

基于雾计算和自评估的 VANET 聚类与协作感知



刘丹

大连东软信息学院物联网工程系 辽宁 大连 116023

摘要 集群是提高车联网群智感知质量和降低成本的有效方法,但如何在车辆高机动性的同时提高集群稳定性是一个具有挑战性的问题。基于 VANET(Vehicular Ad-Hoc Network)的通信特点,文中提出了基于雾计算和自评估的 VANET 聚类算法 FCSAC(Fog Computing and Self-Assessment Clustering),将 VANET 分为多个集群,集群内车辆协作感知结果由主簇头(Master Cluster Head, MCH)发给雾节点;引入车辆移动率(Velocity Mobility Rate, VMR)来改进簇头选举方法,该参数是根据移动性指标来计算的,以满足 VANET 动态变化的需求;通过定义缩放函数和加权机制来量化评估车辆的加入对集群稳定性的影响。同时,选举辅助群头(Slave Cluster Head, SCH)来增强集群的稳定性。其次,为提高拥堵区域感知的准确性,在雾计算的基础上通过主簇头间的有序链式协作交通态势感知,形成局部交通态势感知准确、全面的视图。最后,使用 Veins 车联网仿真平台评估所提算法的性能。结果表明,与 CBRSDN(Cluster based Routing for Sparse and Dense Networks)算法和 SACBR(Self-Assessment Cluster based Routing)算法相比,所提算法在集群稳定性方面表现优越,并且有效提高了 VANET 的吞吐量;与 FCM(Fuzzy C-Means)算法相比,其交通分流能力更好,并减少了网络通信的消耗。

关键词: 车联网;群智感知;集群;雾计算;协作感知;车载自组织网络

中图分类号 TP393

Fog Computing and Self-assessment Based Clustering and Cooperative Perception for VANET

LIU Dan

Department of Internet of Things Engineering, Dalian Neusoft Information University, Dalian, Liaoning 116023, China

Abstract Clustering is an effective method to improve the perception quality of Vehicular Crowd Sensing (VCS) and reduce costs. However, how to maximize the cluster stability while accounting for the high mobility of vehicles remains a challenging problem. Based on the communication characteristics of VANET, a clustering algorithm based on Fog Computing and Self-Assessment (FCSAC) is proposed, which divides VANET into many clusters, and each cluster selects a Master Cluster Head (MCH) for data dissemination. The results of vehicle cooperative perception in the cluster are given to the fog nodes by MCH, the vehicle mobility rate (VMR) is introduced to improve Master Cluster Head(MCH) election method, this parameter is calculated based on mobility metrics to satisfy the need for VANET great mobility. Then, this paper evaluates the impact of vehicle joining on cluster stability by defining scaling functions and weighting mechanisms. FCSAC strengthens clusters' stability through the election of a Slave Cluster Head (SCH) in addition to the MCH. In order to improve the accuracy, timeliness, and effectiveness of traffic information, on the basis of fog computing, via chain collaboration traffic perception between the MCH, an accurate and comprehensive view of the local traffic perception is formed. Finally, the Veins simulation platform is used to evaluate the performance. The results show that, compared with the CBRSDN algorithm and SACBR algorithm, the proposed algorithm performs better in terms of cluster stability, and effectively improves the throughput of VANET. Compared with the Fuzzy C-Means (FCM) algorithm, it has better traffic diversion capability and reduces the consumption of network communication.

Keywords Internet of vehicles, Crowd sensing, Clustering, Fog computing, Cooperative perception, Vehicular-hoc networks

1 引言

随着物联网的产业化和自动驾驶技术的飞速发展,车联网(Internet of Vehicles, IoV)进入新的研究阶段^[1]。车联网

群智感知(Vehicular Crowd Sensing, VCS)是一种协同计算,通过车辆上的传感器以及车辆的移动性来实现车车、车路、车网、人车、路路的协同,是最有前景的 IoV 应用之一,可实现城市交通路况监测、空气质量监测以及跨空间信息共享等,为智

到稿日期:2020-05-29 返修日期:2020-07-21 本文已加入开放科学计划(OSID),请扫描上方二维码获取补充信息。

基金项目:国家自然科学基金(61772101);辽宁省自然科学基金(20180550021);大连市科技计划项目(2017RQ021)

This work was supported by the National Natural Science Foundation of China (61772101), Natural Science Foundation of Liaoning Province (20180550021) and Dalian Science and Technology Plan Project (2017RQ021).

通信作者:刘丹(liudan_j@neusoft.edu.cn)

慧城市、智慧交通等提供支持。

车载自组织网络(VANET)是 VCS 的重要部分,应用于对效率和实时性要求高的局部感知任务中。VANET 提供两种通信模式:1)车辆到车辆(Vehicle-to-Vehicle, V2V),其优点是无需基础架构且易于网络部署,但当车辆数量不足时,会导致连接断开和数据包丢失^[1-2];2)车辆到基础设施(Vehicle-to-Internet, V2I),其传输范围广、链路稳定^[1],但会增加额外成本且部署困难。上述问题都是由车辆的高机动性引起的,车辆的高速行驶会导致拓扑结构发生变化,从而导致网络不稳定。除了高移动性,节点的不规则分布会导致频繁的网络分区,带来数据包丢失和延迟^[1]。因此,改变传统的平面网络拓扑结构,通过将车辆组合到局部的“集群”中来解决上述问题已成为管理 VANET 的潜在选择。

集群将网络结构从扁平结构变为分层结构,从而提高了网络的可扩展性和可靠性^[2]。其优势如下:1)数据聚合:簇头(Cluster Head, CH)收集集群中所有的数据,以消除冗余信息并生成最终的道路状态和状况。2)最小化通信开销:每个节点仅需要与 CH 进行通信。3)易于管理:将道路划分为多个路段,并选择 CH 来管理每个路段,增强了网络可伸缩性和带宽管理效率。从中可以看出,集群是提高 V2V 通信性能的有效方法,但在车辆高机动性的情况下,提高集群稳定性仍然是一个具有挑战性的问题^[1-3]。因此,CH 的选择至关重要,它会影响网络的稳定性、可靠性和寿命。

同时,降低感知成本和提高数据质量是促进群智感知在智能城市和智能交通等领域发挥作用的重要手段^[3]。因此,本文基于 VANET 的 V2I 和 V2V 群智感知协作来提高交通感知质量。本文设计了基于集群和雾计算的车联网群智感知模型,并在此基础上提出了基于雾计算和自评估的聚类算法,将车辆分为基于地理区域的集群,簇头负责收集转发集群内的协作感知结果;同时,设计更可行的簇头选择方案,簇头间通过有序链式协作感知交通的拥堵情况。本文所提出的方法能增强集群的稳定性,解决链路故障问题并提高网络的通信性能。

2 相关研究

2.1 基于集群的聚类算法

Xiang 等^[4]引入与通信相关的参数构造基于相似性传播 AP (Affinity Propagation) 的聚类算法,选出相对机动性较低但通信性能好的车辆作为簇头,可以平衡全局的车辆。Mammu 等^[5]提出了 CBRSDN(Cluster based Routing for Sparse and Dense Networks),使用定期重新计算流量密度的方式来启动集群聚类,采用加权指标(信号强度、方向和距离)来选择 CH。Qureshi 等^[6]提出了 SACBR(Self-Assessment Cluster based Routing)算法,根据路由度量标准启动自评估方法来选择 CH,该算法可提供更高的稳定性和更少的开销。为延长 VANET 的寿命,Alsarhan 等^[7]提出了一种基于模糊理论的 CH 选择方案,使用 7 个元素作为模糊控制方案的标准参数,将 Sugeno 引入 CH 选择方案中。Ucar 等^[8]提出了一种基于多跳集群的 VANET 新架构,基于 CH 的速度和与其他节点的连接性来选择 CH。Duan 等^[9]使用了软件定义网络 SDN

(Software Dense Networks)的 5G VANET,根据吞吐量和移动速度为每个集群选择 CH。为保持 VANET 中集群的稳定性, Malathi 等^[10]将距离和速度视为创建稳定簇结构的标准。Senouci 等^[11]提出了跨车联网多跳集群方法 MCA-V2I (Multi-hop Clustering Approach over Vehicle-to-Internet),车辆通过特殊的基础设施连接到 Internet 以提高 VANET 的性能。目前,围绕 VANET 集群的应用很多,但由于 VANET 的高动态性,相关的聚类算法仍然存在挑战。

2.2 雾计算

IoV 中的雾计算是思科在 2012 年提出的,雾节点位于网络边缘,靠近车辆,雾计算提高了交通道路监控的准确性和效率。Yu 等^[12]将雾计算用于收集车辆的信息,包括地理位置、速度、方向等。街道上的车辆密度、街道长度和距离也由雾节点完成。Aazam 等^[13]提出了一种基于雾计算和智能网关的目标云通信架构。Lai 等^[14]设计了基于雾计算的自适应数据收集请求应答模型,利用雾节点来减少处理请求的延迟。雾计算在车联网中的部署已成为 VANET 研究的一种趋势^[15]。

3 系统模型

基于集群和雾计算的车联网群智感知模型由三层组成,具体如图 1 所示。

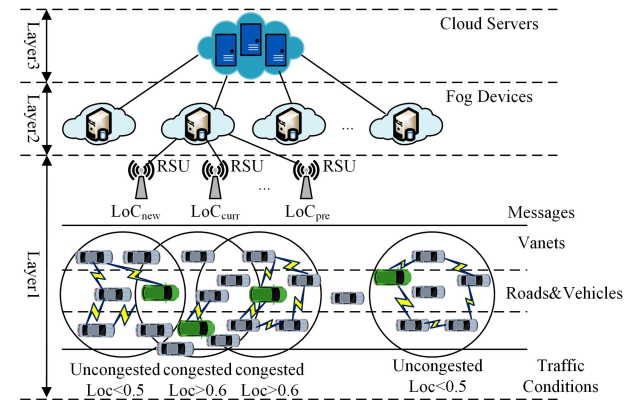


图 1 车联网群智感知模型

Fig. 1 Perception model of VCS

定义 1 假设城市 VANET 场景由 v 辆车(节点)组成,每辆车都有自己的身份($i \in [1, n]$),用集合 $V = \{V_1, V_2, \dots, V_n\}$ 表示。每个车辆 $V_i \in V$ 通过 GPS 定位系统获取位置 $L_i(x, y)$,车载单元(On Board Unit, OBU)用于在 V2V, V2I 之间提供无线通信。为了接近真实性,假定不同的车辆有不同的通信能力。

$Message = \{M_{beacon}, M_{data}\}$ 系统中存在信标消息和数据消息。车辆通过信标消息彼此交换信息,包括车辆标识符、当前位置、当前速度、移动方向、当前状态和簇头的标识等。数据消息包括簇头节点发送给雾节点的本集群协作感知消息,以及簇头与簇头协作感知消息。

3.1 模型层次

Layer1: V2V 群智感知层,包括 RSU 和车辆。RSU 通过无线方式与车辆通信,通过有线连接与雾节点通信。

每个车辆 V_i 可能处于以下 4 个状态之一:

1) 初始节点 (Undefined Node, UN), 不属于任何集

群的车辆的初始状态。

2) 主簇头(MCH), 车辆充当簇首的状态。

3) 辅助簇头(SCH), 如果 MCH 不可用或离开集群, 将替换 MCH 的车辆。

4) 集群成员(Cluster Member, CM), 车辆连接到 MCH 的状态。

状态之间的转换是由事件触发的。

Layer2: 雾节点层 $F = \{F_1, F_2, \dots, F_m\}$, 分布式雾设备与簇头进行实时交互并预处理簇头汇聚的数据 (M_1, M_2, \dots, M_i) , 将过滤后的数据上传到云服务器以进一步处理; 同时, 负责簇头与簇头之间的通信。当出现交通拥堵时, 车辆通过簇头间的群智协作来提高对拥堵路况的感知。

Layer3: 集中式控制中心, 包括云服务器和网关。网关可以与其他异构网络进行通信、存储、共享数据和服务。

RSU 和雾设备部署在市中心的十字路口和交通密集道路的路边。大多数车辆进入市区时行驶比较缓慢, 车辆间的通信良好, 通过建立连接不断地传输信息。当附近有其他车辆加入时, 车辆间可以使用本地计算和通信资源来完成新连接的建立。

3.2 层次任务

将群智感知任务分解为 K 个子任务 $T = \{T_1, T_2, \dots, T_k\}$ 。各方的责任如下:

1) 集群内 V2V 群智感知(水平方向)

车辆 $V = \{V_1, V_2, \dots, V_n\}$; 当车辆 V_i 在行驶过程中感知到事件发生时, 报告感知结果 T_{in} , 发送给 MCH_i 。

2) 主簇头 V2F 汇聚(垂直方向)

MCH_i 收集本集群 CM 的信息, 汇总感知结果, 创建一条新的信息 T_i , 发给雾节点 F_i 。

3) 主簇头间 V2V 群智协作(全局)

簇头 $MCH = \{MCH_1, MCH_2, \dots, MCH_M\}$ 通过路由信息表进行水平协作感知。

4) 控制中心

接收汇总数据时, 控制中心会验证这些数据, 然后根据客户要求生成最终报告。由于控制中心可能收到同一子任务的

不同聚合结果, 因此需要进一步分析基于子任务度量的均值 $E(T)$ 和方差 $Var(T)$, 以评估最终报告质量^[16]。

$$E(T) = \frac{\sum T_i \in T^M}{N} \quad (1)$$

$$Var(T) = \frac{\sum T_i \in T^{M,2}}{N} - E(T)^2 \quad (2)$$

5) 局部目标

为让更多的车辆参与消息传输, 本文设计了基于集群 (C_i) 的局部目标方案, 以激励更多的车辆提供有效的消息, C_i 中的车辆都希望提供有效信息来最大化自己的效用。

$$\max F_i = \max \sum_{i=1}^{N_i} f_i^v \quad (3)$$

其中, f_i^v 是 C_i 中 V_i 的效用, N_i 是 C_i 中车辆的数量; F_i 是 C_i 的效用函数, 等价于 C_i 中所有车辆的效用之和, F_i 越大, 则 C_i 中的车辆获得效用越大。

基于信誉的激励机制, 系统使用虚拟币作为车辆参与感知的奖励, 虚拟币的多少取决于参与感知的车辆对交通信息决策做出贡献的大小^[16]。如果 MCH_i 提供了一条有用的信息(在交通决策之前), 则 C_i 中所有的车辆都会得到奖励。设 $p_i(t, s)$ 表示获得的奖励, 它是时间 t 和报告质量 s 的函数。 c_m 表示上传一个信息的成本, X_m 表示上传信息的大小, 则:

$$F_i = p_i(t, s)(1 - e^{-\alpha_m c_m}) \quad (4)$$

可见, F_i 与消息大小、获得的奖励和成本有关, C_i 中簇成员(CM 和 SCH)所获得奖励的多少是由簇首(MCH)决定的。因此, 簇中车辆为自己的效用, 会努力感知事件并提供准确的消息。

4 集群方案

本文提出的集群方案包括聚类算法、MCH 选举、MCH 管理其成员节点的数据转发, 以及 MCH 之间协作感知。在雾节点层每个 MCH 都会启动一个记录表, 该记录表包含当前 MCH 与其他现有 MCH 的连接信息。当发生拥堵时, MCH 与其他 MCH 进行通信。基于雾计算和自评估的集群流程如图 2 所示。本方案包括水平 V2V(集群)和垂直 V2F(雾计算)。

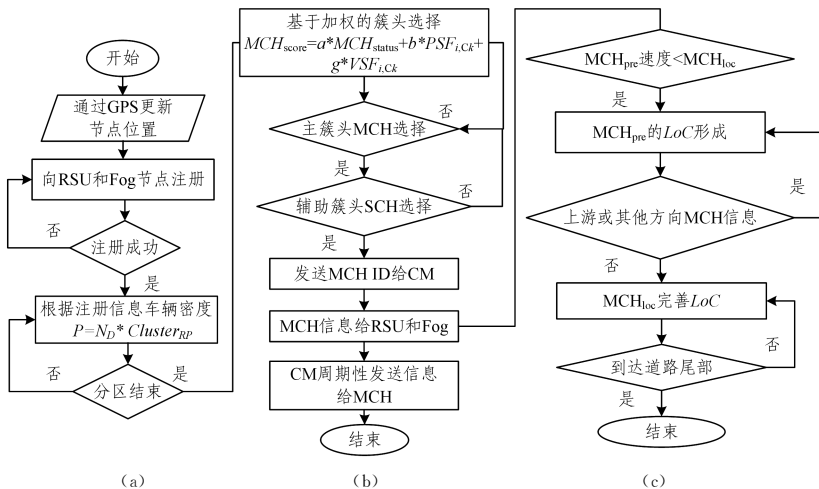


图 2 集群方案

Fig. 2 Cluster solution

FCSAC 算法中引入了 VMR 参数,该参数经过评估可在集群中使用^[11],在交通动态变化且不稳定的城市 IoV 中更可行。该算法根据移动性度量标准(节点连接性、平均相对速度、平均距离和链接稳定性)计算车辆移动速率(VMR)来选择簇头。VMR 是基于以下移动性指标的组合。

1) 节点连接性 NC (Node Connectivity): 节点 i 的度 Deg_i , 其中 N_i 代表节点 i 一跳邻居的集合, Deg_i 取决于节点 i 一跳邻居的基数, 即:

$$NC_i = Deg_i = |N_i| \quad (5)$$

2) 平均相对速度 ARV (Average Relative Velocity): ARV 较低表示该节点的状态更稳定。假设 $p_1(x_1, y_1)$ 是节点 i 在时间 T_1 的位置, 而 $p_2(x_2, y_2)$ 是节点 i 在时间 T_2 的位置。 d_i 是节点 i 在一段时间内经过的距离:

$$\Delta d_i = \sqrt{(x_1 - x_2)^2 + (y_1 - y_2)^2} \quad (6)$$

因此, i 在时间 t 的速度为:

$$v_i = \frac{\Delta d_i}{\Delta t} \quad (7)$$

则, i 的平均相对速度为:

$$ARV_i = \frac{1}{NC_i} \sum_{j=1, j \neq i}^{NC_i} |V_i - V_j| \quad (8)$$

3) 平均距离 AD (Average Distance): 节点与其邻居之间的平均距离。 NC_i 小的节点更接近其邻域的中心。

$$AD_i = \frac{1}{NC_i} \sum_{j=1, j \neq i}^{NC_i} \sqrt{(x_1 - x_2)^2 + (y_1 - y_2)^2} \quad (9)$$

4) 链路稳定性 LS (Link Stability): 表示节点相对于其邻居节点的链路稳定性, 取决于 AD 变化率。假设 $AD_i(t_1)$ 是节点 i 在时间 t_1 内的平均距离, 而 $AD_i(t_2)$ 是节点 i 在时间 t_2 内的平均距离。节点 i 在时间 $T (T = t_2 - t_1)$ 上的链路稳定性 $LS_i(T)$ 为:

$$LS_i(T) = |AD_i(t_1) - AD_i(t_2)| \quad (10)$$

则节点 i 的移动率 VMR_i 为:

$$VMR_i = \frac{LS_i(T)}{NC_i} + \sqrt{(\ln(1 - \frac{ARV_i}{v_{max}}))^2 + \frac{AD_i}{\max D_i}} \quad (11)$$

4.1 注册

每个 RSU 向车辆广播包括其位置和身份信息的信息。当车辆进入 RSU 的覆盖区域并接收广播消息时, 发送 REGISTER 请求向 RSU 注册。RSU 将接收到的请求转发到雾节点, 以确认该车辆已注册并发送 CONFIRM 消息为其提供 IP 地址。车辆会将其状态更改为 UN 并启动聚类算法。

4.2 集群

令 P 表示分区, N_D 表示节点密度, $Cluster_{RP}$ 表示簇百分比, 则:

$$P = N_D * Cluster_{RP} \quad (12)$$

FCSAC 根据网络中的车辆节点分布形成集群。首先车辆注册到雾节点, 雾节点根据式(12)计算后, 将车辆划分为基于地理区域的集群。雾节点分析每个分区的中心点 (C_{point}), 以基于中心点的一组车辆生成集群, 雾节点还为每个集群分配集群标识 ID。算法 1 给出了集群的形成过程。

算法 1 集群的形成

输入: $N_D, Cluster_{RP}$

输出: Cluster

1. 通过 GPS 更新车辆节点位置
2. 向雾节点注册车辆信息
3. $P = N_D * Cluster_{RP} / P$ 分区的数量 * /
4. Procedure $C_A(A)$
5. 对于每个分区
6. do
7. 计算 C_{point}
8. $C_{point}[i] = C_{point}$
9. end for
10. do
11. $C_{point} =$ 计算 (i, x, y, C_{point})
12. i 加入最近的集群 (到 C_{point} 的距离)
13. end for
14. end for Procedure

4.3 簇头的选举

每辆车都会向其单跳邻居周期性地广播 BEACON 消息, 接收到所有单跳邻居的消息后, 每辆车都会计算以下参数: 节点连接性 (NC)、平均相对速度 (ARV)、平均距离 (AD) 和链路稳定性 (LS), 这些参数用于计算其 VMR, 如图 2(b) 所示。

MCH 的选取采用自评估作为选择标准之一, 相比于单个节点与其一跳邻居交换数据的集群方法, 基于自评估的算法的稳定性更高、开销更少。自评估方案首先确定邻居节点的状态, 检查是否存在 MCH, 如果存在 MCH, 则取消自评估过程。对已存在的 MCH 状态, 该度量标准通过使用先前 MCH 的节点状态进行评估。

VMR 用于区分节点移动性, 本算法采用较低的速度, 因为速度高的车辆会很快从集群中驶出。

此外, 从全局评估集群中车辆的角度出发, 本文采用了新的加权机制, 其核心是复合评估, 通过速度和位置缩放函数来定量评估车辆加入集群时对集群稳定性的影响。

速度缩放函数: 新车辆加入集群时根据速度定量评估其对集群稳定性的影响。对于第 k 个集群 C_k , 当车辆 V_i 加入时, 新的集群表示为 C_k' , 即 $C_k' - C_k = \{v_i\}$ 。与 C_k 相关的 V_i 的速度缩放函数定义如下:

$$VSF_{i, C_k} = \frac{1}{CMN_{C_k'} - v_j \in C_k'} (v_i - \overline{VMR_{C_k'}})^2 \quad (13)$$

其中, $CMN_{C_k'}$ 表示 C_k' 的集群成员数, $\overline{VMR_{C_k'}}$ 表示 C_k' 的平均速度, 计算如下:

$$\overline{VMR_{C_k'}} = \frac{1}{CMN_{C_k'} - v_j \in C_k'} \sum v_j \quad (14)$$

通过式(13)和式(14)可以看出, 车辆速度缩放函数的值越小, 对簇稳定性的影响就越小。

位置缩放函数: 新车辆加入集群时根据位置定量评估其对集群稳定性的影响。与 C_k 相关的 V_i 的位置缩放函数定义如下:

$$PSF_{i, C_k} = \frac{1}{CMN_{C_k'} - v_j \in C_k'} (\sum \| (x_i, y_j) - \overline{(x_{C_k'}, y_{C_k'})} \|^2) \quad (15)$$

其中, $(\overline{x_{C_k'}}, \overline{y_{C_k'}})$ 表示 C_k' 的中心位置。

$$(\overline{x_{C_k'}}, \overline{y_{C_k'}}) = \left\{ \frac{1}{CMN_{C_k'} - v_j \in C_k'} \sum x_j, \frac{1}{CMN_{C_k'} - v_j \in C_k'} \sum y_j \right\} \quad (16)$$

通过式(15)和式(16)可以看出, 位置缩放函数的值越小, 对簇稳定性的影响就越小。

基于式(13)和式(15)的线性加权复合评估函数定义为:

$$MCH_{score} = \alpha * MCH_{status} + \beta * PSF_{i,C_k} + \gamma * VSF_{i,C_k} \quad (17)$$

$$\alpha + \beta + \gamma = 1 \quad (18)$$

在式(18)中, α, β 和 γ 分别表示 MCH 状态, 距离和速度的加权因子, $0 \leq \alpha \leq 1, 0 \leq \beta \leq 1$ 和 $0 \leq \gamma \leq 1$ 。

接下来, 设计合理的加权系数。考虑到具体的应用情景, 如天气、通信等对集群的性能有很大影响^[17-18], 本文建议:

1) 如果信号覆盖范围狭窄, 则 $\beta > \alpha > \gamma$, 通过增加位置缩放函数来排除可能影响集群稳定性的边界车辆。如果通信速率较低, 则 $\alpha > \beta > \gamma$ 。

2) 在交通稀疏的情况下, 影响集群的主要因素是车速, 则 $\gamma > \beta > \alpha$ 。对于密集的交通场景, 主要影响因素是车辆位置, 而车速对集群稳定性的影响就很小, 因此 $\beta > \gamma > \alpha$ 。

通过式(17)可以看出, MCH_{score} 值越小, 其对集群的影响就越小。因此, 选择计算结果最低的 MCH_{score} 作为 MCH, 次低的 MCH_{score} 作为 SCH。MCH 向指定车辆发送 NOMINATION 消息, 车辆收到 NOMINATION 消息后将其状态更新为 SCH。同时, 每个 MCH 将消息发送到 RSU, 以与网络中的所有车辆共享。

4.4 集群维护

4.4.1 主簇头离开

在每个集群中, SCH 使用专用通信链路定期监视 MCH 的状态。如果 SCH 在一段时间内未从其 MCH 接收到消息, 则表示 MCH 已离开集群, SCH 立即替换 MCH。CM 则根据式(17)选择新的 SCH, 旧的 MCH 将其状态更改为 UK 并加入其他集群。

4.4.2 集群合并

当两个相邻集群在某时段上有较大的重叠率时, 集群将合并。从两个 MCH 中选择一个 MCH 来管理合并后的所有 CM。选择具有最大集群成员数量的 MCH 作为集群新的 MCH, 其 SCH 也成为新集群的 SCH。

4.4.3 离开集群

每个 MCH 通过定期消息交换来监视其 CM 以跟踪集群中的成员。当成员在时间段 t 内移出集群范围时, MCH 会监测到此事件, 并立即将该节点从其成员列表中删除。随后, MCH 向其 SCH 发送更新消息。同时, 如果 CM 在一段时间 t 内未收到来自其 MCH 的定期消息, 则它必须将自身状态更改为 UN 并加入另一个集群。

4.4.4 加入集群

当 UN 车辆接近集群时, 向其最近的 CM 发送加入请求, CM 将此加入请求转发到其 MCH, MCH 计算与该 UN 车辆的相对速度。如果此相对速度小于或等于集群的平均相对速度, 则 MCH 将此 UN 车辆添加到其 CM 列表, 并向 UN 发送回复以确认加入成功。

4.5 基于雾节点的簇头协作感知

如图 2(c) 所示, 如果发生拥堵, 将触发基于雾节点的簇间协作交通感知; 位于拥堵前端的 MCH 识别拥堵的起始位置和拥堵状态 LoC, 并将消息向上游传播; 位于拥堵区域中的 MCH 收到下游 MCH 转发的消息后, 修正消息内容, 并继续

向上游转发; 位于拥堵末端的 MCH 识别拥堵区域的结束位置, 并完善信息。

尚未到达拥堵区域的车辆收到消息后, 驾驶员可以降低车速或更改路线。

4.5.1 交通态势评价模型

交通拥堵程度 LoC (Level of Congestion) 采用文献[12]提出的基于模糊逻辑的交通态势评价模型, 并将该模型表示为道路拥塞程度评价函数 RCE (Road Congestion Evaluation), 即:

$$LoC = RCE(density, average_{speed}) \quad (19)$$

其中, $density$ 表示车流密度, $average_{speed}$ 表示平均速度, $average_{speed} = \overline{VMR_{C_k}}$ 。拥堵程度的取值为 $0 \sim 1$ 之间的连续值, 0 表示无拥堵, 1 表示拥堵严重。

4.5.2 簇头间有序协作态势感知

已知: LoC_{curr} 为当前 MCH 的交通感知结果, LoC_{pre} 为收到的下游 MCH 的感知结果。

令: LoC_{diff} 为可接受的拥堵上限, hop 为跳数。

如果: $LoC_{curr} - LoC_{pre} \leq LoC_{diff}$, 则 MCH 为收到的前面各跳 LoC 的平均值, 即:

$$LoC_{new} = \frac{hop * LoC_{pre} + LoC_{curr}}{hop + 1} \quad (20)$$

可以看出: LoC_{new} 反映了拥堵消息所经历路段的整体拥塞程度。

4.5.3 避退机制

如果拥塞区域中的每个 MCH 都进行消息转发, 则会消耗网络资源, 因此对位置相近的 MCH 消息转发, 采用先避退 $t_{sensing}$ 时长再进行消息的更新和广播的方式。

$$t_{sensing} = T_{max} * \frac{|d - D_{sensing}|}{\max(D_{sensing}, D_{max} - D_{sensing})} \quad (21)$$

其中, T_{max} 为最大避退时间, d 为距离上一跳转发车辆的距离, D_{max} 为理想条件下的通信距离, $D_{sensing}$ 为一跳转发距离, $D_{sensing} < D_{max}$ 。簇头协作感知的算法流程如算法 2 所示。

算法 2 簇头协作感知

输入: 每个 MCH 感知结果 LoC_{curr}

输出: 本条路的拥堵消息 LoC

1. if 消息来自上游 MCH then
2. 忽略该消息
3. end if
4. if 接收到下游 MCH 的拥堵消息 then
5. if $MVR_{loc} > MVR_{back}$ then
6. 进入消息传播阶段
7. else
8. if $|LoC_{curr} - LoC_{pre}| \leq LoC_{diff}$ then
9. 更新消息
10. 避退 $t_{sensing}$ 时长
11. if $t_{sensing}$ 未侦听到拥堵消息 then
12. 广播更新后的消息
13. end if
14. else
15. 超过阈值抛弃消息
16. end if

17. end if
18. end if

4.6 理论分析

4.6.1 集群中的网络消息开销

本节对文中提出的集群算法的网络消息开销进行分析,即对集群期间网络中每个车辆接收的所有消息进行计数处理。本节使用的定义如下: N 表示网络中的车辆数量。 R 表示安装在路边的RSU的数量。 h_i 表示收到RSU i 广播的HELLO消息的车辆数量。 b 表示车辆广播的BEACON信息的数量。 $b = \Theta(1)$,这是因为 b 与速度 v 成正比,与传输范围 T_r 成反比,并且 v 和 T_r 都小于或等于某常数^[17]。 c 表示MCH的个数。 r_i 表示MCH i 收到的REPLY消息数。 Φ_{REG} 表示注册阶段的开销。 Φ_{CLU} 表示集群阶段的开销。 Φ_{DEC} 表示声明阶段的开销。 Φ_{AFF} 表示从属阶段的开销。 Φ_{Total} 表示总开销。

在注册阶段,每个RSU会广播HELLO以邀请车辆加入网络,每辆车向适当的RSU发送一个REGISTER请求。

$$\Phi_{REG} = \Theta(N) + \Theta\left(\sum_{i=1}^R h_i\right), \Theta\left(\sum_{i=1}^R h_i\right) \leq N \quad (22)$$

因此:

$$\Phi_{REG} = \Theta(N) \quad (23)$$

在集群阶段,每辆车都会向其单跳邻居发送BEACON消息,因此:

$$\Phi_{CLU} = \Theta(N * b) = \Theta(N * \Theta(1)) = \Theta(N) \quad (24)$$

在声明阶段,每个选举的MCH向RSU发送一条DECLARE消息。

$$\Phi_{DEC} = \Theta(c) \quad (25)$$

在隶属阶段,每个MCH节点从其多跳邻居收到许多REPLY消息。然后,每个MCH向被选为SCH的成员发送NOMINATION消息。

$$\Phi_{AFF} = \Theta(c) + \Theta\left(\sum_{i=1}^c r_i\right) \quad (26)$$

而 $\Theta\left(\sum_{i=1}^c r_i\right) \leq N$,则:

$$\Phi_{AFF} = \Theta(N) \quad (27)$$

所以,总开销为:

$$\Phi_{Total} = \Phi_{REG} + \Phi_{CLU} + \Phi_{DEC} + \Phi_{AFF} \quad (28)$$

$$\Phi_{Total} = \Theta(N) + \Theta(N) + \Theta(c) + \Theta(N) = \Theta(3N) + \Theta(c) \quad (29)$$

因为 $c \leq N$,所以有:

$$\Phi_{Total} = \Theta(N) \quad (30)$$

4.6.2 簇头间协作感知对交通分流的能力

交通的分流情况是评价FCSAC簇头间协作感知方案的关键^[18-19]。

令 p 为车辆得到LoC消息后改变原来路线的比例,根据道路拥堵情况,设 $p = 30\%$ (较低)、 $p = 50\%$ (中等)、 $p = 80\%$ (较高)。假设发生交通事件时占据一半的道路容量,待交通事件处理完后容量恢复。使用和未使用FCSAC消息机制的车辆排队长度如图3所示。从图3可以看出,随着拥堵时间的增加,采用FCSAC消息机制的车辆排队长度会得到很好的抑制,并趋于平稳。

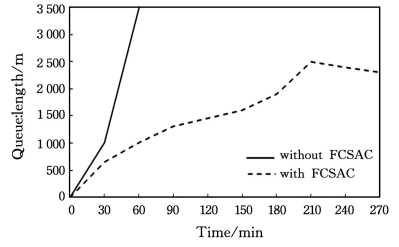


图3 车辆排队长度随时间的变化

Fig. 3 Vehicle queue length changes with time

5 仿真结果及分析

本文使用Veins集成环境来评估所提出的FCSAC的性能。Veins是车载环境下的无线通信仿真软件,既支持交通仿真器SUMO,又扩展了网络仿真器OMNet++,为IoV仿真提供了全面的模型^[20]。

5.1 集群方案的仿真与分析

本文关注的性能指标如下。

- 1) 集群稳定性: MCH可以为所有集群成员服务的时间。
- 2) MCH平均吞吐量: 描述通信的性能指标,表示指定时间内所有MCH的平均吞吐量。

表1列出了不同的仿真参数。

表1 仿真参数

Table 1 Simulation parameters

Parameter	Value
Simulation time	800 s
Simulation area	6000 m × 500 m
Transmission range	100 ~ 300 m
Number of RSU	2
Traffic density	100 ~ 400 nodes
Mobility model	IDM
Velocity of vehicles	30 ~ 60 m / s

为了验证簇头选举方案的合理性,对不同车速下的集群稳定性和覆盖率进行了验证,实验结果如图4和图5所示。

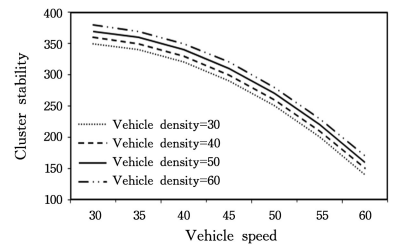


图4 不同车速下的集群稳定性

Fig. 4 Cluster stability under different vehicle speeds

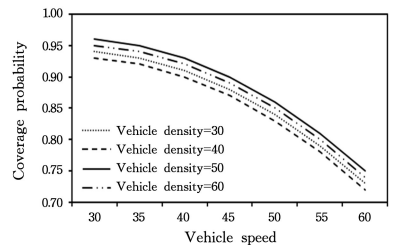
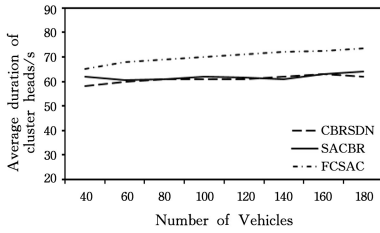


图5 不同车速下的集群覆盖率

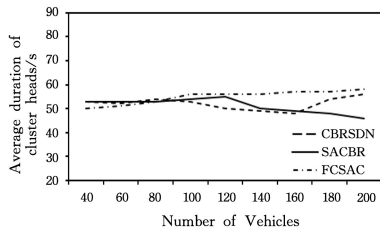
Fig. 5 Coverage probability under different vehicle speeds

由图4和图5可以看出:较低的车速有利于集群的稳定性。当MCH速度较低时,该车辆在集群中的停留时间长,集群结构相对稳定。同理,覆盖率也随着车速的增加而降低,当MCH速度较高时,车辆将更快地从集群中驶出。

本文方法与CBRSND^[5]和SACBR^[6]聚类算法的仿真对比结果如图6和图7所示。



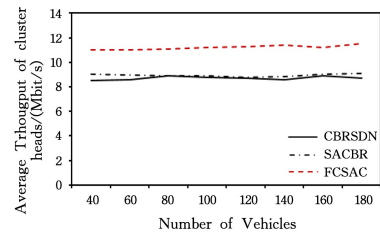
(a)



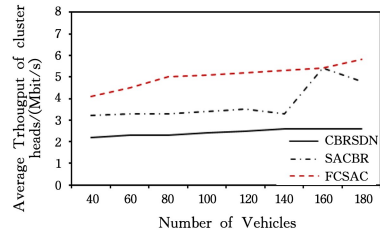
(b)

图6 不同聚类算法的稳定性

Fig. 6 Stability of different clustering algorithms



(a)



(b)

图7 不同聚类算法的吞吐量

Fig. 7 Throughput of different clustering algorithms

1)图6比较了3种算法的稳定性。在簇头的平均持续时间上(见图6(a)),FCSAC算法分别比CBRSND算法和SACBR算法长11.5%和9.5%;在集群成员的平均老化程度上(见图6(b)),FCSAC算法与SACBR算法相近,比CBRSND高出6.3%。

2)图7比较了3种算法的通信性能。在簇头的平均吞吐量上(见图7(a)),FCSAC算法分别比CBRSND算法和SACBR算法高出24%和20%;在集群的平均吞吐量上(见图7(b)),FCSAC算法分别比CBRSND算法和SACBR算法高出27%和133%。

5.2 簇间协作感知的仿真与分析

本文使用Veins构建道路系统,路网属性设置如表2所列。 T_{create} 为LoC的生成周期,设为30s,且设置 $LoC_{diff} = 0.3$, $D_{sensing} = 50\text{ m}$, $D_{max} = 500\text{ m}$,接到拥堵消息改变路线的车辆比例p的设置同4.6.2的理论假设,仿真时间为90min。

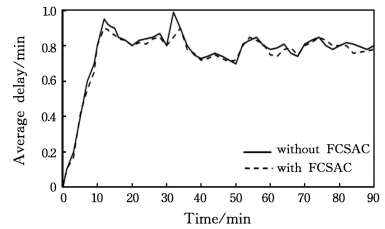
表2 路网参数

Table 2 Road network parameter

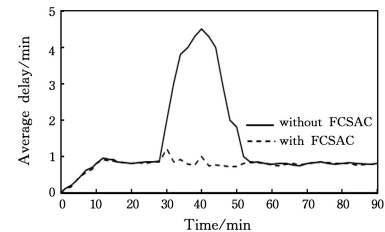
Parameter	Value
Saturated flow	2200.0 pcu/h/ln
Capacity	2200.0 pcu/h/ln
Free flow velocity	97 km/h
Speed limit	87 km/h
Number of lanes	4
Lane width	3.8 m
Saturated flow	30~60 m / s

(1)交通拥塞引起的延误时长

图8所示为使用和不使用FCSAC算法的车辆平均延误时间。



(a)交通事件占据一车道



(b)交通事件占据两车道

图8 不同交通事件引起的平均延误时长

Fig. 8 Average length of delay caused by traffic incidents

可以看出,当交通不拥堵时(交通事件只占1条车道,即道路的容量大于车辆的抵达率),FCSAC消息机制不会触发,不会对交通产生任何影响;当发生交通拥堵时(交通事件占2条车道),采用FCSAC消息机制的延误时长降低,且较快恢复正常交通流状态,说明本方案具有分流作用,可以有效缓解交通堵塞。

(2)LoC消息转发

为验证簇头间协作感知消息转发机制,将FCSAC与文献[21]的模糊C均值聚类算法(FCM)进行对比。交通事件分别为占一车道、占二车道、占三车道3种情况,仿真事件的时间取10~40min。实验对VANET中网络资源利用的高效性进行对比,实验结果为3次独立仿真的平均值,VANET中的消息情况如图9所示。从图9中可以看出,当交通事件占用多条车道时,FCSAC中交通堵塞消息数量比FCM消息数量少得多。因为FCSAC通过簇头间的协作感知机制,将本簇内的消息进行融合转发,对比FCM独立发送交通堵塞消

息广播,会在一定程度上减少网络资源的消耗。

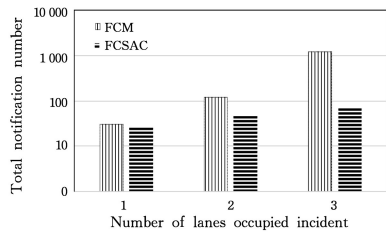


图9 不同交通事件的消息数

Fig. 9 Number of messages in different traffic incidents

结束语 车联网群感知使交通监测的覆盖范围更完整,获取交通感知信息与服务的过程变得更加敏捷,提高了监测的实时性^[22]。针对群感知中车辆的高机动性的影响,本文提出了 FCSAC 聚类算法,以实现 VANET 的集群。FCSAC 允许车辆通过 RSU 连接到雾节点,使每辆车都可以获取其邻居的信息并计算 VMR,以启动基于自评估的集群算法。同时,通过选择 SCH 来增强集群的稳定性,并通过选择具有最低复合评估值的簇头选举方法来改善原始集群算法。结果表明,与 CBRSDN 和 SACBR 聚类算法相比,文中提出的 FCSAC 算法不仅可以提高集群的稳定性和通信性能,还增强了算法的鲁棒性。在交通堵塞分流的能力上,与 FCM 算法相比,基于簇头间的协作感知通信能够减少网络资源的消耗。在未来的工作中,为了进一步提高 FCSAC 算法的精度,可以使用机器学习算法来设置复合评估函数中的权重,并根据应用场景动态改变权重来提高算法的精度。

参考文献

- [1] BHOI S K, KHILAR P M. Vehicular communication: a survey [J]. *IET Networks*, 2014, 3(3): 204-217.
- [2] KATIYAR A, SINGH D, YADAV S. State-of-the-art approach to clustering protocols in VANET: a survey [J]. *Wireless Networks*, 2020: 220-232.
- [3] CHEN H H, GUO B, YU Z W. Research on the Method to Collect High-quality Crowdsourced Data in Open Mode [J]. *Journal of Chinese Systems*, 2020, 41(1): 78-84.
- [4] XIANG B, GUO B, SHI L, et al. A New Affinity Propagation Clustering Algorithm for V2V-Supported VANETs [J]. *IEEE Access*, 2020, 8: 71405-71421.
- [5] MAMMU K, JIRU J, JAYO H. Cluster Based Semantic Data Aggregation in VANETs [C] // 2015 IEEE 29th International Conference on Advanced Information Networking and Applications. 2015: 747-754.
- [6] QURESHI N, IDREES M, LLORET J, et al. Self-Assessment based Clustering Data Dissemination for Sparse and Dense Traffic Conditions for Internet of Vehicles [J]. *IEEE Access*, 2020, 8: 10363-10463.
- [7] ALSARHAN A, KILANI Y, AL-DUBAI A, et al. Novel Fuzzy and Game Theory Based Clustering and Decision Making for VANETs [J]. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 2020, 69(2): 1568-1581.
- [8] UCAR S, ERGEN S C, OZKASAP O. Multihop-Cluster-Based IEEE 802. 11p and LTE Hybrid Architecture for VANET Safety Message Dissemination [J]. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 2016, 65(4): 2621-2636.
- [9] DUAN X, LIU Y, WANG X. SDN Enabled 5G-VANET: Adaptive Vehicle Clustering and Beamformed Transmission for Aggregated Traffic [J]. *IEEE Communications Magazine*, 2017, 55(7): 120-127.
- [10] MALATHI A, SREENATH N. An Efficient Clustering Algorithm for Vanet [J]. *International Journal of Applied Engineering Research*, 2017, 12(9): 2000-2005.
- [11] SENOUCI O, ALIOUAT Z, HAROUS S. MCA-V2I: A Multi-hop Clustering Approach over Vehicle-to-Internet communication for improving VANETs performances [J]. *Future Generation Computer Systems*, 2019, 96: 309-323.
- [12] YU C, LIN B, GUO P, et al. Deployment and dimensioning of fog computing-based internet of vehicle infrastructure for autonomous driving [J]. *IEEE Internet of Things Journal*, 2019, 6(1): 149-160.
- [13] AAZAMM, HUH E. Fog computing and smart gateway based communication for cloud of things [C] // International Conference on Future Internet of Things and Cloud. 2014: 464-470.
- [14] LAI Y, LIN H, YANG F, et al. Efficient data request answering in vehicular Ad-hoc networks based on fog nodes and filters [J]. *Future Generation Computer Systems*, 2019, 93: 130-142.
- [15] LAMB Z, AGRAWAL D. Analysis of mobile edge computing for vehicular networks [J]. *Sensors*, 2019, 9: 1303-1323.
- [16] WANG B, CHANG Z, ZHOU Z, et al. Reliable and Privacy-Preserving Task Recomposition for Crowdsensing in Vehicular Fog Computing [C] // 2018 IEEE 87th Vehicular Technology Conference (VTC Spring). Porto, 2018: 1-6.
- [17] HE H, XIANG C C, XIAO S C. Survey on Crowd-Sensing Networks [J]. *Journal of Jilin University (Information Science Edition)*, 2016, 34(3): 374-383.
- [18] BANIKHALAF M, KHDER A. A Simple and Robust Clustering Scheme for Large-Scale and Dynamic VANETs [J]. *IEEE Access*, 2020, 8: 103565-103575.
- [19] XUE L L, FAN X M. Cognitive Spectrum Allocation Mechanism in Internet of Vehicles Based on Clustering Structure [J]. *Computer Science*, 2019, 46(9): 143-149.
- [20] WANG R M, DENG X F, XU Z G. Survey on simulation testing and evaluation of Internet of vehicles [J]. *Application Research of Computers*, 2019, 36(7): 1921-1939.
- [21] MOHANTY A, MAHAPATRA S, BHANJA U. Traffic congestion detection in a city using clustering techniques in VANETs [J]. *Indonesian Journal of Electrical Engineering and Computer Science*, 2019, 13(3): 884-891.
- [22] LI J L, YUAN Q, YANG F C. Crowd Sensing and Service in Internet of Vehicles [J]. *ZTE Technology Journal*, 2015, 21(6): 6-9.



LIU Dan, born in 1982, master, associate professor. Her main research interests include Internet of vehicle, crowd sensing and Internet of Things data processing.