

1-4-2019

Multi-frame Fusion Method for Point Cloud of LiDAR Based on IMU

Yanguo Zhang

Beijing Information Science Technology University Beijing Key Laboratory of High Dynamic Navigation Technology, Beijing 100192, China;

Li Qing

Beijing Information Science Technology University Beijing Key Laboratory of High Dynamic Navigation Technology, Beijing 100192, China;

Follow this and additional works at: <https://dc-china-simulation.researchcommons.org/journal>



Part of the Artificial Intelligence and Robotics Commons, Computer Engineering Commons, Numerical Analysis and Scientific Computing Commons, Operations Research, Systems Engineering and Industrial Engineering Commons, and the Systems Science Commons

This Paper is brought to you for free and open access by Journal of System Simulation. It has been accepted for inclusion in Journal of System Simulation by an authorized editor of Journal of System Simulation.

Multi-frame Fusion Method for Point Cloud of LiDAR Based on IMU

Abstract

Abstract: Aiming at the problem that in the process of using 16-line laser radar to realize environment perception, the point cloud data is sparse, which leads to the difficulty of target detection and tracking, a *new method of LiDAR point cloud fusion based on inertial measurement unit (IMU)* is proposed. The *method establishes a multi-frame LiDAR point cloud data fusion model, which can effectively use historical point cloud data and detection results to obtain more environmental information, and improve the detection accuracy and tracking ability of target objects.* 16-line laser radar and the self-developed IMU sensor are used to conduct the tests. The results demonstrate that the proposed method can achieve the multi-frame fusion of the laser radar point cloud, and the detection and tracking ability of the laser radar can be further improved. And more advanced environment awareness is achieved with lower hardware costs, which shows that the method has practical application value for the study of driverless technology.

Keywords

IMU (Inertial Measurement Unit), LiDAR, point cloud fusion, target detection

Recommended Citation

Zhang Yanguo, Li Qing. Multi-frame Fusion Method for Point Cloud of LiDAR Based on IMU[J]. Journal of System Simulation, 2018, 30(11): 4334-4339.

基于惯性测量单元的激光雷达点云融合方法

张艳国, 李擎

(北京信息科技大学高动态导航技术北京市重点实验室, 北京 100192)

摘要: 针对 16 线激光雷达环境感知过程中, 点云数据稀疏, 导致对目标检测和识别困难的问题, 提出了一种基于惯性测量单元(Inertial Measurement Unit, IMU)的激光雷达点云融合方法。建立了激光点云数据的融合模型, 有效利用历史点云数据与历史检测结果, 获得较多的环境信息, 提高了目标物的检测精度。利用 16 线激光雷达与自研的 IMU 传感器进行实验验证, 结果表明能够实现激光雷达点云的融合, 进一步提高激光雷达对目标物的检测能力, 并且以较低的硬件成本, 实现更加高级的环境感知能力, 对无人驾驶等技术的研究具有实际应用价值。

关键词: IMU(Inertial Measurement Unit); 激光雷达; 点云融合; 目标物检测

中图分类号: TP391.9 文献标识码: A 文章编号: 1004-731X (2018) 11-4334-06

DOI: 10.16182/j.issn1004731x.joss.201811034

Multi-frame Fusion Method for Point Cloud of LiDAR Based on IMU

Zhang Yanguo, Li Qing

(Beijing Information Science Technology University Beijing Key Laboratory of High Dynamic Navigation Technology, Beijing 100192, China)

Abstract: Aiming at the problem that in the process of using 16-line laser radar to realize environment perception, the point cloud data is sparse, which leads to the difficulty of target detection and tracking, a new method of LiDAR point cloud fusion based on inertial measurement unit (IMU) is proposed. The method establishes a multi-frame LiDAR point cloud data fusion model, which can effectively use historical point cloud data and detection results to obtain more environmental information, and improve the detection accuracy and tracking ability of target objects. 16-line laser radar and the self-developed IMU sensor are used to conduct the tests. The results demonstrate that the proposed method can achieve the multi-frame fusion of the laser radar point cloud, and the detection and tracking ability of the laser radar can be further improved. And more advanced environment awareness is achieved with lower hardware costs, which shows that the method has practical application value for the study of driverless technology.

Keywords: IMU (Inertial Measurement Unit); LiDAR; point cloud fusion; target detection

引言

激光雷达在环境感知领域具有重要的地位和作用, 具有分辨率高、距离探测精度高和抗有源干

扰能力强等优点。但是存在扫描频率低、目标物检测精度低和易受雪雾天气影响等缺点。所以在载体高速行驶, 目标物种类复杂多变, 天气状况不好较差的环境中, 单一的激光雷达不能实现有效的环境感知^[1]。

为了利用激光雷达实现更好的环境感知, 一种方法是采用 64 线或 128 线激光雷达代替 16 线激光雷达, 但是多线束激光雷达较高的价格使得其很难



收稿日期: 2018-05-29 修回日期: 2018-06-30;
基金项目: 国家自然科学基金(61471046);
作者简介: 张艳国(1991-)男, 河北, 硕士生, 研究方向为导航、制导与控制, 高动态导航技术等; 李擎(1964-)女, 河北, 博士, 教授, 研究方向为导航制导、飞行器控制等。

<http://www.china-simulation.com>

• 4334 •

普及^[2]; 一种方法是采用多激光雷达组合的方式获得密集点云。如刘家银等^[3]提出基于双 32 线激光雷达的环境感知方法, 通过特殊的雷达安装方式, 使车辆前向激光雷达点密度相比单纯的 64 线激光雷达点密度大幅提高。商尔科和贺汉根等^[4]提出基于多激光雷达的组合特征的障碍物检测方法, 通过顶部 64 线激光雷达观测远处环境, 侧面两个 32 线激光雷达利用密集的点云数据进行车辆前方障碍物检测。以上方法都能实现较好的环境感知。但目前已有的方法仍存在一定局限性, 如在目标检测和跟踪过程中容易丢失, 计算繁琐, 结构复杂, 成本较高等。Morton^[5]和 Larson^[6]等提出使用单线激光雷达加上摆动机械结构提升雷达数据量, 由于加上摆动电机, 这种方法只能采用走停的方式, 无法应用于高速运动的场合。

针对以上问题, 本文提出一种提高目标物检测精度的 IMU-LiDAR 点云融合方法。此方法通过 IMU 获得激光雷达的位姿信息, 将历史点云数据和检测结果应用于当前帧下。相比于其他方法, 能够以 16 线激光雷达获得更密集的点云, 从而提高目标物的检测精度, 同时还可以通过 IMU 减小目标物的匹配的搜索范围, 可以在发生遮挡时继续跟踪, 可以预测动态目标的运动趋势, 显著提高目标检测和跟踪效果。该方法结构简单, 计算方便, 以低成本实现较多线束激光雷达的功能, 通过试验验证结果表明, 该基于 IMU 的激光雷达点云多帧融合方法切实可行。在无人驾驶、楼宇建模、军事行动等方面均具有重要的应用价值。

1 方法总体结构

本方法主要由两部分组成, 分别是捷联惯性导航系统的解算和历史点云在当前坐标系下的表示。具体工作原理如图 1 所示。

16 线激光雷达通过扫描获取扫描环境的点云坐标值, 不同时刻获取的点云坐标值由采样时刻载体坐标系决定。要使不同时刻的点云用同一坐标系表示, 必须借助 IMU 获取载体的位姿变化, 从而

解算出不同时刻坐标系的转换矩阵, 通过坐标值和转换矩阵, 实现当前点云和历史点云的统一表示, 实现多帧点云融合。

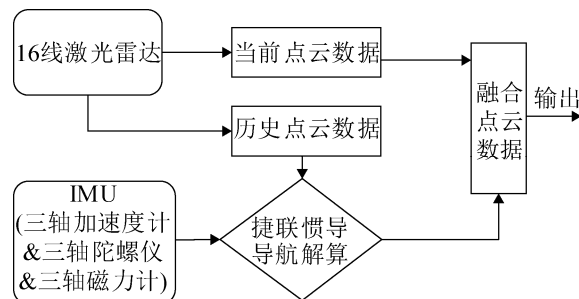


图 1 IMU-LiDAR 点云融合原理图

Fig. 1 Schematic diagram of IMU-LiDAR point cloud fusion

本方法采用捷联惯导, 其原理结构如图 2 所示。

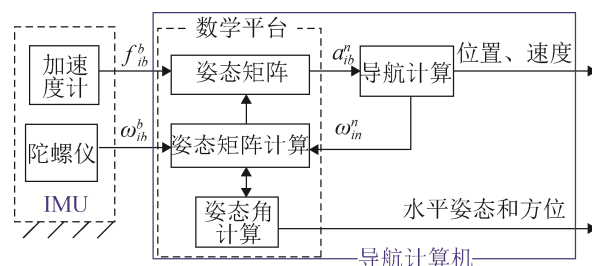


图 2 捷联惯导原理图

Fig. 2 Schematic diagram of strapdown inertial navigation

2 硬件构成与参数

该方法主要用到的硬件为 16 线激光雷达和实验室自主研发的 IMU。16 线激光雷达发射 16 根扫描线, 由内部旋转电机旋转, 对环境形成感知。采用 IMU 跟踪激光雷达的姿态变化, 将历史点云投影到当前坐标系下。

硬件组成如图 3 所示。



图 3 硬件组成图

Fig. 3 Hardware composition diagram

IMU 的主要参数和技术指标如表 1 所示。

表 1 IMU 主要参数和技术指标
Tab. 1 Main parameters and technical indexes of IMU

参数	技术指标		
连续工作时间	≥1		
工作电压	9±0.45V		
功耗	≤3W		
静态精度	±0.5°(横滚, 俯仰); ±1°(航向)		
分辨率	0.05°		
输出频率	0.01 to 100 Hz		
标准传感器	加速度计	陀螺仪	磁传感器
测量范围	±10 g	±100/s	±2Gauss
非线性	<0.2% of FS	<0.1% of FS	<0.2% of FS
随机漂移±	4 mg	9.2°/h	±0.5mGauss
带宽	100 Hz	150 Hz	50 Hz

16 线激光雷达的主要参数和技术指标如表 2 所示。

表 2 激光雷达主要参数和技术指标
Tab. 2 Main parameters and technical indexes of Lidar

参数	技术指标
激光线数	16 线
测量范围	高达 100 m
测量精度	±3 cm
垂直测量角度范围	30°(+15°~-15°)
垂直方向角度分辨率	2°
水平方向测量角度范围	360°
水平方向角度分辨率	0.1°~0.4°
测量频率	5~20 Hz

3 数学模型

IMU 与激光雷达构成捷联关系, 通过捷联惯导系统的输出结果, 使历史点云数据投影到当前运载体坐标系下, 与当前点云数据构成融合。设由运载体的机体轴确定的坐标系为 b 系, 惯导系统所采用的导航坐标系为 n 系, 则由 b 到 n 系的坐标变换矩阵 C_b^n 称为运载体的姿态矩阵。姿态更新是指根据惯性器件的输出实时计算出 C_b^n 矩阵。跟据惯导系统获得的参数求姿态矩阵的方法有欧拉角、方向余弦、四元数法等。由于方向余弦方程的计算量较大, 工作效率很低, 考虑到点云融合是连续的过程, 因此我们采用四元数法实时解算姿态角^[7]。

3.1 四元数的表达方式

四元数由一个实数和三个虚数构成, 所以是一个四维空间的向量, 但是它的三个虚数又有三维空间的性质。因此, 三维空间中的一个矢量, 可以看作一个实部为 0 的四元数, 这个四元数是这个三维空间的一个矢量在四维空间里的“映像”, 或者叫做这个矢量的“四元数映像”。这样, 我们就把三维空间和一个四维空间联系起来, 用四维空间中四元数的性质和运算规律来研究三维空间中刚体定点转动的问题。

四元数的复数表达形式为:

$$Q = q_0 + q_1i + q_2j + q_3k$$

3.2 四元数的矢量变换

四元数算法的基本原理是: 一个坐标系变换到另一个坐标系, 可以通过绕一个定义在参考坐标系中的矢量 u 的转动来实现^[8]。在载体系定义一个矢量 $r^b = xi + yi + zk$, 设其在参考系中表示为 r^n 。则有 $r^n = qr^bq^*$, 其中 $q = a + bi + cj + dk$, q^* 为共轭复数。

$$r^n = qr^bq^* =$$

$$(a + bi + cj + dk)(xi + yj + zk)(a - bi - cj - dk) =$$

$$0 + \{(1 - 2(q_2^2 + q_3^2))x + 2(q_1q_2 - q_0q_3)y +$$

$$2(q_1q_3 + q_0q_2)z\}i + \{2(q_1q_2 + q_0q_3)x +$$

$$(1 - 2(q_1^2 + q_3^2))y + 2(q_2q_3 - q_0q_1)z\}j +$$

$$\{2(q_1q_3 - q_0q_2)x + 2(q_2q_3 + q_0q_1)y +$$

$$(1 - 2(q_1^2 + q_2^2))z\}k$$

将其写成矩阵形式:

$$C =$$

$$\begin{pmatrix} 1 - 2(q_2^2 + q_3^2) & 2(q_1q_2 - q_0q_3) & 2(q_1q_3 + q_0q_2) \\ 2(q_1q_2 + q_0q_3) & 1 - 2(q_1^2 + q_3^2) & 2(q_2q_3 - q_0q_1) \\ 2(q_1q_3 - q_0q_2) & 2(q_2q_3 + q_0q_1) & 1 - 2(q_1^2 + q_2^2) \end{pmatrix}$$

这个矩阵就是四元数旋转矩阵。

用欧拉角直接表示四元数:

$$\begin{cases} q_0 = \cos \frac{\varphi}{2} \cos \frac{\theta}{2} \cos \frac{\gamma}{2} + \sin \frac{\varphi}{2} \sin \frac{\theta}{2} \sin \frac{\gamma}{2} \\ q_1 = \cos \frac{\varphi}{2} \cos \frac{\theta}{2} \sin \frac{\gamma}{2} - \sin \frac{\varphi}{2} \sin \frac{\theta}{2} \sin \frac{\gamma}{2} \\ q_2 = \cos \frac{\varphi}{2} \sin \frac{\theta}{2} \cos \frac{\gamma}{2} + \sin \frac{\varphi}{2} \cos \frac{\theta}{2} \sin \frac{\gamma}{2} \\ q_3 = \sin \frac{\varphi}{2} \sin \frac{\theta}{2} \sin \frac{\gamma}{2} - \cos \frac{\varphi}{2} \sin \frac{\theta}{2} \sin \frac{\gamma}{2} \end{cases}$$

3.3 位姿转换矩阵

当载体运动时, 不仅姿态发生改变, 位置也会发生改变。当前时刻坐标系相对于前几帧的时刻的坐标系可看成先旋转再平移。用四元数法已经求得旋转矩阵, 此时平移变换就是用旋转转换后的坐标值减去当前时刻相对于之前时刻的坐标平移向量。

所以, 前一帧一个点云坐标为 $R_1=[x_1 \ y_1 \ z_1]^T$, 在当前时刻坐标下的坐标为 $R=[x \ y \ z]^T$, 位置变化为 $B_1=[a \ b \ c]^T$,

$$R = CR_1 - B =$$

$$\begin{pmatrix} 1-2(q_2^2+q_3^2) & 2(q_1q_2-q_0q_3) & 2(q_1q_3+q_0q_2) \\ 2(q_1q_2+q_0q_3) & 1-2(q_1^2+q_3^2) & 2(q_2q_3-q_0q_1) \\ 2(q_1q_3-q_0q_2) & 2(q_2q_3+q_0q_1) & 1-2(q_1^2+q_2^2) \end{pmatrix} \times \begin{bmatrix} x_1 \\ y_1 \\ z_1 \end{bmatrix} - \begin{bmatrix} a \\ b \\ c \end{bmatrix}$$

4 实验验证及结果分析

4.1 实验验证

本文采用实验室自主无人车搭载自研的 IMU 与 16 线激光雷达进行试验。实验具体参数见表 3。

本实验在车速为 5 m/s 的条件下, 沿 x 轴进行直线运动, 取 IMU 和激光雷达连续 5 个采样点,

相邻五帧的采样数据如表 4 所示。

激光雷达的位置变化如图 4 所示, x 轴方向的运动近似直线运动; y 轴方向的运动是在往 y 的正方向偏移; z 轴方向是在做上下跳动。

激光雷达的姿态变化如图 5 所示, 根据图像可知载体姿态角在发生微小变化。这是由于车搭载激光雷达在做直线运动, 车身的震动会导致载体姿态角进行微小的变化。

4.2 结果分析

实验针对实验室空间环境和行人进行检测, 环境如图 6(a)所示。实验采用当前帧和前一帧点云数据进行融合, 根据 IMU 测量数据获得 x, y, z 方向位置变化为 39 mm, -4 mm, -3 mm; 绕 x, y, z 轴旋转角度为 -3°, 0.3°, 1°。实验结果如图 6 所示。对当前帧点云进行处理, 获得人体的检测结果如图 6(b)中蓝色线条所示, 照射在人体的激光线数量为 8 条。对前一帧点云进行处理, 结果如图 6(c)所示。利用 IMU 将前一帧历史点云数据投影到当前坐标系, 获得两帧数据的融合, 如图 6(d)所示, 所得人体的激光线数为 15 条。图 6(b)黄色线为墙壁的检测结果, 由于墙体相对人体距离较远, 获得 6 根扫描激光点云。图 6(d)中, 墙壁的扫描线数为 15 根。图 6(e)是将两帧点云数据坐标直接叠加, 未经过 IMU 获得的位姿矩阵进行坐标转换, 所得图像较杂乱, 环境信息不准确。

表 3 实验参数

Tab. 3 Experimental parameters	
参数	技术指标
车速/(m/s)	5
采样频率/Hz	20

表 4 IMU 和激光雷达采样点

Tab. 4 Sampling points of IMU and LiDAR

采样点/mm	X 轴方向位移/mm	Y 轴方向位移/mm	Z 轴方向位移/mm	绕 X 轴转角/°	绕 Y 轴转角/°	绕 Z 轴转角/°
0	0	0	0	0	0	0
50	240	6	2	0.2	0.5	1
100	510	10	5	0.3	0	0
150	745	12	3	0	-0.3	-1
200	1 010	19	1	0.1	-0.1	0.5
250	1 249	15	-2	-0.2	0.2	1.5

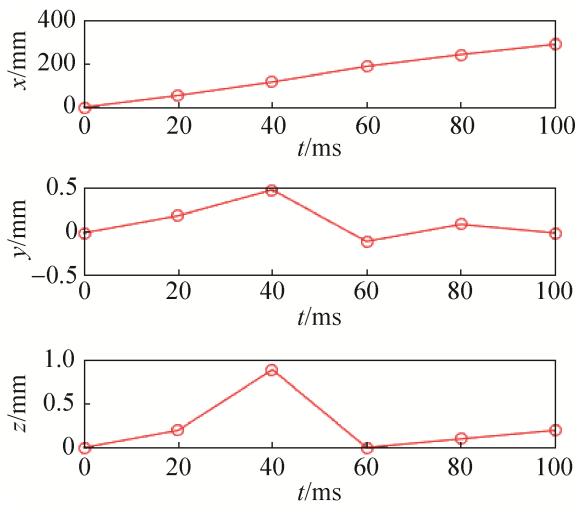


图4 激光雷达位置变化
Fig. 4 Position change of LiDAR

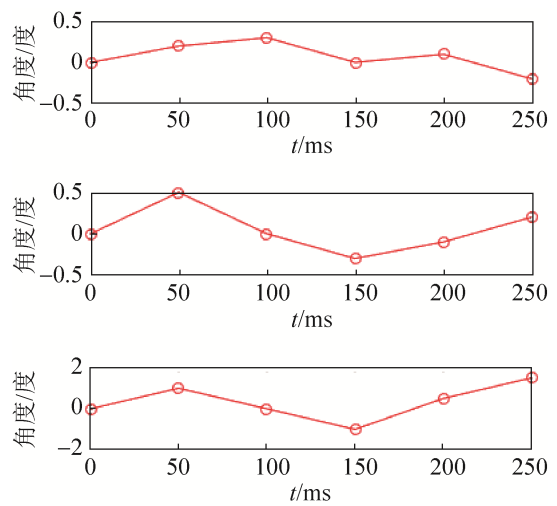
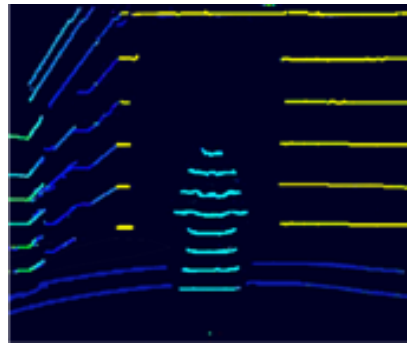


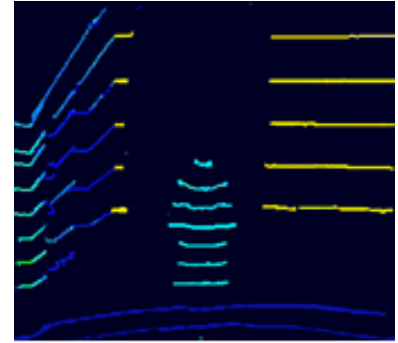
图5 激光雷达角度变化
Fig. 5 Angle change of LiDAR



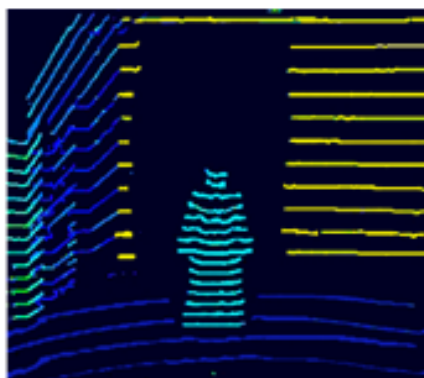
(a) 实验环境



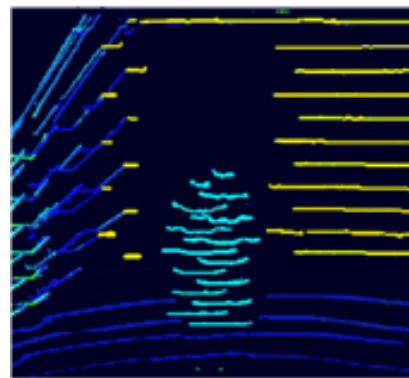
(b) 当前帧图像



(c) 前一帧图像



(d) 利用 IMU 叠加的图像



(e) 直接叠加的图像

图6 实验结果
Fig. 6 Experimental results

通过上述试验结果图可以看出，IMU-LiDAR 点云融合方法可以在时间和空间维度实现多帧点云数据的融合，充分利用了过去和现在的信息，提高了对目标物的检测精度。

5 结论

本文针对激光雷达在环境感知过程中，点云数据稀疏，导致对目标检测和跟踪困难的问题，提出

了一种基于 IMU 的激光雷达点云多帧融合方法。该方法应用 IMU 获得激光雷达的位姿变化, 采用四元数法求出历史帧点云数据到当前帧的位置坐标转换矩阵, 将历史点云数据投影到当前坐标系下, 获得密集点云。通过试验验证结果表明, 本方法能够实现激光雷达点云多帧融合, 并且不增加任何额外硬件成本, 激光雷达环境感知的研究具有实际应用价值。

参考文献:

- [1] 赵一鸣, 李艳华, 商雅楠, 等. 激光雷达的应用及发展趋势[J]. 遥测遥控, 2014, 35(5): 4-22.
Zhao Yiming, Li Yanhua, Shang Ya'nan, et al. Application and Development Direction of Lidar[J]. Journal of Telemetry, Tracking and Command, 2014, 35(5): 4-22.
- [2] 林辉. 基于车载多激光雷达的地图构建与障碍物检测[D]. 杭州: 浙江大学, 2017.
Lin Hui. Map Building and Obstacle Detection based on Vehicle-mounted Multiple Lidars[D]. Hangzhou: Zhejiang University, 2017.
- [3] 刘家银, 唐振民, 王安东, 等. 基于多激光雷达与组合特征的非结构化环境障碍物检测[J]. 机器人, 2017, 39(5): 638-651.
Liu Jiayin, Tang Zhenmin, Wang Andong, et al. Negative Obstacle Detection in Unstructured Environment Based on Multiple Li DARS and Compositional Features[J]. ROBOT, 2017, 39(5): 638-651.
- [4] Shang E K, An X J, Wu T, et al. LiDAR based negative obstacle detection for field autonomous land vehicles[J]. Journal of Field Robotics (S1556-4959), 2016, 33(5): 591-617.
- [5] Morton R D. Positive and negative obstacle detection using the HLD classifier[C]//Ieee/rsj International Conference on Intelligent Robots and Systems. IEEE, (S8755-3996), 2011: 1579-1584.
- [6] Larson J, Trivedi M. Lidar based off-road negative obstacle detection and analysis[C]// International IEEE Conference on Intelligent Transportation Systems. IEEE, (S8755-3996), 2011: 192-197.
- [7] 蒋钰, 湛海云, 岑汝平. 基于四元数的四旋翼飞行器姿态解算算法[J]. 制造业自动化, 2015, 37(23): 77-80.
Jiang Yu, Zhan Haiyun, Cen Ruping. Attitude solution algorithm for four rotor aircraft based on four element number [J]. Manufacturing Automation, 2015, 37(23): 77-80.
- [8] Serban R, Wang S K, Lo M W, et al. Halo orbit mission correction maneuvers using optimal control[J]. Automatica (S0254-4156), 2002, 38(4): 571-583.
- [9] simulation is big data era[J]. Military Operations Research and Systems Engineering, 2013, 27(4): 5-12.
- [10] 张庆军, 张明智, 张庆娟, 等. 基于复杂网络理论空间信息支援体系建模研究[J]. 系统仿真学报, 2017, 29(9): 1907-1913.
Zhang Qingjun, Zhang Mingzhi, Zhang Qingjuan, et al. Research of Modeling of Space Information Support SoS Based on Complex Network Theory [J]. Journal of System Simulation, 2017, 29(9): 1907-1913.
- [11] Liu C, Xiong W. Research on the Space-Based Integrated Information Network Evolution Model Visualization Methods Based on the Super Network Theory[C]. IEEE Second International Conference on Data Science in Cyberspace, 2017: 355-358.
- [12] 胡晓峰. 大数据时代对建模仿真的挑战与思考[J]. 军事运筹与系统工程, 2013, 27(4): 5-12.
Hu Xiaofeng. Challenges and thoughts of modeling & simulation is big data era[J]. Military Operations Research and Systems Engineering, 2013, 27(4): 5-12.
- [13] Goodfellow I, Bengio Y, Courville A. Deep Learning[M]. Cambridge: MIT Press, 2016.
- [14] Xu P, Ye M, Li X, et al. Dynamic Background Learning through Deep Auto-encoder Networks[C]. ACM International Conference on Multimedia. ACM, 2014: 107-116.
- [15] Liu Y, Wang Y, Zhang J. New Machine Learning Algorithm: Random Forest [C]. International Conference on Information Computing and Applications, Springer Berlin Heidelberg, 2012: 246-252.
- [16] Nicodemus K K, Malley J D, Strobl C. The behaviour of random forest permutation-based variable importance measures under predictor correlation[J]. BMC Bioinformatics (S1471-2105), 2010, 11(1): 110.

(上接第 4333 页)