

文章编号: 1002-0268 (2000) S1-0067-04

在 DRGS 中 GPS/DR 组合定位系统的研究

高宪军, 王珂, 杨兆升
(吉林工业大学, 吉林 长春 130025)

摘要: 提出一种新的带有神经网络的 GPS/DR 组合数据融合算法以求在动态路径诱导中获得实时定位数据。数据融合算法采用的是具有单隐层的 3 层神经网络, 并给出了里程仪、速率陀螺和 DR 系统的数学模型以及里程仪的标定因子的修正模型。它能有效克服因丢失卫星信号而造成定位精度下降的现象。
关键词: 动态路径诱导系统; 全球定位系统; 航位推算系统; BP 算法; 数据融合
中图分类号: U491.1 **文献标识码:** A

A Study on GPS/DR Integrated Positioning System in DRGS

GAO Xian-jun, WANG Ke, YANG Zhao-sheng
(Jilin University of Technology, Jilin Changchun 130025, China)

Abstract: A new data fusion algorithm with neural network in GPS/DR integrated positioning system is presented in order to get precise positioning data. The mathematical model of odometer, gyroscope and DR system is given. A three-layer neural network that has single hidden layer is adopted in the framework of data fusion algorithm. According to the experience equation eight hidden layer neurons is suitable. Moreover, the emendatory method of odometer demarcated gene also is given. Therefore, it can effectively maintain the positioning precision not to be lowered owing to the loss of satellite signal.
Key words: DRGS; GPS; DR; BP algorithm; Data fusion

0 引言

在动态路径诱导系统 (DRGS——Dynamic Route Guidance System) 中, 实时、准确、连续、可靠地提供移动站的位置信息是非常重要的。但不论是在城市还是在郊区, GPS (Global Positioning System) 卫星信号都会受到高楼和隧道的遮挡。因此, 仅用 GPS 来实现连续不间断的定位是不可能的。而车辆航位推算导航系统 DR (Dead Reckoning) 是一种自主式的车辆导航系统, 它利用陀螺及里程仪的传感信息来记录和推算当前的导航位置, 具有短时间内精度高, 但导航误差随时间积累的特点。因此, 将 GPS 和 DR 组合来构成车辆定位系统, 可以很好地解决车辆短时间内丢失 GPS 卫星信号的问题, 从而实现连续地对车辆进

行定位。

在 GPS/DR 组合定位系统中, 信息融合算法普遍采用的是卡尔曼滤波^[1]或自适应滤波算法^[2]来估计系统误差, 然后进行校正。但这种方法要求知道系统的精确的数学模型和系统噪声与测量噪声的统计特性, 才能获得理想的滤波效果, 否则会产生发散现象。因此, 本文提出一种带有神经网络的新型信息融合算法来获得定位信息, 以提高定位的实时性和准确性。

1 GPS/DR 组合定位系统的组成

GPS/DR 组合定位系统由 GPS 定位系统、航位推算系统 (DR) 和信息处理系统 3 部分构成, 系统原理框图如图 1 所示。

GPS 定位系统采用的是 Jupiter12 通道接收机, 它

收稿日期: 2000-04-06
基金项目: 国家自然科学基金资助项目 (59638220)
作者简介: 高宪军 (1965—), 男, 吉林白城人, 吉林工业大学博士研究生, 现从事 ITS 中的定位系统和数据通信系统的研究。

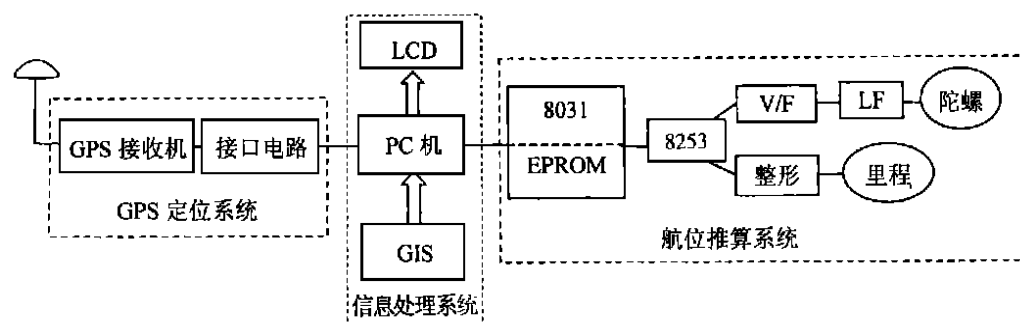


图 1 GPS/DR 组合定位系统框图

是美国 ROCKWELL 公司 1996 年新产品，具有体积小、重量轻、功耗低、高抗振、高灵敏度、高精度和高动态性能。接收载波信号频率为 $L_1=1\,575.42\text{MHz}$ ，标准定位服务，输出信号按 RS232 标准串口输出。

航位推算系统由角速率陀螺、里程表、V/F 转换器、低通滤波器、计数器、微处理器等组成。其中方向传感器采用的是 CS6A-60 型角速率陀螺，其输出电压在 $5\sim 10\text{V}$ 之间，可不用放大直接经过低通滤波除噪声信号，再经由 V/F 转换器，将 $-10\text{V}\sim +10\text{V}$ 的模拟电压转换为 $0\sim 50\text{kHz}$ 的频率信号，送入 8253 的 0 计数器的时钟输入端作为计数脉冲。距离传感器采用的是里程表，其输出信号为脉冲信号，不必经过模数转换，而直接经电平转换后送至 8253 的 1 计数器作为计数脉冲。

信息处理系统接收来自 GPS 定位系统和航位推算系统 (DR) 两种定位数据，根据组合定位系统的数学模型进行两种定位结果的数据融合。当车辆行驶时，由于林阴、隧道及路边高层建筑等因素造成 GPS 信号丢失，GPS 定位系统无法正常工作时，能够利用 DR 系统的自主定位结果得以维持正常导航。此外当 GPS 系统由于可见星少于 4 颗而定位精度较低时，还可利用 DR 系统在一定距离内的较高精度改善 GPS 的定位精度。DR 系统推算结果误差会随时间积累，可定时对其进行标定和校正。

2 航位推算系统数学模型的建立

2.1 车载里程仪数学模型

里程仪通常由一磁电传感器和一组贴在车轮上的磁片构成。车轮每旋转一圈，磁电传感器便产生一定数量的脉冲，通过这种脉冲的计数，便可知车辆行驶的路程。里程仪数学模型^[1]如下

$$D_m = N_{\text{pulse}} S_0 \quad (1)$$

式中， D_m ——里程仪在每一个 T 时间间隔内所测量的里程值；

N_{pulse} ——每一个 T 时间间隔内所产生的脉冲数；

S_0 ——里程仪的标定因子。

又可推出

$$D_m = N_{\text{pulse}} S_0 = D_{\text{true}} (1 + S_e) + W_0 \quad (2)$$

式中， D_{true} ——每一个 T 时间间隔内车辆行驶的真实距离；

S_e ——标定因子误差；

W_0 ——车辆的颠簸引起的随机误差，可定义为白噪声。

2.2 速率陀螺的数学模型

速率陀螺仪用于测量车辆的航向角，其误差主要来源是速率陀螺仪的漂移。其数学模型^[1]如下

$$\omega_m = \omega_{\text{true}} + \epsilon \quad (3)$$

式中， ω_m ——每一个 T 时间间隔内测量的角速度；

ω_{true} ——每一个 T 时间间隔内车辆的真实角速度；

度；

ϵ ——陀螺仪漂移。

而真实角速度与实际车辆速度关系为

$$\omega_{\text{true}} = \frac{\partial}{\partial t} \left[\arctan \left(\frac{v_x}{v_y} \right) \right] \quad (4)$$

2.3 航位推算系统位置推算数学模型

DR 系统以地球表面参考坐标的原点作为其推算车辆位置的起点，利用车辆里程仪和航向传感器确定每一时刻车辆的位置^[3]

$$\begin{cases} x(t) = x(t-1) + D_{\text{true}} \sin(\theta_{\text{true}}) \\ y(t) = y(t-1) + D_{\text{true}} \cos(\theta_{\text{true}}) \end{cases} \quad (5)$$

式中， $x(t)$ ， $y(t)$ 是 t 时刻车辆在参考坐标系下的位置；

$x(t-1)$ ， $y(t-1)$ 是 $t-1$ 时刻车辆在参考坐标系下的位置。

3 GPS/DR 组合信息融合算法的结构

人工神经网络是由大量简单的称为神经元的处理

单元以某种拓扑结构广泛相互连接而成的非线性动力学系统。它是在对以人脑为代表的生物神经系统的组成结构和行为特征进行研究的基础上提出的。理论上已经证明: 3 层神经网络可以实现任意复杂的非线性映射问题^[4]。因此, 本文采用单隐层的 3 层神经网络作为信息融合中心。输入层应该有 4 个节点: GPS 测量值 (X_{GPS} 、 Y_{GPS}) 和航位推算值 (X_{DR} 、 Y_{DR})。隐层神经元的数目通过经验公式^[5]获得: $N_2 \geq \log_2 T$,

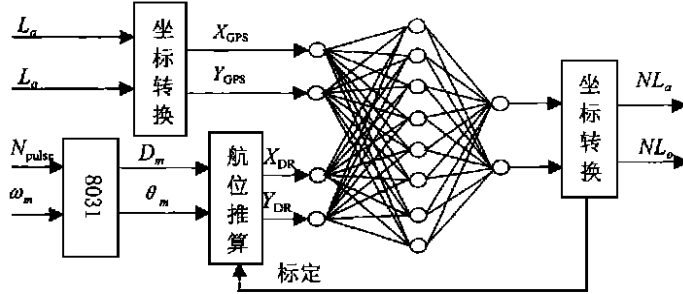


图2 信息融合算法结构图

3.1 神经网络正向计算过程^[5]

第 j 个隐层神经元输出为

$$O_j = \sigma \left(\sum_{k=1}^4 W'_{jk} X_k - \theta'_j \right) \quad (7)$$

第 j 个输出层神经元输出为

$$O_j = \sigma \left(\sum_{j=1}^8 W_{ij} X'_j - \theta_i \right) \quad (8)$$

式中, W'_{jk} 是输入层到隐层的权值; W_{ij} 是隐层到输出层的权值; X_k 是输入层的输入值; X'_j 是隐层输出值; θ'_j 和 θ_i 分别是隐层和输出层的阈值。

3.2 神经网络学习过程

在学习过程中, 神经网络的数值通过下面公式^[5]调整。

输入层到隐层权值调整

$$\Delta W'_{jk} = \epsilon \delta_j X_k (1 - O_j) \quad (9)$$

隐层到输出层权值调整

$$\Delta W_{ij} = \epsilon \delta_j X'_i (1 - O_i) \quad (10)$$

隐层阈值的调整

$$\Delta \theta'_j = \epsilon \delta_j (1 - O_j) \quad (11)$$

输出层阈值调整

$$\Delta \theta_i = -\epsilon \delta_i (1 - O_i) \quad (12)$$

在上式中, ϵ 是步长, $\delta_j = t'_j - O_j = \sum_{i=1}^n \delta_i W_{ij}$ 是误差反传播。

使用 256 个军用地图测量值和实际采集值的训练样本对网络进行训练, 网络初始值和训练样本分别放

在这里 N_2 是隐层神经元个数, T 是训练样本。本文通过军用地图测得的训练样本期望值 500 个, 实际采集同一路线的测量样本 2 000 余个, 从中取好点 256 个作为训练样本, 200 个作为检验样本, 所以隐层神经元数目为 $N_2 \geq \log_2 256 = 8$ (如图 2)。神经网络的训练采用的是 BP 算法, 决策函数选取非线性 Sigmoid 函数^[4]

$$\sigma(x) = (1 + e^{-x})^{-1} \quad (6)$$

在 3 个数据文件中。当训练接近极值点时, 收敛速度明显减慢, 这时可加大学习步长, 会缩短学习时间。网络训练时间是 880.05s, 大约 15min 后, 网络权值和阈值达到最佳值。

3.3 里程仪标定因子的校正^[3]

设车辆初始装订里程仪标定因子为 S_0 , 现由已知点 A 出发, 行驶到达 D 点, 里程仪指示为 E 点, 此时 GPS 指标值为 G 点 (如图 3)。

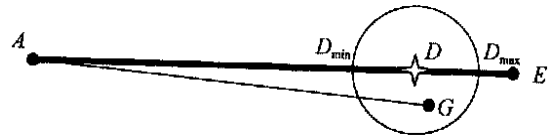


图3 校正里程因子示意图

由于 D 的坐标值未知, 用 G 来代替 D , 令实际里程仪标定因子为 S_{true} 则

$$\frac{AD}{S_{true}} = \frac{AE}{S_0} \quad (13)$$

$$\therefore S_{true} = \frac{ADS_0}{AE} \approx \frac{AGS_0}{AE}$$

这样, 可以用 S_{true} 取代原来的 S_0 , 航位推算精度会得到提高。

以 GPS 接收机最大定位误差 150m 计算, 可算得最大误差:

当 G 点落在 D_{min} 时

$$S_{true} = \frac{AGS_0}{AE} = \frac{(AD - 150) S_0}{AE} = \frac{ADS_0}{AE} - \frac{150S_0}{AE} \quad (14)$$

当 G 点落在 D_{max} 时

$$S_{\text{true}} = \frac{AGS_0}{AE} = \frac{(AD+150) S_0}{AE} = \frac{ADS_0}{AE} + \frac{150S_0}{AE} \quad (15)$$

故 S_{true} 最大误差限为 $\Delta E = 150S_0/AE$

可见, AE 越大, 误差 ΔE 越小, 即是说, 这种标定方法适合于车辆长距离行驶后校正里程仪的标定因子。

4 实验及结论

设计半物理试验, 在测得的 GPS 和角速率静态信号的基础上, 叠加 5m/s 的速率, 采样时间为 2 000s, 在 820~900s 时丢失 GPS 信号, 其它时间为联合定位。如图 4 和图 5 为融合算法前后的定位误差曲线。可见, 平均误差由 54m 降到 9m。这说明 GPS/

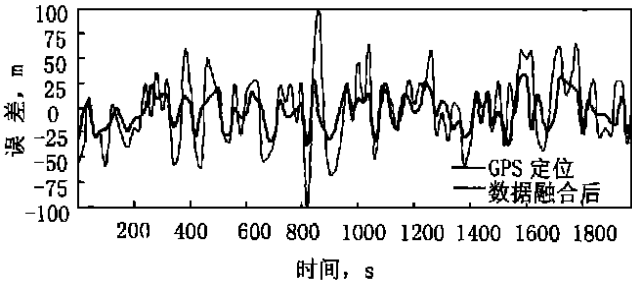


图 4 融合算法前后经度误差曲线

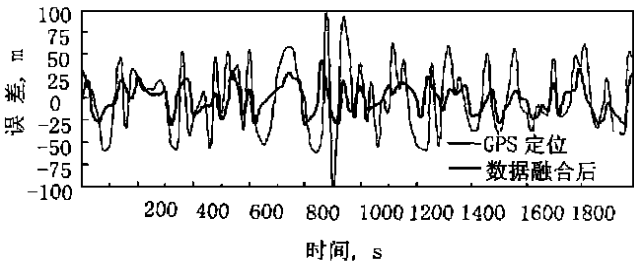


图 5 融合算法前后纬度误差曲线

DR 组合定位系统是一种高精度实时定位系统, 这种带有神经网络的融合算法要比卡尔曼滤波算法更加优越。

参考文献:

[1] 刘建国. GPS/DR 车辆导航系统研究. 导航, 1999, 6(2): 1-7
[2] 孙道省. 组合导航系统中自适应滤波技术的研究. 导航, 1998, 12 (4): 43-50.
[3] 张三同. 车辆组合导航的新方法. 北京理工大学学报, 1999, 19 (1): 44-49.
[4] 焦李成. 神经网络理论和系统. 北京: 西安电子科技大学出版社, 1990.
[5] D E Rumelhart Learning Representation by Back-Propagating Errors. Nature, 1986, 533-536.

(上接第 66 页) 际上是一个多阶段动态决策过程。每一个决策过程, 都是驾驶员追求出行费用最小的过程, 而且这一过程具有马尔科夫特性。根据马尔科夫理论定义了用户的出行费用函数, 并将出行费用函数定义为单阶段出行费用函数和总出行费用函数, 相应地设计了这两种情况下的网络流分配模型。模型研究结果表明, 由于网络中交通事故等随机事件的发生, 使得用户在追求单阶段出行费用最小和总出行费用最小时, 将导致网络交通流量分配结果的不同。因此,

在研究实时动态交通分配模型时, 不仅要考虑驾驶员的出行行为决策, 而且要考虑网络的现实交通状况。

参考文献:

[1] 罗伯特 E 拉森等. 动态规划原理. 清华大学出版社, 1984
[2] Ta-Yin Hu, Hanis Mahmassani. Day-to-Day Evolution of Network Flows under Real-Time Information and Reactive Signal Control Transpn Res -C, 1997, 5 (1): 51-69.
[3] 徐丽群. 城市交通流诱导与控制一体化理论和模型研究. 博士论文, 吉林工业大学, 1999.