

۱. تخصیص منابع آگاه از معاشناسی با DRL در HetNet های 5G-V2X

مقاله اصلی:

[IEEE Xplore: Semantic-Aware Resource Allocation Based on Deep Reinforcement Learning for 5G-V2X HetNets](#)

خلاصه مفهومی و نوآوری کلیدی:

این مقاله یک پارادایم جدید «تخصیص منابع مبتنی بر معنا» در شبکه های V2X معرفی می کند. به جای برخورد یکسان با تمام داده ها، شاخص اهمیت معنایی Semantic Importance Score - SIS برای پیام ها مثلاً هشدار تصادف در مقابل بهروزرسانی ترافیک تعریف شده و در هسته تصمیم گیری الگوریتم DRL قرار می گیرد. هدف، اولویت دهی هوشمند به پیام های حیاتی برای بهبود قابلیت اطمینان و کاهش تأخیر در شبکه های ناهمگن 5G است.

جزئیات فنی و متدولوژی:

مدل سیستم: یک شبکه HetNet شامل ماکروسل، پی کو سل و ارتباطات مستقیم وسایل sidelink PC5.

فرمول سازی MDP:

State: [CQI کلیه لینک ها، وضعیت بافر هر وسیله، SIS پیام های منتظر، موقعیت/سرعت وسایل، تاریخچه تداخل]

Action: [تخصیص RB خاص به هر لینک، سطح توان ارسال، تنظیم Duty Cycle برای وسایل کم اهمیت]

Reward: Σ انتقال موفق SIS - $\alpha \Sigma$ تداخل - $\beta \Sigma$ مصرف توان

الگوریتم DRL: Proximal Policy Optimization PPO به دلیل پایداری در فضای عمل پیوسته-گسسته.

معماری شبکه عصبی: Actor-Critic با لایه های FC و احتمالاً LSTM برای درک وابستگی زمانی.

دیتاست و محیط شبیه سازی:

شبیه سازی ترافیک: SUMO برای حرکت واقع گرایانه وسایل.

وبسایت پروژه SUMO: <https://www.eclipse.org/sumo/>

سناریوی نمونه: شبیه سازی شهر لوکزامبورگ <https://github.com/lcodeca/LuSTScenario>

شبیه سازی کانال و شبکه: Simu5G بر اساس ++OMNeT یا Python Gym Environment 自定义.

مخزن Simu5G: <https://github.com/unina-otns/simu5g>

تولید و برچسب گذاری پیام های V2X: پیام های CAM/DENM طبق استاندارد GPP۳ با SIS دستی یا قاعده بندی شده مثلاً CAM، DENM: 10 ایمنی: ۷.

ارزیابی و نتایج:

معیارهای کلیدی KPI: PRR وزندار با SIS اصلی، تأخیر متوسط، توان مصرفی، کارایی طیف.

روش های مقایسه: Random, Greedy, DRL سنتی بدون SIS.

نتایج گزارش شده فرضی از مقاله: بهبود ۳۵٪ در PRR پیام های حیاتی، افزایش ۱۵٪ کارایی طیف، کاهش ۲۰٪ تأخیر پیام های مهم.

کلیدواژه های پیشرفته:

Semantic-Aware Networking, Goal-Oriented Communication, PPO, Resource Allocation, 5G-V2X, HetNets.

۲. UniTSA: چارچوب یادگیری تقویتی جهان شمول برای کنترل چراغ های راهنمایی V2X

مقاله اصلی:

[IEEE Xplore: UniTSA: A Universal Reinforcement Learning Framework for V2X Traffic Signal Control](#)

خلاصه مفهومی و نوآوری کلیدی:

UniTSA با معرفی «ماتریس تقاطع Junction Matrix» به عنوان یک نمایش استاندارد از وضعیت ترافیک، مشکل وابستگی روش های RL به تقاطع خاص را حل می کند. این چارچوب یک عامل جهانی آموزش می دهد که می تواند بدون بازآموزی، در تقاطع های نادیده و جدید مستقر شود و عملکرد بهینه ارائه دهد یادگیری انتقال Zero-Shot.

جزئیات فنی و متدولوژی:

ماتریس تقاطع: یک تانسور ۳ بعدی [ورودی ها، خطوط، ویژگی ها] شامل تعداد وسایل، سرعت، عابران، فاز فعلی و اطلاعات V2X.

فرمول سازی MDP:

State: ماتریس تقاطع تسطیح شده.

Action: انتخاب فاز بعدی و مدت زمان آن.

Reward: ترکیبی منفی از طول صف، توقف ها و تأخیر عابران.

الگوریتم RL: Rainbow DQN به دلیل قدرت در فضاهای عمل گسسته.

معماری: CNN برای درک ساختار مکانی ماتریس + لایه های FC.

دیتاست و محیط شبیه سازی:

شبیه ساز کنترل ترافیک: CityFlow کارایی بالا برای RL.

مخزن CityFlow GitHub: <https://github.com/cityflow-project/CityFlow>

دیتاست های ترافیک برای آموزش:

داده های واقعی: مجموعه داده های ترافیک شهری.

آرشیو داده های ترافیک pems.dot.ca.gov/Caltrans PeMS

داده های مصنوعی: تولید شده توسط CityFlow با الگوهای متنوع.

ارزیابی: استفاده از داده های شهرهایی که در آموزش دیده نشده اند مثلاً برلین.

ارزیابی و نتایج:

معیارها: زمان سفر متوسط، زمان انتظار، نرخ گذر Throughput.

Baseline ها: RL Fixed-Time, MaxPressure, IntelliLight خاص-تقاطع.

نتایج گزارش شده فرضی: عملکرد ۹۵٪ بهینه نسبت به عامل خاص-تقاطع، کاهش ۳۰-۴۰٪ زمان سفر، قابلیت استقرار فوری در هزاران تقاطع.

کلیدواژه های پیشرفته:

Universal AI Agent, Junction Matrix, Transferable RL, Scalable Traffic Control, Meta-Learning for Control.

۳. محاسبات لبه خودرویی تقویت شده با RIS و هماهنگی چندعاملی

مقاله اصلی:

[IEEE Xplore: Reconfigurable Intelligent Surface Assisted VEC Based on Multi-Agent Reinforcement Learning]

خلاصه مفهومی و نوآوری کلیدی:

این پژوهش یک معماری سه لایه فیزیکی/RIS، محاسباتی/VEC، کنترل/DRL ارائه می دهد که در آن یک سیستم چندعاملی DRL MADRL به طور هماهنگ سه تصمیم حیاتی را اتخاذ می کند: تخصیص منابع محاسباتی سرور، آفلوید کردن وظایف، و تنظیم فاز عناصر RIS. از الگوریتم ترکیبی MADDPG-BCD برای حل این مسئله بهینه سازی پیچیده و درهم تنیده استفاده می شود.

جزئیات فنی و متدولوژی:

مدلسازی چندعامله: هر وسیله و هر سرور لبه به عنوان یک عامل مستقل.

الگوریتم: MADDPG اصلاح شده احتمالاً با Attention یا Priority Replay برای آموزش همکاری بین عوامل.

بهینه سازی RIS: الگوریتم Block Coordinate Descent BCD برای تنظیم فاز عناصر RIS، با ثابت فرض کردن سیاست های MADDPG.

تابع پاداش سیستم: کاهش تأخیر کل و مصرف انرژی.

دیتاست و محیط شبیه سازی:

پرو فایل وظایف محاسباتی:

<https://github.com/google/cluster-data>

برای مدل سازی وظایف ناهمگن

مدل سازی کانال RIS: معادلات مبتنی بر هندسه برای مدل سازی مسیر دوگانه.

شبیه ساز شبکه و حرکت: ترکیب SUMO ترافیک با یک شبیه ساز شبکه مبتنی بر Python برای مدل سازی ارتباط و محاسبه.

ارزیابی و نتایج:

معیارها: تأخیر سرتاسری، نرخ موفقیت انجام وظیفه در مهلت زمانی، انرژی مصرفی.

Baseline ها: سیستم بدون RIS، روش های حریصانه محلی، الگوریتم های بهینه سازی کلاسیک.

نتایج گزارش شده فرضی: کاهش ۴۵٪ تأخیر متوسط با RIS، افزایش ۶۰٪ نرخ موفقیت وظایف.

کلیدواژه های پیشرفته:

Reconfigurable Intelligent Surfaces RIS, Vehicular Edge Computing VEC, MADDPG, Multi-Agent DRL, Joint Communication and Computation Optimization.

۴. کمی سازی هوشمند گرادیان با DRL توزیع شده برای یادگیری فدرال در VEC

مقاله اصلی:

[IEEE Xplore: Distributed Deep Reinforcement Learning-Based Gradient Quantization for Federated Learning Enabled Vehicle Edge Computing]

خلاصه مفهومی و نوآوری کلیدی:

این مقاله یک روش کمی سازی تطبیقی و مبتنی بر DRL برای کاهش بار ارتباطی در یادگیری فدرال FL معرفی می کند. هر وسیله دارای یک عامل DRL محلی است که بر اساس وضعیت کانال، باتری و اهمیت داده هایش، سطح دقت کمی سازی تعداد بیت گرادیان های محلی را به طور پویا انتخاب می کند. این کار موازنه بهینه ای بین دقت مدل و کارایی ارتباط ایجاد می کند.

جزئیات فنی و متدولوژی:

فرمول سازی MDP محلی برای هر وسیله:

State: [کیفیت کانال، سطح باتری، ناهمگنی داده های محلی]

Action: انتخاب سطح کمی سازی مثلاً ۲، ۴، ۸ بیت.

Reward: -زمان انتقال + انرژی - λ خطای کمی سازی.

آموزش توزیع شده: هر عامل به طور مستقل و بدون اشتراک گذاری داده های حساس آموزش می بیند.

یکپارچه سازی با چرخه FL: عامل در هر دور، سطح بیت را انتخاب و گرادیان را کمی می کند.

دیتاست و محیط شبیه سازی:

کار FL در VEC:

تشخیص عابر پیاده: <https://www.cityscapes-dataset.com/>

پیش بینی ترافیک: <https://www.nyc.gov/site/tlc/about/tlc-trip-record-data.page>

ناهمگنی داده: تقسیم غیریکنواخت دیتاست بین وسایل مثلاً بر اساس منطقه جغرافیایی.

ارزیابی و نتایج:

معیارها: دقت نهایی مدل جهانی، سرعت همگرایی، کل ترافیک ارتباطی، انرژی مصرفی.

Baseline ها: کمی سازی ثابت ۴ بیت، SignSGD، ۱ بیت، AdaQuant.

نتایج گزارش شده فرضی: دستیابی به دقت مشابه FL اصلی با ۷۰٪ کاهش ترافیک، همگرایی ۲۰٪ سریع تر از کمی سازی ثابت.

کلیدواژه های پیشرفته:

Adaptive Gradient Quantization, Distributed DRL, Communication-Efficient Federated Learning, Vehicular Edge Computing, Heterogeneous Data.

۵. تخصیص منابع شناختی برای V2X با ادغام GNN و DRL

مقاله اصلی:

[IEEE Xplore: Graph Neural Networks and Deep Reinforcement Learning-Based Resource Allocation for V2X Communications]

خلاصه مفهومی و نوآوری کلیدی:

این مقاله شبکه V2X را به عنوان یک گراف هتروژن مدل می‌کند و با ادغام شبکه‌های عصبی گراف GNN و یادگیری تقویتی عمیق DRL، یک چارچوب تخصیص منابع شناختی و مبتنی بر رابطه ارائه می‌دهد. GNN با جمع‌آوری اطلاعات از همسایگان در گراف، نمایه‌های تعبیه‌شده غنی برای هر نهاد ایجاد می‌کند که حاوی اطلاعات زمینه‌ای شبکه مانند الگوی تداخل است. سپس یک عامل DRL از این نمایه‌ها برای تخصیص بهینه منابع طیفی استفاده می‌کند.

جزئیات فنی و متدولوژی:

مدل‌سازی گراف: گره‌ها = وسایل و زیرساخت؛ یال‌ها = لینک‌های مطلوب و تداخل.

الگوریتم GNN: GraphSAGE برای استخراج ویژگی‌های غنی از گراف با مکانیزم Aggregate و Update.

الگوریتم DRL: DQN که نمایه‌های خروجی GNN را به عنوان state دریافت می‌کند.

تابع پاداش: افزایش نرخ داده موفق و کاهش تداخلات اندازه‌گیری‌شده.

دیتاست و محیط شبیه‌سازی:

شبیه‌ساز: پلتفرم سفارشی Python با استفاده از کتابخانه‌های:

برای GNN: <https://www.dgl.ai/> یا <https://pytorch-geometric.readthedocs.io/>

برای DRL: <https://docs.ray.io/en/latest/rllib/index.html>

سناریوهای تراکم: خیابان‌ها و تقاطع‌های با تراکم متغیر وسایل ۵۰ تا ۲۰۰ وسیله/کیلومتر مربع.

مدل کانال: استاندارد GPP۳ برای محیط‌های شهری.

ارزیابی و نتایج:

معیارها: نرخ تحویل بسته PDR برای V2V، نرخ داده برای V2I، تأخیر، کارایی طیفی.

Baselineها: تخصیص تصادفی، حریصانه مبتنی بر CQI، DRL خالص بدون GNN.

نتایج گزارش‌شده فرضی: بهبود ۲۵٪ در PDR لینک‌های V2V در تراکم بالا، قابلیت تعمیم‌پذیری به توپولوژی‌های جدید.

کلیدواژه‌های پیشرفته:

Graph Neural Networks GNN, Geometric Deep Learning, Relational Reasoning, C-V2X, DQN, Interference-Aware Scheduling.