

基于车联网的数据动态压缩采集策略

黄志清^{1,2} 李梦佳^{1,2} 田锐^{1,2} 张严心³ 王伟东^{1,2}

(北京工业大学信息学部 北京 100124)¹

(北京工业大学北京市物联网软件与系统工程技术研究中心 北京 100124)²

(北京交通大学电子信息工程学院先进控制系统研究所 北京 100044)³

摘要 车联网能高效地实现感知区域的覆盖,因此被应用于大规模城市感知。同时,为了解决车联网难以传输大量数据的问题,一些研究者使用压缩感知对具有时空相关性的数据进行压缩。但是,目前在车联网中应用压缩感知的研究并没有考虑数据和车辆分布变化的特性,很可能导致不可接受的误差。为了保证数据的重构精度,提出面向车联网的动态压缩感知方法。该方法能自动分析感知对象的数据特征、车辆分布和观测数量之间的关系。在压缩感知的基础上加入观测数量调整功能,通过对当前感知对象的数据特征和车辆分布的分析,实时调整压缩感知中观测矩阵的参数,从而控制观测数据的数量,提升重构精度,实现更高质量的数据传输。实验表明与现有车联网中的压缩感知方法相比,面向车联网的动态压缩感知方法在重构精度上提升了15.3%。

关键词 车联网,城市感知,压缩感知,动态压缩,重构精度

中图分类号 TP393 文献标识码 A DOI 10.11896/j.issn.1002-137X.2018.11.049

Dynamic Data Compression Strategy Based on Internet of Vehicle

HUANG Zhi-qing^{1,2} LI Meng-jia^{1,2} TIAN Rui^{1,2} ZHANG Yan-xin³ WANG Wei-dong^{1,2}

(Faculty of Information Technology, Beijing University of Technology, Beijing 100124, China)¹

(Beijing Engineering Research Center for IoT Software and System, Beijing University of Technology, Beijing 100124, China)²

(Advanced Control Systems Laboratory, School of Electronic and Information Engineering, Beijing Jiaotong University, Beijing 100044, China)³

Abstract Internet of Vehicle (IoV) can effectively cover the sensing area, so it is applied to large-scale urban sensing. Meanwhile, in order to solve the problem that it is difficult for the IoV to transfer a large amount of data, the compressive sensing (CS) is used to compress the data with spatio-temporal correlation by some researchers. However, the current researches on the applications of CS in the IoV do not consider dynamic changes in data characteristic and vehicle distribution, which may lead to unacceptable errors. In order to ensure the accuracy of data reconstruction, this paper proposed a dynamic CS approach in the IoV. The approach can automatically analyze the relationship among data characteristic, vehicle distribution and the number of measurements. Then, based on the CS, a function of adjusting the number of measurements is added. Through the analysis of data characteristic and vehicle distribution, the parameters of the observation matrix in CS is adjusted in real time so as to improve the accuracy of reconstruction to achieve higher quality data transmission. The experiment shows that the proposed dynamic CS method improves the reconstruction accuracy by 15.3% compared with the existing CS method in the IoV.

Keywords Internet of vehicle, Urban sensing, Compressive sensing, Dynamic compression, Reconstruction accuracy

1 前言

目前,人口增长和城市化进程的加剧导致了各种技术、社会和经济问题,已经阻碍了城市的可持续发展。对此,智慧城市被视为缓解城市问题的新范例^[1]。其中,城市感知^[2]利用传感器和网络设备对城市中的多种数据进行感知,在提供舒

适便捷的城市生活环境方面起到至关重要的作用。同时,相较于固定传感器网络,车联网^[3-5]具有移动性,能更加高效地实现感知区域的覆盖,因此更适用于大规模的城市感知中^[6-13]。

目前,一些城市感知应用已经使用车联网来对交通流量、天气、污染等信息进行实时采集^[10-12]。然而,由于车辆的快速

到稿日期:2017-11-19 返修日期:2018-02-17 本文受国家自然科学基金(61502018),国家发改委项目(Q5025001201502),中央高校基本科研业务费(W16JB00340)资助。

黄志清(1970—),男,博士,副教授,主要研究方向为物联网、软件定义网络,E-mail:zqhuang@bjut.edu.cn(通信作者);李梦佳(1993—),女,硕士生,主要研究方向为车联网、压缩感知;田锐(1983—),男,博士,主要研究方向为车联网;张严心(1976—),女,博士,副教授,主要研究方向为控制算法;王伟东(1981—),男,博士,主要研究方向为嵌入式系统。

移动,车联网很难传输数据量极大的数据,对数据进行压缩以缓解网络传输压力是非常必要的。压缩感知^[14]可以利用观测矩阵,通过少量的观测数据对完整数据进行精准重构。因此,一些研究者利用压缩感知对车联网中具有时空相关性的数据进行压缩^[15-18]。

这些研究讨论了如何在车联网中应用压缩感知进行城市感知。但是,在压缩感知中,观测数据的数量将影响数据的重构精度,而在实际车联网城市感知中,感知对象的数据特征及车辆分布情况会随时间不断变化。使用固定观测数量的传统压缩感知无法满足动态变化的监测对象数据特征和车辆分布的要求,可能造成不可接受的误差。例如,数据时空相关性较低时,如果观测数据过少,则无法采集足够的特征,从而降低重构精度。车辆分布的变化导致不同的监测区域覆盖度,也将影响数据的重构精度。因此,在面向车联网的压缩感知应用中,实时调整观测数量是十分必要的。目前,一些研究讨论了如何在固定的传感器网络中根据监测对象数据特征调整观测数量^[19-25]。但是,在车联网数据采集应用中,车辆会随机移动,除了考虑监测对象数据特征的变化,还要考虑车辆的分布情况。

基于上述分析,本文提出一种针对车联网的动态压缩感知方法。该方法能够根据感知对象的数据特征和车辆分布情况对观测矩阵的参数进行调整,从而控制观测数据的数量,保证长时间数据采集应用中的重构精度。实验证明,本文提出的针对车联网的动态压缩感知策略能在数据特征和车辆分布变化的情况下取得令人满意的数据重构精度。

本文第 2 节介绍车联网数据采集及压缩感知的相关研究;第 3 节介绍本文提出的车联网动态压缩感知流程;第 4 节详细描述本文提出的观测数量调节算法;第 5 节通过实验验证该动态压缩感知在性能上的优势;最后总结全文并提出下一步的研究方向。

2 相关工作

本节首先总结一些已有的车联网城市感知研究,对车联网城市感知系统的框架和感知数据进行分析;接着对车联网中的压缩感知研究进行总结,分析现有车联网中的压缩感知;最后介绍动态压缩感知的相关研究。

2.1 车联网城市感知

文献^[10]提出了 SMARTY 城市感知系统,通过在车辆上安装不同的传感器,对温度、湿度、污染物等级等数据进行感知。文献^[11]利用车联网采集车辆的 GPS 数据,进而实现对交通信号灯和城市道路的感知。文献^[12]设计了 CarTel 系统,该系统采集车联网中车辆的 GPS、速度、颠簸、雨刷开启等数据,对交通状况进行实时评估和预测。文献^[13]中以 CO₂ 为例,讨论了如何利用车联网对城市污染情况进行监控。

这些研究提出了一些车联网城市感知框架,但并没有考虑如何对城市感知应用产生的海量数据进行压缩。同时,这些研究所感知的数据大多数都具有时空相关性,可以使用压缩感知进行数据压缩。

2.2 车联网中的压缩感知

文献^[15]首次提出了车联网中的联合压缩数据感知方

法。利用车联网中汽车不断移动的特性,令车辆在移动过程中采集不同位置的数据,并利用贝努里随机矩阵进行压缩上传,服务器接收到车辆传感节点的观测数据后,根据数据采集的位置重新整合各个车辆的数据,从而恢复出城市中不同位置的采样数据。文献^[16]讨论了如何利用车辆相遇的随机性构造稀疏投影观测矩阵,也讨论了开始压缩采样过程车辆所需的最少数量及数据的最少传输次数。文献^[17]设计了基于车辆移动性的分簇路由算法,并根据分簇结果对簇头进行数据压缩。文献^[18]利用压缩感知技术解决车联网中由于车辆节点分布不均引起的数据冗余或缺失问题。

这些研究讨论了压缩感知在车联网城市感知中的应用,但是它们使用了固定的观测数量,并没有考虑实际应用中感知对象和车辆分布变化造成的影响。

2.3 动态压缩感知

文献^[19]首次在不同的时间段使用不同的观测数量,通过对历史数据的分析确定不同时间段的观测数量。然而在更多时候,历史数据很难获得。因此,另一些研究在压缩感知过程中加入了学习阶段,首先分析不同数据特征下观测数量的适当取值,从而在压缩阶段调节观测数量。文献^[20-21]分析了感知对象的数据稀疏度与观测数量的关系,从而实时调整观测数量。文献^[22-25]则根据上一轮数据感知的误差决定下一轮的观测数量。

这类动态压缩感知研究主要针对固定传感器网络。在车联网中,由于车辆具有移动性,单纯考虑感知对象数据特征变化的动态压缩感知无法很好地满足车联网中的应用。

3 动态压缩感知过程

首先分析现有的车联网城市感知框架,如图 1 所示。该框架主要分为应用层、服务层和执行层,可以根据实际应用需求及车载传感器种类对城市温度、湿度、日照、空气污染、交通状况等多种数据进行感知。

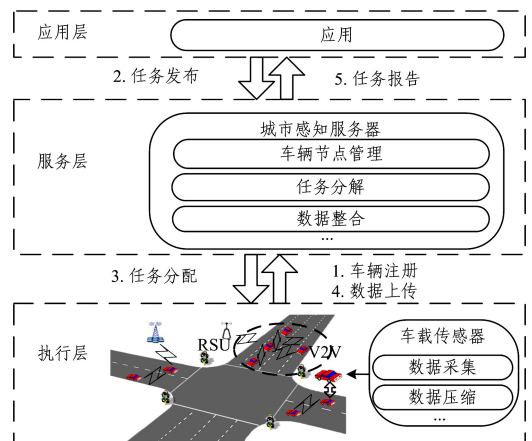


图 1 城市感知应用框架

Fig. 1 Typical urban sensing architecture in IoV

执行层包括路边设施、路由交换设施、车辆及其搭载的多种传感器等设备,该层的主要任务是根据服务层下发的任务执行数据采集活动,并将数据传输至服务层。服务层连接应用层和执行层,负责任务分解、数据整合以及对执行层中设备

的管理。应用层则包括各种具体的城市感知应用。

在 $L \times L$ 的感知区域内,假设有 J 辆车参与感知任务。对于 $L \times L$ 个感知位置,本文定义所需采集的数据如式(1)所示:

$$X^* = \begin{pmatrix} x_{11}^* & \cdots & x_{1L}^* \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ x_{L1}^* & \cdots & x_{LL}^* \end{pmatrix} \quad (1)$$

为了在感知对象数据稀疏度和车辆分布情况实时变化的情况下保证数据重构的精度,本文在压缩感知的基础上加入观测数量调节,提出了基于车联网的动态压缩感知过程,如图2所示。

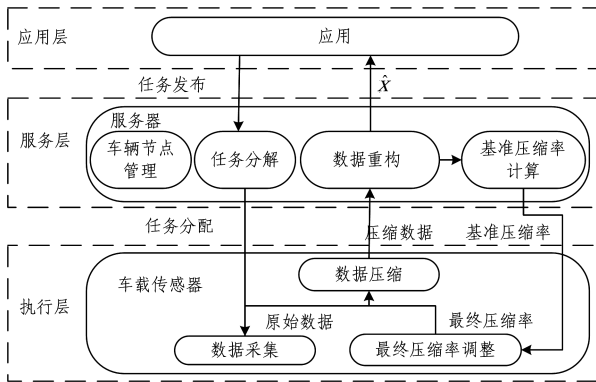


图2 基于车联网的动态压缩感知过程

Fig.2 Dynamic CS process in IoV

整个动态压缩感知过程可以分为任务分解、数据采集、数据压缩、数据重构和观测数量调整5个模块。

1)任务分解。根据任务的需要对任务进行分解,并将分解后的任务发送到各个车辆。

2)数据采集。接收到感知任务后,车辆将开始根据任务要求周期性采集数据。利用车载传感器,车辆每隔 t 时间对感知目标数据进行一次采集,直到完成任务要求的 n 次采集。设 $X_i = \{x_{i1}, x_{i2}, x_{i3}, \dots, x_{im}\}$ 为编号为 i 的车辆在一个感知周期中采集的长度为 n 的原始数据。同时,车辆在每次采集过程中需要记录当前的邻居数量。

3)数据压缩。数据压缩即使用压缩感知对原始数据进行压缩观测。对于长度为 n 的数据 X_i ,对其的观测可以抽象为一个 $m \times n$ 的观测矩阵 Φ ,从而得到长度为 m 的观测数据 $Y_i = \{y_{i1}, y_{i2}, y_{i3}, \dots, y_{im}\}$ (见式(2))。

$$Y_i = \Phi X_i \quad (2)$$

4)数据重构。压缩数据传输至服务层后,服务层将对数据进行重构。根据观测数据、观测矩阵和稀疏基,利用 l_0 范式即可将数据重构,从而得到重构数据 \hat{X} ,如式(3)和式(4)所示:

$$\gamma: S = \operatorname{argmin} \|S\|_1 \quad \text{s.t. } Y = \Phi \Psi S \quad (3)$$

$$\hat{X} = \Psi S \quad (4)$$

5)观测数量调整。观测数量调整包括基准压缩率计算和最终压缩率调整两部分。该模块通过对当前数据稀疏度和车辆分布的分析,服务层和车辆将对观测数量进行调整。观测数据的调整是本文提出的动态压缩感知过程的核心,具体调

整算法将在第4节中详细描述。

表1中介绍了本文所用到的各个变量及其含义。其中,稀疏度 K 表示数据稀疏化后非零元素的个数^[26]。对于长度为 N 的数据,稀疏度范围为 $(0, N)$ 。

表1 变量说明

Table 1 Explanation of notations

变量	说明
X	原始数据
X^*	目标数据
\hat{X}	重构数据
Y	压缩数据
S	稀疏化表示的数据
Φ	观测矩阵
Ψ	稀疏基
K	数据稀疏度,为数据稀疏化后非零元素的个数
V_{num}	车辆数
V_{base}	基准邻居数,假设车辆均匀分布的情况下,每辆车的邻居节点数量
P	训练数据中的压缩率
P_{fin}	最终压缩率
P_{base}	基准压缩率
P_{modi}	压缩率调整值
β	压缩率调整的因子,该值越大则系统对车辆分布的变化越敏感
e	重构误差

4 观测数量的调整

观测数量 M 的大小与原始数据长度 N 的大小相关,为了统一表述,本文定义压缩率 P 为观测数量和原始数据数量的比值。在原始数据数量一定的情况下,对观测数量的调整就转化为对压缩率 P 的调整。

前文提到,观测数量调整分为基准压缩率计算和最终压缩率调整两步。基准压缩率计算基于对先验知识的分析,关注数据稀疏度和网络内车辆数的变化。在这一步中,服务器将分析数据稀疏度、车辆数和相应压缩率的映射关系,并根据实时的数据稀疏度和车辆数得到基准压缩率。接着,基于车辆相遇的情况,对基准压缩率进行调整,得到最终压缩率,这一步主要关注车辆不均匀分布的问题。各个车辆将根据自身与其他车辆相遇的情况,对自己所在区域的车辆分布密度进行估计,从而对基准压缩率进行二次调整。

4.1 基准压缩率的计算

为了计算基准压缩率,系统首先需要得到数据稀疏度、车辆数和相应压缩率之间的映射关系。为此,本文在进行数据压缩采集前加入一个学习阶段,以采集先验知识并分析该映射关系。接着在压缩阶段中,服务器即可根据数据稀疏度和车辆数计算相应的基准压缩率(见图3)。学习阶段只在服务器没有映射关系时进入,若服务器已有映射关系,则不会再次进入学习阶段。



图3 基准压缩率的计算过程

Fig.3 Calculation process of base compression rate

在学习阶段中,车辆将不对数据进行压缩,而是直接上传

原始数据。服务层对原始数据进行分析以获得先验知识,并通过数据建模方法对先验知识进行建模,从而得到数据稀疏度、车辆数和压缩率间的映射关系。学习阶段只需要在系统启动初期进行,完成映射关系分析并进入压缩阶段后就无需再次进行。因此,虽然在学习阶段上传原始数据将加大网络传输的负担,但是对于需要长期运行的城市感知应用而言,相比其对重构精度提升的贡献,学习阶段导致的短期网络传输负担加重是可以忍受的。第 5 节将通过实验分析这一问题。

首先,需要获取先验知识,获取过程如下:在 I 辆车辆上传的 I 个数据中,服务层随机选取 Q 个数据作为原始数据。假设 Q 为车辆数,则我们可以通过更改 Q 的数值更改一次数据采集的车辆数。接着,服务层将使用最小的压缩率对数据进行压缩和重构,并根据式(5)计算当前的误差。

$$e = \frac{\|Y - \Phi^* X^*\|}{\|Y\|_2} \quad (5)$$

如果误差高于应用可容忍的误差范围,那么服务层将增大压缩率以重新进行数据压缩和重构,直到误差满足要求。其中,误差容忍范围由应用根据自身要求给出。此时,服务层将计算数据稀疏度 K ,并将当前稀疏度 K 、车辆数 Q 和压缩率 P 作为一组训练数据记录(见算法 1)。

算法 1 先验知识获取算法

输入:原始数据 x_j ,容忍误差 e_t

输出:训练数据集

```

1. while 训练未完成 do
2.   X ← 全部车辆上传的原始数据;
3.   J ← 车辆数;
4.   Q ← 初始化参数;
5.   P ← 初始化参数;
6.   while Q < J do
7.     while e > et do
8.       for i = 1 to Q do //压缩数据
9.         M = P × N;
10.        生成观测矩阵 Φ;
11.        Y ← {Φm×nxq | xq 为第 q 个数据};
12.       end for
13.       X* ← 重构数据;
14.       e =  $\frac{\|Y - \Phi^* X^*\|}{\|Y\|_2}$ ;
15.       P ← P + 0.05;
16.     end while
17.   Q ← Q × 110%;
18.   K ← 计算稀疏度;
19.   K_set[t] = K;
20.   V_set[t] = Q;
21.   P_set[t] = P;
22. end while
23. end while
24. 输出先验知识。

```

算法 1 描述了如何对学习阶段采集的原始数据进行分析以得到先验知识,输入包括原始数据和误差容忍范围,输出为数据稀疏度、车辆数和压缩率的先验知识。其中,第 1—5 行为参数初始化,表示对压缩率和其他参数进行初始化;第 6—

16 行表示对当前的数据稀疏度和车辆寻找适当的压缩率;第 17—23 行表示获取先验知识。

根据获取的先验知识,我们可以对其进行分析建模,得到数据稀疏度、车辆数和基准压缩率之间的映射关系。本文使用 3 层 BP 神经网络训练数据。其中,输入层包含 2 个节点,分别为数据稀疏度和车辆数,隐藏层包含 3 个节点,输出层包含 1 个节点,即压缩率。同时,使用 Relu 函数以作为激活函数获取每一个连接的权值。相较于其他方法,神经网络在描述非线性关系时有更大的优势。使用 BP 神经网络,我们可以较为准确地得到数据稀疏度、车辆数和压缩率的直接映射关系。得到映射关系后,服务器将开启压缩阶段。压缩阶段中,服务器在每次数据重构后都将计算重构数据的稀疏度,并将重构的稀疏度作为下一感知周期的数据稀疏度。同时,由于车辆在进入网络范围后会在服务器进行注册,因此服务器可以获取到当前网络内的车辆数量。在每个感知周期开始前,服务器都将根据数据稀疏度和车辆数计算相应的基准压缩率。同时,为便于最终压缩率调整中对车辆密度的估计,服务器将假设网络内车辆均匀分布下每个车辆的邻居数量 V_{base} ,如式(6)所示。本文定义车辆邻居数量是指一个车辆通信范围内除自身外的车辆数量。

$$V_{base} = \left[\frac{\sqrt{R^2 + R^2}}{l} \right]^2, l = \sqrt{\frac{L \times L}{V_{all}}} \quad (6)$$

其中, l 为均匀分布下任意两辆车间的距离, R 为车辆通信半径。

算法 2 基准压缩率计算算法

输入:先验知识 $K_{set}, V_{set}, P_{set}$,默认稀疏度 $K_{default}$

输出:基准压缩率 P_{base} ,基准邻居数 V_{base}

```

1. map ← 分析先验知识 K_set, V_set, P_set;
2. if 本次为第一个感知周期 do
3.   Know ← Kdefault;
4. else do
5.   Know ← 计算上一阶段重构数据的稀疏度;
6. end else
7. Vall ← 网络内车辆总数;
8. Pbase ← map(Know, Vall);
9. Vbase =  $\left[ \frac{\sqrt{R^2 + R^2}}{l} \right]^2, l = \sqrt{\frac{L \times L}{V_{all}}}$ ;
10. 输出基准压缩率和基准邻居数。

```

算法 2 描述了如何计算基准压缩率 P_{base} 和基准邻居数 V_{base} ,输入包括先验知识和默认稀疏度,输出为基准压缩率和基准邻居数。其中,第 1 行表示根据先验知识分析映射关系;第 2—6 行用于计算数据稀疏度;第 7—8 行用于计算基准压缩率;第 9 行表示根据式(6)计算基准邻居数。

4.2 最终压缩率调整

车联网中,为了传输数据,车辆一般会维护一张邻居车辆列表,车辆可以根据邻居列表获取自身的邻居车辆数。本文使用车辆邻居数计算车辆间的相遇情况。

在接收到服务层给出的基准压缩率后,各个车辆将根据自己的邻居节点数 V_{min} 和服务层给出的基准邻居节点数 V_{base} 的差值对自身所在区域的车辆分布情况进行估计。如图 4 所

示,在车辆密度小的区域,车辆邻居节点数也相对较小;在车辆密度大的区域,车辆邻居节点数相对较大。

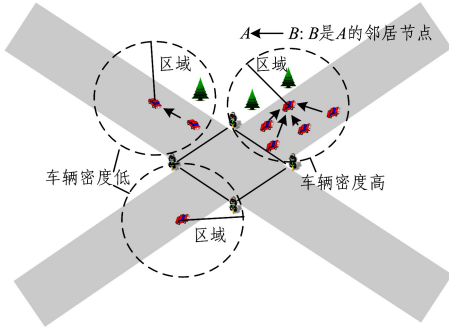


图4 车辆邻居节点与车辆分布

Fig. 4 Vehicle neighbour nodes and vehicles density

最终压缩率的具体计算过程如下:首先,车辆比较自己的邻居数量 V_{mm} 和基准邻居数量 V_{base} 。由于在数据采集的过程中车辆的邻居数量会发生变化,因此我们计算整个数据采集过程中车辆邻居数据的平均值作为车辆邻居数量 V_{mm} 。会出现如下两种情况:

$$\begin{cases} V_{mm} - V_{base} > 0 \\ V_{mm} - V_{base} < 0 \end{cases} \quad (7)$$

如果 $V_{mm} - V_{base} < 0$,则认为该车辆位于车辆密度较小的区域,压缩率应相对升高。如果 $V_{mm} - V_{base} > 0$,则认为该车辆处于车辆密度较大的区域,压缩率应适度下降。因此,车辆的最终压缩率 P_{fin} 可以根据式(8)和式(9)计算得到。

$$P_{fin} = P_{base} + P_{modi} \quad (8)$$

$$P_{fin} = P_{base} + \left(\frac{V_{mm} - V_{base}}{V_{base}} \right) \beta \quad (9)$$

其中, β 是调整因子。 β 的值越大,系统对车辆分布的变化越敏感。 β 的取值对调整效果的影响将在实验部分验证。

算法3描述了压缩率调整的过程。

算法3 压缩率调整算法

输入:基准压缩率 P_{base} ,基准邻居数 V_{base}

输出:最终压缩率 P_{fin}

1. $V_{mm} \leftarrow 0$;
2. $Count \leftarrow 0$;
3. while 未采集够要求的数据 & 在感知区域内 do
4. 数据感知;
5. $V_{am} \leftarrow V_{am} + V_{now}$; //计算数据感知期间遇到的邻居总数
6. $Count \leftarrow Count + 1$; //计算数据感知次数
7. end while
8. $V_{mm} \leftarrow V_{am} / Count$; //计算平均邻居数
9. $P_{fin} = P_{base} + \left(\frac{V_{mm} - V_{base}}{V_{base}} \right) \beta$; //计算最终压缩率
10. 输出最终压缩率 P_{fin} 。

算法3的输入为基准压缩率和基准邻居数,输出为最终压缩率。其中,第1-2行为参数初始化;第3-8行用于计算平均邻居数,车辆在数据采集过程中,每一次采集都记录邻居节点数,并计算平均邻居数;第9-10行调整压缩率,根据式(8)和式(9)计算最终压缩率;得到最终压缩率后,我们能够容易地计算出观测次数 $M = P_{fin} \times N$,进而生成观测矩阵,本文

使用伯努利随机矩阵作为观测矩阵。同时,选择压缩感知中常用的重构算法即OMP算法^[25]进行数据重构。

5 性能评价

本节设计了仿真实验来验证车联网动态压缩感知的性能。

5.1 仿真实验设计

仿真实验的框架如图5所示。

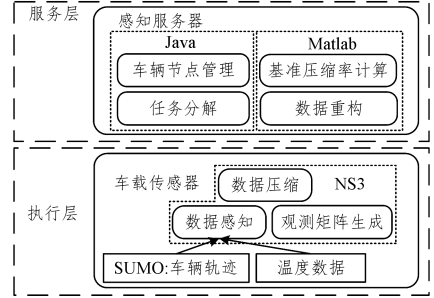


图5 仿真实验框架

Fig. 5 Simulation experiment framework

执行层主要使用 Network Simulator 3 (NS3)和 Simulation of Urban Mobility (SUMO)^[26]对车辆及路边设施的活动进行模拟。图6展示了我们对真实场景的模拟过程。首先,我们选取上海市 $5\text{ km} \times 10\text{ km}$ 的区域作为感知区域,并将该区域主干道的道路图导入 SUMO 中以生成车辆行驶轨迹。接着,在城市环境中加入环境数据作为感知目标,本文选取地表温度和 PM2.5 两种数据。其中,地表温度数据来自国家海洋和大气管理局(NOAA),PM2.5 来自微软研究院的 U-Air 项目。最后,利用 NS3,在 SUMO 模拟的交通中加入路边设施和网络设备,实现网络仿真,并对车辆节点的数据感知、数据压缩等活动进行模拟。

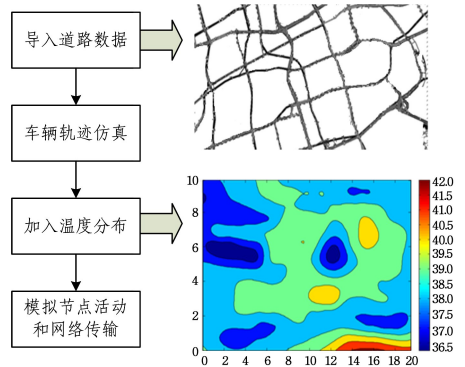


图6 车辆活动仿真过程

Fig. 6 Simulation process of vehicle activity

服务层利用 MATLAB 和 JAVA 混合编程实现。MATLAB 负责实现动态压缩感知中压缩率的调整和数据重构等。JAVA 调用 MATLAB 提供的接口,实现动态压缩感知数据采集的全过程。

5.2 仿真结果

为了验证本文提出的车联网动态压缩感知在性能上的优势,我们设置学习阶段包含 12 个感知周期,压缩阶段包含 16 个感知周期。下面将首先测试基准压缩率计算和最终压缩率

调整两个阶段对压缩率调整的效果,然后验证本文提出的动态压缩采集策略在性能上的优势。

5.2.1 基准压缩率验证

首先,本文使用前文给出的算法 1 对 12 个感知周期采集的数据进行分析以得到先验知识,并训练 BP 神经网络。学习阶段得到的映射关系只与数据稀疏度、车辆数和压缩率相关,与感知对象的类型无关,因此一次学习阶段得到的映射关系可以应用于多种感知对象,无需多次学习。

图 7 展示了数据稀疏度、车辆数和压缩率间的映射关系,从中可以看出该关系是非线性的。使用 12 组测试数据来验证该映射关系的准确性,如图 8 所示,实验结果表明,利用 BP 神经网络训练得到的映射关系较为准确。

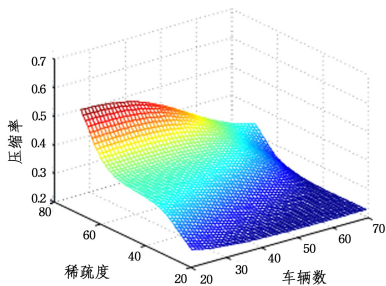


图 7 数据稀疏度、车辆数和压缩率间的映射关系

Fig. 7 Mapping relationship of data sparsity, number of vehicles and compression rate

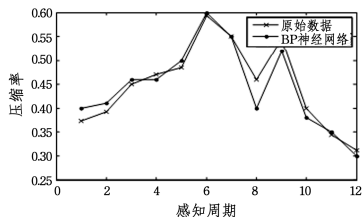


图 8 映射关系的验证

Fig. 8 Mapping relationship validation

在得到映射关系后,本文利用 16 个感知周期来测试基准压缩率算法的准确性。

图 9 展示了压缩阶段中对于地表温度和 PM2.5 两种观测对象基准压缩率的变化。数据稀疏度和车辆数的变化,导致基准压缩率在不同周期的差异很大。其中,PM2.5 的稀疏度波动较小,因此其基准压缩率的变化也较小。

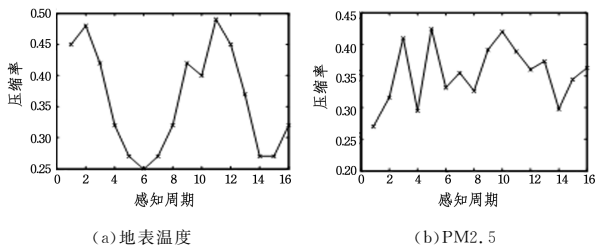


图 9 基准压缩率的调节

Fig. 9 Adjustment of datum compression rate

5.2.2 最终压缩率验证

图 10 描述了一个感知周期中各个车辆的最终压缩率。

由于该步与感知对象无关,因此本文只以地表温度为例。

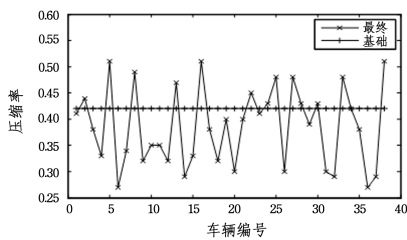


图 10 各个车辆的最终压缩率

Fig. 10 Final compression rate for each vehicle

由于车辆分布不均匀,各个车辆的最终压缩率各不相同,且车辆的最终压缩率围绕基准压缩率上下浮动。

在整个动态感知过程中,调整因子 beta 需要根据实际需求进行设定。下面将讨论调整因子 beta 对重构精度的影响。调整因子 beta 决定了本文提出的动态压缩感知对车辆分布的敏感程度。如图 11 所示,当 beta 过小时,车辆的最终压缩率无法体现其所在区域的车辆密度;当 beta 过大时,车辆最终的压缩率与基准压缩率的差值过大,也会造成重构精度下降。实验验证, beta 取值为(0.05,0.10)时效果较好。

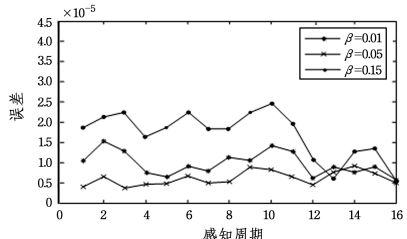


图 11 调整因子对重构精度的影响

Fig. 11 Influence of adjustment factor on reconstruction accuracy

5.2.3 性能比较

本节从重构精度和传输消耗两方面验证了本文所提算法的优势。1)比较了将本文所提算法和使用固定观测矩阵的压缩感知以及现有动态压缩感知应用于车联网中时的重构精度,以验证本文所提方法在数据稀疏度和车辆分布变化时的数据重构精度的优势。2)对于学习阶段导致的传输消耗增大这一问题,本文对比了本文算法、不使用压缩感知的方法和现有车联网中压缩感知方法在传输消耗上的差别。从图 12 中可以看出,使用固定观测矩阵的压缩感知方法在数据稀疏度和车辆分布变化较大时误差很高,现有动态压缩感知由于没有考虑车辆分布的变化,误差波动也较大,本文提出的针对车联网的动态压缩感知方法则能稳定地保持较低的误差。

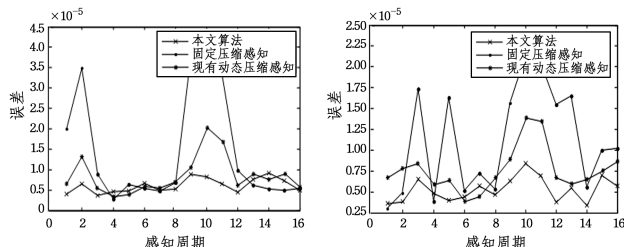


图 12 数据重构精度的比较

Fig. 12 Comparison of data reconstruction accuracy

图 13 比较了本文算法、不使用压缩感知和固定压缩感知的传输消耗。其中,感知周期 1—12 为学习阶段,该阶段中本文算法的传输消耗与非压缩方式一样,固定压缩感知方式对数据进行压缩,传输消耗为前两种的 25%。感知周期 13—28 为压缩阶段,可以看出进入压缩阶段后,本文算法和固定压缩感知方式在传输消耗上有明显优势。同时,在感知周期 16—20 中,本文算法的传输消耗明显低于固定压缩感知,这是因为在网络内车辆数较多的情况下,本文算法会调整压缩率,从而进一步减少传输消耗。综合考虑,虽然在学习阶段中会造成较高的传输消耗,但是基于学习阶段得到的映射关系,在进入压缩阶段后,本文算法在传输消耗和重构精度上都有明显优势。因此,对于长时间运行的城市感知应用来说,学习阶段造成的短时间内的传输消耗的上升对于城市感知应用来说是可以接受的。

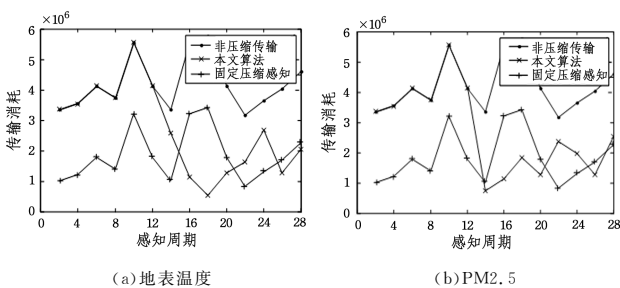


图 13 传输消耗的比较

Fig. 13 Comparison of transmission cost

上述实验验证了在数据稀疏度和车辆分布随时间变化的情况下,本文提出的车联网动态压缩感知方法通过实时调整观测矩阵的 M 值保证了较高的重构精度。与使用固定观测矩阵的压缩感知相比,本文提出的车联网动态压缩感知可以降低 15.3% 的误差,与现有的动态压缩感知方法相比,误差降低了 9.6%。

结束语 本文提出了一种针对车联网城市感知的动态压缩感知方法。该方法能够根据感知对象的数据特征和车辆分布情况实时调整压缩感知中观测矩阵的参数,从而控制观测数据的数量。实验表明,与现有车联网中的压缩感知方法相比,车联网动态压缩感知方法能降低 15.3% 的误差,保证数据可以精准重构,从而提供更高质量的数据传输。

下一步,我们将研究如何将该方法应用于软件定义车联网框架中。利用软件定义车联网框架,可以在控制层对车联网中更多的数据进行实时监控,从而进一步提升数据传输的质量。同时,借助软件定义车联网框架,我们也将考虑如何将路由与压缩感知过程进行融合。

参考文献

[1] NEIROTTIP, MARCOA D, CAGLIANO C, et al. Current trends in Smart City initiatives: Some stylised facts[J]. *Cities*, 2014, 38(5): 25-36.

[2] LIU J, LI Y, CHEN M, et al. Software-defined internet of things for smart urban sensing[J]. *Communications Magazine IEEE*, 2015, 53(9): 55-63.

[3] JALALVANDIS, RAFEH. A cluster-based routing algorithm

for VANET[C]// *IEEE International Conference on Computer and Communications*. IEEE, 2016: 2068-2072.

- [4] LIU K, NG J K Y, LEE V C S, et al. Cooperative data scheduling in hybrid vehicular ad hoc networks: VANET as a software defined network[J]. *IEEE/ACM Transactions on Networking*, 2016, 24(3): 1759-1773.
- [5] HE J, CAI L, CHENG P, et al. Delay Minimization for Data Dissemination in Large-scale VANETs with Buses and Taxis[J]. *IEEE Transactions on Mobile Computing*, 2016, 15(8): 1939-1950.
- [6] LEE U, MAGISTRETTI E, GERLA M, et al. Dissemination and Harvesting of Urban Data using Vehicular Sensor Platforms [J]. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 2009, 58(2): 882-901.
- [7] SALHI I, CHERIF M O, SENOUCI S M. A New Architecture for Data Collection in Vehicular Networks[C]// *IEEE International Conference on Communications*. IEEE Press, 2009: 2705-2710.
- [8] JANG J, YANG Y, SMYTH A W, et al. Framework of Data Acquisition and Integration for the Detection of Pavement Distress via Multiple Vehicles[J]. *Journal of Computing in Civil Engineering*, 2016, 31(2): 04016052.
- [9] MALIK A, PANDEY B. An Intelligent Authentication Based Vehicle Initiated Broadcast-Dynamic Path Data Collection Scheme in VANET[J]. *Indian Journal of Science & Technology*, 2016, 9(16): 1-9.
- [10] ANASTASI G, ANTONELLI M, BECHINI A, et al. Urban and social sensing for sustainable mobility in smart cities[C]// *Sustainable Internet and ICT for Sustainability*. IEEE, 2013: 1-4.
- [11] ZHU Y, LIU X, WANG Y. Pervasive Urban Sensing with Large-Scale Mobile Probe Vehicles[J]. *International Journal of Distributed Sensor Networks*, 2013, 2013: 177-182.
- [12] HULL B, BYCHKOVSKY V, ZHANG Y, et al. CarTel: a distributed mobile sensor computing system[C]// *International Conference on Embedded Networked Sensor Systems*. 2006: 125-138.
- [13] HU S C, WANG Y C, HUANG C Y, et al. A vehicular wireless sensor network for CO₂ monitoring[C]// *Sensors*, 2009 IEEE. 2009: 1498-1501.
- [14] DONOHO D L. Compressive sensing[J]. *IEEE Transactions on Information Theory*, 2006, 52(4): 1289-1306.
- [15] YU X, ZHAO H, ZHANG L, et al. Cooperative Sensing and Compression in Vehicular Sensor Networks for data gathering [C]// *IEEE International Conference on Communications*. IEEE Xplore, 2010: 1-5.
- [16] WANG H, ZHU Y, ZHANG Q. Compressive sensing based monitoring with vehicular networks[C]// *IEEE INFOCOM*. IEEE, 2013: 2823-2831.
- [17] LIU C, CHIGAN C, GAO C. Compressive sensing based data collection in VANETs [C] // *Wireless Communications and NETWORKING Conference*. IEEE, 2013: 1756-1761.
- [18] ZHU Y, LI Z, ZHU H, et al. A Compressive Sensing Approach to Urban Traffic Estimation with Probe Vehicles [J]. *IEEE Transactions on Mobile Computing*, 2013, 12(11): 2289-2302.

- [19] WANG G Y,JIANG Y J,MO L F,et al. Dynamic measurement policy for soil respiraten monitoring sensor networks based on compressive sensing[J]. *Scientia Sinica*, 2013, 43(10): 1326-1341. (in Chinese)
王国英,江雨佳,莫路锋,等. 基于压缩感知的土壤呼吸监测传感器网络动态采样调度策略[J]. *中国科学:信息科学*, 2013, 43(10): 1326-1341.
- [20] QUER G,ZORDAN D,MASIERO R,et al. WSN-Control; Signal reconstruction through Compressive Sensing in Wireless Sensor Networks[C]// *The IEEE Conference on Local Computer Networks*. 2010;921-928.
- [21] HAO J,ZHANG B,JIAO Z,et al. Adaptive compressive sensing based sample scheduling mechanism for wireless sensor networks[J]. *Pervasive & Mobile Computing*, 2015, 22(C): 113-125.
- [22] RADOVIĆ M,DUKNIĆ M,TASESKI J. Sensing, Compression, and reconstruction for WSNs; Sparse Signal Modeling and Monitoring Framework [J]. *IEEE Transactions on Wireless Communications*, 2012, 11(10): 3447-3461.
- [23] WANG J,TANG S,YIN B,et al. Data gathering in wireless sensor networks through intelligent compressive sensing[J]. *IEEE INFOCOM*, 2012, 131(5): 603-611.
- [24] CHEN W,WASELL I J. Energy efficient signal acquisition via compressive sensing in wireless sensor networks[C]// *2011 6th International Symposium on Wireless and Pervasive Computing (ISWPC)*. IEEE, 2011; 1-6.
- [25] FRAGKIADAKIS A,CHARALAMPIDIS P,TRAGOS E. Adaptive compressive sensing for energy efficient smart objects in IoT applications[C]// *International Conference on Wireless Communications*. 2014; 1-5.
- [26] CANÈS E,ROMBERG J. Sparsity and incoherence in compressive sampling[J]. *Inverse Problems*, 2006, 23(3): 969-985.
- [27] HECHT-NIELSEN R. Theory of backpropagation neural networks [C] // *International Joint Conference on Neural Networks*. IEEE Xplore, 1989; 593-605.
- [28] LI B,LIU C. Parallel BP Neural Network on Single-chip Cloud Computer[C]// *IEEE International Conference on High Performance Computing and Communications*. IEEE, 2015; 1871-1875.
- [29] TROPPI A,GILBEFTA C. Signal reconstruction From Random Measurements Via Orthogonal Matching Pursuit [J]. *IEEE Transactions on Information Theory*, 2008, 53(12): 4655-4666.
- [30] GRIGGSW M,ORDÓÑEZ-HURTADO R H,CRISOSTOMI E, et al. A Large-Scale SUMO-Based Emulation Platform[J]. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, 2015, 16(6): 3050-3059.

(上接第 291 页)

速渗流处理,同时去掉团状等噪声,运用数学形态学的闭运算操作填充边缘内部孔洞和边缘间的细小断裂。本文实验在 2 组不同裂缝数据集上进行,结果表明,本文所提算法能够快速且有效地检测不同的裂缝数据集,具有较高的鲁棒性,可推广性强。

参 考 文 献

- [1] CHAMBON S,MOLIARD J M. Automatic Road Pavement Assessment with Image Processing; Review and Comparison[OL]. <http://www.researchgate.net/publication/258381376>.
- [2] ZOU Q,LI Q Q,MAO Q Z,et al. Target-points MST for pavement crack detection [J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2011, 36(1): 71-75. (in Chinese)
邹勤,李清泉,毛庆洲,等. 利用目标点最小生成树的路面裂缝检测[J]. *武汉大学学报(信息科学版)*, 2011, 36(1): 71-75.
- [3] AMHAZ R,CHAMBON S,IDIÉR J,et al. Automatic Crack Detection on Two-Dimensional Pavement Images; An Algorithm Based on Minimal Path Selection [J]. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, 2016, 17(10): 2718-2729.
- [4] YAMAGUCHI T,NAKAMURA S,SAEGUSA R,et al. Image-based crack detection for real concrete surfaces [J]. *IEEJ Transactions on Electrical and Electronic Engineering*, 2008, 3(1): 128-135.
- [5] YAMAGUCHI T,HASHIMOTO S. Fast crack detection method for large-size concrete surface images using percolation-based image processing [J]. *Machine Vision and Applications*, 2010, 21(5): 797-809.
- [6] XU W,TANG Z M,XU D,et al. Integrating multi-features fusion and gestalt principles for pavement crack detection [J]. *Journal of Computer-Aided Design & Computer Graphics*, 2015, 27(1): 147-156. (in Chinese)
徐威,唐振民,徐丹,等. 融合多特征与格式塔理论的路面裂缝检测[J]. *计算机辅助设计与图形学学报*, 2015, 27(1): 147-156.
- [7] SHI Y,CUI L M,QI Z Q,et al. Automatic Road Crack Detection Using Random Structured Forests [J]. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation System*, 2016, 17(12): 3434-3445.
- [8] DOLLÁR P,ZITNICK C L. Fast Edge Detection Using Structured Forests [J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis & Machine Intelligence*, 2015, 37(8): 1558-1570.
- [9] DOLLÁR P,TU Z,PERONA P,et al. Integral Channel Features [C]// *British Machine Vision Conference*. London: British Machine Vision Association, 2009; 1-11.
- [10] QU Z,LIN L,GUO Y,et al. An improved algorithm for image crack detection based on percolation model [J]. *IEEJ Transactions on Electrical and Electronic Engineering*, 2015, 10(2): 214-221.
- [11] QU Z,GUO Y,JU F R,et al. The algorithm of accelerated cracks detection and extracting skeleton by direction chain code in concrete surface image [J]. *The Imaging Science Journal*, 2016, 64(3): 119-130.
- [12] NGUYEN T S,BEGOT S,DUCULTY F,et al. Free-form anisotropy: A new method for crack detection on pavement surface images[C]// *IEEE International Conference on Image Processing*. Brussels, Belgium, 2011; 1069-1072.