

doi:10.19306/j.cnki.2095-8110.2020.03.016

跨距与运动约束的隧道内列车惯性导航方法

赵启超, 吴文启, 张礼廉, 唐康华

(国防科技大学智能科学学院, 长沙 410073)

摘要: 高速列车通过隧道时无法接收卫星信号, 而仅依靠惯性导航的定位误差增长较快, 针对这一问题提出了一种利用列车和隧道特点辅助惯性导航的方法。该方法使用 GNSS 和运动约束估计 IMU 相对于车体的安装角, 并在隧道内使用运动约束和路标跨距约束提高列车的定位精度。基于状态变换卡尔曼滤波设计了系统方程和观测方程, 与传统方法相比, 系统方程更接近线性定常系统, 滤波时间更新方程与测量修正方程可采用相同的计算频率, 减小实时计算负担, 有利于高速运动下的组合导航。基于实际的高速列车行驶实验, 设计了列车穿越隧道的仿真实验, 实验结果表明, 两种约束辅助的惯性导航在隧道内的定位精度有明显提高, 优于 3% 行程。

关键词: 列车导航; 隧道; 运动约束; 跨距; 卡尔曼滤波

中图分类号: V249.32

文献标志码: A

开放科学(资源服务)标识码(OSID):

文章编号: 2095-8110(2020)03-0120-07



Inertial Navigation for Trains in Tunnel with Catenary Span and Motion Constraints

ZHAO Qi-chao, WU Wen-qi, ZHANG Li-lian, TANG Kang-hua

(College of Intelligence Science and Technology, National University of Defense Technology, Changsha 410073, China)

Abstract: As the high-speed trains cannot receive satellite signals when passing through tunnels, and the position error of inertial navigation increases rapidly, a method of assisting inertial navigation by using the characteristics of trains and tunnels is proposed. This method uses GNSS and motion constraints to estimate the installation angles of the IMU relative to the train, in addition, motion constraint and landmark catenary span constraint are used to improve localization accuracy in tunnels. System equations and observation equations are designed based on the state transformation Kalman filter. Compared with the traditional method, the system equation is closer to linear stationary systems. The filtering time update equation and the measurement correction equation can use the same calculation frequency, which reduces the real-time calculation burden and is beneficial to the integrated navigation during high-speed motions. Based on actual high-speed train experiments, a simulation experiment of trains crossing tunnels is designed. The experimental results show that the localization accuracy of inertial navigation assisted by the two constraints in the tunnel is significantly improved, which is better than 3%.

Key words: Train navigation; Tunnel; Motion constraint; Catenary span; Kalman filter

收稿日期: 2019-11-28; 修订日期: 2020-01-16

基金项目: 国家自然科学基金(61773394, 61603401)

作者简介: 赵启超(1994-), 男, 硕士研究生, 主要从事从事惯性导航及组合导航方面的研究。

E-mail: qichao.zhao@foxmail.com

通信作者: 吴文启(1967-), 男, 教授, 博士生导师, 研究方向为导航、制导与控制。E-mail: wenqiwu_lit@sina.com

0 引言

在高速列车行驶中,列车的导航定位在列车调度、安全运行与铁路检测维护等方面起着非常重要的作用。在列车导航中,高速度、隧道环境以及高可靠性需求等方面都面临着很大的挑战,但同时行驶路线的固定性和方向稳定性也能为导航定位提供辅助。本文主要解决的问题是列车在隧道内的定位,铁路隧道的特点是结构比较固定,但缺失卫星信号并且距离可能较长,光照较弱而且缺少纹理。车载导航常用的传感器有全球导航卫星系统(Global Navigation Satellite System,GNSS)、惯性测量单元(Inertial Measurement Unit,IMU)、相机、激光雷达、轮式里程计等,在列车导航中,也使用应答器、多普勒雷达、涡流传感器等定位方式^[1]。GNSS可以为列车提供高精度的位置和速度信息,但是在隧道等被遮挡环境中,GNSS将失去作用。惯性导航系统(Inertial Navigation System,INS)使用IMU作为传感器,不受外部环境干扰,可以提供连续的导航信息,但是导航精度受器件误差特性影响,而且存在累计误差。

关于列车在隧道内导航的相关研究,刘射德等设计了一种GNSS/INS/地图匹配的列车组合定位系统^[2],但是没有评估GNSS缺失时的定位精度,无法确定列车在隧道中的地图匹配能否抑制INS的误差累计。Kim等设计了一种多传感器融合的列车导航系统,包括IMU、轮式测速仪、多普勒雷达、差分GNSS、无线射频模块,以及运动约束和地图匹配算法,即使在隧道中也具有较高的定位精度和容错性,但传感器占用的空间、多传感器标定以及射频芯片在铁轨上的安装等都是实际存在的问题。不限于列车导航,GNSS拒止环境下的导航也有很多研究,例如李增科等提出了对GNSS、INS、里程计进行神经网络训练,以生成里程计的速度校正,在GNSS中断时可以提高位置精度^[3]。万国伟等设计的无人车导航系统包括MEMS IMU、激光雷达、GNSS,此系统在公路隧道中利用IMU和激光雷达组合导航,可以获得较好的定位效果^[4],但是激光雷达导航需要预先建图,具有一定的局限性。Tolga等针对管道内的检测无人机设计了一种范围定位算法,基于管道的圆柱形信息,使用相机、激光雷达和IMU对其内部环境建图并对自身定位^[5]。

接触网是悬挂于铁轨与列车上方为列车提供电能的装置,在列车运行期间容易与列车受电弓之间产生电火花。本文的应用场景是确定列车运行时产生的电火花的位置,这个位置与列车位置有对应关系。从成本和安装空间考虑,本文使用GNSS、MEMS IMU和相机作为传感器,其中相机与检测电火花的相机是同一台。接触网的支柱上固定了路标,理想情况下,通过识别路标上的编号可以从数据库中确定路标的位置,进而对列车定位;但是由于列车速度较快以及光照不均匀等原因,路标编号大多难以识别,因此本文忽略路标编号,直接对路标进行不加区分的检测,然后使用路标的间距和高度信息辅助惯性导航。路标的间距近似等于接触网支柱的跨距,跨距是保持受电弓和接触网良好接触的重要参数,它的取值有着严格规定^[6],在一段距离内是保持不变的。

本文针对高速列车通过隧道的场景,提出了一种跨距与运动约束的惯性导航方法,通过对路标的检测获取跨距信息,并结合列车运动约束,辅助惯性导航得到更精确的定位结果。具体如下:

- 1)跨距约束与运动约束结合,可对列车形成全方向的约束,提高定位精度;
- 2)与基于地标点的位置修正方法相比,此方法不需要识别路标编号,计算效率更高,并且对图像模糊不敏感,适用于高速运动;
- 3)使用改进的卡尔曼滤波方法,滤波时间更新方程与测量修正方程采用相同的计算频率,可减小实时计算负担,有利于高速运动下的组合导航。

1 列车运动约束模型

1.1 运动约束

首先定义本文使用的坐标系, n 系代表导航坐标系,坐标轴方向为北东地(NED); m 系代表车体坐标系,坐标轴方向为前右下; b 系代表IMU坐标系,安装时使其坐标轴方向尽量与 m 系一致; c 系代表相机坐标系, x 轴和 y 轴与相机平面平行, z 轴指向相机前方。

陆地车辆在行驶时,如果不发生侧滑和跳动,沿车体系侧向(y 轴)和法向(z 轴)的速度为0^[7],这称为车辆运动约束。运动约束是提高惯导精度的一种常用方法,但由于缺少对前向速度的约束,是一种非完整约束,因此常与里程计组合^[8-9]。忽略IMU安装杆臂的影响,这种约束可以表示为

$$\begin{bmatrix} \mathbf{e}_2^T \\ \mathbf{e}_3^T \end{bmatrix} \mathbf{C}_b^m \mathbf{C}_n^b \mathbf{v}^n = \mathbf{0} \quad (1)$$

其中, \mathbf{e} 代表单位向量, $\mathbf{I}_3 = [\mathbf{e}_1 \ \mathbf{e}_2 \ \mathbf{e}_3]$, \mathbf{C}_b^m 为 IMU 与车体之间的方向余弦矩阵, \mathbf{C}_n^b 为导航系与 IMU 之间的方向余弦矩阵, \mathbf{v}^n 为载体速度在导航系下的投影, 用 \sim 表示它们的估计值

$$\tilde{\mathbf{C}}_b^m = (\mathbf{I} - [\delta\boldsymbol{\theta}^m \times]) \mathbf{C}_b^m \quad (2)$$

$$\tilde{\mathbf{C}}_n^b = (\mathbf{I} - [\boldsymbol{\phi}^n \times]) \mathbf{C}_n^b \quad (3)$$

$$\tilde{\mathbf{v}}^n = \mathbf{v}^n + \delta\mathbf{v}^n \quad (4)$$

$$\delta\boldsymbol{\theta}^m = [\delta\theta_x^m \ \delta\theta_y^m \ \delta\theta_z^m]^T \quad (5)$$

其中, $[\cdot \times]$ 代表向量的反对称矩阵, $\delta\boldsymbol{\theta}^m$ 为安装角误差, 由横滚、俯仰和方位安装角误差构成, $\boldsymbol{\phi}^n$ 为失准角, $\delta\mathbf{v}^n$ 为速度误差, 可以推导出侧向与法向速度误差为

$$\begin{aligned} \begin{bmatrix} \delta v_y^m \\ \delta v_z^m \end{bmatrix} &= \begin{bmatrix} \mathbf{e}_2^T \\ \mathbf{e}_3^T \end{bmatrix} \tilde{\mathbf{C}}_b^m \tilde{\mathbf{C}}_n^b \tilde{\mathbf{v}}^n - \mathbf{0} \\ &\approx \begin{bmatrix} \mathbf{e}_2^T \\ \mathbf{e}_3^T \end{bmatrix} (\tilde{\mathbf{C}}_n^m \delta\mathbf{v}^n - \tilde{\mathbf{C}}_n^m [\tilde{\mathbf{v}}^n \times] \boldsymbol{\phi}^n + \\ &\quad [\tilde{\mathbf{v}}^m \times] \delta\boldsymbol{\theta}^m) + \begin{bmatrix} v_{vy} \\ v_{vz} \end{bmatrix} \\ &\approx \begin{bmatrix} \mathbf{e}_2^T \\ \mathbf{e}_3^T \end{bmatrix} (\tilde{\mathbf{C}}_n^m \delta\mathbf{v}^n - \tilde{\mathbf{C}}_n^m [\tilde{\mathbf{v}}^n \times] \boldsymbol{\phi}^n) + \\ &\quad \begin{bmatrix} 0 & -\tilde{v}_x^m \\ \tilde{v}_x^m & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \delta\theta_y^m \\ \delta\theta_z^m \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} v_{vy} \\ v_{vz} \end{bmatrix} \end{aligned} \quad (6)$$

其中, v_{vy} 和 v_{vz} 分别是侧向速度约束与法向速度约束的等效观测噪声。从式(6)可以看出, 横滚安装角误差 $\delta\theta_x^m$ 不影响侧向和法向速度误差, 因此横滚安装角在运动约束中不可观。由于俯仰和方位安装角在运动约束中对定位精度有较大影响^[10], 本文对这 2 个角度进行在线估计, 它们在列车加减速度阶段是可观的^[9]。

1.2 基于 ST-EKF 的误差状态模型

在速度误差定义中, 如果考虑 \mathbf{v}^n 与 $\tilde{\mathbf{v}}^n$ 的失准角, 则可以定义新的速度误差状态 $\delta\mathbf{v}_\phi^n$ 为

$$\delta\mathbf{v}_\phi^n = \tilde{\mathbf{v}}^n - \mathbf{v}^n - [\tilde{\mathbf{v}}^n \times] \boldsymbol{\phi}^n \quad (7)$$

这种方法称为状态变换卡尔曼滤波(State Transformation Extended Kalman Filter, ST-EKF), 它可以消去系统矩阵中的比力项, 避免比力量化噪声的影响, 使系统方程更接近线性定常系统, 从而降低滤波时间更新方程的计算频率, 提高计算效率, 避免误差的累计^[11-12]。

设导航系下基于 ST-EKF 的误差状态方程为

$$\delta\dot{\mathbf{X}} = \mathbf{F}\delta\mathbf{X} + \mathbf{G}\mathbf{w} \quad (8)$$

式中, $\delta\mathbf{X}$ 为误差状态向量, \mathbf{F} 为系统矩阵, \mathbf{G} 为噪声转移矩阵, \mathbf{w} 为过程噪声向量, 它们定义如下

$$\delta\mathbf{X} = [(\boldsymbol{\phi}^n)^T \ (\delta\mathbf{v}_\phi^n)^T \ (\delta\mathbf{p}^n)^T \ (\delta\mathbf{b}_g)^T \ (\delta\mathbf{b}_a)^T \ \delta\theta_y^m \ \delta\theta_z^m]^T \quad (9)$$

$$\mathbf{F} = \begin{bmatrix} \mathbf{F}_{\text{ST-EKF}} & \mathbf{0}_{15 \times 2} \\ \mathbf{0}_{2 \times 15} & \mathbf{0}_{2 \times 2} \end{bmatrix} \quad (10)$$

$$\mathbf{w} = [(\mathbf{w}_{bg})^T \ (\mathbf{w}_{ba})^T \ \mathbf{w}_{\theta_y} \ \mathbf{w}_{\theta_z}]^T \quad (11)$$

$$\mathbf{G} = \begin{bmatrix} -\mathbf{C}_n^b & \mathbf{0}_{3 \times 3} & \mathbf{0}_{3 \times 2} \\ [\tilde{\mathbf{v}}^n \times] \mathbf{C}_n^b & \mathbf{C}_n^b & \mathbf{0}_{3 \times 2} \\ \mathbf{0}_{9 \times 3} & \mathbf{0}_{9 \times 3} & \mathbf{0}_{9 \times 2} \\ \mathbf{0}_{2 \times 3} & \mathbf{0}_{2 \times 3} & \mathbf{I}_2 \end{bmatrix} \quad (12)$$

其中, $\delta\mathbf{p}^n$ 、 $\delta\mathbf{b}_g$ 、 $\delta\mathbf{b}_a$ 分别代表导航系位置误差、陀螺仪零偏误差、加速度计零偏误差。 $\mathbf{F}_{\text{ST-EKF}}$ 为 ST-EKF 下的 15 状态系统状态矩阵, 具体形式见附录, 可见其中不包含比力项, 它与 \mathbf{G} 的推导可见文献^[11]。 \mathbf{w} 中的量依次代表陀螺仪零偏噪声、加速度计零偏噪声、俯仰安装角噪声和方位安装角噪声, 它们均建模为高斯白噪声。

1.3 运动约束观测模型

将式(7)代入式(6), 得 ST-EKF 下的侧向和法向速度误差为

$$\begin{bmatrix} \delta v_y^m \\ \delta v_z^m \end{bmatrix} \approx \begin{bmatrix} \mathbf{e}_2^T \\ \mathbf{e}_3^T \end{bmatrix} \tilde{\mathbf{C}}_n^m \delta\mathbf{v}_\phi^n + \begin{bmatrix} 0 & -\tilde{v}_x^m \\ \tilde{v}_x^m & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \delta\theta_y^m \\ \delta\theta_z^m \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} v_{vy} \\ v_{vz} \end{bmatrix} \quad (13)$$

式(13)与式(6)相比, 速度误差不直接受失准角影响, 形式更为简洁, 这是因为 $\delta\mathbf{v}_\phi^n$ 已经考虑了失准角的影响。设运动约束的误差观测值为 $\delta\mathbf{Z}_{\text{mc}}$, 观测矩阵为 \mathbf{H}_{mc} , 由式(13)可得

$$\delta\mathbf{Z}_{\text{mc}} = \begin{bmatrix} \delta v_y^m \\ \delta v_z^m \end{bmatrix} = \mathbf{H}_{\text{mc}} \delta\mathbf{X} + \begin{bmatrix} v_{vy} \\ v_{vz} \end{bmatrix} \quad (14)$$

$$\mathbf{H}_{\text{mc}} = \begin{bmatrix} \mathbf{0}_{1 \times 3} & \mathbf{e}_2^T \tilde{\mathbf{C}}_n^m & \mathbf{0}_{1 \times 9} & \mathbf{0} & -\tilde{v}_x^m \\ \mathbf{0}_{1 \times 3} & \mathbf{e}_3^T \tilde{\mathbf{C}}_n^m & \mathbf{0}_{1 \times 9} & \tilde{v}_x^m & \mathbf{0} \end{bmatrix} \quad (15)$$

2 跨距约束模型

2.1 路标检测

图 1 所示为隧道内的路标示意, 路标形状为矩形, 并可以反射火车顶部的灯光, 因此可以从形状和像素强度 2 个方面来检测路标, 检测的效率和鲁棒性要优于对路标编号的识别。设计的算法主要

包括二值化、区域标记和模板匹配等流程,实验表明该算法具有较高的计算效率和鲁棒性。



图 1 原始图像(左)与局部放大图像(右)中的路标
Fig. 1 Landmarks in original image (left) and partially enlarged image (right)

根据路标检测结果,可以计算相机相对路标的距离。设路标在图像中的坐标为 z_l , 在相机坐标系中的位置表示为

$${}^c p_l = [{}^c X_l \quad {}^c Y_l \quad {}^c Z_l]^T \quad (16)$$

根据相机投影方程为

$$z_l = \frac{1}{{}^c Z_l} \begin{bmatrix} {}^c X_l \\ {}^c Y_l \end{bmatrix} + n_l \quad (17)$$

其中, n_l 为图像噪声向量。在隧道中,路标高度基本不变,设为已知常量 h_l ,路标在车体系下的位置表示为 ${}^m p_l$,相机与 IMU 之间的方向余弦矩阵和位移分别为 C_b^c 和 ${}^b p_c$,它们可通过标定获得,则

$${}^m p_l = C_b^m (C_c^{b,c} p_l + {}^b p_c) \quad (18)$$

$${}^m p_l = \begin{bmatrix} {}^m X_l \\ {}^m Y_l \\ {}^m Z_l \end{bmatrix} \approx \begin{bmatrix} {}^m X_l \\ {}^m Y_l \\ -h_l \end{bmatrix} \quad (19)$$

联立式(16)~式(19),可以计算得到 ${}^c \tilde{p}_l$ 和 ${}^m \tilde{p}_l$,相机与路标的距离估计即为 ${}^m \tilde{X}_l$ 。根据路标的跨距和相机与路标的距离,可以计算列车在 2 个路标间的行进距离 \tilde{s}_l ,作为惯导的观测量。

需要注意的是,一个路标会被连续观测数帧,可以利用这几帧的观测对路标的位置进行优化^[13];并且如果 h_l 未知,也可以在优化中对其进行估计,之后选取一帧用于距离约束即可,此处不再赘述。

2.2 跨距约束观测模型

设列车在 2 个路标间行进时,INS 解算 N 次,解算周期为 T ,跨距约束可表示为

$$e_1^T T C_b^m \sum_{i=1}^N C_n^{b,i} v_i^n = s = \tilde{s}_l \quad (20)$$

其中, $C_n^{b,i}$ 和 v_i^n 分别为第 i 次导航解算时的方向余弦矩阵和列车速度, s 为列车的实际行进距离,行

进距离误差推导为

$$\begin{aligned} \delta s &= T e_1^T C_b^m \sum_{i=1}^N \tilde{C}_n^{b,i} \tilde{v}_i^n - \tilde{s}_l \\ &\approx N T e_1^T C_b^m \tilde{C}_n^b \delta v_\phi^n + v_s \end{aligned} \quad (21)$$

其中, v_s 是 \tilde{s}_l 的估计噪声。式(21)将短时路线简化为直线,根据高速铁路设计规范,这种近似是合理的^[14]。设跨距约束的误差观测值为 δZ_{sc} ,观测矩阵为 H_{sc} ,由式(21)可得

$$\delta Z_{sc} = \delta s = H_{sc} \delta X + v_s \quad (22)$$

$$H_{sc} = [0_{1 \times 3} \quad N T e_1^T C_b^m \tilde{C}_n^b \quad 0_{1 \times 11}] \quad (23)$$

2.3 滤波流程

根据 1.2 节中的描述,ST-EKF 可通过使用较低的时间更新方程计算频率,提高计算效率,有利于高速运动下的组合导航。实际使用中,时间更新方程与测量修正方程采用相同的计算频率。

当列车在隧道外时,GNSS 速度和位置以及运动约束为惯性导航提供观测,使用卡尔曼滤波可以估算安装角。设 GNSS 速度和位置的误差观测量为 δZ_g ,观测方程为

$$\delta Z_g = \begin{bmatrix} \delta v^n \\ \delta p^n \end{bmatrix} = H_g \delta X + \begin{bmatrix} v_{gv} \\ v_{gp} \end{bmatrix} \quad (24)$$

其中, v_{gv} 和 v_{gp} 是 GNSS 速度和位置的观测白噪声, H_g 是观测矩阵,这里直接写出它的具体形式为^[10]

$$H_g = \begin{bmatrix} [\tilde{v}^n \times] & I_3 & 0_{3 \times 3} & 0_{3 \times 8} \\ 0_{3 \times 3} & 0_{3 \times 3} & I_3 & 0_{3 \times 8} \end{bmatrix} \quad (25)$$

GNSS 与运动约束同步进行测量更新,误差观测量与观测矩阵分别为

$$\delta Z_{out} = \begin{bmatrix} \delta Z_g \\ \delta Z_{mc} \end{bmatrix}, H_{out} = \begin{bmatrix} H_g \\ H_{mc} \end{bmatrix} \quad (26)$$

进入隧道后,运动约束周期保持不变继续进行,误差观测量和观测矩阵分别为

$$\delta Z_{in/mc} = \delta Z_{mc}, H_{in/mc} = H_{mc} \quad (27)$$

在路标可见时进行跨距约束,误差观测量和观测矩阵分别为

$$\delta Z_{in/sc} = \delta Z_{sc}, H_{in/sc} = H_{sc} \quad (28)$$

运动约束与跨距约束在时间上不同步,可以使用序贯滤波的方法对它们进行组合。

3 仿真实验结果与分析

3.1 实验设计

由于隧道内无 GNSS 信号作为位置基准,为了

检验算法的有效性和导航精度,设计了一组基于真实实验数据的仿真实验。其中IMU和GNSS数据来自隧道外高速列车行驶实验,图像数据来自隧道内列车行驶实验,列车行驶速度约为350km/h,轨迹如图2所示,设置仿真场景如下。

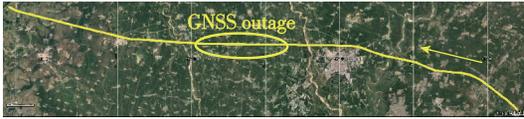


图2 高速列车行驶轨迹

Fig. 2 High-speed train trajectory

首先使用RTS(Rauch-Tung-Striebel)平滑算法计算IMU与GNSS的组合导航结果,作为仿真实验的定位真值,模拟120s的隧道内行驶,这段时间内列车行驶距离约为11490m,也即模拟隧道长11490m。路标跨距为50m,设置第1个路标距离入隧道口10m,然后根据路标跨距设置路标,最终隧道内共有231个路标。之后,根据相机与IMU的时间同步,在每个路标的位置插入4帧包含路标的连续图像,其他位置插入不包含路标的图像。

实验使用的MEMS IMU输出频率为50Hz,陀螺仪的零偏不稳定性为 $6(^{\circ})/h$,角度随机游走为 $0.3(^{\circ})/\sqrt{h}$,加速度计的零偏不稳定性为 $0.02mg$,速度随机游走为 $0.05(m/s)/\sqrt{h}$ 。GNSS接收机输出的位置和速度分别为单点定位值和多普勒测速值,输出频率为1Hz,相机分辨率为 1620×1220 ,帧率为25Hz。

由于列车高速行驶,传感器时间不对准将会对导航造成较大影响,因此IMU、GNSS与相机采用硬件同步。其中GNSS输出秒脉冲信号,经同步控制器分频后产生所需频率的触发脉冲信号,触发沿按周期对齐。

3.2 实验结果

GNSS和运动约束估计的IMU安装角如图3所示。在列车静止阶段,角度不发生变化;在起步加速阶段,安装角开始变化并逐渐收敛;匀速阶段基本保持不变。另外方位安装角比俯仰安装角的收敛速度慢,这与列车缺少转向机动,惯性导航方位角收敛较慢有关^[15]。

820~940s断开GNSS,对比纯惯导(Pure INS)、运动约束的惯导(Motion Constrained INS, MC-INS)以及跨距和运动约束的惯导(Catenary

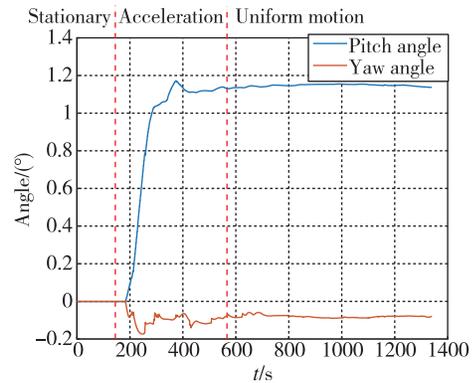


图3 IMU安装角

Fig. 3 IMU installation angle

Span and Motion Constrained INS, CSMC-INS),图4和图5所示为三种算法在无GNSS时的北向和东向位置误差,表1列出了最大位置误差的值。

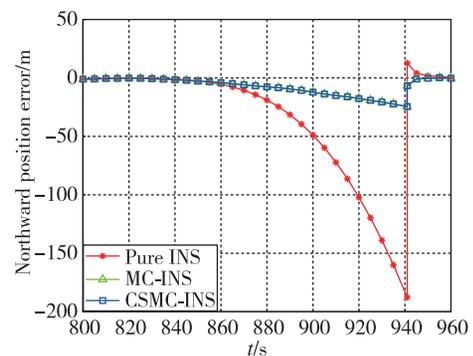


图4 北向位置误差

Fig. 4 Northward position error

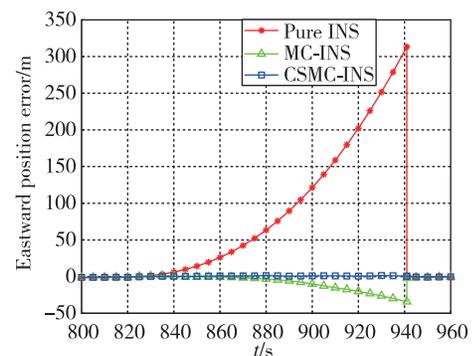


图5 东向位置误差

Fig. 5 Eastward position error

表1 不同算法的最大位置误差

Tab. 1 Maximum position error of different algorithms

导航算法	Pure INS	MC-INS	CSMC-INS
北向最大位置误差/m	187.6	24.3	24.5
东向最大位置误差/m	313.3	34.1	2.4

从图 4、图 5 和表 1 中可以看出,运动约束明显减小了北向和东向的位置误差。由于列车近似东西向行驶,北向位置误差的减小是易于理解的,而东向位置的减小是由于运动约束使前向速度的误差增长更慢^[7]。在运动约束的基础上添加跨距约束后,北向位置误差基本不变,而东向位置误差进一步减小,定位精度得到提高。

为了检验 CSMC-INS 对位置误差的校正,画出位置误差的发散情况,如图 6 所示,这里为了使效果更加明显,设置了每 2 个路标有 1 个路标不被识别,也就是每 100m 提供一次观测。纯惯导的位置误差在 5s 内发散 14m,平均发散 2.8m/s。使用 CSMC-INS 后,当列车在 2 个路标之间时,误差发散 0.48m,平均发散 0.48m/s,这说明经过约束后的导航参数估计值更为准确。在经过测量更新后发散误差减小至 0.07m,说明 CSMC-INS 可以有效抑制误差发散,但同时仍然会存在误差累计。

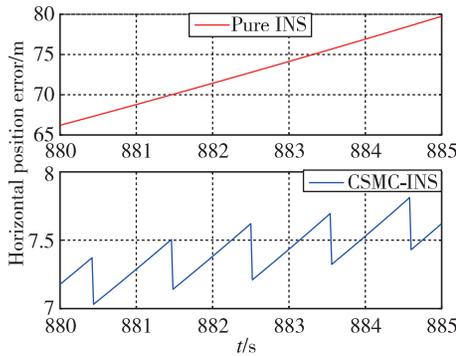


图 6 水平位置误差发散情况

Fig. 6 Horizontal position error divergence

根据以上实验结果的分析,可以确定本文提出的 CSMC-INS 算法在 GNSS 缺失时,可以有效抑制 INS 误差的发散,提高列车在隧道内的定位精度。

4 结论

本文针对高速列车通过隧道的场景,基于对隧道内路标的识别,提出了一种跨距和运动约束的惯性导航方法。该算法分析与实验结果表明,跨距和运动约束可以抑制惯性导航误差的发散,显著提高了列车在隧道内的导航定位精度,在通过 11.5km 的隧道后,水平定位误差约为 25m,定位精度优于 3‰行程,具有实际应用价值。

附录

设 \mathbf{g}^n 为当地重力矢量, $\boldsymbol{\omega}_{ie}^n$ 为地球相对惯性系

的角速度在导航系的投影, $\boldsymbol{\omega}_{en}^n$ 为导航系相对地球运动产生的角速度在导航系中的投影, $\boldsymbol{\omega}_{in}^n$ 为它们的和。 Ω 为地球自转角速率, L 为当地地理纬度, h 为高程值, R_N 和 R_E 分别为地球子午圈半径和卯酉圈半径, v_N 和 v_E 分别为北向和东向速度分量, $\mathbf{F}_{\text{STEFK}}$ 的表示如下

$$\mathbf{F}_{\text{STEFK}} = \begin{bmatrix} \mathbf{F}_{11} & \mathbf{F}_{12} \\ \mathbf{0}_{6 \times 9} & \mathbf{0}_{6 \times 6} \end{bmatrix} \quad (29)$$

$\mathbf{F}_{11} =$

$$\begin{bmatrix} -[\boldsymbol{\omega}_{in}^n \times] + \mathbf{F}_{ev}[\tilde{\mathbf{v}}^n \times] & \mathbf{F}_{ev} & \mathbf{F}_{er} \\ -\begin{bmatrix} [\mathbf{g}^n \times] + \\ [\tilde{\mathbf{v}}^n \times][\boldsymbol{\omega}_{ie}^n \times] \end{bmatrix} & -\begin{bmatrix} 2[\boldsymbol{\omega}_{ie}^n \times] + \\ [\boldsymbol{\omega}_{en}^n \times] \end{bmatrix} & [\tilde{\mathbf{v}}^n \times]\mathbf{F}_{\Omega} \\ \mathbf{F}_{rv}[\tilde{\mathbf{v}}^n \times] & \mathbf{F}_{rv} & \mathbf{F}_{rr} \end{bmatrix} \quad (30)$$

$$\mathbf{F}_{12} = \begin{bmatrix} -\mathbf{C}_b^n & \mathbf{0}_{3 \times 3} \\ [\tilde{\mathbf{v}}^n \times]\mathbf{C}_b^n & \mathbf{C}_b^n \\ \mathbf{0}_{3 \times 3} & \mathbf{0}_{3 \times 3} \end{bmatrix}, \mathbf{F}_{\Omega} = \begin{bmatrix} -\Omega \sin L & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \\ -\Omega \cos L & 0 & 0 \end{bmatrix} \quad (31)$$

$$\mathbf{F}_{ev} = \begin{bmatrix} 0 & \frac{1}{R_E + h} & 0 \\ -\frac{1}{R_N + h} & 0 & 0 \\ 0 & -\frac{\tan L}{R_E + h} & 0 \end{bmatrix} \quad (32)$$

$$\mathbf{F}_{er} = \begin{bmatrix} -\Omega \sin L & 0 & -\frac{v_E}{(R_E + h)^2} \\ 0 & 0 & \frac{v_N}{(R_N + h)^2} \\ -\Omega \cos L - \frac{v_E}{(R_E + h) \cos^2 L} & 0 & \frac{v_E \tan L}{(R_E + h)^2} \end{bmatrix} \quad (33)$$

$$\mathbf{F}_{rv} = \begin{bmatrix} \frac{1}{R_N + h} & 0 & 0 \\ 0 & \frac{1}{(R_E + h) \cos L} & 0 \\ 0 & 0 & -1 \end{bmatrix} \quad (34)$$

$$\mathbf{F}_{rr} = \begin{bmatrix} 0 & 0 & -\frac{v_N}{(R_N + h)^2} \\ \frac{v_E \tan L}{(R_E + h) \cos L} & 0 & -\frac{v_E}{(R_E + h)^2 \cos L} \\ 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} \quad (35)$$

参考文献

- [1] 刘江,蔡伯根,王剑. 基于卫星导航系统的列车定位

- 技术现状与发展[J]. 中南大学学报(自然科学版), 2014, 45(11): 4033-4042.
- Liu Jiang, Cai Bogen, Wang Jian. Status and development of satellite navigation system based train positioning technology[J]. Journal of Central South University (Science and Technology), 2014, 45(11): 4033-4042(in Chinese).
- [2] 刘射德, 陈光武, 王迪, 等. 一种基于GPS/DR/MM组合的列车定位方法研究[J]. 铁道科学与工程学报, 2018, 15(2): 474-482.
- Liu Shede, Chen Guangwu, Wang Di, et al. Train integrated positioning method based on GPS/DR/MM[J]. Journal of Railway Science and Engineering, 2018, 15(2): 474-482(in Chinese).
- [3] Li Z K, Wang J, Li B H, et al. GPS/INS/Odometer integrated system using fuzzy neural network for land vehicle navigation applications[J]. The Journal of Navigation, 2014, 67(6): 967-983.
- [4] Wan G W, Yang X L, Cai R L, et al. Robust and precise vehicle localization based on multi-sensor fusion in diverse city scenes[C]// Proceedings of 2018 IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA). 2018: 4670-4677.
- [5] Ozaslan T, Loianno G, Keller J, et al. Autonomous navigation and mapping for inspection of penstocks and tunnels with MAVs[J]. IEEE Robotics and Automation Letters, 2017, 2(3): 1740-1747.
- [6] 李龙飞. 高速铁路接触网跨距的确定[D]. 成都: 西南交通大学, 2014: 1-2.
- Li Longfei. The determination of the high-speed railway catenary span[D]. Chengdu: Southwest Jiaotong University, 2014: 1-2(in Chinese).
- [7] Wang J H, Gao Y. Land vehicle dynamics-aided inertial navigation[J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 2010, 46(4): 1638-1653.
- [8] Fang S, Wang Z, Fan J. Integrating SINS sensors with odometer measurements for land vehicle navigation system[J]. Journal of Applied Science and Engineering, 2019, 22(2): 273-287.
- [9] Wu Y, Wu M, Hu X, et al. Self-calibration for land navigation using inertial sensors and odometer: observability analysis[C]// Proceedings of AIAA Guidance, Navigation, and Control Conference, 2009: 5970.
- [10] Syed Z F, Aggarwal P, Niu X J, et al. Civilian vehicle navigation: required alignment of the inertial sensors for acceptable navigation accuracies[J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2008, 57(6): 3402-3412.
- [11] 王茂松, 吴文启, 何晓峰. 状态变换卡尔曼滤波的进一步解释及应用[J]. 中国惯性技术学报, 2019, 27(4): 499-504, 509.
- Wang Maosong, Wu Wenqi, He Xiaofeng, et al. Further explanation and application of state transformation extended Kalman filter[J]. Journal of Chinese Inertial Technology, 2019, 27(4): 499-504, 509(in Chinese).
- [12] Wang M S, Wu W Q, Zhou P Y, et al. State transformation extended Kalman filter for GPS/SINS tightly coupled integration[J]. GPS Solutions, 2018, 22(4): 1-12.
- [13] Triggs B, McLauchlan P F, Hartley R I, et al. Bundle adjustment—a modern synthesis[M]// International Workshop on Vision Algorithms. Springer, Berlin, Heidelberg, 2000: 298-37.
- [14] 杨国伟, 魏宇杰, 赵桂林, 等. 高速列车的关键力学问题[J]. 力学进展, 2015, 45(1): 217-460.
- Yang Guowei, Wei Yujie, Zhao Guilin, et al. Research progress on the mechanics of high speed rails[J]. Advances in Mechanics, 2015, 45(1): 217-460(in Chinese).
- [15] Niu X J, Li Y, Zhang Q, et al. Observability analysis of non-holonomic constraints for land-vehicle navigation systems[J]. Journal of Global Positioning Systems, 2012, 11(1): 80-88.