



计算机科学

COMPUTER SCIENCE

车联网中基于航位推算的故障检测方法

刘家希, 吴娜, 丁飞

引用本文

刘家希, 吴娜, 丁飞. 车联网中基于航位推算的故障检测方法[J]. 计算机科学, 2022, 49(12): 319-325.

LIU Jia-xi, WU Na, DING Fei. Fault Detection Based on Dead Reckoning in VANETS[J]. Computer Science, 2022, 49(12): 319-325.

相似文章推荐 (请使用火狐或 IE 浏览器查看文章)

Similar articles recommended (Please use Firefox or IE to view the article)

[基于云平台日志的故障检测和复杂构件系统即时可靠性度量研究](#)

Study on Anomaly Detection and Real-time Reliability Evaluation of Complex Component System Based on Log of Cloud Platform

计算机科学, 2022, 49(12): 125-135. <https://doi.org/10.11896/jsjcx.220200106>

[基于联邦学习的暖通空调系统故障检测与诊断](#)

Fault Detection and Diagnosis of HVAC System Based on Federated Learning

计算机科学, 2022, 49(12): 74-80. <https://doi.org/10.11896/jsjcx.220700280>

[基于联盟链的实用拜占庭容错算法的改进](#)

Improvement of PBFT Algorithm Based on Consortium Blockchain

计算机科学, 2022, 49(11): 360-367. <https://doi.org/10.11896/jsjcx.210900178>

[基于高效全同态加密的安全多方计算协议](#)

Secure Multi-party Computing Protocol Based on Efficient Fully Homomorphic Encryption

计算机科学, 2022, 49(11): 345-350. <https://doi.org/10.11896/jsjcx.210900047>

[多源异构环境下的车联网大数据混合属性特征检测方法](#)

Mixed Attribute Feature Detection Method of Internet of Vehicles Big Data in Multi-source Heterogeneous Environment

计算机科学, 2022, 49(8): 108-112. <https://doi.org/10.11896/jsjcx.220300273>

车联网中基于航位推算的故障检测方法

刘家希^{1,2,3} 吴娜^{1,2} 丁飞^{1,2}

1 南京邮电大学物联网学院 南京 210003

2 江苏省宽带无线通信和物联网重点实验室 南京 210003

3 计算机软件新技术国家重点实验室(南京大学) 南京 210023

(liujiexi@njupt.edu.cn)

摘要 故障检测是构建容错系统的基础组件之一,可以有效保证车联网上的应用安全、可靠地执行。然而,车联网不同于传统移动自组织网络,一方面,车辆具有高速移动性且可能随时加入或者离开系统,容易造成网络环境多变;另一方面,车辆之间的链路也时常发生中断,容易造成消息丢失。为了解决以上问题,提出了一种基于航位推算的层次式的故障检测方法。在该故障检测方法中,利用航位推算模型去预测心跳消息的传输时间,同时考虑路侧单元(Roadside Unit,RSU)作为静态节点构建层次式的检测架构,从而改善车联网中故障检测的性能。通过NS2搭建仿真实验平台以进行验证,结果显示,相比对照的故障检测方法,新提出的故障检测方法在检测速度、检测准确性以及检测负载等方面均具有最好的表现。

关键词: 车联网;故障检测;航位推算;高移动性;容错

中图法分类号 TP391

Fault Detection Based on Dead Reckoning in VANETs

LIU Jia-xi^{1,2,3}, WU Na^{1,2} and DING Fei^{1,2}

1 School of Internet of Things,Nanjing University of Posts and Telecommunication,Nanjing 210003,China

2 Jiangsu Key Laboratory of Broadband Wireless Communication and Internet of Things,Nanjing 210003,China

3 State Key Laboratory for Novel Software Technology,Nanjing University,Nanjing 210023,China

Abstract Fault detection is one of the basic components of fault-tolerant system, which can ensure the safe and reliable implementation of applications on vehicular ad hoc networks. However, vehicular ad hoc networks are different from traditional mobile ad hoc networks. On the one hand, vehicles have high-speed mobility and may join or leave the system at any time, which is likely to make the network environment to be changeable. On the other hand, the links between vehicles are often interrupted due to environmental and equipment factors, which is likely to cause message loss. In order to solve the above problems, a hierarchical fault detection method based on dead reckoning is proposed. In this fault detection method, the dead reckoning model is used to predict the transmission time of heartbeat messages, and the roadside unit is considered as a static node to build a hierarchical detection architecture, so as to improve the performance of fault detection in the vehicular ad hoc networks. Using the NS2 to build the simulation experimental platform for performance verification, experimental results show that the proposed fault detection method is better than the comparative fault detection method in terms of detection speed, detection accuracy and detection overhead.

Keywords Vehicular ad hoc networks, Fault detection, Dead reckoning, High mobility, Fault tolerance

1 引言

车联网是一种动态的、非结构化的、自组织的异步分布式

网络,与其他移动自组织网络相比,其节点具有高速移动的特点^[1]。车联网的主要目标是为车辆间的通信提供一种媒介,实现车辆之间和车辆与路侧单元之间的数据交换,并且有

到稿日期:2022-02-24 返修日期:2022-05-13

基金项目:计算机软件新技术国家重点实验室开放课题(KFKT2021B21);江苏省双创博士项目(CZ016SC20010);江苏省六大人才高峰项目(DZXX-008);中国博士后科学基金(2019M661900);江苏省博士后基金(2019K026);南京邮电大学启动基金(NY219134, NY220028, NY219133)

This work was supported by the Open Project of State Key Laboratory of Novel Software Technology(KFKT2021B21), Foundation of Jiangsu Provincial Double-Innovation Doctor Program(CZ016SC20010), Six Talent Peaks Project of Jiangsu Province(DZXX-008), China Postdoctoral Science Foundation(2019M661900), Jiangsu Postdoctoral Science Foundation, China(2019K026) and Nanjing University of Posts and Telecommunication Startup Foundation(NY219134, NY220028, NY219133).

通信作者:丁飞(dingfei@njupt.edu.cn)

许多智能交通应用部署其上,例如紧急警报、道路安全、位置标记、盲区防碰撞、信息服务等^[2-3]。

在车联网中,车辆由于高速移动性可能突然加入或者离开网络^[4-6];而且,由于障碍物、车辆密度的变化等原因,车辆之间的通信链路可能因受到影响而发生故障^[7-11]。考虑到这些车联网的特点,依赖于车联网的智能交通系统的应用必须具有容错性,以缓解网络中车辆之间的通信问题,从而放心、安全地作出决策。容错可以通过一些分布式算法来实现,这些算法可以提供网络节点中存在的可疑故障信息,从而能够尽快执行纠正措施。

目前,针对移动自组织网络,已经有许多的故障检测算法的研究^[12-15],但是这些算法都不能很好地应对车联网中快速变化的网络环境;尤其是一些分布式的应用程序部署于车联网之上,对故障检测的性能有着更高的要求。

在车联网中,虽然车辆都是快速移动的,但从宏观层面看,这种移动是有一定规律的,例如车辆会沿着路网移动,而且可以通过路侧单元预测车辆的移动轨迹,现实中的公交车总是沿着固定道路移动^[16-17]。道路两侧部署的路侧单元具有更好的计算能力、存储能力、通信能力,其作为静态节点工作在车联网中,这为故障检测的设计提供了便利。通过分析,本文针对车联网环境的特点,在充分分析车联网的组成架构的基础上,结合故障检测的原理,主要作出了以下4个方面的贡献:

(1)提出了一种基于航位推算的层次式的故障检测方法,能够满足车联网对容错性能的要求。

(2)通过航位推算的方法,能够准确地预测心跳消息的传输时间和车辆的相对位置,从而计算心跳消息的到达时间和超时值。

(3)利用路侧单元对路上车辆进行分组,从而实现快速、准确的故障检测。

(4)通过 NS2 构建仿真实验平台,对本文方法的检测速度、准确性以及负载进行了验证。

2 相关工作

航位推算在历史上是一种用于导航的方法,是在已知当前时刻位置的情况下,通过物体移动速度和方位,推算下一时刻物体位置的方法,航位推算算法最初用于车辆、船舶等的航行定位^[18],目前被应用于跟踪车辆、机器人和行人的运动,同时也被用于解决 ad hoc 网络中的单播路由问题^[19]。

故障检测对容错应用程序的开发至关重要,大多数的故障检测系统使用 ping 模式或者心跳模式作为实现方式^[12]。对于 ping 模式,故障检测器周期性地探测节点状态,节点在固定超时值内回复消息,否则故障检测器怀疑节点发生了故障。而对于心跳模式,节点主动周期性地发送心跳消息到故障检测器,如果故障检测器在固定超时值内没有收到节点的心跳消息,则怀疑节点发生了故障。

由于无线网络中通信延迟的变化以及频繁的链路中断,故障检测器中固定超时值的使用会导致许多错误的怀疑,自适应超时值的方法更适合无线网络环境。文献[20]提出了一种基于 MEAN 超时值预测方法的故障检测器,这种故障检测

使用心跳消息传输时间的平均值作为超时值的预测值,可以周期性地调整超时值,从而实现自适应的故障检测。文献[21]提出了另一种基于 MAX 超时值预测方法的故障检测协议,该协议利用历史心跳消息的传输时间最大值作为超时值的预测值,可以有效地提高故障检测的准确性。文献[13]提出了一种基于 QoS 的故障检测器,首次引入安全边界的概念,利用超时值加安全边界来改善故障检测的准确性。文献[22]在此基础上增加了一个滑动窗口,提出了一种双超时的故障检测器 2W-FD。在 2W-FD 中,较大的滑动窗口用于存储更多的心跳消息,而较小的滑动窗口用于存储最近的心跳消息,然后两个滑动窗口分别计算一个超时值,最后选用其中较大的超时值作为最终的超时值,以便其可以捕获更多的心跳消息,从而提高检测的准确性。文献[23]针对车联网环境,提出了一种故障检测协议 Algeri-FD,该协议通过路侧单元发送测试消息到车辆,同时触发超时值,车辆在收到测试消息后回复消息,如果回复消息超过路侧单元的超时值,则判定车辆发生故障。但该协议采用固定的超时值,不能很好地平衡检测准确性与速度的关系。文献[24]提出了一种自适应故障检测方法,该方法使用神经网络的方式训练故障模型,然后通过模式识别来确定故障,并通过预估下一个心跳的到达时刻来调整超时值。

一些其他类型的故障检测协议引入了层次式的概念。网络中的分组能够使故障节点的信息在分组内交换传播,不同分组之间共享故障节点的信息就可以使遥远的节点确定发生了故障的节点。文献[25]基于系统特点,提出了一种层次式的故障检测服务,系统中节点可以根据 IP 地址进行分组,每个分组中的主节点负责对组内的其他节点进行故障检测。不同的分组之间可以通过主节点进行检测结果的交换。这种方法易于管理,但严重依赖系统拓扑结构,不适合拓扑频繁改变的系统。文献[26]提出了多层基于 Gossip 式的故障检测器,检测节点随机选择邻居进行检测,并与之共享检测结果,这样检测节点通过多轮检测之后便可以获知目标节点的状态。这种故障检测器的检测负载不受系统规模以及拓扑结构的影响,但其检测时间受算法随机性的影响,随着系统规模的增大,检测时间会呈线性增长。文献[27]利用“再检测”机制实现了组成员协议 SWIM。在 SWIM 协议中,节点 q 随机选择一个节点 p 进行检测,如果在规定时间内没有收到回复消息,那么节点 q 会随机选取 k 个节点进行检测,最后根据这 k 个节点返回的检测结果对节点 p 的状态做出判断。

基于自适应超时值和分层结构的故障检测方法可以避免车联网中的两个主要问题:通信时间多变以及消息丢失。但是,现存的方法通常假设节点具有较低的移动性,网络中节点密度变化较小以及节点之间都可以彼此连通。这些假设在车联网中是非常困难的,因此本文提出了以下的故障检测方法。

3 基于航位推算的层次式故障检测实现

3.1 系统模型

本文考虑了一个部分同步系统由有限个节点 $\Pi = \{p_1, p_2, \dots, p_n\}$ 组成,每个节点有唯一的标识用来代表一辆车。在此系统中,节点和车辆的概念可以互换。系统中每台车装备

有通信设备、嵌入式处理器、GPS 以及电子地图^[28]。根据 GPS 信息可以假设存在一些全局稳定时间,并且 GPS 也可以作为同步时钟。在此系统中,车辆在道路中沿同一方向行驶,车辆之间可以通过互相覆盖的通信链路进行连接。其中,车辆通信的覆盖范围为车辆的无线通信覆盖区域;当一辆车进入另一辆车的通信覆盖区域时,它们就是彼此的相邻车辆;当一辆车离开另一辆车的无线通信覆盖范围时,它们会从邻居节点列表中相互删除。

车辆之间的通信通过广播消息来实现,邻居车辆可能接收到或接收不到这些广播消息。在发送消息车辆与接收消息车辆之间存在传输延迟 T_{delay_i} , 其计算式如下:

$$T_{\text{delay}_i} = \frac{S_i}{v_m} \quad (1)$$

其中, S_i 是两台车之间的距离, v_m 是通信链路中消息传递的速度。 S_i 可以根据欧几里德距离来计算:

$$S_i = \sqrt{(x_p - x_q)^2 + (y_p - y_q)^2} \quad (2)$$

其中, (x_p, y_p) 是车辆 p 的横纵坐标值, (x_q, y_q) 是车辆 q 的横纵坐标值。这些坐标值可以从 GPS 信息中获取,而 v_m 可以根据历史传输的消息进行计算。

$$v_m = \frac{S_i}{\text{arr}_i - \text{arr}_{i-1} - \eta - T_{\text{delay}_{i-1}}} \quad (3)$$

其中, $\{\text{arr}_1, \text{arr}_2, \dots, \text{arr}_n\}$ 是根据车辆 q 的时钟获得的消息的实际到达时间, η 是心跳消息发送的间隔。

在此系统中,我们考虑了两种类型的车辆故障:一种故障是车辆由于各种软硬件故障而发生崩溃,另一种故障是车辆离开道路。当车辆发生崩溃故障时,它既不能发送消息也不能接收消息,只有它的通信设备被修复才能重新回到系统。而车辆因离开道路而发生的故障,指车辆停车或者进入到没有信号的建筑物中。一台车可以根据它的邻居车辆发送的消息来判断其是否在道路上。在此系统中,未考虑恶意或者拜占庭故障。

3.2 故障检测原理

在车联网中,不仅存在车辆故障,还存在链路故障。许多情况能够引起车辆之间的链路故障,例如建筑物的遮挡或者其他无线信号的干扰。因此,故障检测方法不仅要能发现车辆故障,也应该能发现链路故障,从而减少错误的故障检测。

本文的故障检测方法提供了两种故障检测的服务,一种是检测车辆故障,另一种是检测车辆之间的链路故障。根据车联网的架构,车辆可以通过路侧单元划分到不同分组中,如图 1 所示。图 1 中,每一个分组由一个路侧单元和数台车组成。车辆故障,是由部署在路侧单元的失效检测器负责检测其覆盖范围内的车辆。每台车周期性地发送心跳消息到其最近的路侧单元,位于路侧单元的失效检测器就能够根据接收到的心跳消息判断车辆状态和计算心跳消息的超时值。同时,路侧单元能够将检测结果共享给它相邻的路侧单元,从而实现不同分组间对车辆状态的获取。因此,路侧单元可以根据直接收到的消息或者间接获得的消息得知车辆的状态。直接收到的消息是路侧单元在规定的时间内收到车辆发送的心跳消息,从而判定车辆状态;而间接获得的消息是通过其他路侧单元的共享消息而得到的。当路侧单元接收到被怀疑车辆

新的心跳消息时,才会把它从怀疑列表中删除。由于路侧单元的失效概率远低于车辆,因此路侧单元的检测方法与车辆检测有所区别。路侧单元的检测方法是,在规定时间内没有收到任何邻居路侧单元的共享消息即认为其发生了故障。故障检测器有可能错误地把正常的车辆加入怀疑列表,这种情况就是故障检测输出一个错误。

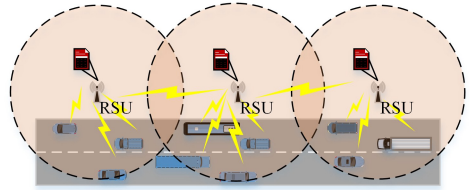


图 1 故障检测的实现

Fig. 1 Implementation of fault detection

对于链路故障而言,它依靠同一分组中的车辆。当路侧单元在规定时间内不能收到任何来自某一车辆的心跳消息时,它会根据接收到的车辆的位置信息去选择一台车辆来询问被怀疑车辆。被选择的车辆会尽力联系被怀疑车辆,如果被选择车辆收到了被怀疑车辆的消息,那么它将立刻发送消息给路侧单元去更新其怀疑列表,否则被怀疑车辆被最终判定为发生了故障。

3.3 DR-FD 故障检测器的实现

在车联网中,车辆之间经常发生连接中断以及连接质量改变的情况,这是因为车辆处于高速移动中,并且道路上的车辆密度经常发生突然变化。因此,若想在设计故障检测器时能够考虑此因素,则需要通过调整超时值来适应通信连接的变化。

在系统中,假设车辆是知道彼此位置信息的,绝大多数情况下,车辆通过 GPS 能够获取位置信息。一些其他方法(如无线电定位、固定基础设施的信标或者无 GPS 定位系统)都可以获取车辆的位置信息,这里忽略了定位信息的精度对故障检测的影响。因此,根据车辆的位置信息可以获得车辆之间或者车辆与路侧单元之间的实际距离。

在本文使用的航位推算模型(Dead Reckoning Model, DRM)中,每台车辆会周期性地对其位置估计值进行采样,从而自己构建一个运动模型^[29-30]。然后,它根据在时刻 t_1 和 t_2 采集的两个连续位置样本 x_1, y_1 和 x_2, y_2 来计算其沿 X 轴和 Y 轴的速度分量 v_x 和 v_y 。因此,可得:

$$v_x = \frac{x_2 - x_1}{t_2 - t_1} \quad (4)$$

$$v_y = \frac{y_2 - y_1}{t_2 - t_1} \quad (5)$$

在第一次计算车辆的速度分量后,车辆使用 DRM 更新数据包向系统发送该信息,该消息与车辆的心跳消息一起发送。DRM 中的信息包括位置和移动模型,每台车维护一张 DRM 表,每当从其他车辆接收到 DRM 更新时,它都会在其 DRM 表中添加或者更新该车辆模型的目录。DRM 表中含有时间戳,用于表示最后更新的时间。因此,系统中每台车拥有其他车辆的位置和移动模型,可以根据式(6)来预测其未来位置。

$$x_{\text{pred}} = x_{\text{mod}} + (v_{x_{\text{mod}}} \times \eta) \quad (6)$$

$$y_{\text{pred}} = y_{\text{mod}} + (v_{y_{\text{mod}}} \times \eta) \quad (7)$$

其中, $(x_{\text{mod}}, y_{\text{mod}})$ 是 x 轴和 y 轴的坐标值, $(v_{x_{\text{mod}}}, v_{y_{\text{mod}}})$ 是模型中的速度分量。这里计算 DRM 的时间和使用更新时间戳将其插入远程车辆的 DRM 表的时间是不同的。但就实际情况而言, 这种差异很小, 并不会影响预测的准确性。

即使在航位推算模型的初始分布确定之后, 每台车仍会定期对其位置 $(x_{\text{cur}}, y_{\text{cur}})$ 进行采样, 并根据其公布的上述模型计算其预测位置。它可以通过简单地计算欧几里德距离来计算当前位置与预测位置的偏差。

$$d = \sqrt{(x_{\text{cur}} - x_{\text{pred}})^2 + (y_{\text{cur}} - y_{\text{pred}})^2} \quad (8)$$

如果该距离 d 超过预定的航位推算阈值, 则车辆会重新计算 DRM, 并重新传播。其中的阈值基本上决定了位置估计中的允许误差, 较小的阈值将增加位置更新开销, 较大的阈值可能因位置估计过于粗糙而无用。

在我们设定的系统中, 车辆与路侧单元之间的欧几里德距离可以通过其坐标值来计算。

$$S_i = \sqrt{(x_R - x_{\text{pred}_i})^2 + (y_R - y_{\text{pred}_i})^2} \quad (9)$$

那么从车辆到路侧单元消息传输的时间为:

$$\Delta t = \frac{S_i}{v_m} \quad (10)$$

位于 RSU 的故障检测器的超时值的计算式如下:

$$T_{\text{timeout}} = \Delta t + SM \quad (11)$$

其中, SM 用于改进预测准确性的安全边界值。其可以根据 Jacobson 的方法来计算。

$$SM_{i+1} = SM_i + \alpha(\Delta t - SM_i) \quad (12)$$

其中, α 是调整参数。

根据以上分析, 给出 DR-FD 故障检测器的实现过程。在 DR-FD 中, 存在 4 个同时并行运行的任务, 如算法 1 所示。如果路侧单元收到邻居路侧单元的共享消息, 则任务 1 将更新其怀疑列表, 任务 2 负责检测同组中车辆的状态, 任务 3 负责更正错误怀疑, 任务 4 负责检测路侧单元的状态。

算法 1 车辆故障检测

输入: $\eta; \alpha; v_m$

输出: $\text{suspeclist}[]; \text{neighborlist}[]$

1. 任务 T1;
2. if FD 接收到其他 RSU 的消息
3. 更新 $\text{suspeclist}[]$;
4. end if
5. 任务 T2;
6. if FD 从车辆收到消息
7. 计算 T_{timeout} ;
8. else
9. 更新 $\text{suspeclist}[]$ 并且广播;
10. end if
11. 任务 T3
12. if FD 从被怀疑的车辆接收到消息
13. 更新 $\text{suspeclist}[]$ 并且广播;
14. end if
15. 任务 T4
16. if FD 没有从邻居 RSU 收到消息
17. 更新 $\text{neighborlist}[]$ 并且广播;
18. end if

在 DR-FD 中, 我们使用心跳模式作为基础的检测策略。

系统中的车辆会周期性地发送心跳消息以表明其状态。对于车辆故障, 可以根据两种类型的消息来判断。一种类型的消息是来自其他分组的路侧单元, 其主要内容是其他路侧单元分享的被怀疑车辆的消息, 任务 1 即是根据这种消息对车辆进行判定。当 DR-FD 收到这种类型的消息时, 它会将此消息中的被怀疑车辆与自身怀疑列表中的车辆进行比对。如果不在怀疑列表中, DR-FD 将添加此车辆到怀疑列表中(见算法 1 中的 1-4 行)。另一种类型的消息来自被怀疑车辆。通常车辆会每隔一段时间广播一条心跳消息, 当 DR-FD 收到这条心跳消息时就会计算超时值。如果在超时值内没有收到任何心跳消息, 则会考虑车辆发生故障。然后, 故障车辆会被加入怀疑列表并且关于故障车辆的信息会被广播到邻居路侧单元(见算法 1 中的 5-10 行)。

任务 3 用于更正错误怀疑。如果检测器收到一条来自其他车辆的关于被怀疑车辆的消息, 那么它将被把被怀疑车辆从怀疑列表中删除并广播更正消息(见算法 1 中的 11-14 行)。

任务 4 用于实现路侧单元的故障检测。如果一个路侧单元在规定的时间内没有收到邻居路侧单元的消息, 它将从邻居列表中删除这个路侧单元并进行广播(见算法 1 中的 15-18 行)。

对于链路故障而言, 它是通过车辆和路侧单元合作完成的(见算法 2)。首先, 如果路侧单元没有从一台覆盖范围内的车辆接收到任何消息, 它将开始怀疑该车辆发生了故障, 并将其加入怀疑列表。然后, 路侧单元将被怀疑车辆信息广播到本分组中, 并期待其他车辆提供被怀疑车辆的消息。如果路侧单元从本组其他车辆接收到至少一条关于被怀疑车辆的消息, 它将从怀疑列表中删除被怀疑车辆, 并在本组中广播更正消息, 否则故障检测器考虑被怀疑车辆确实发生了故障(见算法 2 中的 1-7 行)。

DR-FD 能够根据位置信息选择最近的邻居车辆去检测被怀疑车辆。选定的车辆发送询问消息到被怀疑车辆, 并且在超时值内等待回复。如果被怀疑车辆发送回复消息到选定车辆, 那么选定车辆立即发送消息到路侧单元(见算法 2 中的 8-14 行)。这种机制可以有效地避免链路故障带来的影响。

如果被怀疑车辆是正常的, 它将发送一个回复消息到选定的车辆(见算法 2 中的 15-18 行)。

算法 2 链路故障检测

输入: $\eta; T_{\text{timeout}}$

输出: $\text{suspeclist}[]$

1. for RSU
2. if FD 没有从车辆收到消息
3. 更新 $\text{suspeclist}[]$;
4. if FD 从选中的车辆收到消息
5. 更新 $\text{suspeclist}[]$ 并且广播
6. end if
7. end if
8. for 选中的车辆
9. if 接收到当地 RSU 的消息
10. 发送查询消息到被怀疑车辆
11. if 收到一条回复消息
12. 发送消息到 RSU
13. end if

```

14. end if
15. for 被怀疑的车辆
16.     if 接收到查询消息
17.         发送一条回复消息
18.     end if

```

4 仿真结果与分析

4.1 实验设定

对于 DR-FD,我们利用 NS2 构建了一个实验平台以便对其性能进行分析与评价。在实验中,GT-ITM 被用来生成一个包含 1000 个节点的 transit-stub 结构的底层网络。在底层网络中,随机地选择一个 stub 节点作为源节点,其他节点随机分布在 stub 节点周围。对于系统中的每个节点,其邻居节点的分布遵循范围在 $Num \in (2, 40)$ 的均匀分布。系统中分组的平均大小可以由 Num 值决定,因此可以通过改变 Num 值来改变分组大小。实验中, Num 的默认值为 10。

实验中,假设节点加入与离开遵循 $\lambda = 0.2/s$ 的泊松分布^[23],实验持续两个小时。实验中,使用 Gilbert 模型模拟消息丢失的情况。消息丢失概率的初始值设定为 $p_i = 1\%$,消息丢失的概率会影响故障检测的性能。我们分别选取车辆发送心跳消息的间隔为 0.05 s 和 0.1 s。实验中分别选取了 Aljeri-FD^[23] 和 2W-FD^[22] 两种故障检测器与 DR-FD 进行性能比较,主要指标包括检测速度、准确性以及负载^[13]。

4.2 DR-FD 预测准确性

对于故障检测器,对性能影响非常重要的一个因素就是对心跳消息到达时间的准确预测,其准确程度极大地影响着故障检测器的准确性与速度。许多方法通过使用消息延迟的概率分布来进行预测,然后通过基于学习的线性过程来估计可能的传输延迟。这些方法不仅消耗了大量的计算与存储开销,也受限于特定的分布式系统。本文提出了一种适用于车联网的基于航位推算的预测方法。我们通过实验观察到了连续心跳消息的传输延迟情况,如图 2 所示。从图 2 中可以看出,我们预测的数据在大多数情况下都能很好地拟合实际数据,只有一些延迟较大的心跳消息具有较大的预测偏差,这可能是由于预测方法的参数没有及时调整。

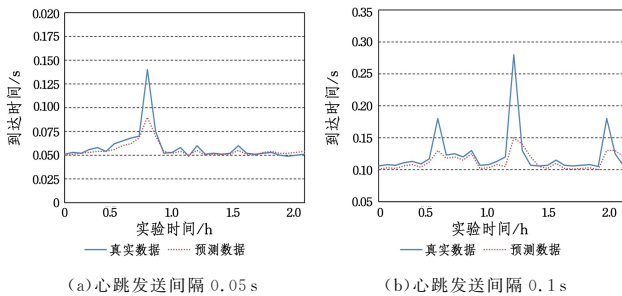


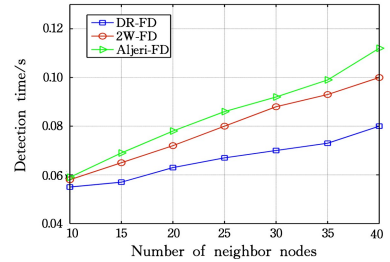
图 2 真实数据和预测数据的心跳到达时间比较

Fig. 2 Comparison of heartbeat arrival time between actual data and predicted data

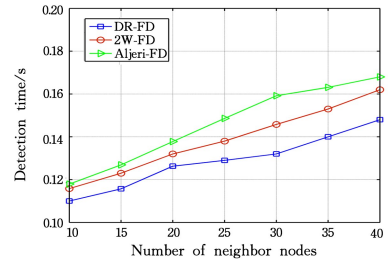
4.3 不同故障检测器的性能比较

检测时间是描述故障检测器检测速度的主要指标,它对系统上层应用有着非常重要的影响,例如任务完成时间、网络吞吐率以及流媒体帧丢失率。图 3 给出了不同故障检测器在不同的心跳发送间隔($\eta = 0.05$ s 和 $\eta = 0.1$ s)下的检测时间的

比较结果。图 3 中, x 轴用于表示邻居节点的数量(本文意在表示检测分组的大小), y 轴用于表示检测时间。从图 3 中可知,所有故障检测器的检测时间随着邻居节点数量的增加而增加。但是,在同样的情况下,DR-FD 的检测时间是低于另外两种故障检测器的。这种改进是因为本文提出的预测心跳消息达到时间的方法在同样的情况下能够捕获更多晚到的心跳消息。同时,实验结果也说明本文的故障检测器能够更好地应对复杂的网络环境。



(a)心跳发送间隔 0.05 s

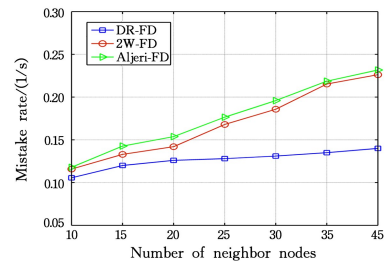


(b)心跳发送间隔 0.1 s

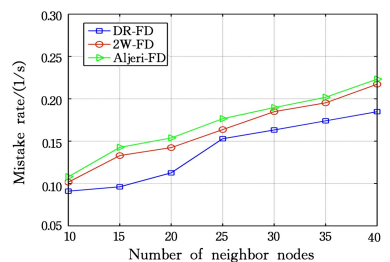
图 3 不同故障检测器的检测时间与邻居节点比较

Fig. 3 Detection time vs. number of neighbor nodes of different FDs

错误率指故障检测器将正常节点错误怀疑成故障节点的概率,是描述故障检测器检测准确性的主要指标。图 4 给出了 3 种故障检测器在不同的心跳发送间隔($\eta = 0.05$ s 和 $\eta = 0.1$ s)下错误率的比较。



(a)心跳发送间隔 0.05 s



(b)心跳发送间隔 0.1 s

图 4 不同故障检测器的错误率与邻居节点比较

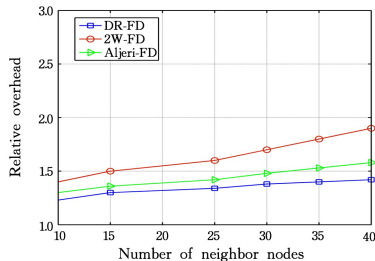
Fig. 4 Mistake rate vs. number of neighbor nodes of different FDs

图 4 中, x 轴代表邻居节点数量, y 轴代表错误率。从

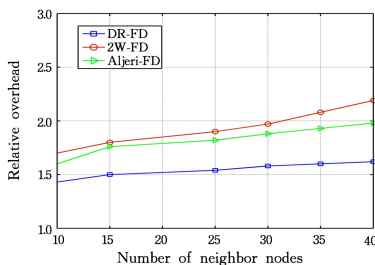
图中可知,所有故障检测器的错误率随着邻居节点数量的增加而增加,这可能是由于节点间链路受到了邻居节点数量的影响。而且,当心跳消息发送间隔 $\eta=0.05$ s 时,错误率受邻居节点数量的影响更加明显。但是 DR-FD 较其他两种故障检测器能够获得更低的错误率,这是因为 DR-FD 所采用的分组间的共享机制降低了错误率。

对于检测负载,我们通过测量单位时间发送的用于故障检测的消息数量进行衡量。为了描述简单,我们定义了相对负载来对 3 种故障检测器的负载进行比较。

图 5 给出了不同的故障检测器在不同的心跳消息发送间隔($\eta=0.05$ s 和 $\eta=0.1$ s)下相对负载的比较。从图 5 中可知,所有的故障检测器的相对负载呈现出了相同的趋势,随着邻居节点的增多,相对负载也在增加。这是因为所有故障检测器在每个周期需要消耗更多的消息,用于检测节点故障。但是,DR-FD 相比其他故障检测器有较明显的改善,这是由于 DR-FD 通过共享失效信息减少了检测消息的数量,从而降低了检测负载。



(a)心跳发送间隔 0.05 s



(b)心跳发送间隔 0.1 s

图 5 不同故障检测器的相对负载与邻居节点比较

Fig. 5 Related overhead vs. number of neighbor nodes of different FDs

结束语 故障检测是确保车联网中容错应用的重要部分。本文提出了一种基于航位推算的层次式的故障检测器 DR-FD。通过使用航位推算模型预测心跳消息的到达时间以及在不同邻居分组间共享故障信息,DR-FD 能够处理车辆高速移动带来的影响并且在检测速度、准确性以及负载方面改善故障检测性能。而且,我们通过搭建实验平台对 DR-FD 的检测性能进行了验证。实验结果表明,在相同的设定条件下,DR-FD 的检测时间最高改进约 20%,错误率最高改进约 30%,检测负载最高改进约 20%。本文未考虑节点发生拜占庭故障的情况,在后续的研究中将对这一问题进行研究。

参考文献

[1] BHOI S, KHILAR P. Self soft fault detection based routing pro-

ocol for vehicular ad hoc network in city environment[J]. *Wireless Networks*, 2016, 22(1): 1-21.

- [2] KHAN A, ABOLHASAN M, WEI N, et al. A hybrid-fuzzy logic guided genetic algorithm(H-FLGA) approach for resource optimization in 5G VANETs[J]. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 2019, 68(7): 6964-6974.
- [3] ZHAO Z, GUARDALBEN L, KAIMZADEH M, et al. Mobility prediction-assisted over-the-top edge prefetching for hierarchical VANETs[J]. *IEEE Journal on Selected Areas in Communications*, 2018, 36(8): 1786-1801.
- [4] CUI J, WEI L, ZHONG H, et al. Edge computing in VANETs — an efficient and privacy-preserving cooperative downloading scheme[J]. *IEEE Journal on Selected Areas in Communications*, 2020, 38(6): 1191-1204.
- [5] CAO S, LEE V. A novel adaptive TDMA-based MAC protocol for VANETs[J]. *IEEE Communications Letters*, 2018, 22(3): 614-617.
- [6] SINGH R, SALUJA K S. Graphical approach for V2V connectivity enhancement in clustering-based VANET[J]. *IEEE Wireless Communication Letters*, 2021, 10(6): 1217-1221.
- [7] PATRA M, MURTHY C. Performance evaluation of joint placement and sleep scheduling of grid-connected solar powered road side units in vehicular networks[J]. *IEEE Transactions on Green Communications and Networking*, 2018, 2(4): 1197-1209.
- [8] XIAO L, LU X, XU D, et al. UAV relay in VANETs against smart jamming with reinforcement learning[J]. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 2018, 67(5): 4087-4097.
- [9] YANG F, HAN J, DING X, et al. Spectral efficiency optimization and interference management for multi-Hop D2D communications in VANETs[J]. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 2020, 69(6): 6422-6436.
- [10] LIN N, FU L, ZHAO L, et al. A novel multimodal collaborative drone-assisted VANET net-working model[J]. *IEEE Transactions on Wireless Communications*, 2020, 19(7): 4919-4933.
- [11] CHEN J, WANG Z. Topology control in hybrid VLC / RF vehicular ad-hoc network[J]. *IEEE Transactions on Wireless Communications*, 2020, 19(3): 1965-1976.
- [12] CHANDRA T, TOUEG S. Unreliable failure detectors for reliable distributed systems[J]. *Journal of the ACM*, 1996, 43(2): 225-267.
- [13] CHEN W, TOUEG S, AGUILERA M K. On the quality of service of failure detectors[J]. *IEEE Transactions on Computers*, 2002, 51(1): 13-32.
- [14] BENHAMIDA F Z, CHALLAL Y, KOUDIL M. Adaptive failure detection in low power lossy wireless sensor networks[J]. *Journal of Network and Computer Applications*, 2014, 45(4): 168-180.
- [15] ZHANG H, QIAN Z, LIU J, et al. Fault detection and repairing for intelligent connected vehicles based on dynamic bayesian network model[J]. *IEEE Internet of Things Journal*, 2018, 5(4): 2431-2440.
- [16] LI F, SONG X, CHEN H, et al. Hierarchical routing for vehicular ad hoc networks via reinforcement learning[J]. *IEEE Transa-*

- ctions on Vehicular Technology,2019,68(2):1852-1865.
- [17] SHAREF T,ALSAQOURI A,ISMAIL M. Vehicular communication ad hoc routing protocols; A survey[J]. Journal of Network and Computer Applications,2014,40(1):363-396.
- [18] YU N,ZHAN X,ZHAO S,et al. A precise dead reckoning algorithm based on bluetooth and multiple sensors[J]. IEEE Internet of Things Journal,2017,5(1):336-351.
- [19] CHEN H,LI F,WANG Y. SoundMark:accurate indoor localization via peer-assisted dead reckoning [J]. IEEE Internet of Things Journal,2018,5(6):4803-4815.
- [20] SOTOMA I,MADEIRA E R. ADAPTATION-Algorithms to adaptive fault monitoring and their implementation on CORBA [C]//Proceedings of 3rd International Symposium on Distributed Objects and Applications. 2001:219-228.
- [21] FETZER C,RAYNAL M,TRONEL F. An adaptive failure detection protocol[C]//Proceedings of 2001 Pacific Rim International Symposium on Dependable Computing. 2001:146-153.
- [22] TOMSIC A,SENS P,GARCIA J, et al. 2W-FD: A Failure Detector Algorithm with QoS[C]//Proceedings of 2015 IEEE International Parallel and Distributed Proceedingsessing Symposium. 2015:85-893.
- [23] ALJERI N,ALMULLA M,BOUKERCHE A. An efficient fault detection and diagnosis protocol for vehicular networks[C]// Proceedings of ACM International Symposium on Design & Analysis of Intelligent Vehicular Networks & Applications. 2013:23-29.
- [24] SALFNER F,LENK M,MALEK M. A survey of online failure prediction methods[J]. ACM Computing Surveys,2010,42(3):1-42.
- [25] FELBER P,DEFAGO X,GUERRAOUI R, et al. Failure detectors as first class objects[C]//Proceedings of the International Symposium on Distributed Objects and Applications. 1999:132-141.
- [26] VAN R,MINSKY Y,HAYDEN M. A gossip-style failure detection service[C]//Proceedings of the IFIP International Conference on Distributed Systems Platforms and Open Distributed Proceedings. 2009:55-70.
- [27] SNYDER S,CARNS P,JENKINS J, et al. A case for epidemic fault detection and group membership in HPC storage systems [C]// Proceedings of International Workshop on Performance Modeling, Benchmarking and Simulation of High Performance Computer Systems. 2014:237-248.
- [28] CAMBRUZZI E,FARINES J,MACEDO J, et al. An adaptive failure detection system for vehicular ad-hoc networks [C]// Processing of IEEE Intelligent Vehicles Symposium. 2010:603-608.
- [29] CHEN H,LI F,WANG Y. Sound mark:accurate Indoor localization via peer-assisted dead reckoning [J]. IEEE Internet of Things Journal,2018,5(6):4803-4815.
- [30] PASK V. A magnetic ranging-aided dead-reckoning positioning system for pedestrian applications[J]. IEEE Transactions on Instrumentation And Measurement,2017,66(5):953-963.



LIU Jia-xi, born in 1988, Ph.D, lecturer, is a member of China Computer Federation. His main research interests include fault detection and VANETs.



DING Fei, born in 1981, Ph.D, associate professor, is a member of China Computer Federation. His main research interests include VANETs, distributed systems, big data modeling and analysis.

(责任编辑:喻黎)