

基于粒子滤波的车联网用户移动管理研究

张艳秋 袁三男 陶倩昀

(上海电力大学电子与信息工程学院 上海 200090)

摘要 车载边缘计算技术给车载用户带来了低时延、高可靠性的服务。但车载环境中用户的快速移动会中断车辆与RSU(Road Server Unit)之间的信息传输,由此提出基于移动边缘计算的车联网架构,针对低时延且小任务量应用设计车辆预测机制。该机制主要采用粒子滤波算法对车辆行驶进行预测,通过预测和更新的有限次迭代和修正得到车辆非线性运动的最佳预测位置。在任务处理时由预测位置选择连接最合适的RSU保证信息传输顺利进行。仿真结果表明,该机制大幅提升车辆与RSU之间成功连接的概率,提升车联网系统的服务质量。

关键词 移动边缘计算 车联网 粒子滤波 预测

中图分类号 TP391

文献标志码 A

DOI:10.3969/j.issn.1000-386x.2024.11.054

USER MOBILITY MANAGEMENT OF INTERNET OF VEHICLES BASED ON PARTICLE FILTER

Zhang Yanqiu Yuan Sannan Tao Qianyun

(School of Electric and Information Engineering, Shanghai University of Electric Power, Shanghai 200090, China)

Abstract The on-board edge computing technology brings low delay and high reliability service to on-board users. However, the rapid movement of users in the vehicle-mounted environment will interrupt the information transmission between vehicles and RSU. Therefore, a vehicle network architecture based on mobile edge computing is proposed, and a vehicle prediction mechanism is designed for low delay and small task applications. In this mechanism, particle filter algorithm was used to predict vehicle movement, and the optimal prediction position of vehicle nonlinear motion was obtained through finite iteration and modification of prediction and update. During task processing, the most suitable RSU was selected to ensure the smooth transmission of information. Simulation results show that this mechanism greatly improves the probability of successful connection between vehicle and RSU, and improves the service quality of vehicle network system.

Keywords Mobile edge computing Internet of vehicles Particle filter Prediction

0 引言

近几年,随着车联网的高速发展,一系列车载应用应运而生,如智能导航。这类应用通常是低时延和需要大量的计算资源,但车辆自身的计算资源有限无法应对以上需求。云计算虽然拥有超强的计算能力能解决以上问题,但由于部署较远无法满足低时延的要求,同时也会带来数据泄露、高能量消耗等问题。移动边缘计算(Mobile Edge Computing, MEC)^[1-3]能有效应对

这一系列问题。MEC是具有相对丰富资源的边缘服务器,分布式放置在网络边缘。它能在更靠近车辆终端的地方完成计算的计算处理减少延迟。因此对一些计算密集型、延迟敏感的计算任务可以在边缘服务器上进行处理。

如图1所示,车载网络架构从上到下分为三层,其中云层有着大量的存储资源和超强的计算能力。由于部署较远,时延长无法处理实时任务。为此云端主要处理有时延容忍度的业务。边缘层是由具有相对丰富资源的边缘服务器组成,如基站,可以对车辆实时地进

行数据收集、分发和处理,同时还把资源上传到云端。用户层主要包含智能手机和车辆等。在车辆网络通信中,路边单元(RSU)的主要作用是为用户提供数据存取服务以及为车辆和基础设施提供双向通信。相邻RSU通过无线回程进行通信。MEC服务器是通过无线电接入网络运行,并在连接的路边单元帮助下进行任务传输。由于RSU和MEC的无线电覆盖范围有限,在车载环境中车辆的高速行驶,如果任务处理需要较长时间时,车辆会经过多个RSU和MEC服务器。在这种情况下,将任务处理结果发送给车辆需要从执行任务的MEC服务器传输到车辆新连接的RSU。此时,计算结果反馈需要频繁切换于不同的MEC和RSU,容易造成任务处理失败和信息传输中断。基于此本文提出基于车联用户移动性管理。

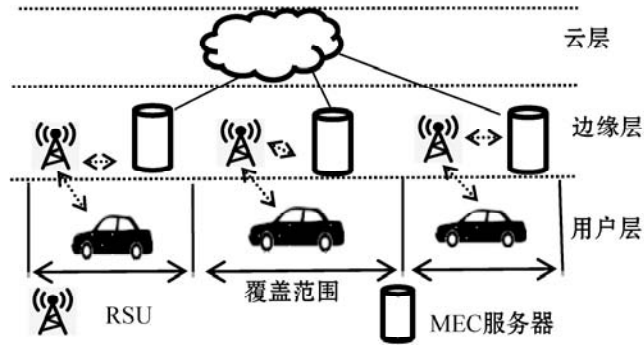


图1 车载网络架构

1 相关研究

近几年,边缘计算技术和车联网蓬勃发展。关于二者的研究已经有了很多成果。其中文献[6]对终端用户移动性管理是通过卡尔曼滤波进行移动预测,在此基础上选择最稳定的服务器进行任务处理,以此提高用户体验质量。文献[7]提出了预测卸载传输机制,通过预测把任务提前迁移到车辆的移动方向上的服务器进行计算,当车辆进入到MEC服务器范围内便可以得到计算结果。文献[8]是在协同MEC场景下考虑车辆的机动性和任务数量。首先提出移动感知方案,用于MEC独立处理任务。当任务过载时提出基于位置的过载任务方案,MEC将收集到的过载任务卸载到车辆行驶方向的邻近MEC服务器。但文献[6-8]均是针对匀速直线运动模型,该模型过于理想化。文献[9]从能量高效的角度建立了马尔可夫决策模型从而提出虚拟机迁移策略。用户进入新的MEC区域时,在保证用户质量前提下,通过该策略来决定是否处理用户请求的任务。文献[10]是基于用户移动性提出了服务迁移策略,该策略通过既定的服务,根据估计的

数据中心负载和用户的移动模式规划不同的传输路径。文献[9-10]针对低时延且小任务量的应用,使用虚拟机迁移会造成资源浪费。文献[11]针对RSU的接入问题提出了演化博弈方法,目的是为了保证车辆较高的服务质量。但该算法并没有考虑车辆快速行驶频繁切换不同网络的问题。基于此,本文设计车辆具有加速度的非线性运动模型,提出一种在车联网环境下的车联用户移动性管理,主要针对低时延且小任务量的应用,通过使用粒子滤波算法对车辆位置进行预测,由预测位置选择连接RSU,避免车辆在快速行驶时中断与RSU之间的连接,使数据交付可以顺利进行。

2 系统模型

2.1 车辆与RSU之间的连接

当车辆移动时,车辆和RSU之间的连接会发生变化。在本文中,用断电确定概率来表示车辆和RSU服务器之间的连接性。断电确定概率可估计为车辆和RSU服务器之间距离的函数。假设传输功率为 P_t ,路径损耗为 $L(d)$,阴影衰落为 W ,且服从正态分布,其标准差为 σ 。接收功率为 P_r 可以由式(1)表示。

$$P_r(d) = P_t - L(d) + W \quad (1)$$

信噪比 $SNR(d)$ 可以表示为:

$$SNR(d) = P_r(d) - N_0 \quad (2)$$

式中: N_0 是噪声功率。 $SNR(d)$ 的概率密度函数是服从对数正态分布:

$$f_{SNR(d)} = \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma^2}} \exp\left[-\frac{(x - (P_t - L(d) + W))^2}{2\sigma^2}\right] \quad (3)$$

断电确定概率,即接收信噪比低于所需信噪比 Γ 的概率,用式(4)表示。

$$OP(d) = \frac{1}{2} \left\{ 1 + \operatorname{erf}\left[\frac{\Gamma - (P_t - L(d) - N_0)}{\sqrt{2\sigma^2}}\right] \right\} \quad (4)$$

从式(4)可以看出,车辆与RSU之间距离越短,则它们之间的连通性越高。从而我们可以通过算法预测车辆在哪里收集任务处理结果,也就可以选择距离最近RSU进行连接。

在本文中,考虑车辆进行非线性运动,系统在 t 时刻的真实状态向量可以表示为 $\mathbf{x}_t = [p_x, p_y, v_x, v_y, a_x, a_y]^T$ 其中 $p_x, p_y, v_x, v_y, a_x, a_y$ 是表示二维平面中 xy 方向的位置、速度、加速度。可以建立如下目标状态方程以及观测方程:

$$\mathbf{X}_{t+1} = \boldsymbol{\varphi}(\cdot) \cdot \mathbf{X}_t + \boldsymbol{\Gamma}(\cdot) \cdot \mathbf{W}_t \quad (5)$$

$$\mathbf{Y}_{t+1} = \mathbf{H}(\cdot) \cdot \mathbf{X}_{t+1} + \mathbf{V}_{t+1} \quad (6)$$

式中: \mathbf{X}_{t+1} 是 $t+1$ 时的估计值,即预测值; \mathbf{Y}_{t+1} 是系统

观测值; $\varphi(\cdot)$ 是系统的状态转移矩阵; W_t 和 V_{t+1} 分别是系统噪声和测量噪声,其均值为0,协方差矩阵为 R 、 Q ; $\Gamma(\cdot)$ 为噪声驱动矩阵; $H(\cdot)$ 是系统观测矩阵。当 Δt 很小时,可以假设车辆的加速度是不变的,此时车辆的运动状态可以由运动公式计算而来:

$$p_x = p_{0x} + v_x \cdot \Delta t + \frac{1}{2} a_x \cdot \Delta t^2 \quad (7)$$

$$p_y = p_{0y} + v_y \cdot \Delta t + \frac{1}{2} a_y \cdot \Delta t^2 \quad (8)$$

式中:在笛卡尔坐标系中 (p_{0x}, p_{0y}) 为车辆的初始位置; v_x, v_y 表示车辆的初始速度分量; a_x, a_y 表示车辆的加速度分量。可以得出状态转移矩阵:

$$\varphi(\cdot) = \begin{pmatrix} 1 & 0 & \Delta t & 0 & \frac{1}{2}\Delta t^2 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & \Delta t & 0 & \frac{1}{2}\Delta t^2 \\ 0 & 0 & 1 & 0 & \Delta t & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & \Delta t \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 \end{pmatrix} \quad (9)$$

2.2 移动预测

车辆移动性预测采用粒子滤波^[11-13]算法实现。粒子滤波算法是基于车辆的状态空间模型,如:速度、加速度等。主要通过的时间 $t-1$ 时的车辆状态来预测时间 t 的状态,从而得到车辆的预测位置,由预测位置选择连接最近的RSU。

粒子滤波是用一组随机生成的有着不同权重的粒子对系统变量的后验概率密度函数进行近似模拟,经过预测和更新进行迭代计算获得状态的最小方差。预测是通过已经存在的车辆状态对未来车辆状态进行估计。更新则是根据当前的车辆观测值,对上一时刻车辆的预测值进行修正,便可以得到车辆的后验概率密度,基于此来估计车辆当前时刻的期望值。

1) 预测。假设系统的状态转移服从一阶马尔可夫模型,即当前状态 $x(t)$ 只与上一时刻的状态 $x(t-1)$ 有关。在已知 $1:t-1$ 时车辆的状态概率密度函数为 $p(x_{t-1} | y_{1:t-1})$,要求 $t-1$ 时的后验概率密度函数 $p(x_t | y_{1:t-1})$ 只需要在前一时刻的基础上进行的递推估计便可以得到:

$$p(x_t | y_{1:t-1}) = \int p(x_t | x_{t-1}) p(x_{t-1} | y_{1:t-1}) dx_{t-1} \quad (10)$$

2) 更新。用 t 时的观测值修正预测值得到车辆的后验概率密度。

$$p(x_t | y_{1:t-1}) = \frac{p(y_t | x_t, y_{1:t-1}) p(x_t | y_{1:t-1})}{p(y_t | y_{1:t-1})} \quad (11)$$

3) 重要性采样。在贝叶斯意义下对非高斯、非线性系统模型^[14]来说,很难得到后验概率的解析解。想得到其解析解就需要通过近似算法进行求解^[15],比如扩展卡尔曼滤波^[16]、近似网格滤波算法^[17-18]等。但这些算法需要求解高维积分会使计算变得繁杂困难。针对这个问题,我们使用粒子滤波的重要性采样理论,选择的重要性采样密度函数要尽可能地接近后验概率函数,同时每个粒子都有各自的权重。

$$\{w_t^{(i)}, i=1, 2, \dots, N\} = \frac{p(y_{1:t} | x_t^{(i)}) p(x_t^{(i)})}{q(x_t^{(i)} | y_{1:t})} \quad (12)$$

归一化权重:

$$\tilde{w}_t^{(i)} = \frac{w_t^{(i)}}{\sum_{i=1}^N w_t^{(i)}} \quad (13)$$

4) 重采样。在实际应用中,上述粒子滤波经常会出现粒子权值退化问题。在这种情况下常用有效粒子数来权衡粒子权值退化问题,用 N_{eff} 来度量。其估计值为:

$$N_{\text{eff}} \approx \frac{1}{\sum_{i=1}^N (w_t^{(i)})^2} \quad (14)$$

当 $N_{\text{eff}} \leq N_s$ 说明粒子退化严重。处理粒子退化问题的主要方法是重采样,其中最常用的是随机抽样法^[19]:起初在 $[0, 1]$ 上产生 N_s 个均匀分布的随机数 $\{u_i; i=1, 2, \dots, N_s\} \sim U[0, 1]$,其次找到符合条件的整数 m ,使得:

$$\sum_{j=1}^{m-1} \tilde{w}_t^{(j)} \leq u_i \leq \sum_{j=1}^m \tilde{w}_t^{(j)} \quad (15)$$

记录粒子 $x_t^{(m)}$,并将其作为新的样本采样。最后可以得到状态的最小均方估计值:

$$\hat{x}_t \approx \sum_{i=1}^{N_s} \tilde{w}_t^{(i)} x_t^{(i)} \quad (16)$$

2.3 RSU 选择方法

针对车辆快速移动的RSU连接选择问题,提出通过对车辆移动预测的RSU选择方法。在整个预测过程中,我们预测的是车辆的移动性,并非RSU。RSU的选择过程主要通过以下方式得出:

1) 当车辆与RSU进行通信时,先检查车辆与RSU之间的连通性。

2) 通过粒子滤波算法对车辆进行移动预测,根据预测位置选中需要连接的RSU。

3) 一般选择连接最接近预测位置的RSU。由式(4)可知,车辆与RSU之间的连通性越高,车辆与RSU的距离也就越短。

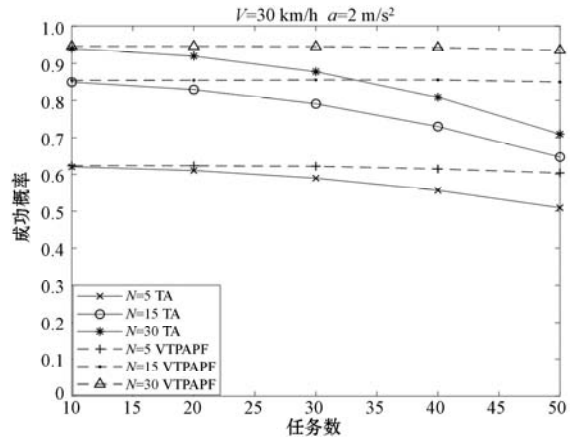
3 仿真结果与分析

本文使用仿真平台 MATLAB R2018a 对基于粒子滤波的车辆轨迹预测算法 (VTPAPF) 的有效性进行评估。其中仿真的实验情景是一个街道, 数个 RSU 和 MEC 服务器均匀地分布在街道的不同位置, 车辆在街道上加速行驶, 设任务处理时间为 1 s, 总时长为 5 s。表 1 所示为具体仿真参数。同时引入了传统算法 (Traditional Algorithm, TA), 即车辆随机选择附近的 RSU 进行连接。通过使用成功率为性能指标, 即成功率指的是车辆与 RSU 成功连接并顺利进行数据交付的概率。将 VTPAPF 与 TA 进行比较, 计算机仿真验证了 VTPAPF 的优越性。

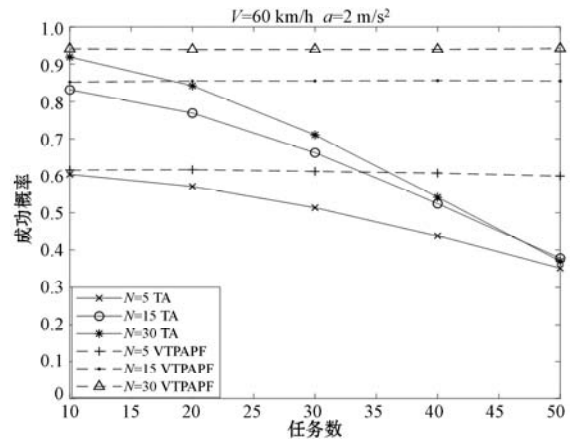
表 1 仿真参数表

参数	数值
街道长度/m	3 000
MEC 服务器处理任务的能力/(个·s ⁻¹)	10
MEC 处理的任务数	10, 20, 30, 40, 50
RSU 服务器数量	5, 15, 30
发射功率/dBm	-10
用户移动速度/(km·h ⁻¹)	30, 60, 80, 100, 120
路径损耗因子	4
高斯白噪声/dBm	-95
迭代次数	10 000

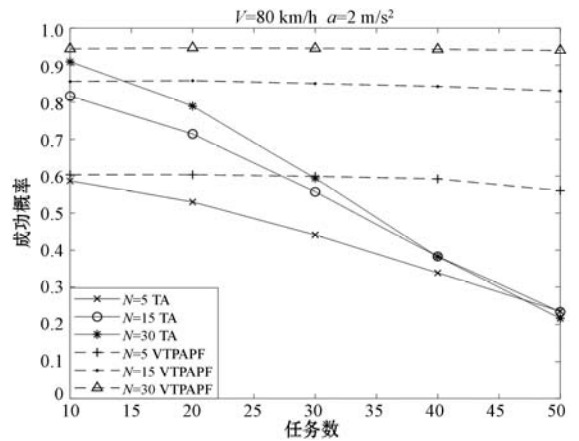
由图 2 可知, 当 MEC 处理任务数量相同时, RSU 分布数量越多, 车辆与 RSU 连接的成功率越大。这表明 RSU 与车辆之间的距离缩短了, 车辆可选择的 RSU 变多。但 VTPAPF 的成功率依然优于 TA。当车辆周围分布相同数量 RSU 时, 随着 MEC 处理的任务数量变多, RSU 与车辆之间的通信变得频繁, 通过预测位置寻找周围最合适的 RSU 连接, 可以有效提高信息传输成功率。随着车辆速度的增加, 车辆频繁切换于不同网络之间, 但 VTPAPF 与 TA 之间的差别越发明显。VTPAPF 的成功率几乎没有区别, 而 TA 却是在直线下降。这说明车辆快速移动, TA 中由 MEC 执行完任务后, 任务处理结果发送给车辆需要从执行任务的 MEC 服务器传输到车辆新连接的 RSU, 计算结果反馈在多个 RSU 之间进行多跳无线中继, 此时容易造成 RSU 与车辆之间连接中断, 计算结果反馈失败。而 VTPAPF 在车辆每进入一个新的 RSU 服务范围内, 车辆就会通过预测位置选择连接最合适的 RSU, 以确保信息传输顺利进行。



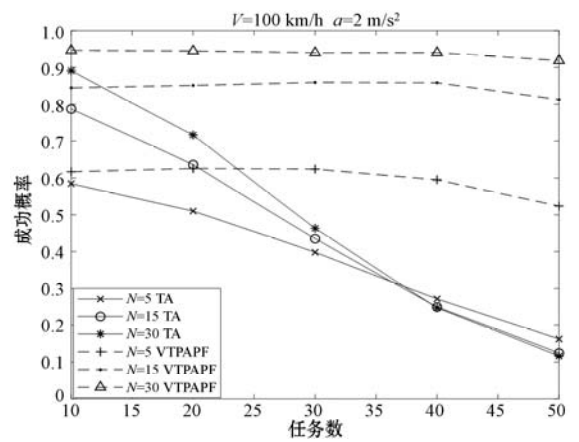
(a)



(b)



(c)



(d)

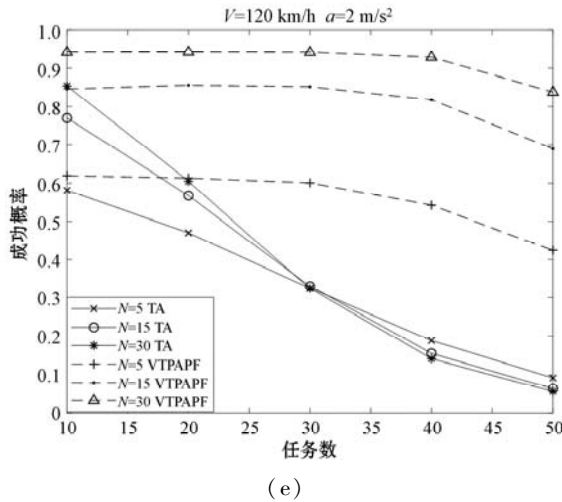


图 2 不同速度下任务执行的成功率

4 结 语

本文设计基于移动边缘计算的车联网网络架构,构建车辆预测机制。由于 MEC 资源的有限性该机制主要针对低时延且小任务量,研究车辆行驶过程与 RSU 之间的连接,其核心思想是采用粒子滤波对车辆进行移动预测,通过预测位置选择连接最合适的 RSU,保证车辆与 RSU 之间信息传输顺利进行。本文成功解决了车联网中车辆快速行驶时连接不稳定的问题。仿真结果表明,本文方案从 RSU 数量、任务处理数量、车辆移动速度等多方面验证 VTPAPF 的有效性。

参 考 文 献

[1] 施巍松,张星洲,王一帆,等. 边缘计算:现状与展望[J]. 计算机研究与发展,2019,56(1):69-89.

[2] 施巍松,孙辉,曹杰,等. 边缘计算:万物互联时代新型计算模型[J]. 计算机研究与发展,2017,54(5):907-924.

[3] 李林哲,周佩雷,程鹏,等. 边缘计算的架构挑战与应用[J]. 大数据,2019,5(2):3-16.

[4] Chen C, Wang C, Qiu T, et al. Caching in vehicular named data networking: Architecture, schemes and future directions [J]. IEEE Communications Surveys & Tutorials, 2020, 22(4):2378-2407.

[5] Liu L, Chen C, Pei Q, et al. Vehicular edge computing and networking: A survey [J]. Mobile Networks and Applications, 2020, 26:1-24.

[6] Ojima T, Fujii T. Resource management for mobile edge computing using user mobility prediction [C]//International Conference on Information Networking, 2018:718-720.

[7] Zhang K, Mao Y M, Leng S P, et al. Mobile-edge computing for vehicular networks: A promising network paradigm with predictive off-loading [J]. IEEE Vehicular Technology Magazine, 2017, 12(2):36-44.

[8] Yang C, Liu Y, Chen X, et al. Efficient mobility-aware task offloading for vehicular edge computing networks [J]. IEEE Access, 2019, 7:26652-26664.

[9] 王秋宁,谢人超,黄韬. 移动边缘计算的移动性管理研究 [J]. 中兴通讯技术, 2018, 24(1):37-41.

[10] 刘亮,刘星,曾帅,等. 移动边缘计算中基于用户移动的虚拟机迁移策略研究 [J]. 重庆邮电大学学报(自然科学版), 2019, 31(2):158-165.

[11] 吴迪,凌艳,朱红松,等. VANET 中解决 RSU 接入问题的演化博弈方法:CN103458482A [P]. 2013-05-28.

[12] Arnaud D, Simon G, Christophe A. On sequential monte Carlo sampling methods for Bayesian filtering [J]. Statistics and Computing, 2000, 10(3):197-208.

[13] 贺利乐,陈奕昕,贺宁,等. 基于粒子滤波的管道泄漏检测与定位方法 [J]. 控制工程, 2021, 28(4):787-798.

[14] 秦川,陶忠,桑蔚,等. 基于粒子滤波的运动目标光电定位仿真研究 [J]. 应用光学, 2020, 41(1):10-17.

[15] 姚婷,郭永峰,樊顺厚,等. 非高斯噪声激励下非线性漂移 Fokker-Planck 方程的非稳态解及其应用 [J]. 工程数学学报, 2020, 37(3):303-313.

[16] 吴迪. 基于线性回归模型的贝叶斯方法的应用 [D]. 长春:长春理工大学, 2020.

[17] 张媚,焦巍. 基于粒子滤波的雷达海面目标检测前跟踪算法 [C]//第六届高分辨率对地观测学术年会, 2019:16.

[18] Zhang J Y, Deng B L, Hong Y, et al. Static/Dynamic filtering for mesh geometry [J]. IEEE Transactions on Visualization and Computer Graphics, 2019, 25(4):1774-1778.

[19] 赖际舟,熊剑,刘建业,等. 分层近似粒子滤波及其在陀螺寻北中的应用 [J]. 仪器仪表学报, 2011, 32(10):2342-2347.

[20] Makhdum M, Sanaullah A, Muhammad H. A modified regression-cum-ratio estimator of population mean of a sensitive variable in the presence of non-response in simple random sampling [J]. Journal of Statistics and Management Systems, 2020, 23(3):495-510.

(上接第 378 页)

[14] Liang W, Xie S, Long J, et al. A double PUF-based RFID identity authentication protocol in service-centric Internet of Things environments [J]. Information Sciences, 2019, 503:129-147.

[15] 刘涛,贾浪峰,郭苹. 基于 R_LWE 密码体制的 RFID 认证协议研究 [J]. 机床与液压, 2021, 49(13):13-18.

[16] Lindner R, Peikert C. Better key sizes (and attacks) for LWE-based encryption [C]//Topics in Cryptology-CT-RSA 2011, 2011:319-339.

[17] Jiang Q, Chen Z R, Li B Y, et al. Security analysis and improvement of bio-hashing based three-factor authentication scheme for telecare medical information systems [J]. Journal of Ambient Intelligence and Humanized Computing, 2018, 9(4):1061-1073.