

基于蚁群优化的VANETs QoS保障路由

王 晨

北方工业大学人工智能与计算机学院, 北京

收稿日期: 2025年6月26日; 录用日期: 2025年7月30日; 发布日期: 2025年8月8日

摘 要

车载自组织网络(Vehicular Ad-hoc Networks, VANETs)环境中, 节点高速移动、网络拓扑频繁变化以及链路质量不稳定等特性, 使得多维服务质量(Quality of Service, QoS)保障面临严峻挑战。针对现有方法难以协同考虑时延、丢包率与带宽利用率等多重指标的不足, 本研究提出一种分层SDN与SRv6协同驱动的蚁群优化路由框架。该框架通过路侧单元(Roadside Unit, RSU)与中心控制器的协同决策, 实现了局部快速响应与全局流量调度的有机融合。并提出了蚁群驱动SRv6路由算法(Ant Colony-based Segment Routing over SRv6, ACSR)算法, 在传统信息素模型中引入欧氏距离启发式, 并以多维QoS综合代价函数引导路径搜索, 加速收敛至高质量解。还提出了基于关键节点保留的路径压缩算法, 有效降低了段路由扩展头的开销。实验结果表明, 所提出的ACSR算法在网络吞吐量、时延、丢包率等指标上表现出色, 具有广阔的实际应用前景。

关键词

VANETs, SRv6, 蚁群优化, QoS

VANETs QoS-Guaranteed Routing Based on Ant Colony Optimization

Chen Wang

School of Artificial Intelligence and Computer Science, North China University of Technology, Beijing

Received: Jun. 26th, 2025; accepted: Jul. 30th, 2025; published: Aug. 8th, 2025

Abstract

In the Vehicular Ad-hoc Networks (VANETs) environment, the characteristics of high-speed node mobility, frequent changes in network topology, and unstable link quality make multi-dimensional Quality of Service (QoS) assurance face severe challenges. In view of the shortcomings of existing methods that it is difficult to collaboratively consider multiple indicators such as latency, packet

loss rate, and bandwidth utilization, this study proposes an ant colony optimization routing framework driven by hierarchical SDN and SRv6. This framework realizes the organic integration of local rapid response and global traffic scheduling through the collaborative decision-making of roadside units (RSU) and central controllers. The Ant Colony-based Segment Routing over SRv6 (ACSR) algorithm is proposed, which introduces the Euclidean distance heuristic in the traditional pheromone model, guides the path search with a multi-dimensional QoS comprehensive cost function, and accelerates the convergence to a high-quality solution. A path compression algorithm based on key node retention is also proposed, which effectively reduces the overhead of the segment routing extension header. Experimental results show that the proposed ACSR algorithm performs well in terms of network throughput, delay, packet loss rate and other indicators, and has broad practical application prospects.

Keywords

VANETs, SRv6, Ant Colony Optimization, QoS

Copyright © 2025 by author(s) and Hans Publishers Inc.

This work is licensed under the Creative Commons Attribution International License (CC BY 4.0).

<http://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>



Open Access

1. 引言

随着城市化进程的加快和机动车保有量的激增, 交通拥堵与事故频发已成为制约社会经济可持续发展的重要瓶颈。全球智能交通系统(Intelligent Transportation Systems, ITS)市场规模 2023 年达 511.6 亿美元, 预计到 2030 年将以 8.5% 的年复合增长率持续扩大, 这一增长主要由对交通控制解决方案和智慧车辆的需求驱动, 以及对环境可持续性和城市安全的日益关注[1]。5G 网络、车联网(Vehicle-to-Everything, V2X)技术和人工智能的深度融合, 为实现道路实时监控、交通流优化和自动驾驶协同提供了可能。社会对出行安全性的刚性需求、对运输效率的持续提升诉求及对环境影响的严格管控, 共同推动了 ITS 从传统信号控制向综合感知、智能决策与自主执行的深度演进[2]。

车载自组织网络[3] (Vehicular Ad-hoc Networks, VANETs)作为 ITS 的重要组成, 实现了车辆与车辆(Vehicle-to-Vehicle, V2V)、车辆与基础设施(Vehicle-to-Infrastructure, V2I)、车辆与行人(Vehicle-to-Pedestrian, V2P)等多种通信模式, 支持行车安全预警、协同车队控制及信息娱乐服务等应用。VANETs 可分为基础设施依赖型和非依赖型[4], 前者主要依靠 RSU 提供接入与转发服务, 后者则通过车载单元(On-Board Unit, OBU)实现完全自治的多跳数据传输。其核心技术包括高精度定位、多跳路由与延迟容忍网络存储-携带-转发机制、地理位置服务、群播/广播调度等, 能够适应复杂动态的交通环境。

VANETs 具有与传统移动自组织网络(Mobile Ad-hoc Network, MANET)截然不同的通信特性, 节点高速移动导致拓扑瞬息万变、低密度区域频繁分区、应用对时延和带宽的差异化需求、专用短程通信 DSRC 带宽易出现信道竞争, 以及复杂户外环境对信号的多径、衰落影响等。这些特性使得基于定期路由表交换(如 OLSR、DSDV)或洪泛式路由请求(如 AODV、DSR)的传统协议面临高控件开销、长重路由时延和低路径稳定性等难题, 难以满足 VANETs 对性能和可靠性的严格要求。

近年来, 针对上述挑战, 学术界和产业界提出了多种优化方法。文献[5]基于粒子群优化的方案将车辆视为粒子, 通过迭代优化路径选择以应对网络拓扑变化。文献[6]设计并实现了一种基于能量阈值与距离优先策略的 QoS 感知路由协议, 该协议在路径选择阶段综合考虑节点剩余能量与最远传输距离, 通过最小化跳数平衡网络拓扑动态性与能耗。文献[7]提出了结合蚁群优化和人工蜂群优化的混合感知路由算

法, 在提高路由可靠性方面取得了显著效果。文献[8]探索了强化学习在 VANETs 路由中的应用, 提出了基于交叉路口的 QoS 路由算法。这些算法虽在某些应用场景中提升了网络性能, 但在网络资源全局协调能力上存在局限。

软件定义网络[9] (Software-Defined Networking, SDN)思想通过将控制平面与数据平面彻底分离, 引入集中或层次化控制器, 可基于全局网络视图进行动态路由优化、流量工程和安全策略下发, 具备可编程性和实时可视化优势。典型 SDN-VANETs 架构包括集中式、分层式和混合式三种控制模式, 可分别权衡控制开销与系统弹性[10]。在此基础上, SDIoV [11]方案利用路感知簇与蜂窝网络辅助, 实现最短可靠路径选择, 降低端节点控制负载, 但对蜂窝资源依赖明显。SESCR [12]深度强化学习模型通过 SDN 全局视图驱动分布式簇管理, 提升了动态场景下的 QoS 保障能力, 但模型泛化与实时性需进一步深化。文献[13]提出了一种基于深度强化学习的路由算法(RL-Routing), 通过优化奖励函数提升了网络吞吐量并降低延迟。文献[14]提出了一种基于智能数字孪生的分层路由方案 ELITE, 在路由决策和网络管理方面取得了重要进展。

上述方案在控制平面优化和 QoS 保障方面取得了显著成效, 但主要依赖于传统的流表下发或深度学习模型, 并未充分发挥网络编程在数据平面转发层面的灵活性和可扩展性。为此, 本文在 SDN 架构优势的基础上, 将 SRv6 的网络编程[15]机制引入 VANETs, 以期从转发机制层面寻求突破。本文构建了一种分层 SDN 与 SRv6 协同的 VANETs 路由框架, 其中路侧 RSU 本地控制器与中心 SDN 控制器协同工作, 实现了局部快速响应与全局流量调度的有机融合。SRv6 因其灵活性受到广泛关注, 该技术通过将 Segment Identifier (SID)嵌入到 IPv6 数据包的扩展头, 无需信令就能表达灵活的转发行为。在此架构基础上, 设计了蚁群驱动的 SRv6 路由算法 ACSR, 该算法将欧氏距离启发式因子引入传统信息素模型, 并通过综合链路持久性概率、端到端时延、分组投递率与带宽利用率等多维 QoS 指标构建统一代价函数, 以加速搜索收敛并提升路径质量。针对 SRv6 数据包头部因路径跳数增加而带来的报头开销增大问题, 提出了基于关键节点保留的 SRH 压缩机制, 仅保留网络中心性或跨区域边界作用的重要 SID, 移除冗余 SID, 从而在保证端到端可达性的前提下显著减少 SRH 长度。仿真实验结果表明, 与 SDIoV [11]和 AOMDV [16]算法相比, 所提出的 ACSR 算法在网络吞吐量、端到端时延、丢包率等关键性能指标上均取得了显著优势, 为高动态 VANETs 环境下的灵活、高效 QoS 路由提供了切实可行的技术路径。

2. 系统模型

本章提出一种基于分层 SDN 与 SRv6 协同的 VANETs 系统架构, 该架构通过控制与数据平面分离、集中式与分布式决策相结合的设计思路, 在保证路由效率的同时提供灵活的流量工程能力, 有效适应 VANETs 高动态场景下的通信需求。

该架构由数据平面、控制平面和应用平面三部分组成, 如图 1 所示。应用平面支持协作避撞、应急车辆预警、服务质量优化和信息娱乐等多样化业务。各业务模块通过北向接口向控制平面提交策略需求, 如对紧急消息的超低时延保障、对大容量数据流的带宽分片, 以及对特定路段的优先级调度。控制平面引入双层控制器协同架构, 本地控制器部署于 RSU 负责与周边车辆节点进行实时交互, 收集邻域内车辆位置、速度及链路质量信息, 快速对本地路由请求和移动事件做出响应。上层由中心 SDN 控制器统一管理全网视图, 进行全局路径规划、策略制定与资源调度。二者之间通过南向 OpenFlow 接口下发 Segment List, 并利用北向 REST API 与上层应用进行策略交互。数据平面负责实际报文的转发, OBU 通过 V2V、V2I 和专用无线控制链路, 与 RSU 及其他 OBU 节点建立数据与控制通道。

传统 SDN 架构中, 数据包转发依赖控制器下发的流表规则, 首先由控制器计算源、目的节点间的路径, 并将路径转换为一系列流表规则, 再通过 OpenFlow 协议将流表分别下发至路径上的每个节点, 各节

点存储流表并根据流表规则匹配数据包头字段，最后数据包逐跳转发，每个节点独立决策下一跳。流表下发延迟高、节点状态维护成本大、链路中断后重新计算路径效率低，不适合 VANETs 高动态场景。

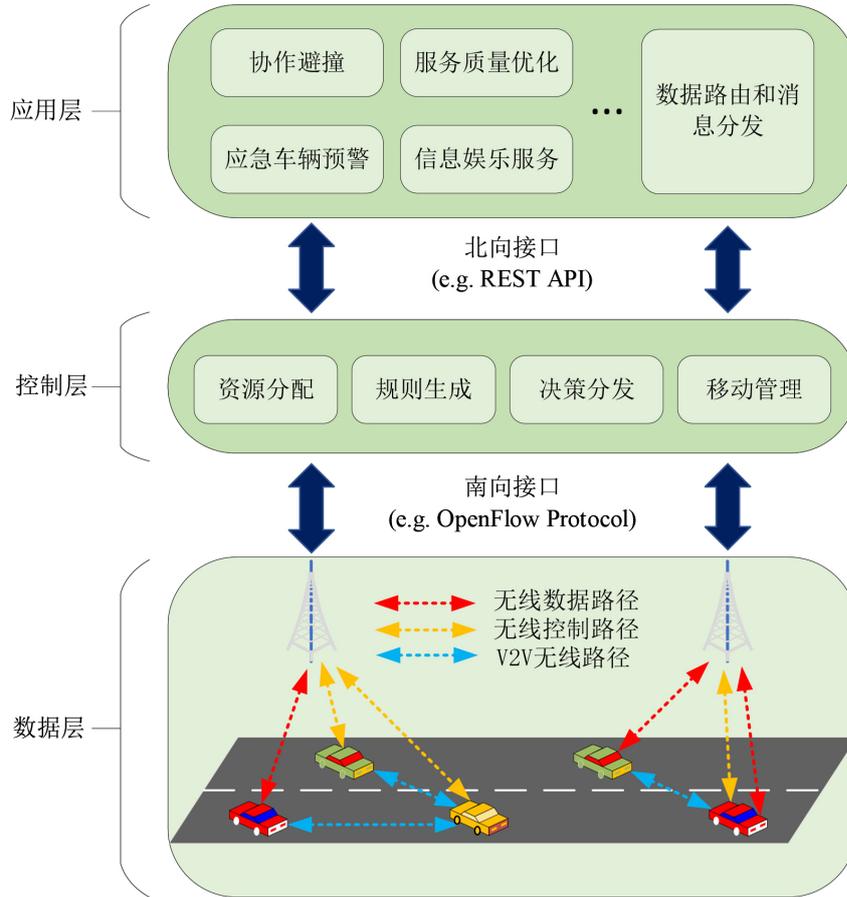


Figure 1. System architecture
图 1. 系统架构

因此本章在数据平面引入 SRv6 技术实现高效转发与路径编程。与传统 OpenFlow 基于复杂流表匹配的方式不同，本架构将端到端路径指令直接嵌入 IPv6 报文的 SRH 中。源节点 V_a 首先向局部控制器发起路径请求，对于跨域通信，局部控制器会将路由请求上报至全局控制器，由全局控制器从全局视角规划跨域路径。控制器计算源、目的节点间的路径，构造包含所有路径节点信息的 Segment List 并下发至源节点，源节点将 Segment List 封装进 SRH 中。数据包沿网络传输时，各中间节点仅需查看 SRH 中的当前活动 SID 进行转发，无需复杂匹配。车辆及 RSU 节点仅需依据报文中的 Segment List 执行“跳跃式”转发，无需存储全套流表，显著提高了节点转发效率并减少状态维护开销。

图 2 详细展示了 SRv6 数据包在网络中的转发过程。当源节点 V_a 需要向目的节点 V_b 发送数据时，首先向本地控制器发起路径请求。对于跨域通信，本地控制器会将请求上报至全局控制器，由全局控制器从全局视角规划最优路径。在本例中，控制器规划的路径为 $V_a \rightarrow V_1 \rightarrow V_2 \rightarrow V_3 \rightarrow V_5 \rightarrow V_b$ ，对应的 Segment List 为 $(V_b, V_5, V_3, V_2, V_1)$ 。当数据包在网络中传输时，SL 指针逐步从 4 减至 0，分别指向不同的 SID。例如，当数据包从 V_a 发出后到达 V_1 时， V_1 识别自己是当前活动的 SID (SL=4)，处理后将 SL 指向 V_2 并转发到 V_2 ； V_2 接收后识别自己为当前活动 SID (SL=3)，处理后 SL 变为 2 并转发到 V_3 ；依此类

推，直至数据包到达最终目的地 V_B 。整个过程中，每个节点只需关注当前活动的 SID，无需存储和匹配复杂的流表规则。

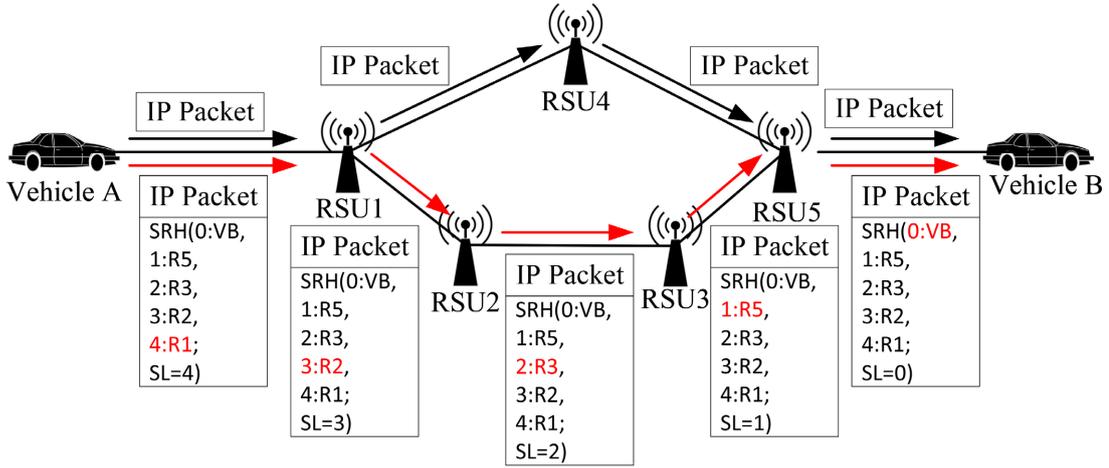


Figure 2. Packet forwarding process
图 2. 数据包转发过程

当“车 - 车”链路不可用或车辆间距过大时，RSU 本地控制器可以在检测到周边无车辆可做下一个 Segment 转发时，生成并下发相应的 Segment List，将下一跳指向最近的 RSU 或后续 RSU 集群。通过这种方式，数据包可以转由 RSU 网络承载，绕过车辆稀疏区域，维持端到端连通性。

3. ACSR 算法

针对 VANETs 环境中节点高速移动导致的拓扑频繁变化和链路质量波动问题，本章提出了一种基于蚁群优化的车联网 QoS 保障路由算法 ACSR。该算法通过引入欧氏距离启发式信息、综合考虑链路持久性概率、时延、丢包率与带宽等多维 QoS 指标，实现了对高动态 VANETs 环境下的高效路由决策。同时，为解决 SRv6 数据包头部开销问题，设计了相应的路径压缩机制，通过识别关键节点实现路由信息的精简与高效传输。

蚁群算法(Ant Colony Optimization, ACO)模拟自然界中蚂蚁通过释放与感知信息素来发现最短路径的机制。在高度动态的车载网络中，仅依赖信息素往往导致初始阶段搜索效率低下、易在次优路径上过早聚集信息素而陷入局部最优，并且对链路质量的剧烈波动响应不够及时。而在高动态的 VANETs 环境中，节点位置与链路质量均随时间快速变化，单纯依赖链路质量或地理最短路径均难以兼顾整体 QoS 要求。

为此，本算法在经典框架中引入欧氏距离启发式，为蚂蚁搜索提供一条“物理最短”路径的先验偏好。通过将欧式启发度 η_{ij} 与信息素浓度共同作用，蚂蚁在信息素尚未充分积累的早期就能更快地聚焦于地理上最接近的候选节点，显著减少网络中的平均跳数和端到端时延，在中后期，这一结构性引导依然保留，使路径搜索既能兼顾链路质量波动，又能保证跳数最小化。与此同时，结合实时更新的时延、丢包率与带宽惩罚项，以及链路保持概率的动态修正，算法既保持了对物理短链路的偏好，又能灵活自适应链路断裂与质量波动，最终在高动态 VANETs 环境中实现低跳数、低延时、高可靠性的 QoS 路由。

令网络拓扑为无向图 $G=(V,E)$ ，每个节点 $i \in V$ 保持平面坐标 (x_i, y_i) ，链路 $(i, j) \in E$ 对应时延 $t_{ij}(t)$ 与丢包率 $e_{ij}(t)$ ，并在时刻 t 拥有信息素浓度 $\tau_{ij}(t)$ 。定义欧氏距离：

$$d_{ij} = \sqrt{(x_i - x_j)^2 + (y_i - y_j)^2} \quad (1)$$

进而构造欧式启发度:

$$\eta_{ij} = \frac{1}{d_{ij} + \varepsilon} \quad (2)$$

其中 ε 为防止除以零的常数。将此启发度融入蚁群决策中, 可稳定引导搜索过程, 避免信息素偏斜导致的局部最优陷阱。

每只蚂蚁 k 在时刻 t 从当前节点 i 选择下一个节点 $j \in N_i^k$ (未访问邻居集) 时, 其转移概率记为:

$$p_{ij}^k(t) = \frac{(\tau_{ij}(t))^\alpha (\eta_{ij})^\beta}{\sum_{l \in N_i^k} (\tau_{il}(t))^\alpha (\eta_{il})^\beta} \quad (3)$$

其中 α 控制信息素影响力, β 控制欧式启发度影响力。通过对比公式(4)得出当物理距离 d_{ij} 明显小于 d_{il} 时, 欧式启发度能有效放大较短链路的选择概率。

$$\frac{p_{ij}^k(t)}{p_{il}^k(t)} = \left(\frac{\tau_{ij}(t)}{\tau_{il}(t)} \right)^\alpha \left(\frac{d_{il} + \varepsilon}{d_{ij} + \varepsilon} \right)^\beta \quad (4)$$

为全面反映链路质量, 将链路在时间间隔 Δt 内持续存在的近似概率建模为:

$$P_{exist}^{ij}(\Delta t) = \exp\left(-\frac{\Delta t}{T_{ij}}\right), T_{ij} = \frac{d_{ij}}{\mu_v} \quad (5)$$

其中 μ_v 为节点相对速度均值。设全网最大/最小带宽为 ϕ_{\max}, ϕ_{\min} , 带宽惩罚项定义为:

$$\beta_{ij} = \frac{\phi_{\max} - \phi_{ij}}{\phi_{\max} - \phi_{\min}} \quad (6)$$

第 k 只蚂蚁所走路径 P_k 的综合代价为:

$$L_k = \lambda_1 \sum_{(i,j) \in P_k} \frac{t_{ij}}{P_{exist}^{ij}} + \lambda_2 \sum_{(i,j) \in P_k} \frac{e_{ij}}{P_{exist}^{ij}} + \lambda_3 \sum_{(i,j) \in P_k} \beta_{ij}, \lambda_1 + \lambda_2 + \lambda_3 = 1 \quad (7)$$

信息素的更新分两个阶段: 在蚂蚁每次从 i 到 j 移动时执行局部蒸发与补充,

$$\tau_{ij} \leftarrow (1 - \rho_{local}) \tau_{ij} + \rho_{local} \tau_0 \quad (8)$$

其中, ρ_{local} 控制每步蒸发强度, τ_0 为基准补充量。当所有蚂蚁完成一次完整源、目的搜索后, 再根据各自路径代价 L_k 向经过的每条边添加信息素增量 $\Delta \tau_{ij}^k = Q/L_k$, 并执行全局更新,

$$\tau_{ij} \leftarrow (1 - \rho_{global}) \tau_{ij} + \sum_{k=1}^m \Delta \tau_{ij}^k \quad (9)$$

其中, ρ_{global} 控制信息素全局蒸发速率, Q 为常数。算法 1 给出了主要流程。

该算法的输入包括, 网络拓扑图 $G(V, E)$ 、源节点 S 、目的节点 D ; 蚂蚁数量 m 、最大迭代次数 MaxIter 。算法的输出包括, 源节点 S 到目的节点 D 的最优传输路径 best_{path} 。

SRv6 作为一种基于 IPv6 扩展头的段路由技术, 通过在每个数据包中插入 SRH 来承载完整的端到端路径 SID 列表, 从而实现细粒度的流量工程、灵活的服务链编排及可编程转发[17]。SRH 中的 SID 数量必须与路径中所有中间节点一一对应, 其长度会随跳数 N 呈线性增长:

$$L_{SRH} = L_{\text{固定}} + (N+1) \cdot L_{SID} \quad (10)$$

算法 1 ACSR 算法

输入 $G(V, E), S, D, m, \text{MaxIter}$

输出 $best_{path}$

- 1) 初始化 $\tau_{ij} \leftarrow \tau_0, best_{cost} \leftarrow \infty, best_{path} \leftarrow \emptyset$
- 2) for iter = 1 to MaxIter do
- 3) 对每条边 $(i, j) \in E$: $\Delta\tau_{ij} \leftarrow 0$
- 4) for k = 1 to m do
- 5) 初始路径 $path \leftarrow [S]$, 当前节点 $cur \leftarrow S$
- 6) while $cur \neq D$ do
- 7) for each $j \in neighbors(current)$ do
- 8) 计算距离 d 、启发式信息 η , $p[j] \leftarrow \tau_{cur,j}^\alpha \eta^\beta$
- 9) end for
- 10) normalize (p)
- 11) $next \leftarrow RouletteWheelSelect(p)$
- 12) 更新路径 $path.append(next)$
- 13) 局部信息素更新; 更新当前节点 $current \leftarrow next$
- 14) end while
- 15) 计算路径成本 L
- 16) for each $(i, j) \in path$ do
- 17) 累积信息素增量 $\Delta\tau_{ij}$
- 18) end for
- 19) if $L < best_{cost}$, 更新最优解
- 20) $best_{cost} \leftarrow L, best_{path} \leftarrow path$
- 21) end if
- 22) end for
- 23) for each $(i, j) \in E$ do
- 24) 全局信息素更新
- 25) end for
- 26) end for
- 27) return $best_{path}$

当网络规模扩大或路径变长时, 这种线性膨胀不仅导致链路层分片增多、吞吐效率下降, 还明显加重了每跳节点的扩展头解析与转发延迟, 给转发设备的缓存和转发表资源带来额外压力。车辆快速移动与拓扑频繁变化会进一步放大 SRH 过长带来的路径失效和重组时延等问题, 使端到端时延抖动和丢包率显著上升。为在保证 SRv6 路由策略灵活性和完整性的同时, 有效控制数据平面开销、提升转发性能, 提出一种针对 SRH 的压缩机制, 即通过识别并保留对路径连通性及策略执行至关重要的关键节点, 剔除或

聚合非必要 SID，以减少 SRH 大小及其伴随的传输和处理负担。

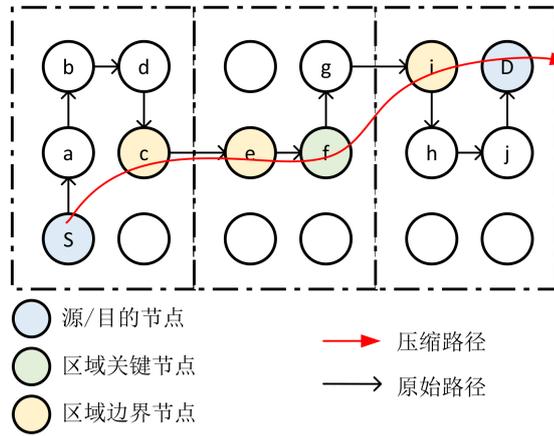


Figure 3. SRH path compression diagram
图 3. SRH 路径压缩示意图

控制平面依据 RSU 覆盖范围对全网节点集合 V 进行聚类，得到通信区域集合 $\{R_1, R_2, \dots, R_k\}$ ，并定义区域映射函数 $\rho: V \rightarrow \{1, 2, \dots, k\}$ 。如图 3 所示，在一条最优路径 $best_{path} = \{S, a, b, d, c, e, f, g, i, h, j, D\}$ 上，仅保留以下节点的原始 SID：源节点 S 、目的节点 D 、每条跨区域链路的两端边界节点、以及每个区域内基于历史成功率 HSR 选出的聚合节点。其余普通中间节点统一映射为对应区域的聚合 SID $\mu_{\rho(v)}$ ，并计算：

$$HSR(v) = \frac{S(v) + \alpha}{S(v) + F(v) + 2\alpha} \quad (11)$$

其中 α 为拉普拉斯平滑因子。聚合节点即取：

$$v_k^* = \arg \max_{v \in R_k} HSR(v) \quad (12)$$

最终定义映射：

$$f(v) = \begin{cases} sid(v), v \in \{\text{源、目的、边界、} v_k^*\} \\ \mu_{\rho(v)}, \text{其余普通节点} \end{cases} \quad (13)$$

并依次应用于 $best_{path}$ ，去除相邻重复后得到压缩序列 $C = \{S, c, e, f, i, D\}$ 。

4. 实验结果与分析

为全面评估 ACSR 算法在 VANETs 环境下的性能，本文采用 NS3 网络仿真器和 SUMO 交通仿真器搭建仿真环境。选取来自 OpenStreetMap 的城市地图，面积为 $1.2 \text{ km} \times 1.2 \text{ km}$ 。通过 SUMO 控制车辆的速度和行驶路径，车辆的速度范围设定为 0 至 15 m/s 将 SUMO 生成的车辆轨迹导出，转换为 NS3 可读的流动性跟踪文件。车辆节点和 RSU 通信范围等配置见表 1。

为全面评估本文提出的 ACSR 算法在 VANETs 环境中的性能表现，本文选取了端到端延迟、分组投递率、链路开销和吞吐量四个关键性能指标，将 ACSR 与 SDIoV [11]和 AOMDV [16]路由算法进行定量对比分析。SDIoV 依托 SDN 架构实现局部簇感知与蜂窝网络辅助，可凸显控制平面在路径决策与多维 QoS 保障方面的协同优势。而 AOMDV 作为经典多路径容错路由，通过维护多条备选路径提高链路可靠性，能够真实反映传统非 SDN 多径策略在高动态网络中的性能瓶颈。

Table 1. Simulation parameters table
表 1. 模拟参数表

参数	值/范围
网络规模	1200 m × 1200 m
车辆数目	30、60、90、120
平均速度	0~15 m/s
通信范围	300 m
MAC 协议	IEEE 802.11p

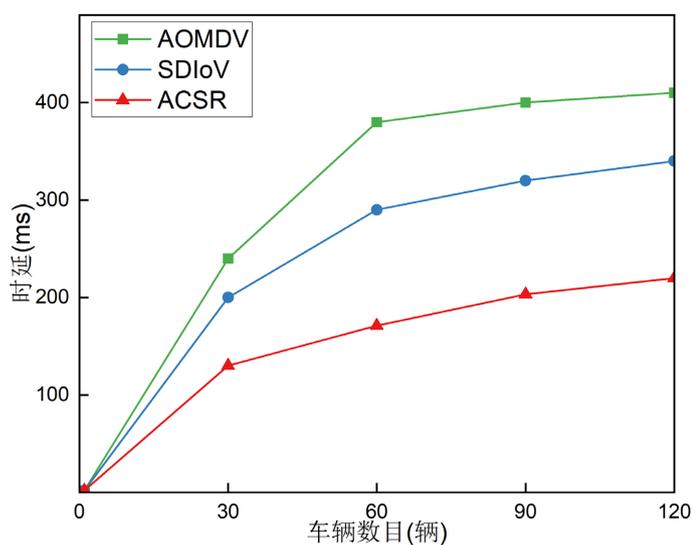


Figure 4. Latency performance at different network densities
图 4. 不同网络密度下的延迟性能

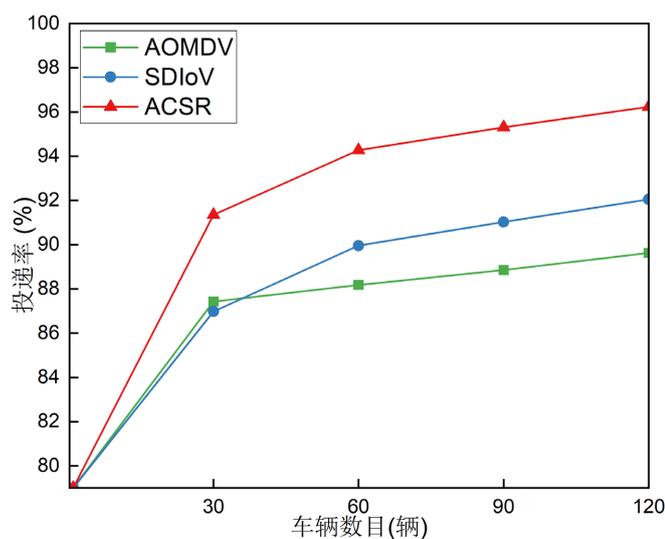


Figure 5. Packet delivery ratio at different network densities
图 5. 不同网络密度下的分组投递率

如图 4 所示，在端到端延迟测试中，ACSR 算法的表现明显优于 SDIoV 和 AOMDV 算法。在车辆数

量为 90 的中等密度环境下，ACSR 算法平均时延相较于 SDIoV 降低了约 36.4%，相较于 AOMDV 降低了约 47.5%，表明欧氏距离启发式能够显著减少路径跳数，使数据包选择物理最短链路。随着车辆数量增加到 120，虽然三种算法的延迟均有所上升，ACSR 依然能够通过动态信息素更新与欧式启发的双重引导，维持更低的时延抖动。

如图 5 所示，在分组投递率测试中，随着车辆数从 30 辆逐步增至 120 辆，三种算法的分组投递率均有所提升，但 ACSR 始终保持最高水平。即使在车辆数量增加到 120 的高密度环境下，ACSR 攀升至约 96%，而 SDIoV 和 AOMDV 则分别为约 92%和约 90%。这一差异可归因于 ACSR 对链路保持概率的建模与惩罚项设计，在链路质量急剧波动时，算法会优先避开易断链路，选择稳定性更高的路径；同时，SRv6 路径压缩减少了中间节点状态维护开销，降低了控制报文丢失风险，从而提升整体的传输可靠性。

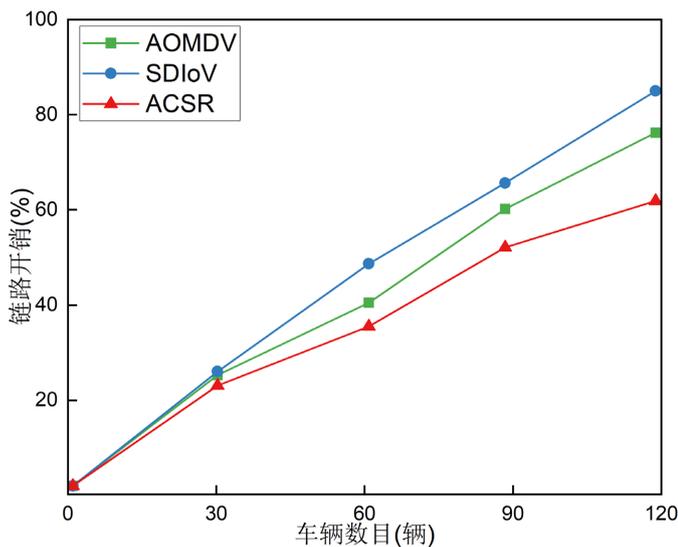


Figure 6. Average load index at different network densities

图 6. 不同网络密度下的平均链路开销

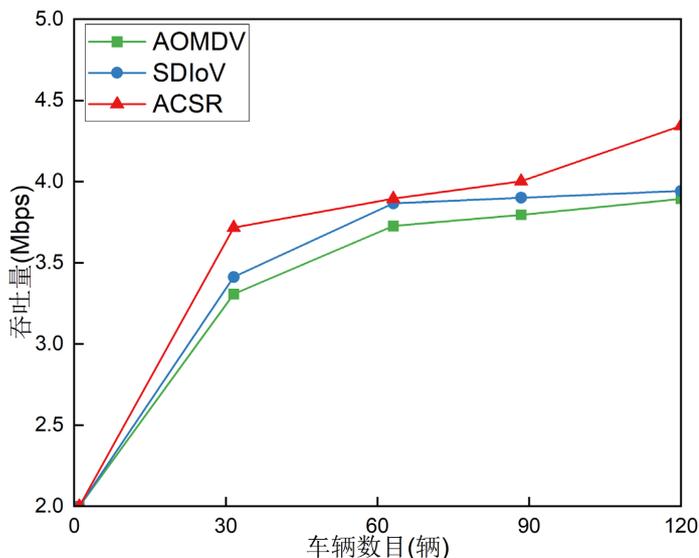


Figure 7. Throughput at different network densities

图 7. 不同网络密度下的吞吐量

如图 6 所示, 在平均链路开销测试中, ACSR 算法的开销显著低于对比算法。随着车辆数量的增加, 三种算法的链路开销均呈上升趋势, 但 ACSR 算法在车辆数为 120 的高密度场景下, ACSR 仅约 60%, 而 SDIoV 和 AOMDV 分别攀升至约 85% 和 75%。这表明 ACSR 算法通过路径压缩技术有效减少了网络控制开销, 且局部控制器的快速响应与全局控制器的策略下发协同, 使得路由更新的频次与范围得到最小化, 减少了额外的控制消息。

如图 7 所示, 在网络吞吐量测试中, 三种算法的网络吞吐量均呈上升趋势, 但在不同密度下的表现存在差异。在 90 辆中等密度场景下, ACSR 的吞吐量相较于提升约 1.3%, 相较于 AOMDV 提升约 3.9%, 性能差异显著。即使在车辆数量增加到 120 的情况下, ACSR 的吞吐量仍然保持较高水平, 表明其在高密度网络环境中仍具有优越的数据传输能力。

5. 结论

本文针对 VANETs 环境下的 QoS 路由保障问题, 提出了一种基于蚁群优化的 SRv6 路由机制 ACSR。通过将 SRv6 网络编程与蚁群优化算法融合, 在分层 SDN 架构下实现了高效的 VANETs 路由决策与数据包转发, 有效解决了传统 OpenFlow 架构在高动态场景下流表下发延迟高、节点状态维护成本大的问题。提出的 ACSR 算法将欧氏距离启发式信息融入蚁群优化框架, 同时综合考虑链路持久性概率、时延、丢包率与带宽等多维 QoS 指标, 通过多维 QoS 综合代价函数实现了路由性能的整体优化。实验结果表明, 与 SDIoV 和 AOMDV 算法相比, ACSR 算法在端到端延迟、分组投递率、链路开销和吞吐量四个关键性能指标上均取得了显著优势。针对 SRv6 扩展头开销问题, 设计了基于关键节点保留的路径压缩算法, 通过选择性保留源和目的节点、区域边界节点和区域关键节点, 移除非必要节点, 有效减少 SRH 长度, 减轻数据平面的传输开销。

但本研究仍存在一些尚未解决的问题, 当前 ACSR 算法在车辆高速移动场景下的收敛速度仍有提升空间, 算法对网络拓扑快速变化的适应性和响应速度需要进一步优化。其次, 本文提出的基于关键节点保留的路径压缩算法虽然有效降低了 SRH 开销, 但在极端密集车辆场景下可能导致路径抖动, 影响路由稳定性。因此, 今后研究的重点方向将专注于以下两个方面: 一是结合机器学习技术, 探索基于预测的路由决策方法, 通过预测车辆移动轨迹和链路状态变化, 提前做出路由调整, 降低链路中断概率; 二是拓展 SRv6 服务功能链, 研究如何在 VANETs 环境下高效部署和链接网络功能, 为车联网提供更灵活的服务能力。

参考文献

- [1] Grand View Research (2023) Intelligent Transportation Systems Market Size, Share & Trends Analysis Report. <https://www.grandviewresearch.com/industry-analysis/intelligent-transportation-systems-industry>
- [2] Elassy, M., Al-Hattab, M., Takruri, M. and Badawi, S. (2024) Intelligent Transportation Systems for Sustainable Smart Cities. *Transportation Engineering*, **16**, Article 100252. <https://doi.org/10.1016/j.treng.2024.100252>
- [3] Cunha, F., Villas, L., Boukerche, A., Maia, G., Viana, A., Mini, R.A.F., et al. (2016) Data Communication in VANETs: Protocols, Applications and Challenges. *Ad Hoc Networks*, **44**, 90-103. <https://doi.org/10.1016/j.adhoc.2016.02.017>
- [4] Sohail, M., Latif, Z., Javed, S., Biswas, S., Ajmal, S., Iqbal, U., et al. (2023) Routing Protocols in Vehicular Adhoc Networks (VANETs): A Comprehensive Survey. *Internet of Things*, **23**, Article 100837. <https://doi.org/10.1016/j.iot.2023.100837>
- [5] Javadpour, A., Rezaei, S., Sangaiah, A.K., et al. (2023) Enhancement in Quality of Routing Service Using Metaheuristic PSO Algorithm in VANET Networks. *Soft Computing*, **27**, 2739-2750.
- [6] Pal, T., Saha, R. and Biswas, S. (2024) Design and Implementation of a Routing Protocol for VANET to Improve the QoS of the Network. *Journal of Network and Systems Management*, **32**, Article No. 45. <https://doi.org/10.1007/s10922-024-09821-z>
- [7] Choudhary, D. and Pahuja, R. (2023) Awareness Routing Algorithm in Vehicular Ad-Hoc Networks (VANETs). *Journal*

-
- of Big Data*, **10**, Article No. 122. <https://doi.org/10.1186/s40537-023-00742-3>
- [8] Rui, L., Yan, Z., Tan, Z., Gao, Z., Yang, Y., Chen, X., *et al.* (2023) An Intersection-Based QoS Routing for Vehicular Ad Hoc Networks with Reinforcement Learning. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, **24**, 9068-9083. <https://doi.org/10.1109/tits.2023.3271456>
- [9] Benzekki, K., El Fergougui, A. and Elbelrhiti Elalaoui, A. (2016) Software-Defined Networking (SDN): A Survey. *Security and Communication Networks*, **9**, 5803-5833. <https://doi.org/10.1002/sec.1737>
- [10] Hussein, N.H., Koh, S.P., Yaw, C.T., *et al.* (2024) SDN-Based VANET Routing: A Comprehensive Survey on Architectures, Protocols, Analysis, and Future Challenges. *IEEE Access*, **13**, 126801-126861.
- [11] Abbas, M.T., Muhammad, A. and Song, W. (2019) SD-IOV: SDN Enabled Routing for Internet of Vehicles in Road-Aware Approach. *Journal of Ambient Intelligence and Humanized Computing*, **11**, 1265-1280. <https://doi.org/10.1007/s12652-019-01319-w>
- [12] Nahar, A. and Das, D. (2020) SeScR: SDN-Enabled Spectral Clustering-Based Optimized Routing Using Deep Learning in VANET Environment. 2020 *IEEE 19th International Symposium on Network Computing and Applications (NCA)*, Cambridge, 24-27 November 2020, 1-9. <https://doi.org/10.1109/nca51143.2020.9306690>
- [13] Chen, Y., Rezapour, A., Tzeng, W. and Tsai, S. (2020) RL-Routing: An SDN Routing Algorithm Based on Deep Reinforcement Learning. *IEEE Transactions on Network Science and Engineering*, **7**, 3185-3199. <https://doi.org/10.1109/tnse.2020.3017751>
- [14] Zhao, L., Bi, Z., Hawbani, A., Yu, K., Zhang, Y. and Guizani, M. (2022) ELITE: An Intelligent Digital Twin-Based Hierarchical Routing Scheme for Softwarized Vehicular Networks. *IEEE Transactions on Mobile Computing*, **22**, 5231-5247. <https://doi.org/10.1109/tmc.2022.3179254>
- [15] Ventre, P.L., Salsano, S., Polverini, M., Cianfrani, A., Abdelsalam, A., Filsfils, C., *et al.* (2021) Segment Routing: A Comprehensive Survey of Research Activities, Standardization Efforts, and Implementation Results. *IEEE Communications Surveys & Tutorials*, **23**, 182-221. <https://doi.org/10.1109/comst.2020.3036826>
- [16] Waseem, R.M., Khan, F.Z., Ahmad, M., Naseem, A., Jhanjhi, N.Z. and Ghosh, U. (2021) Performance Evaluation of AOMDV on Realistic and Efficient VANET Simulations. *Wireless Personal Communications*, **127**, 659-678. <https://doi.org/10.1007/s11277-021-08358-7>
- [17] Previdi, S., Leddy, J., Matsushima, S., *et al.* (2020) RFC 8754: Ipv6 Segment Routing Header (SRH). RFC Editor.