

۱- عنوان: Semantic-Aware Resource Allocation Based on Deep Reinforcement Learning for 5G-V2X HetNets

نویسنده‌گان Zhiyu Shao, Qiong Wu, Pingyi Fan, Niancheng Cheng, Qiang Fan, Jin

Wang

نشریه / سال (Vol. 28, No. 10, pp. 2452-2456) ۲۰۲۴ :: IEEE Communications Letters

IEEE Xplore: <https://doi.org/10.1109/LCOMM.2024.3443603>

ایمپکت فکتور ژورنال: حدود ۵-۴ برای Communications Letters (گزارش‌ها عدد دقیق را ~۴.۱ ~۵.۳۶ نشان می‌دهند).

خلاصه:

مقدمه: در شبکه‌های ناهمگون V2X نسل ۵، اهمیت پیام‌ها (semantic importance) متفاوت است؛ تخصیص منابع سنتی فاقد این توجه معنایی است.

- مدل سیستم: یک HetNet با گره‌های V2X و منابع رادیویی مشترک؛ هر ترافیک دارای «اهمیت معنایی» است؛ state شامل وضعیت کanal، بار و اهمیت معنایی؛ action تخصیص منابع/تنظیم duty-cycle.
 - روش / الگوریتم: استفاده از DRL مثلاً PPO برای یادگیری سیاست تخصیص منابع با در نظر گرفتن اهمیت معنایی.
 - نتایج کلیدی: در مقایسه با روش‌های بدون semantic، عملکرد بهتری در تحويل پیام‌های مهم، کاهش تأخیر و بهبود استفاده از طیف نشان داده شده است.
- کلمات کلیدی: semantic-aware, 5G V2X, deep reinforcement learning, resource allocation, HetNets.

۲ - عنوان : UniTSA: A Universal Reinforcement Learning Framework for V2X

Traffic Signal Control

نویسندها (چند نفر اول) (UniTSA: A Universal Reinforcement Learning Framework for V2X)

On Pun

نشریه / سال : IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2024.

(IEEE Xplore via DOI): <https://doi.org/10.1109/TVT.2024.3403879> / DOI لینک.

6.1-8.2 ایمپکت فكتور (ژورنال) — IEEE Transactions on Vehicular Technology (تقريباً)

مقدمه : هدف کنترل چراغ‌های ترافیک در محیط شهری با استفاده از اطلاعات V2X و RL برای کاهش تراکم و بهبود کارایی شبکه ترافیک. نویسندهاند که اغلب روش‌های RL قابل تعمیم به تقاطع‌های با ساختارهای مختلف نیستند — بنابراین یک فریمورک «عام» ارائه شده است .

مدل سیستم : تقاطع‌های شهری با خودروهای مجهز به V2X؛ حالت (state) شامل ماتریس ترافیک/حرکت‌ها، عمل = (action) انتخاب فازهای سیگنال/زمان‌بندی؛ محیط پویا و چند-تقاطعی .

روش / الگوریتم : چارچوب RL سراسرگیر با طراحی عامل (agent) که از نمایش junction-matrix و روشهای افزایش داده مخصوص ترافیک استفاده می‌کند؛ پیاده‌سازی عملی با سیاست‌ها/شبکه‌های عصبی عمیق و ارزیابی در سناریوهای متعدد (مبتنی بر شبیه‌سازی). مفاهیم RL کلاسیک / policy-based — value-based ترکیب شده است.

نتایج کلیدی (خلاصه) : بهبود قابل توجه در شاخص‌هایی مثل زمان انتظار میانگین و throughput ترافیک baseline های مرسوم؛ عملکرد پایدارتر در تقاطع‌های با ساختار متفاوت — کاربرگ شبیه‌سازی‌ها و کد موجود است. (اعداد دقیق در متن مقاله)

كلمات کلیدی : V2X, traffic signal control, reinforcement learning, universal framework, junction matrix

۳- عنوان: Reconfigurable Intelligent Surface Assisted VEC Based on Multi-

Agent Reinforcement Learning

نویسنده‌گان Kangwei Qi, Qiong Wu, Pingyi Fan, Nan Cheng, Qiang Fan, Jiangzhou

Wang

نشریه / سال. IEEE Communications Letters, Oct 2024 (Vol. 28, no.10: 2427–2431).

arXiv / صفحه: <https://doi.org/10.1109/LCOMM.2024.3451182> / DOI /

preprint هم موجود است.

ایمپکت فکتور (ژورنال) — IEEE Communications Letters — ۴-۵~مراجع تجمیعی مختلف

مقدمه: استفاده از RIS برای افزایش قابلیت ارتباطی در سناریوهای VEC که تحت موانع (ساختمان‌ها) کیفیت کanal را کاهش می‌دهند؛ به دنبال راهکاری برای کنترل همزمان فاز RIS و تصمیمات آفلودینگ/قدرت هستیم.

مدل سیستم: با مجموعه‌ای از vehicles و یک RIS؛ تصمیمات شامل (i): آفلودینگ یا محلی‌سازی، (ii) تخصیص توان، (iii) تنظیم فاز $RIS.state = \text{action}$ ؛ ترکیبی از پارامترهای بالا

روش / الگوریتم: چارچوب DRL مبتنی بر modified MADDPG (multi-agent DDPG) برای بهینه‌سازی تخصیص توان و سیاست آفلودینگ؛ فاز RIS با روش BCD (block coordinate descent) بهینه می‌شود.

نتایج کلیدی: راهکار پیشنهادی بهتر از DDPG متمرکز و از روش‌های تصادفی بوده است — بهبود در نرخ موفق آفلودینگ، تاخیر و بهره‌وری طیف در سناریوهای شبیه‌سازی شده

کلمات کلیدی: RIS, vehicular edge computing, MADDPG, multi-agent DRL, resource allocation.

٤- عنوان : Distributed Deep Reinforcement Learning-Based Gradient Quantization for Federated Learning Enabled Vehicle Edge Computing

: Cui Zhang, Wenjun Zhang, Qiong Wu, Pingyi Fan, Qiang Fan, Jiangzhou Wang, Khaled B. Letaief نویسنده‌ان / سال (IEEE Internet of Things Journal, ۲۰۲۴/۰۵/۲۰ — رجوع به DOI لینک) . <https://doi.org/10.1109/JIOT.2024.3447036>.

ایمپکت فکتور (ژورنال) / IEEE Internet of Things Journal — ~8.9 (JCR'24): گزارش‌های ژورنال اعلامی ~ ۸.۹ (مقدار گوناگون در منابع تجمعی؛ منبع صفحهٔ رسمی ژورنال عدد ۸.۹ را گزارش می‌دهد مقدمه: برای VEC (vehicle edge computing) که از فدریتد لرنینگ استفاده می‌کند، تأخیر و بار ارتباطی ناشی از ارسال گرادیان‌ها/آپدیت‌ها مسئله‌ساز است؛ نویسنده‌ان قصد دارند با استفاده از DRL توزیع شده، سطح کوانتیزه‌سازی گرادیان را تنظیم کنند تا زمان آموزش و خطای کوانتیزه‌سازی بهینه شود.

مدل سیستم (خیلی خلاصه): مجموعه‌ای از وسایل نقلیه/گره‌ها که با سرور لبه برای FL همکاری می‌کنند؛ هر گره می‌تواند سطح کوانتیزه‌سازی را انتخاب کند؛ محیط با شرایط کanal متغیر = state و وضعیت کanal/تأخیر/خطای مدل؛ action = سطح کوانتیزه‌سازی/پارامترهای مرتبط

روش / الگوریتم: چارچوب توزیع شده DRL برای یادگیری سیاست کوانتیزه‌سازی گرادیان) به صورت هماهنگ با هدف کاهش latency و خطای (ارائه تحلیل همراه اثبات همگرایی جزئی برای الگوریتم پیشنهادی و شبیه‌سازی‌های گسترده

نتایج کلیدی: کاهش محسوس در زمان آموزش کلی و در بعضی تنظیمات کاهش خطای فایناال مدل نسبت به استراتژی‌های ثابت کوانتیزه‌سازی؛ پایداری بهتر در مواجهه با کanal‌های متغیر

: federated learning, gradient quantization, vehicle edge computing, distributed DRL, latency reduction.

۵- عنوان: Graph Neural Networks and Deep Reinforcement Learning-Based

Resource Allocation for V2X Communications

: Maoxin Ji, Qiong Wu, Pingyi Fan, Nan Cheng, Wen Chen, نویسنده‌گان

Jiangzhou Wang, Khaled B. Letaief

. DOI: ۲۰۲۴ :: IEEE Internet of Things Journal سال / نشریه

<https://doi.org/10.1109/JIOT.2024.3469547>

ایمپکت فکتور زورنال IEEE Internet of Things Journal حدوداً ۸.۹ گزارش شده است.

مقدمه: در سیستم‌های V2X (Vehicle-to-Everything) به ویژه با اتصالات V2V و V2I، تخصیص منابع (کanal، توان، زمان‌بندی) بسیار مهم است زیرا محیط بسیار پویا است و هم‌زمان باید تأخیر کم، قابلیت اطمینان بالا و تداخل کم تضمین شود. این مقاله پیشنهاد می‌کند که ترکیب «شبکهٔ عصبی گراف» (GNN) با «یادگیری تقویتی عمیق» (DRL) می‌تواند عملکرد تخصیص منابع را به شکل چشم‌گیری بهبود بخشد.

مدل سیستم: ارتباطات C-V2X شامل لینک‌های V2V و V2I؛ محیط به صورت گراف مدل شده است که گره‌ها لینک‌ها یا وسائل تداخل و یال‌ها تداخل ارتباط بین آن‌ها را نمایش می‌دهند. از مدل GraphSAGE برای استخراج ویژگی‌های ساختاری استفاده شده تا عامل (agent) بتواند با مشاهده محلی تصمیم بگیرد.

روش / الگوریتم: ابتدا با استفاده از GNN بردار ویژگی از گراف استخراج می‌شود؛ سپس عامل (agent) DQN یا دیگر روش‌های value-based با آن کار می‌کند تا سیاست تخصیص منابع را بیاموزد. هدف کاهش تداخل لینک‌های V2I و افزایش نرخ موفقی V2V است.

- نتایج کلیدی: شبیه‌سازی‌ها نشان می‌دهند که عامل پیشنهادی با ترکیب GNN+DRL نسبت به روش‌های مرسوم تخصیص یکنواخت یا بدون GNN عملکرد بهتری دارد — نرخ تحويل V2V بالاتر، تداخل کمتر، و قابلیت تعمیم بهتر دارد

کلمات کلیدی

Graph Neural Networks, Deep Reinforcement Learning, Resource Allocation, V2X Communications, C-V2X.