
عنوان طرح تحقیقاتی قبلی (تک پروژه غیرمقیم سال ۱۴۰۲):

ارائه یک روش بارسپاری جزئی جدید در محاسبات لبه‌ای دسترسی چندگانه

(A New Partial Task Offloading in Multi-access Edge Computing)

مقالات مستخرج از طرح قبلی (سال ۱۴۰۲):

M.K. Farimani, S. Karimian-Aliabadi, R. Entezari-Maleki, B. Egger, and L. Sousa, "Deadline-aware Task Offloading in Vehicular Networks using Deep Reinforcement Learning," *Expert Systems with Applications* (revision is under review*).

* مقاله در تاریخ ۱۴۰۲/۳/۷ به مجله فرستاده شده و در تاریخ ۱۴۰۲/۵/۳۱ جواب بررسی اولیه به عنوان Revision Required دریافت شد. نسخه revise شده در تاریخ ۱۴۰۲/۸/۱۳ به مجله ارسال شده و در حال حاضر داوری نیز تمام شده و دو هفته است که در حالت Decision in Process قرار دارد.

پیشنهاد طرح تحقیقاتی جدید در قالب تک پروژه غیرمقیم (سال ۱۴۰۳)

ارائه یک الگوریتم یادگیری تقویتی عمیق توزیع شده برای بارسپاری وظایف در محاسبات لبه‌ای سیار

Distributed Deep Reinforcement Learning-Based Task Offloading in Mobile Edge Computing

توضیحات:

ظهور محاسبات ابری تحولی در استفاده از خدمات محاسباتی توسط برنامه‌ها ارائه کرده است. با این وجود ظهور شبکه‌های 5G و استفاده گسترده از برنامه‌های اینترنت اشیا (IoT) چالش‌هایی را ایجاد کرده است. ارسال همه‌ی درخواست‌های محاسباتی به مراکز داده‌ی متمرکز منجر به تأخیر بیشتر و کاهش کیفیت خدمات (QoS) در برخی موارد می‌شود. بسیاری از برنامه‌های IoT نیازمند ارائه سریع خدمات هستند زیرا اکثر این برنامه‌ها حساس به زمان می‌باشند. این مشکل یکی از مشکلات اساسی است که پارادایم محاسبات لبه سعی در حل آن دارد. اگر پهنای باند بین گره‌ها کافی نباشد، برنامه‌های IoT که نیاز به پاسخ سریع و با تأخیر کم در محدوده میلی ثانیه دارند، ممکن است با مشکلات جدی مواجه شوند. بارسپاری وظایف به لبه شبکه باعث کاهش تأخیر آنها به انتها برای برنامه‌ها می‌شود و منجر به زمان پاسخ سریعتر و عملکرد بهتر می‌شود. برنامه‌های واقعیت افزوده و واقعیت مجازی از جمله برنامه‌های حساس به تأخیر هستند که شامل وظایف محاسباتی پیچیده مانند پردازش ویدئو می‌باشند. یک دسته دیگر از این برنامه‌ها، وظایفی هستند که در خودروهای خودران و محیط‌های

مربوط به آنها تولید و پردازش می‌شوند. ظهور لایه لبه، که بین شبکه اصلی (جایی که ارائه دهنده ابر قرار دارد) و دستگاه کاربر، مزایایی از جمله کاهش زمان پاسخ و کاهش ازدحام شبکه را در بر دارد. با نزدیک‌تر کردن درخواست‌های محاسباتی به دستگاه کاربر، زمان لازم برای انتقالات کم شده و در نهایت سرعت پاسخ افزایش می‌یابد.

محاسبات لبه‌ای سیار که با نام محاسبات لبه‌ای دسترسی چندگانه نیز شناخته می‌شود با هدف ارائه عملکرد محاسباتی بهتر با بکارگیری معماری ترکیبی لبه-ابر پیشنهاد شده است. در این محیط‌های محاسباتی، دستگاه‌های سیار با تصمیم‌بارسپاری یا عدم بارسپاری و همچنین تعیین محل بارسپاری در صورت تصمیم‌بر بارسپاری مواجه هستند. راه‌حل‌های بسیاری برای حل مشکل بارسپاری وظایف در سیستم‌های MEC پیشنهاد شده‌اند. رویکردهای مبتنی بر نظریه بازی‌ها، روش‌های فراابتکاری، روش‌های مبتنی بر مارکوف و روش‌های مبتنی بر یادگیری عمیق از جمله روش‌ها و تکنیک‌هایی هستند که برای بارسپاری با اهداف گوناگون ارائه شده‌اند. با این وجود تلاش برای ارائه‌ی روش‌های جدیدتر و کارا همچنان ادامه دارد.

یادگیری تقویتی عمیق (DRL) به عنوان یک رویکرد قدرتمند برای یادگیری سیاست‌های بهینه بارسپاری در محیط‌های پیچیده و دارای عدم قطعیت استفاده می‌شود. در این طرح پژوهشی، قصد داریم یک راه‌حل مبتنی بر DRL برای بارسپاری وظایف با استفاده از الگوریتم‌های Deep Deterministic Policy Gradient (DDPG) و Distributed Distributional Deep Deterministic Policy Gradient (D4PG) ارائه دهیم. راه‌حل پیشنهادی، یک سیستم توزیع‌شده ایجاد خواهد کرد که دستگاه‌های تلفن همراه به عنوان عامل‌های یادگیری تقویتی عمل کرده و به مرور عملکرد خود را بهبود می‌بخشند. برای کاهش پیچیدگی محاسباتی شبکه‌های عصبی، از واحدهای Gated Recurrent Units (GRU) به جای واحدهای Long Short-Term Memory (LSTM) برای پیش‌بینی بار گره‌های لبه استفاده خواهد شد. به علاوه، یک مدل دنباله‌ای مبتنی بر GRU معرفی خواهد شد تا اندازه وظایف را تخمین بزند. در پایان، یک الگوریتم زمان‌بندی پیشنهاد خواهد شد که با استفاده از اندازه‌های تخمین زده شده برای وظایف، کارایی بهتری را در مقایسه با الگوریتم‌های دیگر ارائه دهد. این مقایسه با استفاده از شبیه‌سازی سناریوهای مختلف انجام شده و الگوریتم‌های پایه و محک‌های جدید برای این منظور استفاده خواهد شد.