

基于大语言模型的交通异常事件检测与辅助决策

李炎英, 王新宇, 王晓, 孙长银

(安徽大学人工智能学院, 安徽 合肥 230031)

摘要: 大语言模型卓越的数据分析和逻辑推理能力为实时交通管理和辅助决策提供了新思路。ChatGPT能够高效地处理和分析公开的社交媒体数据, 检测数据中包含的城市、道路信息及发生的交通事件, 可用于辅助交通管理人员进行实时询问、追溯起因以及探讨应对措施。构建了一个融合社交媒体与ChatGPT的智能问答框架TMGPT (traffic management GPT), 研究如何基于大语言模型进行交通异常事件的快速检测并辅助交通管理部门进行决策。该框架通过对社交媒体数据的获取、处理与分析, 精准检测交通异常事件并生成针对性应对策略。该框架通过反馈机制持续优化系统性能, 为交通管理和政策制定部门提供决策依据, 从而提升城市交通运行效率和安全性。实验结果表明, 相较于传统方法, TMGPT框架显著提高了交通异常事件检测的准确率并缩短了响应时间, 展现出大语言模型在复杂城市交通管理中的应用潜力。

关键词: ChatGPT; 交通事件检测; 社交媒体; 辅助决策

中图分类号: TP39

文献标志码: A

doi: 10.11959/j.issn.2096-6652.202410

Traffic anomaly event detection and auxiliary decision-making based on large language models

LI Yanying, WANG Xinyu, WANG Xiao, SUN Changyin

School of Artificial Intelligence, Anhui University, Hefei 230031, China

Abstract: The superior data analytics and logical reasoning capabilities of big language models provide new ideas for real-time traffic management and assisted decision-making. ChatGPT efficiently processes and analyzes publicly available social media data to detect city and roadway information and traffic events contained in the data, which can be used to assist traffic managers in making real-time inquiries, tracing causes and exploring countermeasures. This paper constructs an intelligent Q&A framework, TMGPT (traffic management GPT), which integrates social media data with ChatGPT, to explore how large language models can be leveraged to quickly detect traffic anomalies and provide decision support for traffic management departments. Through the acquisition, processing and analysis of social media data, the framework achieves accurate detection of traffic anomalies and the generation of targeted response strategies, and continuously optimizes the system performance through the feedback mechanism, providing a decision basis for traffic management and policy-making departments to improve the efficiency and safety of urban traffic operation. The results show that compared with traditional methods, TMGPT significantly improves the accuracy of detection and reduced response time in the detection and assisted decision-making of abnormal traffic events, which demonstrates the application potential of large language models in complex urban traffic management.

Key words: ChatGPT, traffic event detection, social media, auxiliary decision-making

收稿日期: 2023-11-03; 修回日期: 2024-04-28

通信作者: 王晓, x.wang@ia.ac.cn

基金项目: 国家自然科学基金项目(No.62173329)

Foundation Item: The National Natural Science Foundation of China(No.62173329)

0 引言

随着我国机动车数量的持续增长以及新型交通参与者（如共享单车及外卖员等）加入现有城市交通系统，城市通行量显著增加，交通拥堵问题日益突出，导致交通事故频发^[1]。据《上海市交通行业发展报告（2022）》显示，截至2021年底，上海市注册机动车保有量（含“沪C”牌照机动车）494.2万辆，较上年增长5.4%，而2021年上海市发生各类道路交通事故共计52.3万次，较上年增加19.8%。尽管城市智能化水平不断提高，交通事故的发生频率并未降低。现有智能交通系统对交通异常事件的检测具有一定的滞后性，交通出行人员无法有效规避，进而造成更大范围的交通拥堵以及更多的社会损失^[2]。因此，提升异常交通事件检测效率和异常交通事件的即时反馈，对于城市交通管理具有重要的经济价值与应用意义。

近年来，人工智能技术的发展对社会和民众的生活方式产生了深远影响^[3]。例如，社情民意以舆情的方式反馈给管理部门，而管理部门通过抓取和分析社交媒体数据，提高交通管控效率以及民众的出行满意度。基于此，本文提出了一种融合ChatGPT（chat generative pre-trained transformer）和社交媒体的交通异常事件检测与决策辅助框架——TMGPT。TMGPT框架充分利用ChatGPT在自然语言处理上的优势，基于社交媒体数据的发布时间、文本内容及上下文信息，精确检测交通异常事件的发生地点、时间等关键信息，掌握事件的详细情况并生成应对措施，从而为交通管理者的决策提供更有力的科学支撑。该框架能够显著提高交通事故的处理效率，缩小事故影响范围，并增强城市交通管理系统的健壮性和稳定性。本文的主要贡献如下。

（1）首次提出基于ChatGPT对社交媒体数据进行交通异常事件检测的方法，突破了传统交通异常事件检测方法的限制，为智能交通管理带来了新的研究思路。

（2）基于社交媒体发布的事件内容和背景信息，使用提示词引导ChatGPT关注事件的时间、地点等重要信息，有效提升交通异常事件检测的灵敏度和即时性。这种创新性的结合，不仅能够更快地检测交通异常事件，还能够提供更加详细和准确的事件描述。

（3）通过深入分析交通异常事件信息，ChatGPT能够计算交通异常事件引发交通事故的概率和危害性，并为交通管理者决策提供智能辅助，从而提升交通管理的效率和安全性。

1 相关工作

ChatGPT^[4]凭借其强大的自然语言分析和反馈能力，在全球引起了广泛关注^[5]，并在教育^[6-7]、金融^[8-9]、视觉^[10]等多个领域进行应用。交通管理与控制领域的研究者和从业者也开始探索ChatGPT在复杂城市交通管理与控制方面的应用^[11-14]。例如，Villarreal等^[15]通过大规模用户实验测试ChatGPT能否协助解决复杂的混合交通控制问题。结果表明，ChatGPT在交叉路口和瓶颈环境下生成策略的成功率显著提高，甚至超过了专家水平。此外，Da等^[16]提出的PromptGAT框架将大语言模型与基于提示的动态交通信号建模方法相结合，用于交通信号控制。该框架利用领域知识和实时交通数据来预测交通信号系统动态，并通过强化学习优化控制策略，提升了从仿真到现实的迁移效果。Zheng等^[17]结合大语言模型和跨模态编码器提出了一个基于智能手机的框架。该框架基于新闻文本、图像和音频信息自动生成和分析碰撞报告，使交通事故报告的准确性和效率大大提升。研究表明，大语言模型在城市交通管理方面具有巨大的应用潜力。

目前，传统的交通异常事件检测方法通常依赖有限的数据源，如摄像头和传感设备等，这些数据受到时间和空间限制，无法提供全面、最新的信息^[18-20]。相比之下，社交媒体作为社情民意的感知与反馈平台，以人在环内的方式对交通异常事件的态势演化和社会影响进行补充。社交媒体数据丰富且多样，包括文本、图片和视频等，已被广泛应用于交通异常事件检测^[21-22]。例如，Xu等^[23]基于社交媒体平台上的地理位置信息检测交通事件，利用关联规则过滤无关帖子，再利用时空聚类方法检测交通事件并自动推断事件内容。Ali等^[24]使用本体、潜在狄利克雷分布和双向长短时记忆网络等方法，并结合查询引擎、主题建模、情感分析等技术，从社交媒体数据中提取交通信息、自动识别事件并分析交通事件的情况。Jonnalagadda等^[25]关注交通事件的即时检测，通过分析用户的社交媒体数据精确识别有关拥堵、事故的交通信息。每天有数以百万计的城市居民在社交媒体上分享交通异常事件的信

息，为城市交通异常事件检测提供了重要的实时数据。

2 TMGPT 框架

本文提出了一种基于 ChatGPT 的交通异常事件检测与决策辅助框架 TMGPT，旨在提升城市交通管理的智能化水平和决策准确性。TMGPT 框架如图 1 所示，其以社交媒体数据为主要数据源，通过 ChatGPT 与用户的对话式交互，增强对这些数据的分析和处理能力，从而检测交通异常事件，并生成针对性的应对策略。此外，该框架还可提供警力分配、舆情监控和风险分析等多方面的决策支持。

如图 2 所示，TMGPT 的执行流程由 3 个主要部分组成：社交媒体数据获取与处理、交通异常事件检测以及辅助决策。首先，利用网络爬虫技术定向爬取微博评论数据，提取其中的时间和文本内容，并筛选与交通异常事件相关的信息。其次，进行数据预处理，确保数据的质量和准确性。然后，利用 ChatGPT 对预处理后的社交媒体数据进行事件检测，设计合适的提示词以引导 ChatGPT 关注事件的关键要素，如时间和地点。最后，ChatGPT 基于检测到的交通状况生成具体的应对策略，不符合实际情况的建议通过反馈机制进行修正，形成专家知识与 ChatGPT 知识的迭代闭环，从而提高系统的准确性和实用性。

2.1 社交媒体数据

本文利用网络爬虫定向爬取与交通相关的微博评论数据，获取微博发布时间和评论文本。首先利用 Python 的 Request 模块向新浪微博平台发起 HTTP 请求，获取响应中的 JSON 数据。其次，解析 JSON 文件，提取微博评论的发布信息，并将其

存储为文本数据。然后，运用 Python 的正则表达式模块执行信息筛选操作，包括但不限于 URL、数字、字母、用户名以及特殊符号的去除。最后，使用 Python 的自然语言处理工具包 Spacy 进行中文分词处理。获取的社交媒体数据包含交通异常事件发生的时间点和其他文本信息，为后续交通异常事件的检测提供了必要信息，保证了 ChatGPT 输入数据的质量。

2.2 事件检测

在事件检测阶段，本文借助 ChatGPT 的文本理解能力，检测异常交通事件。这一阶段的关键在于确保 ChatGPT 准确捕获交通异常事件的关键信息，如事件发生的地点和时间。本文设计了合适的提示词用于引导 ChatGPT 关注交通异常事件的时间和地点等信息，从而提高对交通异常事件的检测准确度。需要强调的是，ChatGPT 的输出结果由专业人员核对，以确保其与实际情况保持一致^[26]。对于与实际情况不符的输出，采取迭代反馈机制，将这些信息反馈给 ChatGPT 并重新检测。这种反馈循环机制能够提升 ChatGPT 的性能，尽可能准确地检测交通异常事件。

2.3 辅助决策

在辅助决策阶段，ChatGPT 基于检测到的交通情况，为交警提供具体可行的应对措施。这一阶段通过 ChatGPT 的智能分析和应对措施推荐来支持交通决策。ChatGPT 可以快速分析大量数据，并基于上下文情境提供实用的建议。此外，为了提高方法的可靠性和实用性，本文采用反馈迭代机制，将与实际情况不符的建议反馈给 ChatGPT 进行修正和优化。这种反馈机制不仅提升了 ChatGPT 的性能，还构建了一个有关交通异常事件处理的专家知识与

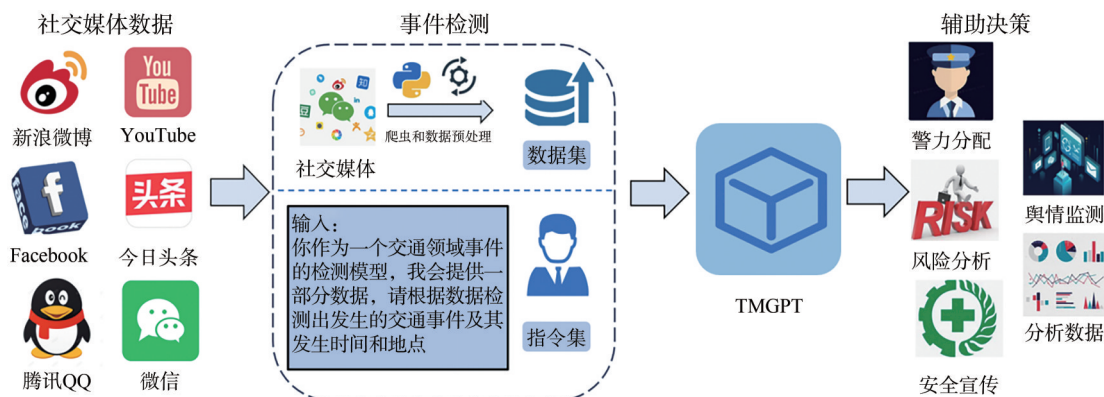


图1 TMGPT 框架

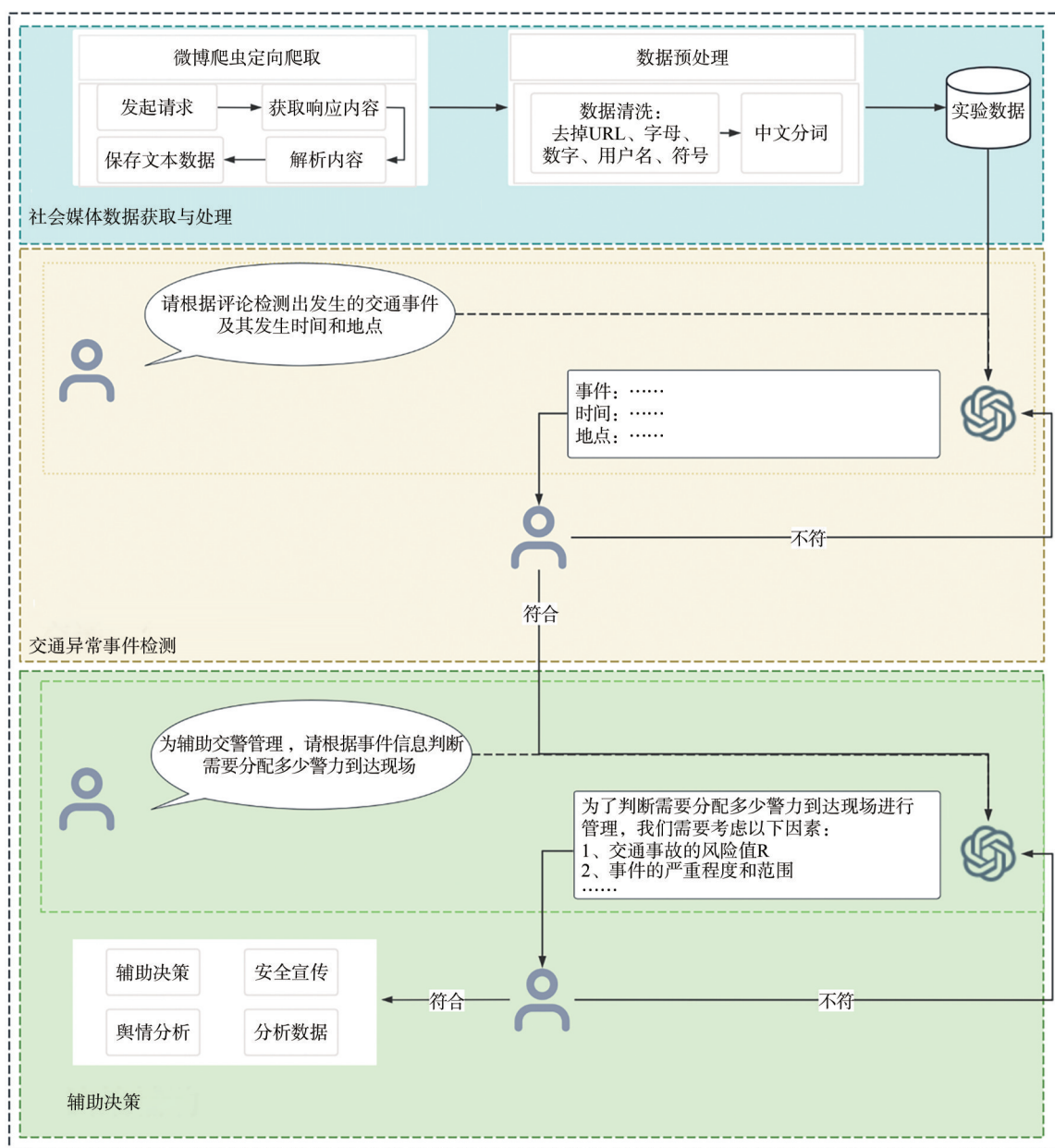


图2 TMGPT的执行流程

ChatGPT知识的迭代闭环。此外, ChatGPT还可用于交通安全知识宣传、舆情分析以及交通数据优化分析等, 这些应用为城市交通管理提供了更多的可能性。

3 实验设计

本文以上海市交通异常事件检测为例, 介绍如何利用 TMGPT 检测交通异常事件以及辅助交通管理部门进行决策。

3.1 微博数据收集和预处理

本文采用 Chen 等^[27]提出的方法进行微博数据采集。首先, 定义搜索条件, 包括关键词“微博”以及“微博内容”, 并明确定义时间范围和地理坐标边界。然后, 向新浪微博平台发送 HTTP 请求, 获取特定的微博数据。这些数据包括时间戳、用户 ID、微博 ID、文本内容等, 如果用户分享了经纬度信息, 也包括其地理位置信息。最终, 我们收集了 2012 年 4 月 1 日至 2013 年 11 月 30 日期间在上海发布的 550 726 条微博, 再从中筛选与交通相关的微

表1 数据预处理结果样例

微博发布时间	微博正文	纬度	经度	是否有经纬度信息
Sat Aug 18 14:08:07 + 0800 2012	沪嘉现在是露天大型停车场,堵的没脾气。	None	None	No
Thu May 23 08:19:32 + 0800 2013	南浦大桥堵车堵到令人发指!!! 我能用走的吗	121.499701	31.208492	Yes

博。每条相关微博至少包含一个与交通相关的关键词。我们使用与事故相关的关键词（如车祸、事故、剐蹭、追尾、相撞）和与拥堵相关的关键词（如堵、拥堵、阻塞、塞车）进一步筛选微博数据。我们随机抽取了1 000条与交通事故和拥堵相关的微博，按照8:2的比例将其划分为训练集和测试集。

在数据收集完成后，进行数据清洗操作，去除微博文本中的URL、特定符号、数字、用户名以及停用词等。数据清洗旨在消除噪声和不必要的信息，确保ChatGPT输入数据的准确性。删除URL和特定符号有助于规范文本内容，去除数字、用户名和停用词有助于减少干扰，提高数据的纯净度，从而提高实验结果的可靠性。数据预处理结果样例如表1所示。

3.2 ChatGPT模型

本文使用的模型为OpenAI开发的ChatGPT大语言模型，其是基于GPT-3.5架构构建的。ChatGPT的底层技术是Transformer模型^[28]，该模型已在自然语言处理领域取得显著成效。ChatGPT采用基于人类反馈的强化学习（reinforcement learning from human feedback, RLHF）进行训练，通过预训练和人工监督相结合的方式对模型进行调优。这种方式使ChatGPT具有更强的语境理解能力，能够更好地理解上下文语义，显著提高了问题反馈的准确度。作为一种通用的大型预训练模型，ChatGPT在面对特定领域问题时通常性能不佳，因此引入提示学习

以提高其性能。提示学习旨在引导模型在不同特定任务上进行学习，通过为模型设计差异化的提示，使其快速适应不同领域。提示学习的优势在于可以将大规模预训练模型具备的通用知识应用于具体任务上。与训练特定模型相比，提示学习更为高效。此外，提示的设计，可根据需要在不同任务中进行优化。

3.3 提示设计与学习

提示包括ChatGPT的角色解释、数据说明、交通信息说明、检测要求以及来自用户的特定输入。本文以交通异常事件的检测为例，具体设计如下。

（1）解释ChatGPT扮演的角色，为其提供任务的上下文。这有助于明确ChatGPT在整个过程中需要承担的职责和功能。

（2）对模型将要处理的数据进行详细说明，确保ChatGPT能够更好地理解和处理这些数据，从而提高分析的准确性。

（3）明确交通事件的具体内容，包括事件的类型、地点和时间。这对于确保ChatGPT准确地检测和分析交通信息至关重要。

（4）引导ChatGPT特定关注交通事件的时间和地点，并对这些要素进行约束，以确保检测的可靠性。

（5）输入具体的交通数据，ChatGPT根据前面的提示和输入的数据进行反馈输出。

提示设计见表2。

表2 提示设计

你作为一个交通领域的事件检测模型，我将给你提供一部分数据，请你根据要求检测出数据中的交通异常事件及其地点和时间信息，并输出结构化的数据表示。输出格式为“交通异常事件: {事件信息}; 地点: {地点信息}; 时间: {时间信息}”。除此之外，请不要输出任何多余的文字。

数据说明:提供的数据是发生交通异常事件时，用户在微博平台上发布的相关帖子，包括微博发布时间、微博正文、帖子经纬度等信息。

交通信息说明:

交通异常事件:与正常交通流模式显著不同的情况，这些异常情况可以通过监测交通流量、速度、密度等参数来识别。交通异常事件通常由外部或内部因素引起，可能包括非正常的高峰时段交通流量、突发的交通拥堵、特殊天气情况以及大型公众活动等。

地点:发生交通异常事件的地点。

时间:发生交通异常事件的时间。

检测要求:

（1）检测地点信息，并转换成对应的经纬度。如果数据中的地点信息缺失或者模糊不清，则识别地理标签数据作为地点。

（2）如果数据中的时间信息缺失或者模糊不清，则结合发帖时间进行推理，并说明是发帖时间。

（3）如果不同文本表达同一事件，则统一为一个结果输出，时间用时间段表示。

给定数据:……

检测结果:……

3.4 评价指标

本文使用准确率 (Precision)、召回率 (Recall)、F1、错误检测率 (Error)、平均响应时间来评估模型的有效性, 各项指标的计算式如下:

$$\text{Precision} = \frac{\text{correct}}{\text{out}} \quad (1)$$

$$\text{Recall} = \frac{\text{correct}}{\text{number}} \quad (2)$$

$$\text{F1} = \frac{2 \times \text{Precision} \times \text{Recall}}{\text{Precision} + \text{Recall}} \quad (3)$$

$$\text{Error} = \frac{\text{error}}{\text{out}} \quad (4)$$

其中, correct 表示系统正确检测出的异常事件数, number 为数据集中异常事件的总数, out 为数据集中手动标注的异常事件数, error 为系统错误检测的异常事件数, 平均响应时间是指系统从接收到检测请求到返回检测结果所需的平均时间。

4 实验结果和分析

4.1 事件检测

以上海市南浦大桥的交通拥堵事件为例, 进行案例分析, 以此展示 TMGPT 的具体执行流程。案例的检测结果如表 3 所示。首先, 将包含数据的提示输入 ChatGPT 模型。然后, 该模型依据输入信息进行事件检测, 精确辨识发生的交通异常事件, 并确定事件发生的地点以及时间。地点的经纬度信息有助于交警部门直接定位事发地点, 从而开展应急管理工作。

本文在数据集上分别利用 TMGPT 框架和 MASCA 算法进行实验, 其中 MASCA 算法是一种传统基于词相关性特征的社交网络突发事件检测方

法^[28]。实验结果如表 4 所示, 本文方法的准确率为 0.76, 召回率为 0.8, F1 值为 0.7794, 单条数据的平均响应时间为 1.2 s。与 MASCA 算法相比, 本文提出的 TMGPT 框架在准确率、F1 值以及平均响应时间方面均表现出明显优势。这种提升表明, TMGPT 框架在交通异常检测中能够更精确地捕捉突发事件, 并显著提升了处理效率。这也进一步验证了大语言模型在数据处理上的强大优势, 特别是在应对复杂场景时的高效性和准确性。

4.2 决策辅助分析

在检测到上海市南浦大桥的交通拥堵事件后, 利用 TMGPT 框架进行事故风险评估, 风险评估结果可为交通管理者提供决策支持。TMGPT 框架根据事件信息构建了一套基础的风险计算模型, 风险评估结果见表 5。根据事件描述, 假设事故发生的概率为 P (如 0.8), 事故的危害度为 D (如 0.7), 通过 $R=P \times D$ 计算出事故的风险值 R 为 0.56。风险值的取值范围为 0 到 1, 用以推测事故发生的可能性。除此之外, TMGPT 提供推测过程的判断依据, 指出交通事故的发生与交通拥堵、车辆状况及驾驶员的精神状态密切相关, 这与已知的交通事故诱发因素一致。

根据 TMGPT 的风险评估结果, 对南浦大桥的交通拥堵事件进行辅助决策分析, 如确定现场所需的警力部署。如表 6 所示, TMGPT 综合考虑了交通事故的风险值、事件的严重程度和影响范围以及现场处理需求, 进而得到警力的最优分配方案。在此过程中, TMGPT 构建了一个基础模型, 用于计算警力配置。例如, 通过以下计算式确定警力数量: 警力数量=基础警力+ (风险值×调整因子),

表3 案例的检测结果

用户	你作为一个交通领域的事件检测模型, 我将给你提供一部分数据, 请你根据要求检测出数据中的交通异常事件及其地点和时间信息, 并输出结构化的数据表示。输出格式为“交通异常事件: {事件信息}; 地点: {地点信息}; 时间: {时间信息}”。除此之外, 请不要输出任何多余的文字。 数据说明: 提供的数据是在发生交通异常事件时, 用户在微博平台上发布的相关帖子, 包括微博发布时间、微博正文、帖子经纬度等信息。 交通信息说明: 交通异常事件: 与正常交通流模式显著不同的情况, 这些异常情况可以通过监测交通流量、速度、密度等参数来识别。交通异常事件通常由外部或内部因素引起, 可能包括非正常的高峰时段交通流量、突发的交通拥堵、特殊天气情况以及大型公众活动等。 地点: 发生交通异常事件的地点。 时间: 发生交通异常事件的时间。 检测要求: (1) 检测地点信息, 并转换成对应的经纬度。如果数据中的地点信息缺失或者模糊不清, 则识别地理标签数据作为地点。 (2) 如果数据中的时间信息缺失或者模糊不清, 则结合发帖时间进行推理, 并说明是发帖时间。 给定数据: Thu May 23 08:19:32+08002013 南浦大桥堵车堵到令人发指!!! 我能用走的吗 121.499701 31.208492 Yes
	ChatGPT 交通异常事件: 南浦大桥堵车堵到令人发指!!! 我能用走的吗; 地点: 121.499701, 31.208492; 时间: Thu May 23 08:19:32 +0800 2013。

表4 交通异常事件检测结果

模型	准确率	召回率	F1	错误检测率	响应时间(s/条)
MASCA	0.64	0.77	0.6615	0.3385	2.2
TMGPT	0.76	0.80	0.7794	0.2206	1.2

以此确保警力调配与事故风险相匹配。

5 总结和展望

本文提出了一种基于 ChatGPT 的交通异常事件检测与决策辅助框架 TMGPT。TMGPT 框架不仅能帮助交警部门检测交通异常事件，还能提供决策支持。通过大数据分析和自然语言处理技术，TMGPT 为交警提供决策建议，如警力及其他资源的分配。此外，TMGPT 在促进公众参与方面也具有一定潜力，公众在社交媒体分享的交通信息可为

交警提供参考，交警亦能通过这些平台与公众互动，及时传达重要信息。

该框架仍处于初步探索阶段，未来的研究方向包括：①将大语言模型与交通数据处理相结合，如整合交通流量、天气数据及实时监控视频等多源数据，充分挖掘其潜在价值，为城市管理提供更有力的支持^[29]；②实现交通异常事件的预测，极大改善城市交通环境。

为了充分发挥 TMGPT 框架在交通领域的潜力，我们希望与交通管理部门建立紧密的合作关系。交通管理者的反馈对于 TMGPT 框架的输出结果至关重要，有助于提升模型的性能，提高其在实际应用中的可靠性。此外，在使用 TMGPT 框架处理敏感数据和信息时^[30]，必须采取严格的安全措施

表5 TMGPT 风险评估结果

用户	交通异常事件往往会引发交通事故，因为它们扰乱了正常的交通流动模式和规律，显著增加了交通事故发生的风险。请根据事件信息计算该地区发生交通事故的概率 P 和危害性 D ，并计算出交通事故的风险值 R ，并给出判断依据。
ChatGPT	要计算发生交通事故的风险值 R ，我们需要先定义事故发生的概率 P 和事故的危害度 D 的计算方法。可以假设一些基础计算模型。
	概率 P： 根据事件信息“堵车堵到令人发指”，我们可以推测此类严重拥堵事件通常会显著增加交通事故的风险。假设此类严重堵车导致事故的概率较高，我们设定 P 为一个较高的值，例如 0.8。
	危害度 D： 交通事故的危害度可以根据事故的潜在影响来估计。严重拥堵可能会导致连环追尾、多车碰撞等严重事故。假设危害性 D 在一个较高的范围内，我们设定 D 为一个较高的值，例如 0.7。
	风险值 R： 风险值 R 可以通过 P 和 D 的乘积来计算，即 $R=P \times D$ 。 根据上述假设和计算方法，我们可以得出：
	概率 P: 0.8
	危害性 D: 0.7
	风险值 R: $R=P \times D=0.8 \times 0.7=0.56$
	判断依据： ● 严重的交通拥堵显著增加了交通事故的风险，因为车辆的速度差异、驾驶员的焦虑和急躁等因素都会影响交通安全。 ● 历史数据和交通研究表明，严重的交通拥堵通常会增加交通事故发生的可能性。 ● 交通事故的危害度评估考虑了可能发生的故事类型及其潜在影响，例如多车连环相撞可能导致严重的财产损失和人员伤亡。

表6 TMGPT 辅助决策分析结果

用户	此时，为了辅助交警管理交通道路，请根据该交通异常事件信息判断需要分配多少警力到达现场，并给出判断依据。
ChatGPT	为了判断需要分配多少警力到达现场，我们需要考虑以下因素。
	交通事故的风险值 R： 根据上一步计算，得到风险值 $R=0.56$ 。
	事件的严重程度和影响范围： 严重拥堵可能涉及较大范围，并且有较高的事故风险。
	现场处理需求： 通常包括交通疏导、事故处理、救援和秩序维护等。
	假设我们有一个基础模型来分配警力数量 N ，计算式为警力数量=基础警力+(风险值×调整因子)。
	假设： 基础警力数量为 5 名警力(用于基础的交通管理和事故处理)。
	调整因子与风险值 R 成正比，假设为 $R \times 10$ 。 那么， $N=5+(0.56 \times 10)=5+5.6=10.6$ 。 根据实际情况，警力数量应取整，即需要分配 11 名警力到现场。
	判断依据： ● 风险值 R：由于风险值接近中高(0.56)，表明现场情况较为严重，需要较多的警力。 ● 事件的严重程度：事件描述为“堵车堵到令人发指”，表明拥堵程度极为严重，可能涉及大量车辆，需要较多警力进行现场管理和疏导交通。 ● 综合处理需求：处理严重拥堵和潜在的交通事故，需要考虑现场秩序维护、事故处理和救援等多方面需求，应合理增加警力数量。 综上所述，建议分配 11 名警力到达现场进行交通管理和事故处理。

确保数据的安全性。我们希望通过增强TMGPT框架在交通领域的处理能力,加强与交通管理部门的合作,以及持续关注安全隐私保护问题,为城市交通的智能化和科学化发展提供有力支持,为城市交通的安全和畅通作出贡献。我们期待与各方共同努力,积极推动智慧城市、智慧交通和自动驾驶^[31-32]等领域的发展,为城市智能交通系统提供更多参考。

参考文献:

- [1] WANG X, TANG K, DAI X Y, et al. S4TP: social-suitable and safety-sensitive trajectory planning for autonomous vehicles[J]. IEEE Transactions on Intelligent Vehicles, 2024, 9(2): 3220-3231.
- [2] 郑治豪, 吴文兵, 陈鑫, 等. 基于社交媒体大数据的交通感知分析系统[J]. 自动化学报, 2018, 44(4): 656-666.
ZHENG Z H, WU W B, CHEN X, et al. A traffic sensing and analyzing system using social media data[J]. Acta Automatica Sinica, 2018, 44(4): 656-666.
- [3] 郑南宁. 人工智能新时代[J]. 智能科学与技术学报, 2019, 1(1): 1-3.
ZHENG N N. The new era of artificial intelligence[J]. Chinese Journal of Intelligent Science and Technology, 2019, 1(1): 1-3.
- [4] RADFORD A, NARASIMHAN K, SALIMANS T, et al. Improving language understanding by generative pre-training[J]. Computer Science, 2018: 1-12.
- [5] 王飞跃, 缪青海, 张军平, 等. 探讨 AI for Science 的影响与意义: 现状与展望[J]. 智能科学与技术学报, 2023, 5(1): 1-6.
WANG F Y, MIAO Q H, ZHANG J P, et al. The DAOs to AI for Science by DeSci: the state of the art and perspective[J]. Chinese Journal of Intelligent Science and Technology, 2023, 5(1): 1-6.
- [6] FUTTERER T, FISCHER C, ALEKSEEVA A, et al. ChatGPT in education: global reactions to AI innovations[J]. Scientific Reports, 2023, 13: 15310.
- [7] BAIDOO-ANU D, OWUSU ANSAH L. Education in the era of generative artificial intelligence(AI): understanding the potential benefits of ChatGPT in promoting teaching and learning[J]. SSRN Electronic Journal, 2023, 7(1): 52-62.
- [8] ZHANG X Y, YANG Q, XU D L. XuanYuan 2.0: a large Chinese financial chat model with hundreds of billions parameters[EB]. arXiv preprint, 2023, arXiv: 2305.12002.
- [9] XU C W, GUO D Y, DUAN N, et al. Baize: an open-source chat model with parameter-efficient tuning on self-chat data[EB]. arXiv preprint, 2023, arXiv: 2304.01196.
- [10] WU C F, YIN S M, QI W Z, et al. Visual ChatGpt: talking, drawing and editing with visual foundation models[EB]. arXiv preprint, 2023, arXiv: 2303.04671.
- [11] GAO Y B, TONG W, WU E Q, et al. Chat with ChatGPT on interactive engines for intelligent driving[J]. IEEE Transactions on Intelligent Vehicles, 2023, 8(3): 2034-2036.
- [12] WANG X, HUANG J, TIAN Y L, et al. Parallel driving with big models and foundation intelligence in cyber-physical-social spaces[J]. Research, 2024, 7: 349.
- [13] WAKE N, KANEHIRA A, SASABUCHI K, et al. ChatGPT empowered long-step robot control in various environments: a case application[J]. IEEE Access, 2023, 11: 95060-95078.
- [14] LI X, LIU E L, SHEN T Y, et al. ChatGPT-based scenario engineer: a new framework on scenario generation for trajectory prediction[J]. IEEE Transactions on Intelligent Vehicles, 2024, 9(3): 1-10.
- [15] VILLARREAL M, POUDEL B, LI W Z. Can ChatGPT enable ITS? the case of mixed traffic control via reinforcement learning[EB]. arXiv preprint, 2023, arXiv: 2306.08094.
- [16] DA L C, GAO M, MEI H, et al. LLM powered sim-to-real transfer for traffic signal control[EB]. arXiv preprint, 2023, arXiv:2308.14284.
- [17] ZHENG O, ABDEL-ATY M, WANG D D, et al. ChatGPT is on the horizon: could a large language model be suitable for intelligent traffic safety research and applications? [EB]. arXiv preprint, 2023, arXiv: 2303.05382.
- [18] 邢其春, 龚勃文, 林赐云, 等. 城市快速路交通事件自动检测算法[J]. 中南大学学报(自然科学版), 2017, 48(6): 1682-1687.
BING Q C, GONG B W, LIN C Y, et al. Traffic incident automatic detection algorithm for urban expressway[J]. Journal of Central South University (Science and Technology), 2017, 48(6): 1682-1687.
- [19] 万福才, 尹承祥, 韩晓微, 等. 城市道路交通异常事件自动检测方法[J]. 沈阳大学学报(自然科学版), 2015, 27(1): 30-33, 43.
WAN F C, YIN C X, HAN X W, et al. Automatic detection method of abnormal events in city road traffic[J]. Journal of Shenyang University (Natural Science), 2015, 27(1): 30-33, 43.
- [20] 陈苑文, 王晓, 李灵犀, 等. 基于社交媒体数据增强的交通态势感知研究及进展[J]. 智能科学与技术学报, 2022, 4(1): 1-13.
CHEN Y W, WANG X, LI L X, et al. Traffic situational awareness research and development enhanced by social media data: the state of the art and prospects[J]. Chinese Journal of Intelligent Science and Technology, 2022, 4(1): 1-13.
- [21] CHANG H L, LI L S, HUANG J X, et al. Tracking traffic congestion and accidents using social media data: a case study of Shanghai[J]. Accident Analysis and Prevention, 2022, 169: 106618.
- [22] 陈虹宇, 艾红, 王晓, 等. 社会交通中的社会信号分析与感知[J]. 自动化学报, 2021, 47(6): 1256-1272.
CHEN H Y, AI H, WANG X, et al. Analysis and perception of social signals in social transportation Acta Automatica Sinica, 2021, 47(6): 1256-1272.
- [23] XU S S, LI S N, HUANG W, et al. Detecting spatiotemporal traffic events using geosocial media data[J]. Computers, Environment and Urban Systems, 2022, 94: 101797.
- [24] ALI F, ALI A, IMRAN M, et al. Traffic accident detection and condition analysis based on social networking data[J]. Accident Analysis and Prevention, 2021, 151: 105973.
- [25] JONNALAGADDA J, HASHEMI M. A deep learning-based traffic event detection from social media[C]//Proceedings of 2021 IEEE 22nd International Conference on Information Reuse and Integration for Data Science (IRI). Piscataway: IEEE Press, 2021: 1-8.
- [26] LU J W, GUO C, DAI X Y, et al. The ChatGPT after: opportunities and challenges of very large scale pre-trained models[J]. Acta Automatica Sinica, 2023, 49(4): 705-717.
- [27] CHEN Y Y, LYU Y S, WANG X, et al. Detecting traffic information from social media texts with deep learning approaches[J]. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, 2019, 20(8): 3049-3058.
- [28] 蒋伟进, 王扬. 基于词相关性特征的社交网络突发事件检测方法[J]. 软件学报, 已录用, doi: 10.13328/j.cnki.jos.006351.
JIANG W J, WANG Y. Social network emergency detection method based on word correlation characteristics[J]. Journal of Software, accepted, doi: 10.13328/j.cnki.jos.006351.
- [29] WANG X, WANG Y T, YANG J, et al. The survey on multi-source

data fusion in cyber-physical-social systems: foundational infrastructure for industrial metaverses and industries 5.0[J]. Information Fusion, 2024, 107: 102321.

- [30] 李亚玲, 覃缘琪, 魏阙. 人工智能生成内容的潜在风险及治理对策[J]. 智能科学与技术学报, 2023, 5(3): 415-423.

LI Y L, QIN Y Q, WEI Q. Potential risks and governance strategies of artificial intelligence generated content technology[J]. Chinese Journal of Intelligent Science and Technology, 2023, 5(3): 415-423.

- [31] 王晓, 张翔宇, 周锐, 等. 基于平行测试的认知自动驾驶智能架构研究[J]. 自动化学报, 2024, 50(2): 356-371.

WANG X, ZHANG X Y, ZHOU R, et al. An intelligent architecture for cognitive autonomous driving based on parallel testing[J]. Acta Automatica Sinica, 2024, 50(2): 356-371.

- [32] WANG X, TANG K, DAI X Y, et al. Safety-balanced driving-style aware trajectory planning in intersection scenarios with uncertain environment[J]. IEEE Transactions on Intelligent Vehicles, 2023, 8(4): 2888-2898.

[作者简介]



李炎英 (2000-), 女, 安徽大学人工智能学院硕士生, 主要研究方向为社会计算、生成式人工智能、交通事件检测。



王新宇 (2003-), 女, 安徽大学人工智能学院本科生, 主要研究方向为交通事件预测、生成式人工智能。



王晓 (1988-), 女, 安徽大学人工智能学院教授, 主要研究方向为社会计算、群体行为建模、无人自主系统及其平行测试。



孙长银 (1975-), 男, 安徽大学人工智能学院教授, 主要研究方向为智能控制与优化、强化学习、神经网络和数据驱动控制。