq; Correia, Noélia; Rodriguez, Jonathan. "Learn to Schedule (Leasch): A Deep Reinforcement Learning Approach for Radio Resource Scheduling in the 5g Mac Layer ". IEEE Access 8 (June 8, 2020 2020): 108088–101. <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2020.3000893>.

Hajisami, Abolfazl; Tran, Tuyen X.; Pompili, Dario. "Elastic-Net: Boosting Energy Efficiency and Resource Utilization in 5g C-Rans." IEEE Access (2017).

Zuo, Jun; Zhang, Jun; Yuen, Chau; Jiang, Wei; Luo, Wu. "Energy Efficient User Association for Cloud Radio Access Networks." IEEE Access 4 (2016): 2429 - 38.

Research papers on energy optimization in 5G.

Book:

Artificial Intelligence for IoT Systems: Applications and Technologies