بسمه تعالی

گزارش فاز ۱

# عنوان پایان نامه:

# ارتقای تاب آوری شبکه با معماری ترکیبی برش های دقیق و یادگیری تقویتی عمیق

**شناسایی، پیش بینی و مدیریت پیش دستانه گلوگاه های ترافیکی در شبکه های خودران با تلفیق ساختار های پیشین ریاضی ، شبکه های عصبی گراف و یادگیری تقویتی عمیق**


**نام و نام خانوادگی دانشجو: محمد مهدی شفیقی**

**مقطع: کارشناسی ارشد**

**دانشگاه: شاهد-تهران**

**استادراهنما: جناب آقای دکتری اردشیر دولیت**

**همراه پژوه: جناب آقای دکتر قائمی نیا**


**تاریخ : خرداد ماه ۱۴۰۵**

**چکیده:**

توسعه شبکه‌های نسل پنجم پیشرفته (5G-Advanced) و معماری های نوین مخابراتی نظیر O-RAN، نیازمند گذار از مدیریت دستی و ایستای شبکه به سمت ساختارهای خودگردان (Autonomous Networks) است. شناسایی دقیق، بلادرنگ و تعمیم پذیر گلوگاه های ترافیکی (Network Bottlenecks) یکی از چالش‌های اساسی در اپراتورهای بزرگ مخابراتی است.

در این گزارش (فاز ۱)، چارچوب مفهومی پلتفرم $NeuroBottleneck$ تبیین شده است. این چارچوب با تلفیق استاندارد های مدیریت خودگردان محاسباتی (3GPP/ETSI) و معماری باز-O RAN، یک مدل مدیریت بسته (Closed-Loop) را پایه‌ریزی می‌کند. در بخش متدولوژی هوش مصنوعی، محدودیت روش‌های سنتی با بکارگیری یادگیری استقرایی گراف(GraphSAGE) برطرف شده و پایداری به‌روزرسانی‌های ساختار ترافیکی با استفاده از الگوریتم بهینه‌سازی سیاست پروکسیمال (PPO) تضمین می‌گردد ( لازم به ذکر است که تابع پاداش بهینه هنوز در حال توسعه و در مرحله نهایی سازی است).

در نهایت، با ادغام شبکه عصبی گرافی و یادگیری تقویت پذیر، یک فضای اقدام مبتنی بر مسیر (Path-based Action Space) طراحی شده است که تعمیم پذیری مدل را روی توپولوژی‌های ناشناخته و متغیر شبکه مخابراتی تضمین می‌کند. ساختار مخزن پیاده‌سازی صنعتی این پلتفرم نیز در گام‌های اولیه روی گیت‌هاب پیاده‌سازی و ساختاردهی شده است.

# فهرست مطالب

۱ .مقدمه و بیان مسئله (چارچوب استانداردهای مخابراتی) ..... ۴

۲ .مبانی نظری و متدولوژی هوش مصنوعی ..... ۷

۲.۱ .یادگیری ویژگی‌های ساختاری گراف با روش استقرایی(GraphSAGE) ..... ۷

# ۱ .مقدمه و بیان مسئله (چارچوب استانداردهای مخابراتی)

ارزیابی و شناسایی گلوگاه‌های ترافیکی و مدیریت نوسانات ناگهانی در شبکه‌های سلولی مدرن، نیازمند اتوماسیون سطح بالا بر پایه تحلیل‌های هوشمند است. بر اساس استاندارد مدیریت خودگردان 3GPP/ETSI ، سیستم مدیریت شبکه باید بتواند ابعاد سه‌گانه‌ای شامل سناریوهای مدیریتی، قلمرو مدیریت و جریان کاری بسته را پوشش دهد. چالش اصلی در شبکه‌های فعلی، اتکای بیش از حد به مداخله عامل انسانی در فازهای تحلیل ریشه خطا (RCA) و تصمیم‌گیری بهینه‌سازی است که منجر به افزایش تاخیر در رفع احتقان شبکه می‌گردد.

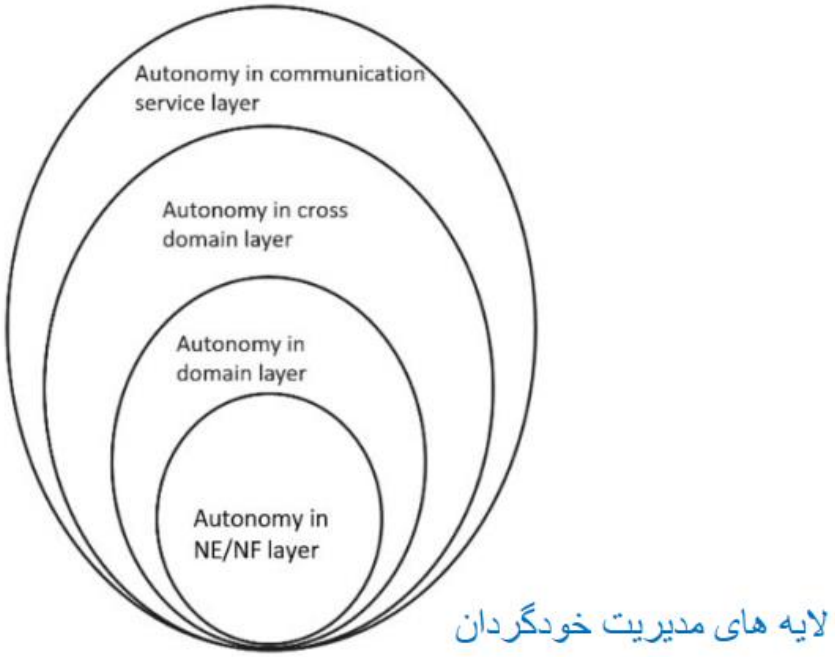


**Figure 4.3.3-1: Autonomy for different management scope**

پلتفرم پیشنهادی $NeuroBottleneck$ ، فرآیند بهینه‌سازی ترافیک را در سطح کارهای کلیدی تعریف‌شده در استاندارد، شامل شناسایی اتوماتیک مشکلات توپولوژیک (Task D) ، پیش‌بینی افت کیفیت سرویس (Task E) ، تحلیل ریشه خطا (Task G) و اصلاح هوشمند مسیر یا تخصیص منابع (Task H) بازتعریف می‌کند.

معماری پیشنهادی سیستم $NeuroBottleneck$ با هدف ارتقای سطح خودگردانی شبکه به **سطح ٤** (Advanced Autonomous Network)، فرآیندهای عملیاتی خود را کاملاً بر جریان کاری استاندارد **ETSI TS 128 100** منطبق ساخته است.

در این ساختار هوشمند، ماژول GNN با کالبدشکافی تله‌متری دریافتی از لایهNWDAF ، وظیفه شناسایی مسائل شبکه (Task D: Network issues identification) را بر عهده دارد و با تکیه بر تحلیل پیش‌دستانه، به پیش‌بینی افت عملکرد (Task E: Network deterioration prediction) در سناریوهای بحرانی نظیر ترافیک انفجاری (Flash Crowd) می‌پردازد.

همچنین، تلفیق مدل‌های ریاضیاتی دقیق نظیر درخت گوموری–هو (Gomory-Hu Tree) در این معماری، امکان تحلیل ریشه خطای شبکه (Task G: Network issue root cause analysis) را به صورت ساختاری فراهم آورده تا محل دقیق فیزیکی گلوگاه‌ها شناسایی شود.

در لایه نهایی تصمیم‌گیری، عامل DRL با دریافت این محدودیت‌های توپولوژیک، به تحلیل راهکارهای تنظیم شبکه (Task H: Network adjustment solutions analysis) می‌پردازد تا بهینه‌ترین راهکارهای بازمسیریابی (Rerouting) را جهت تضمین تاب‌آوری و شاخص‌های SLA اپراتور همراه اول تولید نماید.

**Table 5-1: Framework approach for evaluating autonomous network levels**

| Autonomous network level | | Task categories | | | | |
|---|---|---|---|---|---|---|
| | | Execution | Awareness | Analysis | Decision | Intent handling |
| L0 | Manual operating network | Human | Human | Human | Human | Human |
| L1 | Assisted operating network | Human & Telecom system | Human & Telecom system | Human | Human | Human |
| L2 | Preliminary autonomous network | Telecom system | Human & Telecom system | Human & Telecom system | Human | Human |
| L3 | Intermediate autonomous network | Telecom system | Telecom system | Human & Telecom system | Human & Telecom system | Human |
| L4 | Advanced autonomous network | Telecom system | Telecom system | Telecom system | Telecom system | Human & Telecom system |
| L5 | Full autonomous network | Telecom system | Telecom system | Telecom system | Telecom system | Telecom system |

NOTE 1: Human reviewed decision have the highest authority in each level if there is any confliction between human reviewed decision and telecom system generated decision.
NOTE 2: The order of above five task categories does not reflect the workflow sequence.

**Level 0 manual operating network**: No categorization of the tasks is accomplished by telecom system itself.

**Level 1 assisted operating network**: A part of the execution and awareness tasks are accomplished automatically by telecom system itself based on human defined control information. At this level, telecom system can assist human to improve the execution and awareness efficiency.

**Level 2 preliminary autonomous network**: All the execution tasks are accomplished automatically by telecom system itself. A part of the awareness and analysis tasks are accomplished automatically by telecom system itself based on human defined control information. At this level, telecom system can assist human to achieve the closed loop based on human defined control information.

**Level 3 intermediate autonomous network**: All the execution and awareness tasks are accomplished automatically by telecom system itself. A part of the analysis and decision tasks are accomplished automatically by telecom system itself based on human defined control information. At this level, the telecom system can achieve the closed loop automation based on the human defined closed loop automation control information.

**Level 4 advanced autonomous network**: All the execution, awareness, analysis and decision tasks are accomplished automatically by telecom system itself. And intent handling tasks can be partly accomplished automatically by telecom system itself based on human defined intent handling control information. At this level, telecom system can achieve the intent driven closed loop automation based on human defined intent handling control information, which means the telecom system can translate the intent to the detailed closed loop automation control information and translate the detailed network and service information to intent fulfilment information (e.g. the intent is satisfied or not) based on human defined

هدف این پژوهش، ارتقای سطح خودگردانی شبکه از سطوح سنتی به سطح ۳ (**Intermediate**) و سطح ۴ (Advanced) است؛ جایی که سیستم تله‌کام قادر است بر اساس خط‌مشی‌های تعیین‌شده، وظایف تحلیل و تصمیم‌گیری را به صورت پویا و خودمختار در مواجهه با گلوگاه‌ها انجام دهد.

جهت پیاده‌سازی این ساختار خودگردان در لایه دسترسی رادیویی، معماری O-RAN ساختار منطقی لازم را فراهم می‌آورد. عملیات بهینه‌سازی ترافیک و رفع گلوگاه‌ها در این معماری، درون کنترل‌کننده هوشمند شبکه رادیویی در زمان غیربلادرنگ **(Non-RT RIC)** و زمان نزدیک به بلادرنگ **(Near-RT RIC)** تعبیه می‌شود.

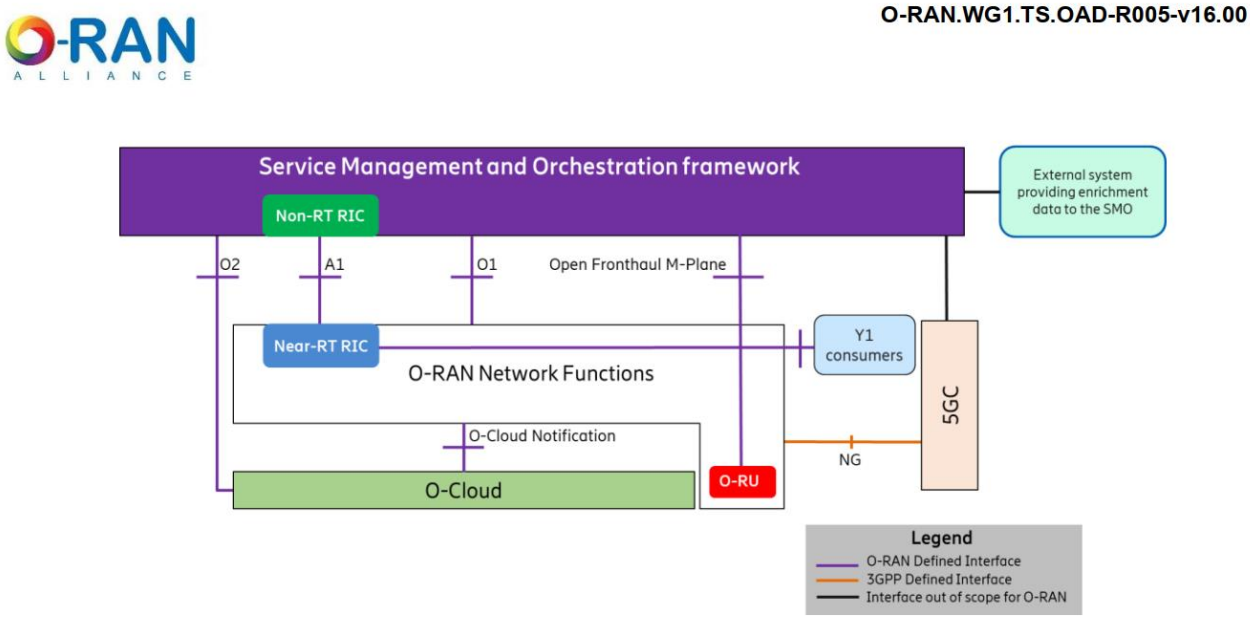


**Figure 5.1-1: High Level Architecture of O-RAN**

این پلتفرم با تحلیل کلان‌داده‌های شبکه در لایه SMO و از طریق روتین‌های *rApp*، سیاست‌های بهینه‌سازی ترافیک را فرموله کرده و از طریق اینترفیس استاندارد A1 به صورت هدایت سیاست (Policy Guidance) به Near-RT RIC منتقل می‌کند تا در بازه‌های زمانی کمتر از ۱۰۰ میلی‌ثانیه، اقدامات اصلاحی روی المان‌های شبکه اعمال شوند

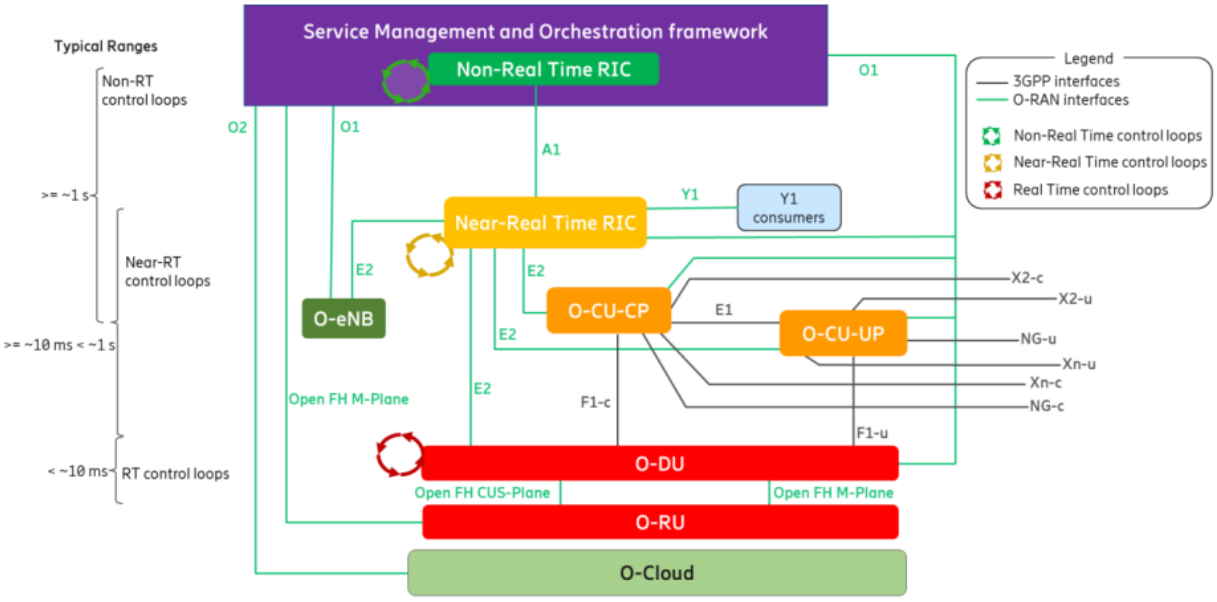


**Figure 5.2-1: O-RAN Control Loops**

عملا عامل هوشمند سیستم $NeuroBottleneck$ ما در دو ماژول از بخش های **O-RAN** و **SMO** که به ترتیب در زمان غیربلادرنگ **(Non-RT RIC)** و زمان نزدیک به بلادرنگ **(Near-RT RIC)** هستند نصب و اجرای همزمان می شوند.

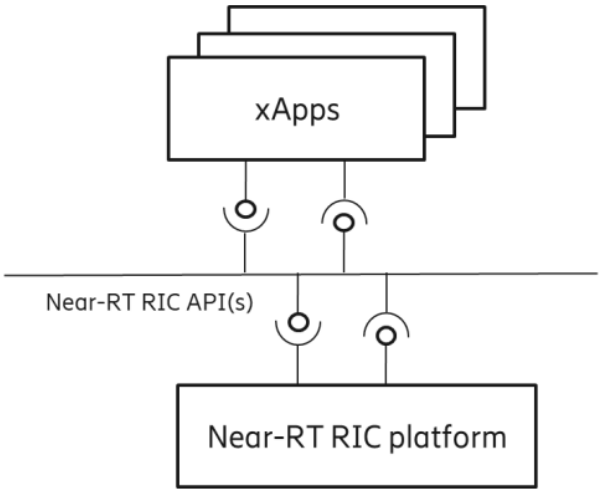


**Figure 5.3.2-1: Service-based representation of Near-RT RIC as specified in Near-RT RIC Architecture [26]**

# ۲ .مبانی نظری و متدولوژی هوش مصنوعی

## ۲.۱ .یادگیری ویژگی‌های ساختاری گراف با روش استقرایی**(GraphSAGE)**

روش‌های سنتی یادگیری امبدینگ گراف (مانندNode۲Vec ) ماهیتی ترانزداکتیو (Transductive) دارند و نیازمند حضور تمامی گره‌ها در طول فرآیند آموزش هستند، امری که بکارگیری آن‌ها را در توپولوژی‌های پویا و در حال تغییر شبکه‌های مخابراتی غیرممکن می‌سازد.

در پلتفرم $NeuroBottleneck$، از چارچوب استقرایی (Inductive) الگوریتم GraphSAGE استفاده می‌شود تا مدل بتواند بدون نیاز به آموزش مجدد، امبدینگ‌های ساختاری باکیفیتی را برای گره‌ها یا لینک‌های جدید شبکه سلولی تولید کند.

فرآیند انتشار رو به جلو (Forward Propagation) در این الگوریتم به گونه‌ای است که در هر لایه از گراف، ویژگی‌های یک گره بر اساس تجمع (Aggregation) ویژگی‌های یک نمونه‌برداری تصادفی و یکنواخت با اندازه ثابت $(S_k)$ از همسایگی محلی آن به‌روزرسانی می‌شود

تابع تجمع Pooling به دلیل ویژگی تقارن و قدرت تفکیک بالا در کارهای ساختاری، به عنوان هسته اصلی استخراج ویژگی‌های گلوگاه انتخاب شده است

فرآیند آموزش بدون نظارت مدل بر پایه یک تابع زیان مبتنی بر گشت تصادفی (Random Walk Loss) استوار است که گره‌های همسایه را در فضای امبدینگ به یکدیگر نزدیک و گره‌های دور را متمایز می‌سازد:

جهت مقیاس‌پذیری در ابعاد صنعتی شبکه همراه اول، از رویکرد مینی‌بچ الگوریتم استفاده می‌شود تا محاسبات بر خلاف متدهای مرسوم گراف کامل، به اندازه مینی‌بچ ...

– ۱:۱۱ بامداد جمعه