

全基于深度学习的虚拟惯性测量组件构建方法

古翠红 刘富强

(山东协和学院 山东 济南 250200)

摘要: 针对足部微惯性行人导航系统出现故障或超量程的问题, 本文研究了一种基于机器学习的行人步态识别与鲁棒自主定位方法。该方法利用支持向量机算法模型来识别各种传统步态类型。根据不同的步态类型, 构建了不同的视觉几何群卷积网络、长短期记忆网络、(VGG-LSTM)网络的改进卷积网络、深度混合神经网络模型。在实时生成虚拟惯性测量分量的同时, 降低了(VGG-LSTM)神经网络模型的复杂度。在此基础上, 利用人体下肢运动学模型筛选训练样本, 分别建立不同步态下行人下肢各部位之间的惯性信息映射模型, 从而形成了一种基于系统重构的强鲁棒性自主定位方法

关键词: 向量机; 神经网络模型;

一、基于支持向量机的行人步态类型识别

一般而言, 神经网络模型的层数与其结构、输入层和输出层之间的非线性映射关系、神经网络训练时间、占用的系统资源成正比。在保证 VGG-LSTM 混合模型预测效果的前提下, 利用 SVM 识别不同步态行人, 针对不同的步态类型采用不同的 VGG-LSTM 混合模型, 缩短了训练时间。基于支持向量机的最优分类曲面可以转化为二次函数的解, 以最大限度地提高数据样本的分类区间。关键是得到最大分类区间的目标解。本文将支持向量机用于识别惯性信息的步态类型。

在此基础上, 加入有效约束条件, 引入拉格朗日乘数, 得到了最优分类判别函数, 其参数的确定取决于支持向量。在实际应用中, 核函数与最优分类和微分曲面形成的支持向量机模型相结合, 解决了它只处理线性可分离样本的缺点, 并结合形成了最终的支持向量机模型。

本文采用一步传感器数据作为一个输入样本, 输出为水平行走、上楼、下楼、上坡、下坡五种步态。对上述四组实验的数据分别进行训练, 得到四组实验对应的神经网络模型, 并利用神经网络模型对腿和脚的惯性数据进行拟合。表 1 显示了不同步行速度下的五步识别率。

表 1 不同步速下的五种步态类型识别率

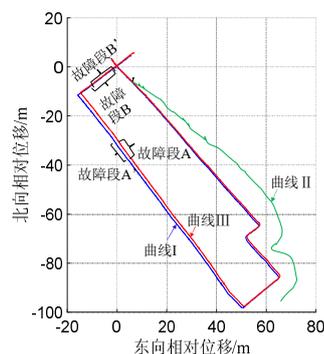
运动类别 \ 步速 (秒/步)	0.5	0.65	0.80	0.90
水平行走	88.3%	93.2%	95.5%	95.6%
上楼	90.1%	92.8%	93.6%	94.0%
下楼	91.3%	89.9%	92.4%	93.1%
上坡	89.0%	93.5%	96.3%	96.5%
下坡	89.4%	94.1%	94.2%	94.0%

二、基于系统重构的行人导航系统性能验证

为了验证本文所研究的重构系统方法在出现故障时的可行性, 本文在户外进行了两组行人导航测试, 并采用差分 GPS 作为实验验证的定位参考。多个微惯性/地磁测量部件是安装在行人同侧下肢的相应部分。

分别在两条路线上进行了行人例行步行速度实验。利用腿惯性传感器和 VIMU 的数据建立了 VGG-LSTM 神经网络模型。通过 VGG-LSTM 模型试验。脚的 IMU 信息与 VIMU 信息进行了比较, 即实际的三轴加速度计与三轴陀螺仪进行了比较。当一个或多个轴传感器之间的信息差超过设定的阈值时, 安装在脚惯性/地磁测量组件中的惯性传感器将被认为是故障的。本文在实际惯性数据中人为地设置了故障时间段, 使故障数据可以被相应的虚拟惯性数据代替, 然后可以重建惯性定位系统。分别计算了重建的惯性信息和实际惯性信息的校正, 并对导航结果进行了比较, 验证了重建的惯性定位系统的性能。实验过程和结果如下:

行人总步行距离约 407 米, 常规步行速度总步行时间约 1m/s, 路线 1 407 秒, 分别显示了实验的卫星地图和导航结果



(a) 路线 1 的导航性能曲线图

图 1 虚拟惯性定位系统的性能验证实验

图 1(a) 行人路线卫星图的路线 1。两组实验中采集的足部惯性传感器信息用第 2 节中的 SVM 进行行人步态类型识别, 可以识别到路线 1 中包含水平行走步态类型。路线 1 的行人定位性能比较如图中曲线(I)、(II)和(III)所示:

(1) 曲线(I)是在传统行走速度下使用实际 IMU 信息进行导航解决方案和零速度校正的结果。将曲线与 GPS 定位数据从而来进行相关比较。1 号线定位误差为 2.4m, 占 1 号线总距离的 0.59%。

(2) 路线 1, B 的路段 A 实际惯性数据设为超载误差。与虚拟惯性传感器相比, 检测到的故障段为 A, B。本文采用的故障检测方法能够有效地检测故障数据。如曲线(II)所示, 通过人工调整上述误差后的数据和零速修正计算导航曲线, 与曲线(I)相比, 调整误差后的轨迹曲线误差较大, 无法完成导航定位任务。

(3) 将上述故障数据替换为相应时间段的 VIMU 数据, 得到重建的惯性导航定位系统, 定位方案和零速度修正后的定位结果分别见图 3.12(b)的曲线 (III)。曲线(III)与差分 GPS 定位参考信息比较, 定位误差为 2.7m, 总距离为 0.66%, 位置误差为 5.8m, 占 0.75%。基于数字地图, 路线 1 的虚拟脚惯性导航系统的航向角误差达到 4 度。对以上实验结果的分析与总结见表 2 所示:

表 2 行人导航实验结果对比

路线编号	实验行进距离 (米)	足部 IMU 有/无故障	是 / 否 用 VIMU 代替足部 IMU	定位误差 (米) / 占行进距离%
路线 1	407	无	否	2.4/0.59%
		有	否	无法进行有效定位
		有	是	2.7/0.66%

将曲线(III)和曲线(I)对比得知, 在系统出现故障的情况下, 通过 VGG-LSTM 神经网络模型构建的惯性定位系统与无故障情况下的实际惯性定位系统定位精度基本相当, 本文所研究的方法对行人足部惯性传感器的故障有一定的容错能力, 可提高足部惯性导航系统的鲁棒性与可靠性。

参考文献:

- [1] 基于 SVM 步态分类的柔性外骨骼自主定位优化方法
- [2] 基于模型的天燃气管道泄漏检测技术研究
- [3] 级联式信道化和异构服务器的 ESM 系统组合架构