

# CoLLMLight: 協作式大型語言模型代理在全網路交通號誌控制的應用

## 摘要

交通號誌控制（TSC）在都市交通管理中扮演關鍵角色，能夠最佳化交通流量並減少擁堵。近期，大型語言模型（LLM）因其卓越的問題解決能力與泛化能力，被視為 TSC 的潛在工具。然而，現有方法未能解決代理之間協作的核心需求，導致其在全網路最佳化上的效果受限。

為了彌補此缺陷，我們提出 **CoLLMLight**，一種針對 TSC 的協作式 LLM 代理框架。我們首先構建結構化的時空圖，以捕捉鄰近路口間的即時交通動態與空間關係，使 LLM 能夠推理複雜的交通互動。此外，我們引入一種基於複雜度的推理機制，根據即時交通狀況動態調整推理深度，確保計算效能最佳化而不犧牲決策品質。

此外，我們提出一種微調策略，利用迭代模擬驅動數據收集與環境回饋，訓練一個輕量化的 LLM，專門用於協作式 TSC。在合成與真實數據集上的大量實驗顯示，**CoLLMLight** 在不同交通場景下優於現有最先進方法，展現出卓越的效果、擴展性與穩健性。

**關鍵詞：**交通號誌控制、大型語言模型、多代理協作、智慧交通

## 目錄

- [引言](#)
- [問題定義](#)
- [協作式 LLM 代理框架](#)
  - [3.1 時空感知協作決策](#)
  - [3.2 基於複雜度的推理](#)
  - [3.3 模擬驅動微調](#)
- [實驗](#)
  - [4.1 實驗設置](#)
  - [4.2 比較性能](#)
  - [4.3 消融實驗](#)
  - [4.4 時空信息分析](#)

5. [相關研究](#)
6. [結論與未來展望](#)

## 1. 引言

交通擁堵已成為都市發展的重大挑戰，影響社會運作與環境品質。隨著城市人口不斷增長，TSC 在最佳化交通流量與提升道路安全方面的作用至關重要。過去數十年來，研究人員提出了多種基於交通工程與數據驅動的 TSC 方法。

傳統交通工程方法通常依賴啟發式算法，根據即時車道流量動態調整號誌。然而，這些方法需要大量人工設計，且難以適應動態與複雜的交通模式。相較之下，數據驅動方法採用強化學習（RL）來學習最優控制策略，透過持續環境互動捕捉交通動態。

為了解決這些問題，我們提出 **CoLLMLight**，一種針對 TSC 的協作式 LLM 代理框架，能夠提升多路口間的協作效率，達成全網路最佳化。

## 2. 問題定義

### 2.1 交通路網

交通路網可表示為一個有向圖，由路口 **V** 和車道 **L** 所構成。車道可分為三種類型：

- 直行車道 (**Lgo**)
- 左轉車道 (**Lleft**)
- 右轉車道 (**Lright**)

這些車道與鄰近路口相互連接，形成完整的交通網絡。

### 2.2 交通號誌控制問題

在每個控制時間步驟中，負責路口的代理會選擇一組號誌配置 **A**，確保交通流量順暢，目標為： $a_t = \pi([O_t, G, T_t], D, A)$  其中：

- **O<sub>t</sub>**：當前與鄰近路口的交通觀測數據
- **G**：路口間的空間關係圖
- **T<sub>t</sub>**：歷史交通交互數據
- **D**：任務目標（如避免下游車道擁堵）

## 3. 協作式 LLM 代理框架

### 3.1 時空感知協作決策

為了讓 LLM 代理能夠理解複雜的交通交互，我們建立了一個結構化的時空圖 **G**，用來捕捉鄰

近路口的空間連結與即時交通流量。代理會根據以下步驟進行決策：

1. 分析當前交通狀況：評估本路口與鄰近路口的車流狀態。
2. 預測未來交通狀況：模擬不同號誌配置下的可能結果。
3. 選擇最佳號誌：根據預測結果，選擇能提升全路網交通效率的號誌方案。

## 4. 實驗

---

### 4.1 實驗設置

我們在 7 個真實數據集和 1 個合成數據集上測試 **CoLLMLight** 的性能，並與傳統 TSC 方法、RL 方法與一般 LLM 進行比較。

### 4.2 比較性能

在零樣本測試中，**CoLLMLight** 展現出卓越的泛化能力，能夠適應不同的交通場景，並在 **New York** 資料集上比現有最佳方法降低 **25.17%** 平均等待時間（AWT）。

## 5. 相關研究

---

我們探討了 TSC 的傳統方法與現代 LLM 代理技術，並強調了 **CoLLMLight** 在交通管理中的優勢。

## 6. 結論與未來展望

---

本研究提出 **CoLLMLight**，一種專為全網路交通號誌控制設計的協作式 LLM 代理框架。透過時空感知決策、基於複雜度的推理與模擬驅動微調，本方法能夠動態適應不同交通場景，達到高效決策。

未來，我們計畫發展分層式多代理 LLM 架構，進一步提升區域級別的交通協作能力，達成更高效的即時決策。