

赵毅峰,符琦,孙庞博,等.基于深度学习的 VANET 网络 DSDV 路由协议改进[J]. 湖南科技大学学报(自然科学版),2020, 35(1):83-89. doi:10.13582/j.cnki.1672-9102.2020.01.012

Zhao Y F, Fu Q, Sun P B, et al. Improvement of DSDV Routing Protocol Based on Deep Learning in VANET Network [J]. Journal of Hunan University of Science and Technology(Natural Science Edition), 2020,35(1):83-89. doi:10.13582/j.cnki.1672-9102. 2020.01.012

基于深度学习的 VANET 网络 DSDV 路由协议改进

赵毅峰,符琦*,孙庞博,王飞

(湖南科技大学 计算机科学与工程学院,湖南 湘潭 411201)

摘要:针对 VANET 网络 DSDV 路由协议依赖于更新消息的周期性传播导致其网络开销增长过大的问题,提出了一种基于深度学习的 VANET 网络 DSDV 路由协议 GD-DSDV.GD-DSDV 路由协议的主要思想是对车辆节点及节点间的链路质量进行评价,并利用机器学习中的梯度下降法对评价指标进行训练,最终得到优化的数据传输路由,从而达到减小网络开销的目的.文中描述了 GD-DSDV 路由协议的实现过程并从分组平均递交率、路由开销和平均时延等方面进行分析比较.分析结果表明 GD-DSDV 协议具有比 DSDV 协议更加优良的性质,可以有效减小路由开销,对现有 VANET 网络的动态变化具有更强的适应能力.

关键词: VANET;DSDV;路由协议;梯度下降法;GD-DSDV

中图分类号: TN913 **文献标志码:** A **文章编号:** 1672-9102(2020)01-0083-07

Improvement of DSDV Routing Protocol Based on Deep Learning in VANET Network

Zhao Yifeng, Fu Qi, Sun Pangbo, Wang Fei

(School of Computer Science and Engineering, Hunan University of Science and Technology, Xiangtan 411201, China)

Abstract: DSDV routing protocol of VANET network relies on the periodic spread of update information, as a result, its network spending was growing tremendously. In order to deal with this problem, GD-DSDV, a kind of DSDV routing protocol of VANET which was based on deep learning, was proposed. Its main idea was to evaluate nodes as well as links between these nodes of a vehicle, and gradient descent in machine learning(ML) was used to instruct evaluation indicators so as to obtain an optimized routing for data transmission, thereby reducing network spending. The implementation of GD-DSDV was described, several aspects were compared and analyzed, such as average packet delivery rate, routing cost and average delay. Through the above analysis, it shows that GD-DSDV performs better than DSDV, which can effectively reduce routing spending and adapt dynamic changes of present VANET network.

Keywords: VANET; DSDV; Routing Protocol; Gradient descent; GD-DSDV

收稿日期:2019-08-02

基金项目:湖南省教育厅科技重点项目资助(19A174)

*通信作者,E-mail: 1524377@qq.com

随着网络通信技术和信息时代的到来,无线移动自组织网络(即移动 Ad Hoc 网络, mobile Ad Hoc network, MANET)^[1]是由带有数据收发和存储装置的移动节点(车辆)所组成的一个多跳的、拓扑连续变化的系统,具有能迅速重建、可自行组织、不需要额外铺设基建等优良的性质,因而受到许多研究者的青睐.车辆自组织网络(Vehicular ad-hoc network, VANET)^[2]是 MANET 在道路交通体系中的应用,它继承了 MANET 的诸多特征,如多跳的路由、持续变化的动态拓扑、自组织的网络结构、有限的网络容量等.但是在城市复杂多变的环境中,如宽窄不一星罗棋布的街道、密集且高速运动的节点等,都会深深地影响 VANET 网络的数据传输能力.

目前,许多学者已经提出了多种路由协议来解决 VANET 网络中的路由问题,“表驱式”的 DSDV 便是最早应用于 VANET 中的路由协议之一.然而随着网络通信技术的发展,原始的 DSDV 路由协议已然满足不了现行车载自组织网络的要求.研究者们也提出了一些改进的措施,但是并没有太好的解决 DSDV 巨大网络开销的问题.本文对现有 VANET 网络中 DSDV 路由协议进行了研究,并从路由节点自身性能出发,引入机器学习中的梯度下降法对节点之间的通信情况进行判断,提出一种基于深度学习的 DSDV 协议优化改进路由协议——基于梯度下降法的 DSDV 协议(Gradient decent-based DSDV, GD-DSDV).

1 DSDV 路由协议

1.1 DSDV 协议概述

目的节点序列距离矢量协议(Destination sequenced distance vector routing, DSDV^[3-4])是基于经典 Bellman-Ford 算法^[5]基础之上的一种“表驱式”路由协议.它采用分布式 Bellman-Ford 算法,简单有效;它为每个目的节点维护 1 张到其他节点路由信息的路由表,能及时响应;但是缺点是它需要不停地定期更新路由,产生的开销较大,并会导致网络的可扩展性较差^[6].

1.2 DSDV 协议的现状研究与不足

郑创明^[7]提出了一种 M-DSDV 路由协议,它在路由建立、路由维护和路由表的数据结构上与 DSDV 完全相同,只是对发送的数据分组格式中的 2 个域进行改进,从而达到节省资源,增大网络吞吐量的目的;Kai WANG 等^[8]采用跨层设计方法修改了 DSDV 协议,提出 MDSDV 算法,使用带宽和跳数的综合效应作为选择适当路由的路由度量,以适应无线网状网络(WMN)由大量节点组成且需要高分组传送速率,低端到端延迟和不敏感路由的特性;郭彦芳^[9]把蚁群算法与 DSDV 相结合提出 ant-DSDV 算法,能较好地适应 VANET 网络的动态变化,在一定程度上提高性能;Yin Fengjie 等^[10]提出 Divide Cluster-DSDV 协议,引入聚类算法,并修改了 DSDV 协议中评估链路质量的标准,从而提升网络的吞吐量.

本文针对 DSDV 路由协议不适应于 VANET 网络中网络拓扑快速动态变化的问题,从路由节点自身性能出发,引入机器学习中的梯度下降法对节点之间的通信情况进行判断,提出一种基于深度学习的 VANET 网络 DSDV 路由协议 GD-DSDV,从而达到提高数据包分组投递成功率、减少端对端的路由平均时延及路由开销的目的.

2 GD-DSDV 协议设计

2.1 节点自身评价指标

为了更好地选择转发路径,我们为节点定义了其自身的评价指标 N_e .

$$N_e = [v, N_{\text{num}}, V_r, N_s, L_r].$$

式中: v 为当前节点的速度; N_{num} 为当前节点周围节点的数量; V_r 为当前节点的速度变化率; N_s 为当前节点的网络稳定性; L_r 为节点的链路变化率.

V_r 的计算公式为

$$V_r = \sum \frac{(V_i - \bar{V})^2}{t}.$$

N_s 的计算公式为

$$N_s = \sum \frac{(S_i - \bar{V})^2}{t}.$$

L_r 的计算公式为

$$L_r = \frac{f_p}{t}.$$

式中: f_p 为路由表更新次数.

2.2 节点间链路评价指标

根据每一个节点的属性指标 N_e , 我们定义了 2 个节点之间链路评价指标 L_e .

$$L_e = [d, v_i, v_j, v_{\text{abs}}, [N_{e_i}], [N_{e_j}]].$$

式中: d 为 2 个节点之间的距离; v_i, v_j 为 2 个节点的速度; $v_{\text{abs}} = v_i - v_j$ 为 2 个节点的速度差; N_{e_i}, N_{e_j} 为 2 个节点自身的属性指标.

2.3 梯度下降法

梯度下降法^[11]是一种经典的解析方法,同时也是最优化方法的基础.由于其具有储存量小、结构简单、易于实现的优点,梯度下降法常作为机器学习领域内训练算法的核心算法,用来递归性地逼近最小偏差模型^[12].依据计算目标函数梯度使用的数据量的不同,一共有以下 3 种变体,它们分别是批量梯度下降法(Batch Gradient Descent, BGD)、随机梯度下降法(Stochastic Gradient Descent, SGD)以及小批量梯度下降法(Mini-Batch Gradient Descent, MBGD)^[13].

2.3.1 批量梯度下降

标准的梯度下降,又被称作批量梯度下降(Batch Gradient Descent, BGD),它是在整个训练集上用来计算损失函数关于参数 θ 的梯度.

$$\theta = \theta - \eta \nabla_{\theta} J(\theta).$$

由于每一次参数的更新都需要在整个训练集上计算梯度,故 BGD 有时会非常的缓慢.同时, BGD 不允许实时的在线新增训练样本,这在训练集太大而不能全部载入内存的时候会十分的麻烦.

2.3.2 随机梯度下降

随机梯度下降(Stochastic Gradient Descent, SGD)则是每次使用一个训练样本 $x^{(i)}$ 和标签 $y^{(i)}$ 进行一次参数更新.

$$\theta = \theta - \eta \nabla_{\theta} J(\theta; x^{(i)}; y^{(i)}).$$

前文已经提到 BGD 每次更新都要重新在整体上计算梯度,这无疑会执行多次相似的重复计算,尤其是当训练集较大时更为冗余.而 SGD 则是一次执行一次更新,避免了大量重复的计算,所以它的速度要快得多,常常被用来实现在线学习.因为 SGD 的参数是连续不断地更新而且方差高,所以它的目标函数图像会形成剧烈的震荡,如图 1 所示.

已有研究表明,当我们将学习率慢慢降低的时候,SGD 和 BGD 都表现出良好的收敛性能,几乎都可以达到局部甚至是全局的最优点.然而,由于 SGD 的剧烈震荡的特性,它可能会跳到其他的潜在得更加好的局部最优点或全局最优点.

2.3.3 小批量梯度下降

小批量梯度下降法(Mini-Batch Gradient Descent, MBGD)是介于 BGD 和 SGD 两者之间的一种折中算法:它的核心思想是每次从训练集中取出的 n 个样本作为一个“小批量”,以此来进行一次参数更新.

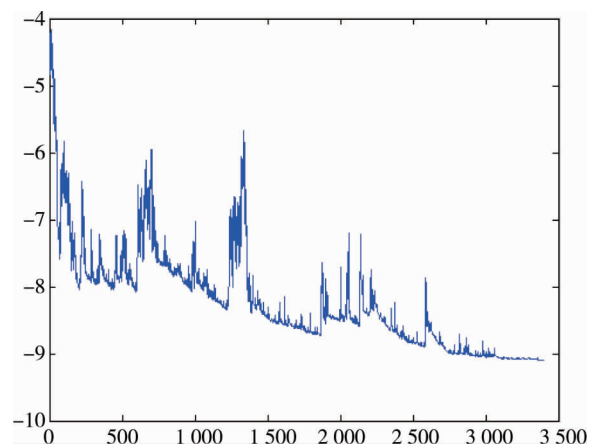


图 1 SGD 函数震荡图像

$$\theta = \theta - \eta \nabla_{\theta} J(\theta; x^{(i:i+n)}; y^{(i:i+n)}).$$

这样一方面可以减小参数更新的方差,使得 MBGD 表现出更好的收敛性;另一方面最新的深度学习库对矩阵运算进行了高度的优化,使得“小批量”梯度下降法的计算更加的高效。

2.4 数据集生成与训练

2.4.1 生成数据集

显然, L_e 中的每一项因素对节点间通信的影响各不相同,为便于比较不同链路之间通信的优劣,引入 L_e 的加权系数矩阵 L_c .

$$L_c = [k_1, k_2, k_3, k_4^2, [k_5], [k_6]].$$

通过对 L_e 的加权处理,最终得到节点间链路综合评价指标 L_{ec} .

$$L_{ec} = L_e \cdot L_c.$$

我们根据已有的 ns-2 仿真器路由协议源码,用 Qt 构建图形界面,生成仿真实验平台 gVNS,该平台的优点是可快速大量生成数据集,供使用者训练.选取车辆数目为 20~120,速度为 10~30 m/s,运行时间为 600 s,得到仿真的数据,并为每一组 L_e 随机生成对应的 L_c .

2.4.2 L_c 参数训练

经实验证明,数据集的数据 L_e 与对应的模型评估指标结果并非呈现线性的结果,但在局部接近线性,所以我们采用决策树模型(C4.5),以 Tensorflow 框架构建决策树的数据流网络图。

C4.5 算法是用于生成决策树的一种经典算法,是 ID3 算法的一种延伸和优化;它通过信息增益率选择分裂属性,将连续型的属性进行离散化处理,构造决策树之后进行剪枝操作,最终得到一个分类模型.流程如下:

对于本系统的数据集 D , 它的信息熵为

$$\text{Ent}(D) = - \sum_{k=1}^{|Y|} \rho_k \log_2 \rho_k.$$

经验熵为

$$\text{Ent}(D) = - \sum_{k=1}^{|Y|} \frac{|C_k|}{|D|} \log_2 \frac{|C_k|}{|D|}.$$

式中:对于样本集合 D 来说,假设样本有 k 个类别,每个类别的概率是 $\frac{|C_k|}{|D|}$ ($|C_k|$ 为类别 k 的样本个数, $|D|$ 为样本总数).

因其特征规模较小,所以采用信息增益比算法,即信息增益比.

$$g_R(D, A) = \frac{g(D, A)}{H_A(D)}.$$

惩罚参数 P : 数据集 D 以特征 A 作为随机变量的熵的倒数.

$$P = \frac{1}{\text{Ent}_A(D)} = \frac{1}{-\sum_{i=1}^n \frac{|D_i|}{|D|} \log_2 \frac{|D_i|}{|D|}}.$$

我们以车辆邻节点数目 N_{num} , 链路变化率 L_r , 车辆速度 v 及其变化率 V_r 作为评定所处车载自组织网络车辆节点规模大小,即

$$S_k = [v, N_{\text{num}}, V_r, L_r].$$

为防止过拟合,我们预剪枝自组织网络小规模的情况,因为各算法模拟的过程中,在网络节点较少的情况下,各算法效益接近.并在实际分类过程中,发现自组织网络规模较大时,网络链路稳定性与变化率的不同,会造成实际参数接近临界条件时,使得网络负载、路由开销的骤增,导致欠拟合,于是增加了分枝,使得实际参数在滑动的过程中,训练参数能够更拟合.C4.5 算法训练的结果是一个分类模型,这个分类模型可以理解为一个决策树,分裂属性就是一个树节点,分类结果是树的结点,简略过程如图 2 所示.

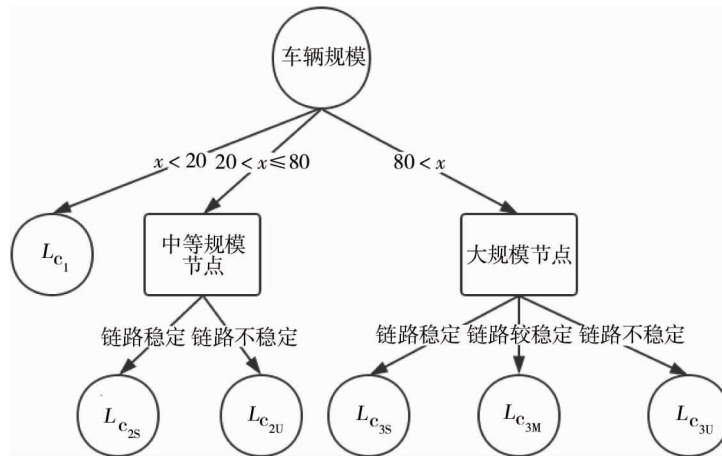


图 2 C4.5 算法训练过程

决策树模型分类结束,即通过批梯度下降法,针对不同的车辆规模训练出不同的 L_c ; 在进一步仿真时,车辆通过转发数据频率、数据包中邻节点数量、路由表规模等来判断自身所处自组织网络规模,进而选择合适的 L_c 来计算链路综合评价指标 L_{ec} .

2.5 改进的 DSDV 路由表

在 DSDV 协议中,车辆自组织网络中的每个节点都维护 1 张路由表,用来存储数据包转发的相关信息.VANET 中的节点通过定期更新或者是根据各自转发的数据包里的信息来更新路由表来保持路由表信息的一致性^[14].

本文提出一种改进的路由表,如表 1 所示,增添节点间链路综合评价指标 L_{ec} ,作为数据包路由路径选择的指标.

表 1 改进的 DSDV 路由表

Destination	Next	Metric	Seq.Nr	Install Time	Stable Data	L_{ec}
目的节点	目的节点的下一跳	跳数	目的主机的编号	更新路由表的时间	保存路线稳定性的指针	链路综合评价指标

当选择路由链路时,在生存周期内,优先选择链路综合评价指标 L_{ec} 大的路由链路,进行响应或转发,从而使所选择路由稳定性高,达到增大路由成功率、降低路由开销、减小时延的目的.

3 仿真验证与结果分析

3.1 性能评估指标

依据 RFC2501 对 Ad Hoc 网络的评价标准,本文选取以下 3 个指标对 GD-DSDV 的性能进行评估^[15].

1) 分组平均递交率(Deliverate)

$$\text{平均分组递交率} = \frac{\text{目的节点接收到的数据包个数}}{\text{源发送的数据包个数}}$$

2) 端到端的平均时延(End-to-End Delay)

$$\text{端到端的平均时延} = \frac{\sum(\text{接收到数据包的时间} - \text{发送数据包的时间})}{\text{发送的数据包个数}}$$

3) 归一化的路由协议开销(Load)

$$\text{路由协议开销} = \frac{\text{发送和转发的路由表个数}}{\text{接收到的数据包个数}}$$

3.2 仿真环境介绍

仿真环境采用了基于 Qt 框架、C++语言开发的一款路由仿真软件 gVNS,软件采用了离散型的数据结构,对车辆节点设计了容器用以全局与局部管理,同时对真实的道路及交通环境进行了模拟.路由表由独立容器进行独立管理,以便使用者能方便快捷地对具体算法进行设计与选择.车辆节点速度与变化率遵循

正态分布,网络带宽与传输速度模拟真实车辆.为对接人工智能机器学习算法,仿真器可以快速大量生成训练数据,并且提供了 Python TensorFlow 接口,并可以导入训练后的数据进行仿真实验.同时仿真器提供数据分析、数据可视化、车辆追踪、车祸模拟以及道路封锁等功能,为模拟真实网络与数据操作提供快捷的开发.用自行开发的 gVNS 模仿城市车辆自组织网络的情景,如图 3 所示.

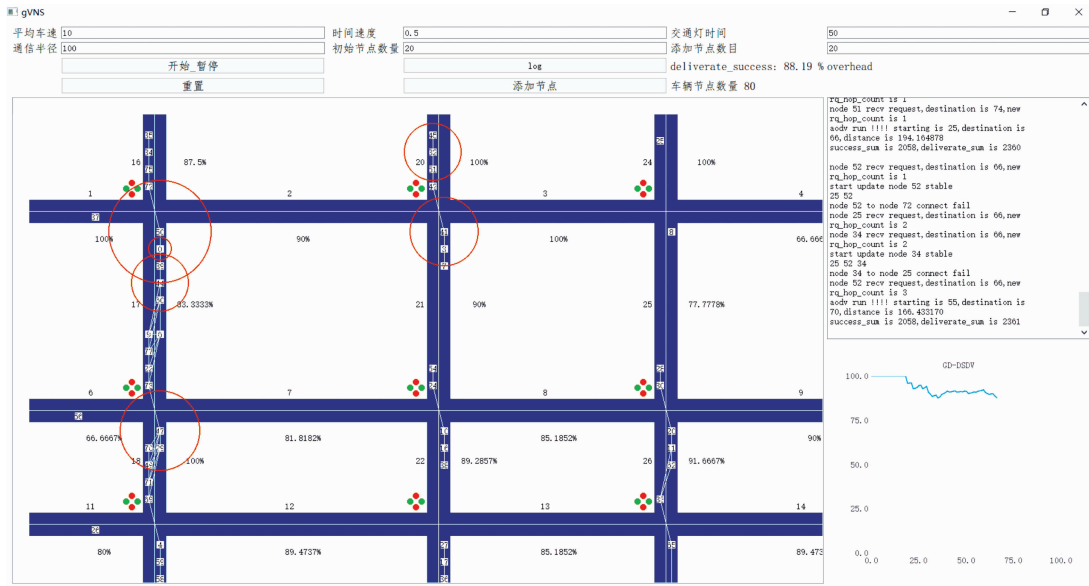


图 3 仿真平台界面展示

道路为五行四纵的网格,选取车辆数目为 20~120 辆,初始位置随机产生,速度为 10 ~30 m/s,相关网络参数见表 2.

表 2 相关网络参数

3.3 平均分组递交率仿真分析

图 4 是 DSDV, AODV 及 GD-DSDV 算法车辆节点数目与平均分组递交率之间关系的仿真结果.由图 4 可知,3 组算法的分组递交成功率都随着车辆节点的增加而降低;AODV 算法表现最好,当然这是以高到几乎无法接受的路由开销为代价的;由于 GD-DSDV 算法加入了路由选择机制,它的平均分组递交成功率优于传统 DSDV 算法,当车辆节点比较密集时尤为明显.

Radio Model	Two Ray Ground
Radio Range	250 m
Packet Size	512 Byte
MAC Protocol	IEEE802.11 DCF
Route Protocol	GD-DSDV

3.4 端对端的平均时延仿真分析

图 5 是 DSDV, AODV 及 GD-DSDV 算法车辆数目与端对端的平均时延之间关系的仿真结果.由图 5 可知,3 组算法的平均时延都随着车辆数目的增加而增加,尤其是当车辆数目超过 60 时,呈飞速增长的趋势,其中 AODV 算法的平均时延,正如 3.3 中提到的,AODV 算法虽然平均分组投递率高,但是缺点也十分明显;与传统的 DSDV 算法相比,本文提出的 GD-DSDV 算法在平均时延方面也有一定下降.

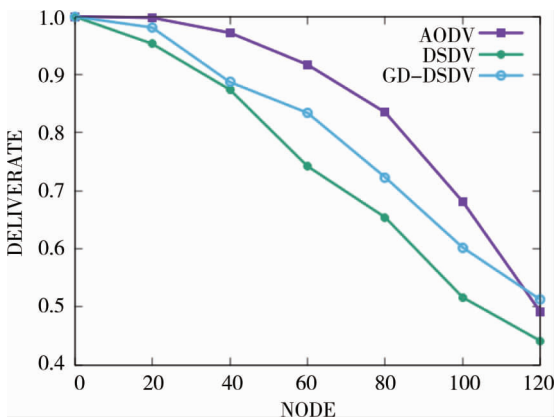


图 4 车辆节点数目与平均分组递交率之间的关系

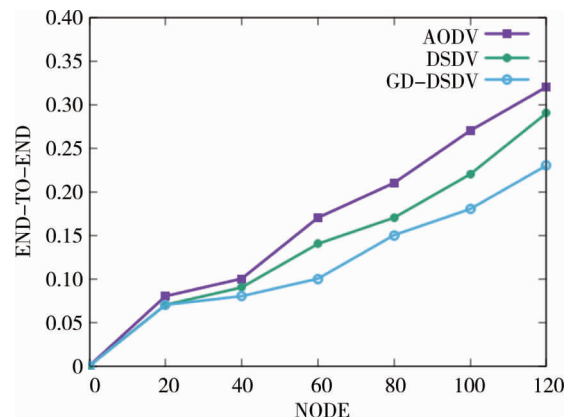


图 5 车辆节点数目与端对端的平均时延之间的关系

3.5 归一化的路由协议开销仿真分析

图 6 是 DSDV, AODV 及 GD-DSDV 算法车辆节点数目与归一化的路由协议开销之间关系的仿真结果.由图可知,3 组算法的路由协议开销都随着车辆节点的增加而增加,其中 AODV 算法的路由协议开销最大;本文提出的 GD-DSDV 算法因为在路径选择时,已经结合节点数量、节点相对移动速度等参数对链路质量进行了综合评价,并做了自适应路径选择,故在路由协议开销方面具有较好性能.

4 结论

1) 利用决策树算法对车载自组织网络规模进行分类训练,并通过批梯度下降法对不同的车辆规模训练出链路相关加权系数矩阵,以计算最终的节点间链路综合评价指标;

2) 改进了 DSDV 的路由表相关结构,引入了节点间链路综合评价指标及其计算方法,为后续数据路由的选择提供依据;

3) 基于已有的路由协议源码,设计并实现了论文算法所需要的车载自组织网络仿真实验软件.

参考文献:

- [1] Gupta P, Saxena P, Ramani A K, et al. Optimized use of battery power in wireless ad hoc networks [C]//2010 The 12th International Conference on Advanced Communication Technology (ICACT). IEEE, 2010, 2: 1093-1097.
- [2] Christian C, Moretti L, Tian J. Communication architecture of CarTalk2000 [C]//Proceedings of the 10th World Congress and Exhibition on Intelligent Transport Systems and Services, 2003: 150-176.
- [3] Maltz D A, Broch J, Johnson D, et al. A performance comparison of multi-hop wireless ad hoc network routing protocols [C]//Proceedings of ACM MobiCom, 1998, 114: 119.
- [4] Boukerche A. Performance evaluation of routing protocols for Ad hoc wireless networks [J]. Mobile Networks and Applications, 2004, 9(4): 333-342.
- [5] Moses G J, Kumar D S, Varma P S, et al. Simulation Based Performance Comparison of Reactive Routing Protocols in Mobile Ad-Hoc Network Using NS-2 [C]//Proceedings of International Conference on Advances in Computing. Springer, New Delhi, 2013: 423-428.
- [6] Cheng C, Riley R, Kumar S P R, et al. A loop-free extended Bellman-Ford routing protocol without bouncing effect [C]//ACM SIGCOMM Computer Communication Review. ACM, 1989, 19(4): 224-236.
- [7] 郑创明. Ad hoc 网络多目标发送的 DSDV 路由协议 [J]. 军事通信技术, 2005, 26(4): 6-10.
- [8] Kai W, GAO Y, GUAN J, et al. MDSDV: a modified DSDV routing mechanism for wireless mesh networks [J]. The Journal of China Universities of Posts and Telecommunications, 2011, 18: 34-39.
- [9] 郭彦芳. 基于蚁群算法的典型路由协议的比较研究 [J]. 无线电通信技术, 2015, 41(4): 8-11.
- [10] Yin F J, Yang H, Zhang Y. Research on DSDV routing protocol based on wireless Mesh network [C]//2018 Chinese Control And Decision Conference (CCDC). IEEE, 2018: 4292-4297.
- [11] 孙娅楠, 林文斌. 梯度下降法在机器学习中的应用 [J]. 苏州科技大学学报(自然科学版), 2018, 35(2): 26-31.
- [12] 袁亚湘, 孙文瑜. 最优化理论与方法 [M]. 北京: 科学出版社, 1997: 108-121.
- [13] Ruder S. An overview of gradient descent optimization algorithms [J]. arXiv preprint arXiv:1609.04747, 2016.
- [14] 朱斌. 无线移动自组织网络路由算法研究 [D]. 重庆: 重庆大学, 2010.
- [15] 赵鹏飞, 陈青春, 沈明霞, 等. 基于自组织路由技术的农业无线网络 [J]. 安徽农业科学, 2008, 36(7): 3031-3033.

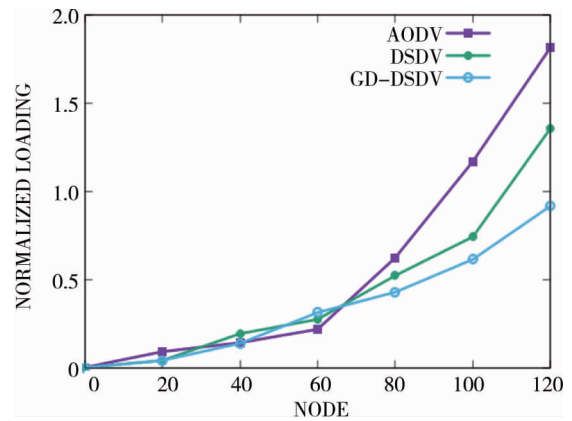


图 6 车辆节点数目与归一化的路由协议开销之间的关系