**02 基于多MEMS惯性传感器的步态分析与研究\_高成龙**

摘要：步行作为人类最常见的运动方式涉及到了丰富的运动学、动力学、生理学知识，由于身高、体重、神经系统的控制能力不同，每个人的步态都是独一无二的，因此步态分析可以用于康复评定、身份识别、体育运动等领域。针对步行状态的分析与应用是目前比较热门的研究方向之一。

本文提出了基于惯性传感器的分析方法，通过自制的惯性动作捕捉模块进行实时的动作捕捉姿态解算，并使用蓝牙将运动数据上传到上位机进行多结点数据融合与运动可视化，最后进行步态参数计算与特征提取并在此基础上研究了步态参数之间的相关性以及步态信息与步态识别的关系。主要工作内容如下：

1）设计并实现了基于惯性传感器的运动捕捉模块，用于实时采集步态信息并上传到上位机存储。该模块的硬件部分包括微处理器模块、MPU6050 模块、HMC5883L 模块、无线通信模块、电源模块和外围接口模块等。软件部分主要实现了底层电路驱动、加速度与磁力计校准、元数据读取滤波、四元数姿态融合、无线通信等。运动捕捉模块可以获取运动的姿态角、三轴角速度、三轴加速度、三轴磁力计信号，为接下来的研究提供了基础。

2）建立三维人体层次骨架模型，将各结点的运动数据与三维人体模型对应，并存储为 BVH（Biovision Hierarchy）文件格式。使用 C#与 OpenGL 开放图形库开发了支持 BVH文件格式的运动可视化软件。

3）融合传感器数据，确定步态周期中各个时相的起始点并计算步态参数（步态时空参数与对称性参数）。针对传感器数据随机噪声引起的步态误判与不同运动形式下的步态误检，提出自适应阈值步态检测与误判修正算法，更准确的划分出步态周期中足部的静止与运动状态。在足部静止状态运用零速度更新算法，矫正运动的速度，提高位移估算的精度。使用相位校正信号平均算法（Phase-rectified Signal Averaging, PRSA）对采集的步态数据进行步态特征提取。

4）基于所设计的步态分析系统对 36 名志愿者进行步态分析，得到 248 例步态样本。使用 Pearson 相关系数对志愿者的步态参数进行了相关性分析，得到各个步态参数之间的相关系数。提取了两组特征参数：1. 根据相关性选取步态参数组成 10 维步态信息向量；2. 根据 PRSA 算法提取步态加速度、角速度、摆动幅度等步态特征与步态参数组成20 维步态信息向量。使用支持向量机学习步态信息，建立步态信息与年龄段的映射关系，对青年人与中年人进行身份识别。选取其中的 173 例样本作为训练样本，以剩余 75 例样本作为测试集。采用 10 维步态信息向量作为特征参数的模型准确率为 86.70%，采用 20维步态信息向量的模型准确率为 90.55%。实验证明该步态分析系统采集计算的步态参数与特征能够满足步态识别的需要，以 PRSA 特征提取算法得到的步态特征与步态参数作为识别因素的身份识别相比于单一步态参数的身份识别准确率提高了 3.85%。

最早的步态分析源于 19 世纪 90 年代，德国的解剖学家克里斯汀威廉布劳与奥拓费舍尔发表的一系列关于人体步态在负载与空载条件下的生物力学论文。20 世纪初随着胶片与摄影技术的发展，埃德沃德迈布里奇等利用照相机捕捉了人类与动物的运动细节的一系列图像但缺乏时间信息。20 世纪 70 年代基于摄像机系统的诞生，在照相机运动捕捉研究的前提下，实现了步态分析在人类身体诊断和康复方面的应用。直到 20 世纪 80~90 年代步态分析的概念才比较成熟，广泛应用于医学治疗方案，尤其是在康复治疗、骨科手术中[7]。

相比于国外，国内的步态分析起步较晚，目前正处于快速发展阶段。吴健康、王磊、付宜利等人[8-14]从不同的角度、采用不同的研究手段对步态的采集方式和数据的分析方法进行了研究，取得了很大的成果，为我国的步态分析积累了丰富的经验。随着传感器技术的发展使用，基于各种传感器技术的步态分析系统不断出现。每种步态分析系统都代表了当时科技的发展状况与应用需求。现有的步态分析系统主要有：目测与足印测量法、压力信号反馈法、光学视觉捕捉处理法、惯性传感器测量法等。下面详细介绍各种步态分析方法。

1) 传统的步态分析方法

在步态分析中目测法与足印法（如下图 1-1 所示）相结合的步态分析依然是最简单常用的。通常是有经验的医生直接观察被测者的步行过程结合足印法[15]测量的步行时间、步长等信息评估被测对象的步态。人从健康到患病再到康复的过程中，步态是一个漫长渐变的过程，这种方法只能对被测者的步态进行初步的识别，很难精确地跟踪患者步态的变化过程，并且存在着严重的主观性，缺乏统一性与可比性。由于传统的步态评价方法过于依赖于医生，很难保证医生的主观判断与客观结果一致。因此为了更好地进行步态评估，很多客观定量的步态测量设备应需求而生。

2）基于压力反馈信息的步态分析系统

人在行走过程中，足部与地面的接触经历了从脚跟着地到整只脚落地再到脚尖离地的过程，这个过程中伴随着足部压力的转移，从脚跟到整只脚再到角尖。基于压力反馈信号的步态析是从力学的角度对步态进行分析。早期由于没有精准的压力传感器，需根据踩在柔软步道上的脚印深浅来分析步行过程中的运动力学。直到可以准确测量压力的传感器出现，使步行过程中的压力可以准确量化。常见的足底压力测量设备有：测力台、测力步道和测力鞋垫等，如图 1-2 所示。对于足部压力的研究有很多，Leusmann[16]和 Rodriguez[17]等人将压力传感器放置在室内地板下面通过压力传感器对室内的人进行实时监测，提取步态特征并识别；Jung[18]和 Qian[19]等人用含有压力传感器的气垫，提取中心压力和压力的增加信息进行分析；Bae[20]和 Cordero[21]等人将压力传感器集成到鞋垫中并实时测量分析步行过程中的压力变化。通过足底压力信息来识别人体步态相位与下肢的运动的技术已经得到的广泛应用，市面上也有许多成熟的足底压力系统，例如：Medilogic 测试系统。采用这种技术能够准确测量足底压力的变化，但是这种方式也存在严重弊端只能获取足部与地面接触的步态信息，当足部腾空时不能获取此时的步态信息，无法得到完整步态周期的信息。

3）基于视频图像信息的步态分析系统

20 世纪末摄像机与现代计算机系统的蓬勃发展，使得基于视频图像信息的步态分析系统在帕金森、偏瘫、神经肌肉疾病等疾病方面广泛应用。世界范围内很多高端的康复医院都建立了基于视频图像分析系统的实验室，用于精确地评估和制定康复计划。

基于视频图像信息的步态分析系统，如下图 1-3 所示，由视频采集设备和计算机处理设备两部分组成，对采集到的视频使用图像增强、空域滤波、背景提取等图像处理技术进行特征提取，进而获得步态相关的参数[22]。基于视觉的步态分析系统根据观测对象是否固定标识点可分为有标记点的视频步态分析系统和无标记点视频的步态分析系统[23]。依赖标识点的步态分析系统是利用双目视觉原理，用多台高速红外摄像机捕捉反光标识，根据标识点计算出被测者的位置与姿态信息定量的描述人体的步态。Prakash[24]、Armand[25]等人利用摄像机、5 个反光标识和一台计算机组成的运动捕捉系统，通过分析可以获得运动的关节角度、步行速度等步态参数。基于光学标识点的步态分析系统市面上有许多产品相对比较成熟，例如英国 Oxford Metrics Limited 公司的 Vicon 运动捕捉系统、美国 Natural Point公司的 OptiTrack 运动捕捉系列。无标识点的步态分析系统使用机器视觉技术提取原始图像的肢体轮廓，通过后续的图像处理得到步态参数。段增武等人基于 Kinect 对人体质心进行动态测量与分析[26]。高之泉等人使用两个 Kinect 从不同角度捕捉人体运动，确保了即使出现遮挡也能准确获取人体运动信息[27]。基于视频图像的步态分析系统被称为步态参数的“金标准”，但其也存在很大的弊端：安装过程复杂，运动捕捉范围仅限于摄像机覆盖区域；捕捉精度受到光线强度、标识点遮挡、场地背景的影响；采集的运动数据量较大，处理时计算量相对较大且价格昂贵[28]。

4）基于 MEMS 惯性传感器的步态分析系统

MEMS 技术为步态分析设备的更新提供了重要的技术基础[29]。随着微型机电技术的发展，MEMS 传感器在体积、精度、稳定性等方面有大幅提高的同时价格更加平民化，使的基于 MEMS 技术的加速度计、陀螺仪、磁力计在消费电子与医疗电子中得到了广泛的应用。惯性动作捕捉系统一般由加速度计、陀螺仪、磁力计、无线发送模块、微处理器等部分构成。惯性传感器步态分析的理论基础：通过传感器获取肢体运动的加速度、角速度、方位信息，在已知初始位置和角度的前提下经过坐标系变换，将载体坐标系中的运动参数转换到地理坐标系中，经过姿态解算后可以得到运动的方向、速度、位移、肢体的姿态角、关节角度等信息[30]。

Kim 等人使用加速计与陀螺仪将传感器固定在腰部与下肢测量人体行走过程中的步态信息；Anna 等人利用惯性传感器对步态进行定量分析，并对踝关节置换患者进行临床评估[31]；Ferrari 等人将基于视频图像系统获取的步态参数与基于惯性传感器的步态分析系统计算得到的步态参数进行了对比，步长的误差小于 5%[32]；李秀丰等人采用六轴传感器定量地分析偏瘫患者的步态异常[33]。吴健康教授与其团队通过两级数据融合的步态分析策略，解决了空间位移累积误差问题并推出了国内首套 MMocap 惯性人体动作捕捉系统。戴若犁博士与其团队采用 IK 算法与 21 段人体骨架模型，研发的 Noitom 全身动作捕捉系统使延迟更短暂、动作更加逼真流畅。荷兰 Xsens 公司的 Xsens MVN 产品（如图 1-4 所示）、美国的 3Dsuit 公司的 3Dsuit 惯性捕捉套装都得到了普遍的认可与应用。

基于惯性传感器的步态分析系统不受场地限制，佩戴简单易于操作，不受光线遮挡等因素的影响，数据量小，保护了佩戴者的隐私，价格低廉，可以用于全天候无限制实时的

01 Gait pattern-aware displacement estimation in micro-sensor motion capture.

摘要-微传感器运动捕获（MMocap）系统没有外部参考。 估计人类CoM（质心中心）的位移。 特别是步态变化时为true。 本文提出了一种新颖的步态模式感知算法，旨在估计位移MMocap系统在行走和跳跃过程中的人类CoM。首先，我们融合传感器的加速度和分层身体信息以检测步态模式。 其次，根据检测到的模式，位移是自适应的计算。 1）行走过程中的位移由下式计算下半身关节的伸展和弯曲角度。 2）在跳跃过程中，位移通过积分根关节的加速。 实验结果有证明了我们的算法估计了位移在走路和跳跃时都准确。

运动捕捉已应用于各种应用中，例如运动训练，动画和康复[1-4]。光学运动捕捉系统是最流行的传统方法之一，它使用多个结构化的高分辨率相机。光学系统在全局坐标系中工作，并以合理的精度获得位移。但是，它通常很昂贵，不适合户外应用。

微机电系统（MEMS）传感器的进步使运动捕捉技术无处不在。微传感器运动捕捉系统由于其低成本和普遍存在而变得有吸引力[5]。 MMocap系统从惯性测量单元（IMU）获取运动信号，该运动信号可以在3维度中测量角速度，加速度和磁场强度。通过融合这些信号，可以估算出身体部位的运动参数。

MMocap在全局坐标系中没有参考，这使得全局位移估计成为一个巨大的挑战。一种方法是加速度的双重积分。 Schepers [6]提出了一种通过对高通滤波后的CoM加速度进行双重积分来估计步行过程中质心（CoM）位移的方法。通常，双重积分会产生较大的漂移，因此采用了一种称为零速度更新（ZVU）的方法来补偿漂移。 Bebek [7]使用地面反应传感器测量零速度持续时间，以重置位移估算中来自加速度计和陀螺仪的累积积分误差。 Ruiz [8]还使用ZVU方法来减少漂移，其中将基于卡尔曼滤波器的紧密INS /射频识别集成算法用于行人定位。使用ZVU方法，必须进行接地检测。除了使用诸如压力传感器之类的额外传感器外，Yun [9]，Gafurov [10]和Feliz [11]还使用脚的加速度和角速度来检测地面接触。计算位移的另一种方法是使用人体的层次模型。在我们之前的工作中，Meng [12]提出了一种新颖的分层融合方法，该方法首先将人体ac骨的底部定义为参考点，然后使用人体下半身段的几何关系来计算CoM位移。但是，这些方法在正常的步行中效果很好，不适用于跳跃和奔跑，因为存在一段时间没有地面参考。

在这项研究中，我们提出了一种新颖的算法来估计跳跃和步行的整体位移。首先，提出了一种可靠的地面接触检测方法，该方法可以检测步态并在步行和跳跃之间进行区分。然后自适应地应用不同的位移估计方法。在行走过程中，位移是通过下半身关节的伸展角度和弯曲角度来计算的。在跳跃过程中，通过积分根关节的加速度来计算位移。实验结果表明，该算法能够准确估计出CoM位移。

02 A wheel-leg hybrid wall climbing robot with multi-surface locomotion ability

摘要—提出了一种可以在地面和墙壁表面移动的轮腿混合移动机器人的原型，该原型可用于特殊任务，例如救援，检查，监视和侦察。轮腿混合运动机制使机器人能够在壁面上实现快速运动，并在壁面上跨越障碍物并实现平滑的墙到墙过渡。车轮举升机构使机器人可以在墙壁和地面上移动。该机器人由一个基体和一个3自由度的机械腿组成。基体是一个大的扁平吸盘，内部带有三轮运动机构，机械支腿的末端有一个小的扁平吸盘。新设计的腔室密封结构简单，性能稳定可靠。还描述了一种分布式嵌入式控制系统，该系统使机器人能够在轮式运动模式或腿部运动模式下手动和半自动操作。建立了机器人的运动学模型，以分析机器人在墙上的运动。并讨论了机器人的运动步态。实验表明，该机器人可以粘附在墙面上并实现基本动作。

近年来，人们对用于救援，检查，监视和侦察等特殊任务的移动机器人进行了热烈的研究。例如，美国iRobot，Inc [1]的Urban机器人，德国Telerob的Teodor [2]，英国AB Precision的Cyclops [3]，等等。不仅是地面上的移动机器人，还有可以爬墙的机器人为这些任务开发了表面。例如，东京工业大学开发的NINJA [4]。朴茨茅斯理工学院[5]开发的ROBUG II。密歇根州立大学设计的Biped机器人[7]。纽约市立大学开发的单杯壁爬机器人[8]。这些可以在垂直表面上爬升和移动的爬壁机器人比地面移动机器人具有更大的工作空间。它们可以在垂直表面（如高层建筑的外壁表面）上给人们更多帮助，以执行危险任务。因此，近年来，具有爬壁能力的移动机器人受到了这些危险任务的高度重视。

运动空间是机器人应用程序的关键项目。因此，运动力学是移动机器人发展的主要问题之一。这些危险的任务需要机器人具有在尽可能多的表面（包括地面，墙壁表面和其他倾斜表面）上移动的能力，这可以保证机器人能够执行更多任务。移动性也是影响机器人性能的重要因素，高移动性和移动速度可以使机器人具有较高的效率。轮式爬壁机器人的移动速度很高，但是需要特殊的设备才能将其搬运到墙壁表面，这会影响其敏捷性。双足机器人，四足机器人等有腿攀岩机器人可以在地面和墙壁表面之间穿行，并越过表面上的障碍物。这些机器人对工作表面具有更大的可调节性，但是它们的移动速度较低。因此，兼具轮式机器人和腿式机器人优势的移动机器人是进行危险任务的理想方法，因为它具有出色的表面可调节性和高移动速度。

此外，先前开发的攀岩机器人在某些情况下总是关注某些应用，例如维护核设施，检查舞台水箱，清洁高层建筑，喷漆，并且它们始终具有大体积，高重量和低敏捷性[ 9-16]。然而，诸如救援，侦察等任务要求机器人具有小尺寸，轻重量，高机动性和可操纵性。以前的攀岩机器人使用的技术无法满足这些新的特殊任务的需求。因此，需要为这些任务开发新的自包含攀岩机器人原型[5-8]。

本文提出了一种新型的具有轮腿混合运动机制的移动机器人，它结合了轮式机器人和腿式机器人的优点。它可以实现快速运动以及在墙壁表面上跨越障碍物，甚至实现平滑的墙到墙过渡。而且该机器人的轮机构采用了升降机构来调节机器人框架的高度，从而使机器人可以在地面和墙壁表面上工作。真空粘附机制用于适应通用表面。

在第二部分中，介绍了机器人的机械设计。在第三部分中，分析了地面和墙壁表面的运动，并讨论了机器人的运动学模型。第四部分介绍了机器人的控制系统。第五部分介绍了机器人的实验。第六部分得出结论并展望未来的工作。

03 Adaptive method for real-time gait phase detection based on ground contact forces

摘要：提出了一种新颖的方法来基于力敏感电阻（FSR）测量的地面接触力（GCF）检测实时步态相位。传统阈值方法（TM）设置了一个阈值，将GCF分为地面状态和地面状态。但是，TM既不是自适应方法也不是实时方法。阈值设置基于体重或步态周期中的最大GCF和最小GCF，导致不同的步行条件需要不同的阈值。此外，最大和最小GCF只能在数据处理之后获得。因此，本文提出了一个比例法（PM），用于计算GCF的总和和比例，其中GCF是从FSR获得的。然后通过提出的步态相位检测算法（GPDA）进行步态分析。最后，通过比较PM和TM之间的检测结果来确定PM的可靠性。实验结果表明，提出的PM在所有步行条件下都是高度可靠的。此外，PM可用于实时分析步态阶段。最后，PM对不同的步行条件具有很强的适应性。

步行是一项基本能力，可以使人们追求自己的日常生活，并成为社会的生产力成员[1]。人的步行是一种由一系列连续的步态阶段组成的循环运动。步态分析是量化步态功能状态的临床有用工具[2]。步态相位可以通过许多传感器平台进行检测，例如气压传感器[1]，脚踏开关平台[3]，力敏电阻（FSR）[4-9]和惯性传感器[2,10-20]。

步行过程中的运动阶段以步态阶段为特征，每个步态阶段都有独特的地面接触力（GCF）模式[1]。诸如FSR的部队平台是步态分析的黄金标准方法[21]。具体来说，FSR是一种传感器，其电阻与施加的压力成比例地变化[6]。在步态阶段检测中，FSR位于鞋底中，因此脚底压力的变化可以直接与步态阶段相关。

一种处理GCF的经典方法是阈值方法（TM），该方法设置阈值以将GCF分为地面状态和地面状态。许多研究[10,13,21]提出了计算阈值的方法。 Mariani等。 [13]将体重的5％定义为阈值。但是，由于受试者的权重不同，因此必须在每个实验的每个受试者之前计算阈值。 Lopez-Meyer等。 [10]和Catalfamo等。 [21]使用步行周期的最大和最小GCF来计算阈值。但是，GCF的大小随步行速度而变化，即，GCF的大小随着步行速度的增加而增加。结果，最大GCF随步行速度而变化，并且不同的阈值用于不同的步行速度。总之，TM不能适应不同的人和不同的步行速度。

实时，自动化的监控系统可以在延长的时间段内观察人类活动[20]。因此，捕获实时数据的能力可以视为步态相位检测的另一个重要功能。对于TM，将5％的体重定义为阈值可以实时区分步态阶段。将最大和最小GCF用于阈值计算不能实时检测步态相位，因为最大和最小GCF是在数据后处理中获得的。

Hong和Li [7]分析了上楼梯时儿童的步态阶段的负荷方式对步态的影响。在他们的研究中，双支撑和单支撑持续时间是承载运动中的重要参数。双重姿态和单一姿态的检测在检查人体运动中起着重要作用。

本文提出了一种比例法（PM），该方法计算从FSR获得的总GCF和比例GCF。志愿者受试者在跑步机上穿了我们设计的鞋子。在每个实验中，数据都是通过TM和PM处理的。本文还提出了一种步态相位检测算法（GPDA），该算法提供了确定TM和PM计算的规则。此外，GPDA能够用于检测双重立场和单一立场。

这项研究旨在开发一种实时步态相位检测方法，该方法可以适应不同的对象和不同的步行速度。通过使用比例因子（b和g；在GPDA中定义），PM可以检测步行速度可变的不同个体的步态相位。为了评估该方法的可靠性，介绍了三种TM方法作为参考。将拟议的PM的检测结果与参考方法的检测结果进行比较。

04 Your Floor Knows Where You Are: Sensing and Acquisition of Movement Data

摘要—本文介绍了在传感器地板上的第一个结果，该结果可以集成在家庭环境中，以帮助老年人和体弱的人在家中独立生活。 传感器底板与密集的压电元件一起工作。 它的目的不仅是监视居民在房间内的位置，而且还分析撞击的模式，以便在坠落或其他紧急事件发生时稍后启动稳定的救援程序。 开发了从压电脉冲中获取房间中人员步态信息的算法。 传感器无形地集成在房间的地板上，该地板是生活实验室（未来护理实验室）的一部分，该实验室是在亚琛工业大学的eHealth项目中开发和建造的。

随着越来越多的老年人需要医疗和支持，电子健康技术将在未来几年中发挥越来越重要的作用[1]-[3]。电子医疗（ehealth）技术支持患者与医疗服务提供者之间的互动，机构间的数据传输以及患者与医疗专业人员之间的点对点通信[4]，[5]。新兴技术应用的范围广泛，从内部技术（用于监视生理信号的植入物）到集成在衣服（可穿戴技术）中的设备到医疗机器人或智能家居技术，这些技术均支持老年人保持自己的独立性。在家中生活[6]，[7]。这些创新的智能护理技术有望显着改善医疗服务，医疗质量以及卫生部门的效率和生产力[8]，[9]。

考虑到预期寿命的增加，并考虑到护理部门的缺陷以及健康保险基金的瓶颈，这是一个基本问题，即老年人和体弱的人如何才能在私人住宅中保持较长时间的流动性和独立性。对于成功的案例，患者和医疗机构都将从家庭护理解决方案中受益，该技术必须不引人注目，负担得起且可靠。病人必须和在医院中一样安全，并要有自己常规家庭环境的舒适性和私密性。

未来护理实验室是欧洲生活实验室网络（ENoLL）的一部分，可作为以用户为中心的环境辅助生活（AAL）技术设计的测试环境。为了检查患者如何与智能家居护理环境进行通信，如何处理隐形技术以及如何传递信息以使其满足及时性，数据保护，尊严以及医疗要求，需要一个实验空间，可以研究患者在家中的生活。

当多点触控式墙改变主要功能时，墙作为房间的组成部分，朝向人机交互的活动图形和输入输出设备，地板功能在房间中起着更隐蔽的作用[10]。对老年人和体弱者的运动行为的不扰民的监控是该房间组件的关键应用。密集的压电传感器网络记录了每次施加到地面的压力，然后对压力事件进行了数学分析。目的是检测特征性的步行模式，跌倒事件或其他可能指示紧急情况的异常运动行为。在如果检测到这种紧急情况，系统可以联系专业医务人员。因此，用户不必携带紧急按钮并激活紧急呼叫，这在许多情况下是不可能的，例如当人不动或失去良知时。满足隐形技术的要求，镶木地板隐藏了该技术。

许多方法旨在获得室内定位和运动信息。它们的范围从加速度传感器和压力传感器[11]，[12]等可穿戴式传感器，使用声学（麦克风）[13]或视觉（摄像机）[14]，[15]的无接触方法到解决方案，以测量接触力通过使用者的脚[16]，[17]贴在地面上。在某些情况下，每种方法都具有优点和缺点。可穿戴式传感器是可移动的，可以在各个位置使用，但是它们不是隐形的，需要用户的大量照料和维护。声音和视觉传感器可提供非常可靠的信息，但需要可见的引人入胜的技术，这可能会引起隐私和亲密感。这可能有助于增加设备的接受度。

运动探测器中发现的无源红外传感器[18]在私人住宅和专业环境中均得到广泛传播。它们主要用于安全性和便利性目的，并不旨在提供详细的位置信息。

具有Wifi技术和唯一ID（例如MAC地址）的穿戴式设备可能是定位用户的另一种方法[19]。但是，可能的精度相当低，并且取决于要佩戴的设备。

欧盟项目EMERGE提出了一种使用超宽带技术的方法。在这里，所有被跟踪人员都必须佩戴设备。与基于Wifi的本地化相比，可以达到1米以下的更高精度[20]。

RFID标签可用于定位和识别人员[21]。再次需要佩戴RFID标签，这很难确保或控制，并且会被视为对个人隐私的干扰。通过超声波进行定位需要在人身上有一个有源设备，并需要一个附加的RF通道来同步经过的时间。对测量数据的评估导致了较高的准确性[22]。

Klingbeil和Wark [23]的工作研究了无线传感器网络中的定位及其与集成加速度传感器的结合。在这里，到目前为止，还需要更大的设备，这些设备也必须保存在被跟踪者的身体上。 Woodman和Harle [24]遵循类似的方法。他们使用集成在鞋子中的加速度传感器，该传感器通过WLAN进行永久性重新校准。这样做，它们将加速度传感器的较高相对精度与基于WLAN的方法的更粗略但绝对的定位结合在一起。

使用相机的基于图像的定位系统[25]极大地侵犯了人们的隐私。此外，技术设置相对复杂，因为必要的计算机视觉算法处理图像材料并定位甚至区分图像上的人物。

安妮等。研究了WLAN或RFID技术与照相机的结合[26]。自身广泛传播的不同系统的集成导致了良好的结果，尤其是在异构用户领域。但是，上述隐私问题仍然存在。

奥尔等。创建并验证了基于足迹档案的生物识别用户识别系统[16]。在这里，用户脚的地面反作用力通过称重传感器进行测量并进行分析，以生成用户标识曲线。

Valtonen等。 [27]建议使用内置在地砖中的电容式测量来定位人。这是一个被动系统，无需在人身上使用任何设备。德国Future Shape GmbH生产的“ SensFloor”产品通过集成在地板垫中的接近传感器来对人员进行定位[17]。该技术还可以逼近地板上物体或人的形状，从而可以进行跌倒检测。

05 Comparative Analysis and Fusion of Spatiotemporal Information for Footstep Recognition

摘要—脚步识别是一种相对较新的生物特征，旨在利用从基于地面的传感器中提取的步行特征来区分人。 本文首次报告了对脚步信号中包含的时空信息进行人性识别的比较评估。 实验是在迄今收集的最大足迹数据库上进行的，有近20,000个有效足迹信号和120多人。 结果表明，对于空间和时间方法，其性能非常相似（取决于实验装置的EER为5％至15％），并且融合效果也得到了显着改善（EER为2.5％至10％）。 评估协议的重点是参考模型中使用的数据量的影响，该模型可用于模拟不同潜在应用（例如智能家居或安全访问场景）的条件。

在过去的几年中，生物识别技术的发展非常重要，不仅对于最流行的模式（例如指纹，语音或面部），而且对于鲜为人知的生物识别技术（例如耳声发射，手掌或脚步声）也是如此。本文着重于对脚步信号进行评估，将其作为一种相对较新的生物特征进行比较分析并融合信号的时空信息。在这项工作中，脚步信号是从步行经过仪器感应区域的人捕获的，这与一些使用脚步声的工作相反[1]。值得注意的是，该领域的一些作品[2]，[3]，[4]将步态识别作为步态识别[5]的一部分，但使用基于地板的方法。

与其他众所周知的模式相比，足迹的一个显着优势是足迹信号可以被收集得很少，而无需或很少有人合作。这对于用户来说非常方便。其他好处还包括对环境条件的鲁棒性，以及最小的外部噪声源来破坏信号。同样，脚步信号不会向其他人透露身份，例如面部或声音，使脚步变得不太敏感。考虑到一个人走到其他安排系统（例如护照控制系统，门禁系统或指纹扫描仪）的场景，脚步可能被证明是理想的补充生物特征。例如，在安全门场景中将脚步与面部和虹膜系统相融合的情况非常吸引人[6]。

如[7]中所述，脚步识别最早是在1977年被提出作为生物特征识别[8]，但是直到1997年才报道了第一批实验[9]。从那时起，与其他生物统计技术相比，该主题在文献中受到的关注较少。在第2节中将进行回顾，内容涉及传感器，特征和分类方法。相关的结果是有希望的，并给出了足迹作为生物特征识别的潜力的想法[10]，[11]；但是，这些结果与人数和足迹方面相对较小的数据库有关，这是迄今为止工作的局限性。

数据库是评估任何生物特征的基本工具；因此，本文将脚步的实验结果报告为迄今为止最大的脚步数据库的生物特征数据，共有120余人和近20,000个信号，因此具有统计学意义。

当前工作的主要贡献是评估时间，空间和两者的结合。在时域中提取的特征包括地面反作用力（GRF），空间平均值以及压力信号的上下轮廓，而在空间域中，可以获得累积压力的3D图像。有趣的是，两个域的性能证明非常相似，每个域的相等错误率（EER）介于5％到15％之间，具体取决于实验设置，而其错误率在2.5％到10％之间融合。与其他现有方法（例如[3]，[10]）相比，所获得的结果要好得多。本文还考虑了一些以前的相关工作中未包括的一些重要因素，例如在系统训练阶段使用的数据量的影响（可以模拟各种潜在的应用）以及传感器密度的影响等。在性能上。

通常将生物识别的一般分类分为生理和行为模式（例如，参见[23]）。显然，这不是正交分类，因为大多数行为模式都受到生理特征的影响。有趣的是，在行为模式的情况下，主要生物统计信息沿信号的时间轴传输。

脚步信号和其他步态信号（例如步态或说话的脸）可以被视为双重生物特征识别，因为可以从生理和行为成分中提取信息以进行人识别。在本文中，我们提出了一种研究脚步信号的新方法，即在时间和空间的正交维度（在本文的其余部分中分别命名为BTime和BSpace）中对其进行查看。

在回顾两种主要方法时，这种脚步的双重性在文献中得到了加强，即：1）开关传感器[2]，[4]，[14]，[19]和2）压力传感器[9]，[12] ，[13]，[17]，[20]，[24]。开关传感器的密度范围为每平方米50到1,000个传感器。这比使用压力传感器的方法的密度高得多。基于开关传感器的方法更加关注脚步信号（BSpace）的空间分布，而基于压力传感器的方法更多地关注沿时间过程（BTime）的脚步压力动力学。

作为例外，荣格等。 [15]使用具有高传感器密度的商用压力垫，但仅使用空间域信息。最近，Qian等人。 [3]还使用了商用压力垫，提取压力中心（COP）信息并添加压力信息，因此仅对某些选定关键点使用时间和空间压力信息（几何方法）。 6.3.1节将结果与我们提出的方法进行了比较。

表1列出了已发表的关于生物足迹的研究成果与按行按时间顺序排列的报告系统和按列显示参数的比较。

该表的第二列显示数据库大小。可以看出，大多数参考文献的共同特点是相对于其他生物识别评估而言，数据库的规模相对较小，在这些评估中，人们通常以数百或数千计，测试数量可能以数千计。除了我们最初的调查（41人和3,174脚步声[20]）之外，最多还收集了16个人[13]和5,690脚步声示例[3]。此处报告的实验是迄今为止最大的脚步，来自127个人的9,990个步幅脚步信号。

在每种情况下，除了[2]，[17]外，数据库都分为训练和测试集，但除了我们的工作[11]，[20]，[21]之外，没有一个使用独立的开发和评估集。 ，[22]，这使应用程序性能预测更加困难。在接下来的工作中，重点放在培训/测试和验证/评估集上。

在上述大多数情况下，任务是识别而不是核实。识别的好处是可以最大程度地利用可用数据，但是就集合中的类数而言，它会遇到众所周知的可伸缩性问题。

有趣的是，有些系统为步幅数据（连续的足迹）提供分类结果，例如[2]，[3]，[10]，而其他系统则是单个足迹的分类结果，例如[12]，[20] ]。在[10]中，当使用六个连续的足迹时，使用单个足迹作为测试的识别准确率提高到了92％，这表明与单个足迹信号相比，使用步幅数据的好处。

关于分类，如表中所示，已使用了不同的方法。在[10]中，Suutala和Roning提出了各种分类方法（例如KNN，LVQ，RBF，MLP和SVM）的性能比较，并获得了针对MLP和SVM的最佳结果，这得到了Yun的加强[4]。

06 Dynamic footprint‐based person recognition method using a hidden markov model and a neural network

摘要：在生物识别领域已经开发了许多不同的方法，因为在智能系统领域中更加重视人类友好性。 一种新兴的方法是使用足迹形状。 但是，在以前的研究中，由于传感器的空间分辨率而存在一些局限性。 克服此限制的一种可能方法是通过在步行过程中使用其他独立信息（例如步态信息）。 在这项研究中，我们提出了一种基于动态足迹中压力中心（COP）轨迹的新人识别方案。 为了使用COP轨迹制作一种高效的，基于足迹的自动人识别方法，我们使用了隐马尔可夫模型和神经网络。 最后，我们证明了该方法的有效性，在我们的11人实验中，仅使用COP轨迹即可获得大约80％的识别率。

迄今为止，以安全和个性化服务为目的的人员识别技术领域已经迅速发展。在各种身份识别方法中，生物识别（例如指纹或虹膜扫描）是目前最有前途的方法。

这些技术可以分为两类：（1）面向公众的未指定数量的高精度的安全性应用方法；（2）特定数量的特定用途的个性化服务的易用方法小组成员，例如同事或家人。

自动的面部识别，步态识别和足迹识别是易于使用的代表性方法。特别地，对于诸如个性化服务之类的住宅环境中的应用，与诸如面部识别或步态识别之类的基于摄像头的技术相比，基于足迹的人员识别方法在隐私和光照条件方面具有一些优势。

迄今为止，关于足迹的研究主要集中在医学诊断上。肯尼迪提出了基于足迹的人识别的可能性，中岛等人开发了第一个自动足迹识别方案。使用压力感应垫。肯尼迪（Kennedy）指出，从赤脚留下的印记中可以清晰地识别出3000位具有38个特征的人。肯尼迪使用的特征主要是局部特征，例如每个脚趾和脚跟之间的距离。因此，我们可以将脚趾信息视为人识别的重要特征。中岛等。仅使用归一化的足迹图像，在10个人中显示出82.64％的识别率，另外，使用两只脚的距离和角度以及体重信息显示出最高的识别率是86.55％。

图1显示了Kennedy和Nakajima等人的论文中包含的足迹图像。从图1b中，我们看到压力传感器的空间分辨率引起的失真非常严重，因此很难从足迹中提取脚趾信息。因此，为了制造具有高识别率的自动人识别系统，需要附加信息。此外，脚的大小在早晨和傍晚之间变化约5毫米，并且体积在早晨和傍晚之间变化约4.4％。由于这些原因，仅使用覆盖区形状似乎具有局限性。

在本文中，我们基于动态足迹中的压力中心（COP）轨迹提出了另一种方法。动态足迹是在单个步态周期内的一系列足迹。这样，可以将其理解为投射在地板上的步态信息。由于人们的步态被认为是独特的个人特征，因此我们推测基于动态足迹的人的识别是可能的。在第2节中，我们说明了从动态足迹图像中提取COP轨迹的过程，并在第3节中介绍了基于隐马尔可夫模型（HMM）和神经网络（NN）的识别器。最后，我们使用11个人测试了识别器并进行了讨论根据错误拒绝和错误接受率得出的结果。

07 People Identification Using Floor Pressure Sensing and Analysis

摘要—本文提出了一种利用地面压力数据基于步态进行人员识别的方法。通过使用大面积，高分辨率的压力感应地板，我们能够获得双脚压力中心（COP）的1D压力曲线和2D位置轨迹，从而在足迹上形成3D COP轨迹。从一对足迹的3D COP轨迹中，提取一组特征并将其与其他特征（例如平均压力和步幅长度）一起用于识别人员。 Fisher线性判别式用作分类器。检查了不同特征的速度不变性，我们已经表明压力特征具有良好的速度不变性，比步幅长度特征好得多。所提出的算法已使用从11种不同步行方式的受试者收集的地板压力数据集进行了广泛测试，包括不同速度的步行方式和自由式步行方式。使用提出的方法已经获得了体面的人员识别结果，使用最佳性能的特征集，该方法的平均识别率为92.3％，错误警报率为6.79％。

基于步态识别人员是生物识别技术的重要领域，其应用领域包括国土安全，访问控制和人机交互。尽管大多数使用步态进行人识别的研究都集中在基于计算机视觉的技术上，但已有一些研究利用脚压力信息来解决步态识别问题[1]，[4] – [6]，[8] – [12]，[16]。 ] – [18]和[21]。例如，Orr和Abowd [8]研究了基于称重传感器上的脚步随时间变化的压力分布的人员识别。在这些方法中使用的足迹轮廓特征包括均值，标准偏差和压力曲线的持续时间，轮廓下的总面积，压力值以及某些关键点（例如第一个最大点）中的相应时间轮廓的最后一半以及它们之间的最小点。在这些方法中，由于基于称重传感器的压力感应的特性，无法测量脚步期间的空间压力分布，只有压力量和相应的时间可以用于特征提取和人员识别。因此，基于称重传感器的步态识别方法未考虑空间压力分布和特征，例如压力中心（COP）的轨迹。另一方面，荣格等。 [5]，[6]仅基于2D COP轨迹，将垫式压力传感器用于步态识别。要根据步态周期中测得的脚部压力识别一个人，重要的是要提取诸如COP轨迹和脚步压力曲线特征之类的空间特征。为了解决这个问题，在本文中，我们提出了一种基于步态的人的识别方法，该方法使用通过压力感测地板获得的脚部压力。我们的目标是开发一种可以可靠地识别5-20个人的系统。通过使用大面积，高分辨率的压力感应地板，我们能够从步态周期中COP的轨迹以及左右脚步的压力曲线中提取特征。在我们提出的方法中，Fisher线性判别式已被用作从压力特征中识别人的分类器。使用所提出的方法，使用来自11位受试者的成对足迹数据，平均识别率为91％，错误警报率为8％，获得了令人鼓舞的结果。实验结果表明，与现有方法相比，该方法可产生更好或可比的结果。在本文报道的研究中，为了确保压力数据和提取的COP轨迹的质量，我们仅关注受试者脱鞋在压力感应地板上行走的情况。在未来的工作中，我们将研究毛边情况，这在许多应用中都是更现实的情况。

本文是我们先前会议论文的扩展版本[16]，其中我们提出了一种使用地面压力感应和分析的相似人员识别框架。 [16]中报道的结果在某些方面受到限制。例如，[16]中使用的数据仅在一种情况下以正常速度直线行走时收集。尚不清楚所提出的算法如何在变化的步行速度和方向上工作。为了进一步评估所提出的算法，已在行走速度和方向变化的更复杂场景中收集了其他数据集。本文报告了基于增强数据集的结果。

本文的结构如下。第二部分概述了用于识别人员的压力感应地板。在第三部分中，介绍了关键的预处理步骤，包括使用均值平移对足迹进行聚类和跟踪，对左脚和右脚的识别以及对COP轨迹的校正。第四节和第五节分别着重于从COP轨迹中提取特征和在Fisher判别分析框架中使用这些特征进行人员识别。实验结果和性能分析在第六节中介绍。我们最终总结了本文，并在第七节介绍了未来的工作。

08 A tele-monitoring system for gait rehabilitation with an inertial measurement unit and a shoe-type ground reaction force sensor

摘要：本文提出了一种远程监视系统，该系统使用惯性测量单元（IMU）和称为智能鞋的靴型地面反作用力（GRF）传感器来测量患者的步行数据，并通过Internet传输测量数据。在我们之前的工作中，开发了一种移动步态监控系统，该系统基于Smart Shoe（用作移动平台）测量的GRF提供视觉反馈。但是，仅由Smart Shoe提供的有限信息可能不足以使用Internet进行远程监视。在当前的用于步态康复的远程监视系统中，智能鞋与IMU结合使用，可以对步行运动进行详细监视。通过分析来自IMU和Smart Shoe的信号，可以估算脚的轨迹，步行距离，步幅等。用户友好的图形界面在患者所在位置和物理治疗师办公室的单独计算机上显示测量或估计的数据。因此，使用建议的系统，可以通过互联网监视患者的步行运动，而没有时间或地点的限制。

步态康复治疗通常由康复设施中的物理治疗师手动进行。物理治疗师会根据步行数据诊断患者的状况，然后提供适当的步态康复干预措施。由于从详细的监视数据中评估患者的状况是康复过程中最基本的方面之一，因此开发了许多评估方法和监视系统。 Fugl-Meyer评估[9]，功能独立性测量（FIM）[11]和Barthel Index [7]已被广泛用于评估运动和感觉障碍。但是，这些基于问卷的方法很难用于观察或评估日常生活中的动态运动，例如步行运动，而监视此类动态运动主要取决于理疗师的经验，知识和观察技巧。

定量测量和评估动态运动所需的传感器组通常很复杂，并且仅适用于特殊配备的环境，例如研究实验室或医院。而且，仅当患者访问康复设施时才对患者进行康复治疗，因此仅在康复期间才能体验到康复效果。 VICON [20]等基于相机的方法被广泛用于观察步态运动。这些方法需要将多个光学标记物安装在人体上，并且从标记物反射的光由照相机检测。它们可产生关于下肢关节运动的准确量化的准确结果，但仅限于实验室环境，并且难以应用于日常生活活动。标记物的放置也需要紧身的衣服，这可能会导致患者改变步态。

移动和无线通信技术的最新进展使移动或远程康复系统得以发展，以改善康复状况。 Pappas等。开发了一种步态检测系统，该系统使用各种传感器，包括用于测量足部压力的力敏电阻（FSR）[18]。班贝格等。设计了一个集成了鞋子的无线传感器系统，该系统使用四个FSR测量脚的压力[6]。莫里斯等。开发了用于无线步态分析的鞋子集成式传感器系统，可提供实时反馈[15]。但是，由于FSR尺寸较小且最大范围较小，因此无法反映大面积上的实际脚压力。几百种带有数百个嵌入式FSR的商用鞋提供了详细的压力分布[19,16]，但就成本效益而言，对于步态监视和步态异常评估是多余的。

在我们之前的工作中，开发了一种移动步态监测系统（MGMS）来监测地面反作用力（GRF）并评估患者的状况[4]。 MGMS使用了称为Smart Shoe的鞋型GRF测量系统，该系统可测量嵌入鞋垫下面的四个气囊的压力变化[12,13]。尽管由MGMS测量的GRF提供了有用的信息来监测患者的步行，但该信息不足以进行详细的监测。另外，应该在物理治疗师的陪同下提供康复帮助。

在本文中，提出了一种通过互联网传输步态信息以促进步态康复的远程监控系统。惯性测量单元（IMU）和Smart Shoe均可测量患者的信息。使用IMU和Smart Shoe的实时测量结果，可以利用冗余信息远程监视患者的步态状态。传输的信号提供有关3D脚部轨迹，步行距离，步幅，GRF等的数据以进行分析。用户友好的图形界面安装在患者所在位置和理疗师办公室的计算机上，以实现监控。因此，提出的远程监视系统允许在日常生活的自然条件下进行步态监视，并且其使用不限于康复设施。

本文的组织如下。第2节介绍了拟议的步态康复远程监控系统的配置。第3节介绍了使用IMU和Smart Shoe监视步行运动的详细算法以及实验结果。通过Internet传输将在第4节中讨论。摘要和结论将在第5节中提供。

09 Use of pressure insoles to calculate the complete ground reaction forces

摘要：提出并验证了一种用压力鞋垫测量垂直GRF来计算完整地面反作用力（GRF）分量的方法，该方法可以测量多个连续步骤而对脚的放置没有任何限制，并且可以计算标准的逆动力学 用估算的GRF进行分析。

压力鞋垫是一种记录脚底压力分布的测量设备，尽管已广泛用于鞋类生物力学中（Giacomozzi等人，2000），但它们对地面反作用力（GRF）和应力估计的关注却很少。 尽管其可能在连续的步骤中记录数据而不会对脚的放置施加任何限制，但其应用要点（Savelberg and de Lange，1999）。这些估计中的误差是由于时间和空间采样（传感器数量离散）以及 力是在鞋内测量的事实（Davis等，1996； Lord，1997）。 在本文中，提出并验证了估计完整GRF及其在逆动力学计算中使用的应用点（AP）的方法。

10 Upper limb motion estimation from inertial measurements

摘要：在本文中，我们介绍了一种实时人手臂运动检测器，该检测器已经开发出来，可以帮助中风患者在家中康复。 采用两个三轴惯性传感器来测量手臂的方向。 然后，运动学模型使我们能够在给定肩膀关节的情况下恢复手腕和肘关节的坐标。 本文的重要贡献之一是使用基于总变化的优化来平滑由于快速或不稳定运动而导致的错误测量。 全面的实验表明，与市售的基于标记的光学运动跟踪器相比，所提出的惯性跟踪系统在不同的传感器位置和运动速度下具有良好的性能。

有证据表明，在2001年至2002年期间，英国有超过100,000人中风，其中30％的人需要住院治疗[1]。这些中风患者在出院后需要进行局部的多学科评估和适当的康复治疗[2]。基于医院的康复可以为中风患者提供准确的诊断，即时治疗和护理。但是，如果康复成为一项长期承诺，它将对医疗服务提出巨大需求，包括人力资源和设备等。

自从传感器和互联网技术的最新发展以来，研究人员一直致力于开发智能设备和系统设备，而不是在医院中进行基于家庭的卒中后康复[3]。康复进展会立即报告给卫生专业人员，他们可以对结果进行审查和评论。有关未来练习的进一步说明将发送给患者。一方面，这些基于家庭的系统可以最大程度地减少与医疗保健专业人员面对面治疗的需求，还可以降低总成本。另一方面，以家庭为基础的康复则更侧重于实际的治疗结果，并可以通过积极有组织的锻炼来支持患者挑战抑郁状态[4]。因此，开发基于家庭的康复系统是有价值的，并且变得越来越不堪重负。

康复的目的是使经历过中风的人恢复尽可能高的独立性，并像以前一样多产。尽管大多数功能能力可能在中风后不久恢复，但是恢复是一个持续的过程。康复是一个动态过程，使用可用的设备来纠正任何不希望的运动行为，以达到其期望值（例如，伸手可及的距离）。为了实现该目标，必须对康复过程中的轨迹进行量化，因此需要用于定量测量的合适工具来捕获运动轨迹和任务执行的特定细节。在本文中，我们致力于设计一种运动检测器来跟踪人类上肢的运动。这是要设计的家庭式康复系统的关键组成部分。但是，此运动检测器在实际的家庭康复中的应用超出了本文的范围，并将在适当时候进行报告。

如今，存在许多可以使用的运动跟踪系统，据我们所知，可以将其分类为基于非视觉，基于标记的视觉，基于无标记的视觉以及机器人引导的系统。尽管它们具有良好的性能，但在部署这些系统时也发现了明显的缺点。在本节中，将简要概述这些系统。

非基于视觉的系统：这些系统会收集传感器，例如惯性，机械和磁性，以连续收集运动数据。这些传感器具有特定于模态，特定于测量和特定于环境的行为。例如，惯性传感器MTx [5]和测距仪Polhemus [6]已成功应用于日常生活中的静态和动态活动的检测等。使用这些传感器的系统可以在大多数情况下使用而不受特定限制（例如照明） ，温度或空间等）。不幸的是，长时间执行后，累积的错误（或漂移）会降低系统性能。

基于标记的视觉系统：1973年，约翰逊（Johansson）探索了他著名的移动光显示（MLD）心理实验来感知生物运动[7]。他将小型反光标记物贴在人类受试者的关节上，从而可以在运动过程中监控这些标记物。尽管Johansson的工作为人体运动跟踪建立了坚实的理论，但它仍然面临空间限制，相互遮挡和预校准等挑战。 CODA [6]和Qualisys [8]是两个示例，其中前者使用“主动”标记，而后者则利用周围摄像机可以观察到的“被动”标记。这些系统不能理想地解决前面提到的问题。

基于无标记的视觉系统：作为一种限制性较小的运动捕获技术，基于无标记的传感系统能够克服相互遮挡的问题，因为它可以检测人体的边界或特征，这些边界或特征通常不随旋转和缩放而变化。仍然存在挑战的主要问题是渲染期间的计算成本。为了解决这个问题，人们正在通过损害鲁棒的性能和计算效率来探索可能的解决方案。例如，Fua等。 [9]提出融合立体和轮廓数据以改进3-D建模，并结合了最小二乘跟踪技术。 Comport等。 [10]提出了一种虚拟的视觉伺服方法，以解决有效跟踪的问题。他们推导了不同3-D几何图元的点到曲线交互矩阵，然后使用局部移动边缘跟踪器提供了垂直于对象轮廓的点的实时跟踪。文献中已经报道了大量类似的系统/算法。尽管获得了部分成功，但这些无标记视觉系统在实践中仍然缺乏足够的效率和强大的性能。

机器人引导的系统：运动疗法很可能会影响中风后大脑的可塑性和恢复。此外，异常低或高肌张力可能会误导治疗专家施加错误的力量以实现肢体节段的期望运动。至为了量化这些问题，设计了一个名为MIT-MANUS的自动系统来移动，引导或扰动患者上肢的运动，同时记录与运动有关的量，例如位置，速度或作用力[11]。这是生物力学领域的一个里程碑式的工作，因为它很好地融合了工程学和生物力学的最新技术。该系统的主要限制是必须将患者的手臂固定在机器人手臂上。这表明系统不情愿地支持自由和灵活的康复练习。

在家庭环境中，通常会出现混乱的场景和遮挡（观察到的上肢运动可能会被身体部位遮挡）。这些局限性阻碍了基于视觉的系统的应用，而基于视觉的系统很容易受其影响。此外，在计算或程序进行中的专业互动，例如使用这些系统时，需要进行预校准。因此，基于视觉的系统不是基于家庭的康复的理想解决方案。机器人引导的系统价格昂贵。此外，如果需要考虑无线功能，那么这些机器人系统可能会变得不太适用。有证据表明，惯性/磁感应系统可以是针对这种特定环境的最佳解决方案[12、13]。尽管有弱点，例如对于漂移问题，惯性/磁传感器成本更低，尺寸紧凑，重量轻且没有运动约束。最重要的是，这些传感器不会遭受阻塞问题的困扰[6]。在本文中，我们报告了一种基于惯性磁传感器的系统来监视人体上肢。它具有计算效率，可靠性和无线通信等优点。此外，还集成了一种新颖的优化策略，可最大程度地减少由于快速或不稳定的运动引起的误差。

11 Passive marker based optical system for gait kinematics for lower extremity

摘要：人的步态量化有助于物理治疗，运动科学和医学诊断。大多数步态捕获系统都使用直接测量技术来获取特定的运动信息，但是硬件成本较高，并且由于存在电缆或其他组件而妨碍了对象的自然运动。为了克服这些限制，本文介绍了一种替代方法，即使用斋浦尔马拉维亚国家技术研究所的RAMAN实验室开发的基于被动标记的光学步态分析系统。标记的坐标是通过使用由照相机，5个反射式被动标记和个人计算机组成的简单布置获得的。从分析中可以获得运动步态参数，即关节角度和步行速度。其主要优点是，它不会浪费过多的时间和标记放置所需的复杂性，也不需要在受控环境下获取高质量数据，标记的成本很高，而且标记对对象运动的影响是减少。该系统的原型提供了不错的定量运动步态参数，即关节角度。该系统指定的定量数据可帮助医疗保健专业人员更好地了解印度患者的步态病理，治疗和康复

人的步态提供了一种运动的方式。作为一个物种，人类是双足的，这意味着我们在两个末端运动。步行是大脑，神经和肌肉共同努力的结果。步态分析具有多种应用，例如个人识别和验证，假肢置换，体育科学和动画行业[1,2,3,4,5,6,7和8]。在用于医疗康复的步态分析中，基于光学的运动分析仪系统已广泛用于监视患者的反应[6]。物理治疗师，骨科医生和神经科医生已经对人体运动进行了检查，以评估患者的状况，治疗和康复情况。

运动模式（步行，奔跑，爬行等）加上其姿势被称为步态。与人类步行相关的研究被称为步态分析。步态分析是一种通过量化控制下肢功能的因素来揭示人类步行方式的机制的方法。常规上，已经通过视觉观察来主观地考虑人的步态，但是随着技术的发展，人的步态分析可以客观地和凭经验地进行。步态研究有两个主要方面。一种是临床步态分析[9]，它依赖于在受控环境中收集步态数据，另一种是人体步态分析的生物识别目标，它依赖于收集不同区域和场景中的步态数据[1]。

运动学测量在不参考力的情况下传达了空间中人体感兴趣的部位，关节和其他人体标志的运动。使用运动捕捉系统观察解剖位置标记。

步态分析是一种有价值的工具，可以在许多应用中用于人体运动跟踪。大多数运动跟踪是使用基于标记的系统技术执行的。当前，对于2D和3D分析，市场上有许多基于摄像机的运动捕捉系统。运动步态分析可分为两种类型[10，11]。第一个是直接测量或基于接触的技术。这些包括加速度计和测角计传感器。另一种是基于光学或非接触的测量技术。使用主动或被动制造者的基于光学的技术已被开发出来，可以进行实时运动步态分析[12]。当有源标记使用发光二极管（LED）时，它们会被触发以照亮。当单个标记以预定频率工作时，此信号用于定位标记的位置。被动标记是用反射性透明胶带覆盖的球体。它们经过专门设计，可将入射光直接沿入射线反射回去。

直接标记系统在寻找人类运动学方面更受欢迎。摄像机发出红外光信号，并检测来自身体上的标记的反射。鉴于这些系统通常可以在小于1 mm的距离内唯一地定位标记，因此这些系统的准确性值得称赞[13]。然而，此类系统有其自身的缺点，例如由于物体的自然运动而受到阻碍。是否存在会影响主体步态模式的电缆或其他组件[6]。在印度，这可能不在大多数医院的预算范围内。因此，迫切需要替代的具有成本效益但可靠的系统。

光学和成像测量技术可以帮助克服使用直接测量技术时遇到的大多数问题。研究人员提出了更实惠的定量方法。这些方法基于使用个人计算机[14]，[15]进行的步态测量来获取重要参数，但是这些技术的一些局限性是不能获得运动和动态数据（关节角度，关节和脚上的作用力）测量，并且该过程非常耗时。

我们通过在单个相机上使用五个简单的红色标记，提出了一个新的基于简单2D被动标记的运动捕获模型。目前，使用两台摄像机对人体步态进行3D动态分析的开发仍在继续。所提出的系统的主要优点是，不会浪费过多的时间和标记放置所需的复杂性，需要可控的环境来获取高质量数据，标记的成本高以及标记对标记的影响。主体的动作减少。

12 Optimal markers’ placement on the thorax for clinical gait analysis

摘要：尽管已经提出了几种用于临床步态分析的胸腔模型，但是没有一个模型被广泛接受，也没有经过任何广泛的验证工作，尤其是对于要使用的标记物。因此，本研究的目的是确定用于临床步态分析的最佳和最小制造商在胸部的位置。十名健康的受试者在步行过程中进行了一系列大幅度的运动（手臂，头部，躯干）。将反光标记贴在胸腔上（C7，T2，T4，T6，T8，T10，T12，胸骨，锁骨和肋骨），并用光电系统捕获其3D位置。 3种标记的每种组合均已过测试。每个模型的整体误差均以将胸段作为实心段的标记的估计位置来计算。确定了两个系列的标记集，其误差最小。第一个家族由胸部的两个前牙和一个后牙组成（颈切牙（IJ），剑突和T8）。第二个家庭由两个后制造商和一个前制造商（IJ，T2和T8或T10）组成。即使这两个标记集系列的标记位置出现相似的误差，从这些标记集获得的角度也显示出很大的差异，尤其是对于躯干的轴向旋转运动（最大40.18）。识别出的躯干，头部和手臂的各种大运动的最佳和最小制造商集合是IJ，T2和T8或T10。

在步态中，上身被认为是“乘客”单元，而下身是运动单元[1]。 躯干是人体最重的部分，对前向动量的贡献最大[2]。 在有各种条件的人中行走时，躯干处会出现许多补偿性力学[3]。 为了充分了解病理学步态，躯干运动学应被认为是步态分析的重要组成部分[4,5]。

在临床步态分析中，如何量化躯干的运动尚缺乏共识。整个躯干不是刚性的，可以分为腰段和胸段。目前，存在基于不同标记位置的多种胸腔模型。戴维斯等。 [6]在左锁骨和右锁骨的中间位置和C7椎骨上放置标记。 Bartonek等。 [7]提出了一种基于基本三角学的类似方法，在顶峰过程中使用四个标记，ASIS和位于L5椎骨上的5 cm棒上的标记。没有定义轴系统。斯塔尔等。 [8]提出使用戴维斯和奥恩普（Davis and Ounpuu）所说的肩部轴心系统作为胸廓运动的指标。 Nguyen和Baker [9]和Gutierrez等。 [10]都使用了基于在胸中线放置或估计的标记的模型。两种模型都使用标记C7，锁骨，胸骨，胸骨之间的胸骨中点或中点（Gutierrez等人使用T10）来定义轴系统。 Gutierrez等人的模型。 [10]是在Vicon全身PlugInGait（英国Vicon运动系统）中实现的，并已用于多项研究[4,11]。国际生物力学学会建议在胸骨胸骨，剑突（PX），C7和T8上在颈切牙（IJ）上使用标记[12]。 ISB和古铁雷斯等。模型非常相似（ISB使用T8，而Gutierrez等人使用T10）。 Lamoth的团队[13]使用了三个附加在胸腔上的标记簇。最近，Leardini等。 [14]提出了一种新模型，分别考虑了胸部和肩带。他们建议使用由PX，PJ，T2和两个肩cap骨大多数尾端下角之间的中点（MAI）定义的标记集。

这些模型都没有经过严格验证的模型，这正成为研究中越来越重要的焦点[4,9,10,15,16]。 Leardini等。 [17]比较了8种当前用于临床步态分析的模型。 他们发现模型之间存在高度差异。

因此，本研究的目的是定义一个单独的胸段的模型。 两个步骤是必不可少的。 首先是识别一组定义技术坐标系的三个或更多标记。 这里主要关注的是，这些标记相对于基础骨段移动最少。 第二个是定义一个解剖坐标系，该坐标系相对于技术坐标系是固定的，但具有可以被认为具有某些临床意义的轴。 胸腔的第一步尚未研究，这是本文的主要目的。

13 Leveraging Two Kinect Sensors for Accurate Full-Body Motion Capture

摘要：准确的运动捕捉在运动分析，医学领域和虚拟现实中起着重要作用。 当前用于运动捕捉的方法经常遭受遮挡，这限制了其姿势估计的准确性。 在本文中，我们提出了一个完整的系统来准确地测量人体的姿势参数。 与以前的单眼深度相机系统不同，我们利用两个Kinect传感器来获取有关人体运动的更多信息，这确保了即使发生严重的遮挡，我们仍然可以获得准确的估计。 由于人类运动在时间上是恒定的，因此我们采用学习分析来挖掘跨姿势变化的时间信息。 使用此信息，我们可以准确估算人体姿势参数，而无需考虑快速运动。 我们的实验结果表明，在时域信息的约束下，我们的系统可以对人体进行准确的姿态估计。

准确恢复姿势参数的能力在运动分析，医学领域和虚拟现实中起着重要作用。在过去的几十年中，运动捕捉技术取得了长足的发展[1]。一种常见的解决方案是使用基于标记的运动捕获系统（例如Vicon Systems [2]），惯性运动捕获（例如Xsens [3]）和电磁运动捕获（例如Ascension [4]）。总体而言，这些解决方案可以准确而可靠地捕获全身运动学运动参数，但它们通常笨重，昂贵且具有侵入性。作为替代，无标记多视图系统[5-8]在运动捕捉领域中越来越流行以获取姿势。但是，这些解决方案总是占用太多空间并且难以设置。

随着对Microsoft Kinect传感器[9]准确性的深入研究，单眼深度相机系统[10,11]已经成为运动捕捉的更好选择。使用单眼深度相机系统进行姿势估计的方法可以分为三个部分：基于示例的方法，自下而上的方法和自上而下的方法。 Shotton等。文献[12]通过在身体部位方面设计中间表示，将姿势估计问题转化为更简单的每像素分类问题。该解决方案属于自下而上的方法，无需任何初始化即可估计姿势。但是，此解决方案需要大量的训练集，并且在发生严重遮挡时始终会输出不好的结果。 Ye等。 [10]提出了一种基于示例的计算机视觉技术，以从单个深度图估计人体姿势配置。该解决方案将输入深度图与一组预先捕获的运动示例进行匹配，以生成人体配置估计以及输入点云的语义标记。但是，由于较大的蒙皮变形，运动捕获可能会失败，并且在寻找最匹配的示例时应匹配许多示例。自顶向下方法是使用单眼深度相机系统进行运动捕捉的最常用方法。 Grest等。 [13]应用迭代最接近点（ICP）技术来注册具有单眼深度数据以及假想和观测数据之间的轮廓对应关系的铰接式网格模型。但是，ICP算法通常对初始姿势很敏感，并且容易出现局部最小值，因此无法根据从单个摄像机获得的嘈杂深度数据跟踪3D人体姿势。此外，魏等。 [14]在最大后验（MAP）框架中制定了配准问题，并通过线性系统使用单眼深度数据迭代更新了3D骨骼姿势。由于该解决方案通常无法获得滚动运动的良好结果，Xu等人。文献[15]将SCAPEmodel [16]用于姿态估计过程，并获得了具有大规模运动的更精确模型。

总体而言，当前使用单眼深度相机系统进行姿态估计的自顶向下方法是完全参数化的方法，由于发生了明显的遮挡，因此容易出现局部最小值。由于仍然无法解决局部极小值的问题，因此我们可以通过收集更多的运动信息来尽可能地避免这种情况。因此，在本文中，我们提出了一种系统，该系统使用两个Kinect传感器同时从两个不同的角度收集运动数据，包括RGB图像和深度图像。此外，我们应用时间约束来提高姿势估计的准确性。对于当前帧的姿势估计，我们仅使用前一个估计的姿势而不是深度和RGB图像来预测下一帧的姿势，这将用于确保我们对当前帧的估计与估计的两者一致最后一个姿势和预计的下一个姿势同时进行。在当前帧的优化过程中，下一姿势的预测被视为下一帧的真实且已知的结果。对于沉等人。 [17-19]，时间约束使用预测的校正姿势来优化所有骨骼的偏移，并且预测遵循骨骼偏移的变化。我们借助Kinect Fusion [20]，利用模板网格的非刚性变形获得了准确的SCAPE模型。然后，我们将姿势检测与姿势跟踪相结合作为多层过滤器，以自动同时从两个Kinect传感器中自动估算出准确的姿势参数。我们通过比较单眼深度相机系统和两个Kinect传感器系统的估计姿势来证明利用两个Kinect传感器的重要性。此外，我们通过将时间项约束下的结果与没有时间项的输出姿势进行比较来证明时间项的必要性。然后，我们分别为时间项实现二次模型和线性模型，并比较这两种不同方法的估计姿态。

总而言之，我们的贡献是：（1）在嘈杂和低分辨率条件下使用两节传感器系统代替单眼深度相机系统进行运动捕捉，这使得当发生显着遮挡时，我们的姿势估计仍然准确； 姿势检测，姿势跟踪和故障检测的结合使我们的人体姿势估计准确而自动。 （2）将时间约束项与二次函数相结合来跟踪姿态，使我们的估计达到较高的精度； （3）使用Kinect传感器的骨骼来校准两个Kinect传感器的位置和方向，这使我们的深度相机校准容易但有效。

14 MEMS Inertial Sensors and Their Applications

摘要—近年来，微电子机械系统（MEMS）技术得到了长足的发展，市场上已有许多利用该技术的传感器。 MEMS技术可实现许多传感器的小型化，批量生产并降低成本。 尤其是，包括加速度传感器和角速度传感器（陀螺仪或简称为“陀螺仪”）的MEMS惯性传感器是最受欢迎的设备。 惯性传感器的应用现已扩展到网络传感系统领域。 在本演示中，我们将描述当前的MEMS惯性传感器及其应用。

惯性传感器包括加速度传感器和陀螺仪[1]。几乎所有的MEMS加速度传感器都具有地震质量并由硅制成的支撑弹簧[2]。 MEMS陀螺仪的结构与加速度传感器的结构有些相似-由弹簧支撑的质量在设备中连续振动，并且由施加的角速度产生的科里奥利力会影响质量的运动（振动陀螺仪）[3] 。 MEMS装置中的质量非常小，因此作用在质量上的惯性力，特别是科里奥利力也非常小。因此，除了机械结构的设计之外，测量由于力引起的质量运动的电路的设计也很重要。最近，MEMS惯性传感器已经用集成电路构建，并且传感器结构在单个设备芯片上。市场上可买到的MEMS惯性传感器示例如图1所示。所有这些惯性传感器都提供了几伏的量级输出。有些甚至提供数字输出，只需要电源。

15 Two-Step Calibration Methods for Miniature Inertial and Magnetic Sensor Units

摘要—低成本惯性/磁传感器单元已被广泛用于确定传感器姿态信息，适用于从虚拟现实，水下车辆，手持导航系统到生物运动分析和生物医学应用的各种应用。为了实现精确的姿态重建，必须事先执行适当的传感器校准程序以正确处理传感器读数。在本文中，我们旨在校准不同的误差参数，例如传感器灵敏度/比例因子误差，偏移/偏置误差，非正交误差，安装误差以及磁力计的软铁和硬铁误差。代替单独估计所有这些参数，这些误差被组合在一起作为组合的偏置和变换矩阵。提出了两步法来分别确定组合的偏置和变换矩阵。对于加速度计和磁力计，通过找到最适合传感器读数的最佳椭圆体来确定组合偏置，然后通过探索传感器读数之间的内在关系，通过两步迭代算法得出转换矩阵。对于陀螺仪，可以通过将传感器节点固定放置来轻松确定组合偏置。对于变换矩阵估计，陀螺仪读数之间的内在关系也再次出现，并且采用无味卡尔曼滤波器来确定这种矩阵。然后将校准方法应用于我们的传感器节点，方向估计的良好性能说明了所提出的传感器校准方法的有效性。

在过去的十年中，低成本的惯性/磁传感器单元已被广泛用于确定传感器姿态信息，适用于从虚拟现实，水下车辆，手持导航系统到生物运动分析和生物医学应用的各种应用[ 1] [2] [3] [4]。典型的惯性/磁传感器单元包含三轴加速度计，三轴陀螺仪和三轴磁力计，这些传感器通常组装在印刷电路板上，以形成惯性/磁测量节点。迄今为止，已经进行了广泛的研究，以研究如何从微惯性/磁传感器测量中准确确定姿态信息[5] [6]。一些研究人员甚至超越了这一点，并提出了估计传感器位移的建议[7] [8] [9]。但是，可达到的精度高度依赖于惯性/磁传感器单元测量的质量。因此，必须事先执行适当的传感器校准程序以正确处理传感器读数。

通常，不准确的传感器测量主要是由传感器灵敏度/比例因子误差，偏移/偏置误差，非正交误差和安装误差引起的。另外，软铁误差和硬铁误差也可能导致磁力计测量的不准确性。迄今为止，已经提出了许多校准方法，从非常简单的程序到使用昂贵的设备（例如光学系统或机器人系统）的非常复杂的程序[10] [11] [12]，可以确定其中的一些误差参数以用于测量。惯性/磁传感器单元。这些方法的基本思想是构造一个成本函数，然后使用特定的优化方法针对未知的传感器误差参数将其最小化。例如，Skog等。 [13]考虑了惯性传感器校准的比例因子误差，偏移/偏置误差和非正交误差。构造了一个非线性成本函数来描述输入的平方大小和输出的平方大小之间的关系，然后应用牛顿-拉夫森方法使成本函数最小化。基于相似的成本函数，李等人。 [14]和Skaloud等。 [15]还介绍了他们对优化问题的解决方案，我们也进行了[16]中介绍的类似工作。这些方法的基本假设是可以同时获取物理量和相应的原始传感器读数。但是，这种假设在实践中可能不容易满足。此外，所有这些方法仅考虑了传感器框架中的惯性传感器校准，并且在其方法中忽略了安装失准误差。由于获取磁场信息的困难以及软铁误差和硬铁误差的存在，上述惯性传感器校准方法不适用于磁力计校准。由于这个原因，已经提出了许多磁力计校准方法来确定一些误差参数。例如，Renaudin等。 [17]阐述了一个完整的传感器误差模型，然后推导了一个自适应最小二乘估计器，它为椭球拟合问题提供了一致的解决方案。基于类似的传感器误差模型，Vasconcelos等人。 [18]将校准问题公式化为传感器读数似然性的优化，并为此提出了一个迭代最大似然估计器（MLE）。 Wu等。 [19]进一步扩展了Vasconcelos的工作，并提出将粒子群优化（PSO）策略和扩展技术一起使用，这可能有助于防止Vasconcelos的方法收敛到局部最大值并保留全局最大值。 Springmann等。 [20]和庞等。 [21]也提出了磁力计校准的类似工作。不幸的是，所有这些磁力计校准方法都隐含地假定可以提前获取一些磁场信息，而实际上这是不可能的。此外，类似于惯性传感器校准，他们还忽略了潜在的安装失准误差，这对于将磁力计与惯性传感器集成在一起至关重要。

本文的目的是解决所有误差参数，包括传感器灵敏度/比例因子误差，偏移/偏置误差，非正交误差，安装误差以及磁力计的软铁和硬铁误差，并提供统一的微惯性/磁传感器单元校准的框架，无需使用任何额外的仪器即可测量磁场。由于传感器校准的主要目的是将原始传感器读数转换为公制单位的传感器测量值，因此无需单独估算所有这些参数。因此，我们将这些误差组合在一起，作为组合的偏置和变换矩阵。提出了两步法来分别确定组合的偏置和变换矩阵。对于加速度计和磁力计，通过找到最适合传感器读数的最佳椭圆体来确定组合偏置，并且通过探索传感器读数之间的内在关系，通过两步迭代算法得出转换矩阵。对于陀螺仪，可以通过将传感器节点固定放置来轻松确定组合偏置。对于变换矩阵估计，再次探究传感器读数之间的内在关系，并采用无味卡尔曼滤波器确定这种矩阵。然后将校准方法应用于我们的传感器节点，方向估计的良好性能说明了所提出的传感器校准方法的有效性。

本文的其余部分安排如下。 第二部分给出了建议的传感器校准程序，包括统一的传感器模型，加速度计和磁力计校准以及陀螺仪校准。 第三部分和第四部分分别提供了实验结果和结论。

16 Detection of Gait Event and Supporting Leg during Overground Walking with Mediolateral Swing Angle

摘要：步行是人类的基本活动之一。几个定义明确的运动跟踪系统已用于步态分析。但是，这些系统（例如光学运动跟踪系统）非常昂贵，并且仅限于实验室使用。近来，基于微机电系统（MEMS）的惯性传感器使得克服这些缺点成为可能。这项研究的目的是通过测量外侧摆动角度来识别步态事件和支撑腿。带有3轴加速度计和2轴陀螺仪的惯性传感器单元使用松紧带连接到对象的下躯干。五名健康​​和年轻（20-29岁）的受试者参加了该实验。每个人以三种不同的速度沿着25米长的直路行走了两次。在每次试用期间，传感器都会通过蓝牙技术将信号传输到PC。在这项研究中，使用中外侧摆动角的峰值和符号来识别步态事件和支撑腿。使用积分的陀螺仪信号计算中外侧摆动角。为了进行比较，还使用了定义明确的时空步态分析技术。在此参考方法中，步态事件是在符号从正变为负之前，是垂直加速度的最后一个峰值。使用前外侧加速器双重整合的标志来识别支撑腿。在参考方法中，由于中外侧加速度中的偏移和重力分量，很难识别支撑腿。但是，此处报告的拟议方法显示了对步态事件和支撑腿的稳定识别。通过将三轴加速度，陀螺仪和磁力计进行额外融合，可以将这项研究扩展到更详细的步态分析。

步行是必不可少的日常活动，也是基本的身体运动[1]。大多数步态分析旨在通过将康复患者与正常患者的特征模式进行比较来康复[1,2]。步态分析的基本要求是在随后的步幅周期中评估时空步态参数。为此，需要记录连续的脚接触[3]。

有多种步态分析系统，例如使用压力传感器或力敏电阻器（FSR）的脚踏开关[4]，以及各种基于光学，磁性或声学传感器的运动分析系统。尽管这些方法非常准确并提供可靠的测量结果，但它们仅限于具有适当设备和足够资金的某些实验室环境。用于运动检测的外部信号发射源的测量范围有限，有时还会受到视场受阻[5]。另外，该系统不适用于实际的步行步态分析。因此，需要一种不受上述限制并且易于在日常实验设置中使用的新颖方法[3]。

微机电系统（MEMS）技术的最新进展对于使用惯性传感器进行运动分析的研究很有希望[6,7]。 MEMS技术克服了传统系统中的高成本和专用设备。与使用无线数据采集设备的传统系统相比，它们的固有传感提供了操作而没有外部障碍[5]，并且具有更大的测量范围。

一些研究提出了基于惯性传感器的步态分析系统。 Tien等。 [8]和Schwesig等。文献[9]使用双脚连接的3轴加速度计和陀螺仪评估步幅。 Pappas等。提出了一种使用陀螺仪和双脚FSR的步幅检测系统[10]。 Aminian等。建议使用分别连接到每个轴和脚下的陀螺仪和脚踏开关进行步态分析。 Greene等。通过使用力板和光学运动分析系统将安装在双脚和小腿上的3轴加速度计和3轴陀螺仪的输出进行积分，检测出了脚跟撞击和脚趾脱落[11]。 Zijlstra通过识别脚后跟撞击时向前加速度信号的增加来检测脚的接触[3,12]。他们验证了身体的质心（COM）是否按照每个脚支撑阶段移动。但是，在检测和识别脚部接触以及随后的摆动腿方面仍然存在一些错误。

这项研究使用了一个附着在人体COM上的惯性传感器，以改善操作并增加便携性。 陀螺仪对重力的敏感度不如加速度计，使前者的安装更加容易[13]。 这项研究的目的是记录步幅周期并使用1轴陀螺仪识别支撑腿。

17 Assessment of Gait Symmetry and Gait Normality Using Inertial Sensors: In-Lab and In-Situ Evaluation

摘要：定量步态分析是评估许多身体和认知状况的有力工具。 不幸的是，向所有患者提供实验室内3D运动学分析所涉及的成本实在是太高了。 诸如加速度计和陀螺仪之类的惯性传感器可以通过提供可以部署在任何地方的便宜的步态分析系统来补充实验室内分析。 本研究调查使用惯性传感器来量化步态对称性和步态正常性。 针对3D运动学测量，在实验室内对该系统进行了评估； 以及针对髋关节置换患者的临床评估。 结果表明，该系统不仅与运动学测量具有良好的相关性，而且还证实了髋关节置换患者康复和健康状况的各种定量和定性测量。

定量步态分析（GA）可以改善对许多身体和认知状况的评估。 GA在治疗儿童脑瘫中的重要性已广为人知并有文献报道[1]。还研究了使用GA监测和评估帕金森氏病[2]，中风[3]和矫形外科[4]患者的情况。

尽管有许多积极的结果，但GA在临床环境中仍未常规使用。多种因素导致GA作为常规临床工具的采用率较低。也许最重要的因素是，并非所有患者都可以使用公认的GA黄金标准，即实验室内3D运动捕捉（MOCAP）。装备步态实验室和训练人员所涉及的费用，对许多临床机构来说是高得无法承受的，尤其是在贫困地区和发展中国家。

MOCAP当前的替代方法是观察步态分析（OGA），它本质上是主观的，并且对观察者的经历敏感[5]。但是，近来，在开发低成本，惯性传感器系统方面投入了大量精力，这些系统可以用客观可靠的信息来补充OGA。这种系统的成功将有望导致定量GA作为临床工具的广泛采用。

本研究涉及用于GA的惯性传感器系统的开发，该系统可在临床环境中成功部署。该系统由可穿戴的惯性传感器单元组成，通过提供可靠的步态对称性和步态正常性定量测量值，可以补充OGA。这项研究在实验室内评估了拟议的对称性和正态性测量方法，并与源自MOCAP的测量方法进行了比较。与髋关节置换患者的临床评估相比。

观察步态分析

录像通常有助于观察步态分析（OGA），录像为观察者提供了某些有趣的功能，例如暂停和慢动作。在某些情况下，可以从视频图像直接计算定量测量值，例如关节角度[6]。这种类型的分析通常伴随着有助于从视频中提取相关信息的表格或问卷。两种这样的形式已被更彻底地研究并被更广泛地采用：视觉步态评估量表（VGAS）[7]和爱丁堡视觉步态评分（EVGS）[8]。两种调查表均针对脑瘫患儿的评估。

OGA可以通过其他更定量的测量来补充，例如平均步态速度，平均步长和其他步态参数。这些通常是在步行测试期间测量的，例如10米步行测试[9]或定时走步测试（TUG）[10]。 TUG通常用于需要平衡和跌倒风险的研究中，因为它要求受试者在没有帮助的情况下站立并坐在椅子上。 10米步行测试是确定平均步态速度，步幅和步频的简单方法。例如，平均步态速度已被确定为下列指标：老年患者的日常生活功能活动[11]；运转良好的老年人健康相关后果的风险很高[12]；和老年人的腿部力量[13]。步幅是另一个有趣的指标，例如与步行过程中的代谢成本和影响有关[14]。

MOCAP步态分析

步态可以在时空，动力学或运动学领域进行研究。为了简化对这一极其丰富的信息源的分析，可以着重研究对称性和正态性的度量。对称性是指身体左右两侧运动之间的相似性。正态性是指一个人的运动与被判断为健康或正常的人群的平均运动相比的相似性。

运动步态数据的对称性通常通过从左右两侧观察重叠曲线的视觉检查来评估。考虑到完整的关节角度曲线，很少有人提出定量对称措施。已经提出了一种基于左右图的第一个主分量周围的方差的趋势对称性度量[15]。这种趋势对称性度量对缩放不敏感，必须通过其他度量（范围幅度比）进行补偿。相反，本研究引入了基于运动学数据的定量对称性度量，该运动学数据可以表示为一个指标。

吉列功能评估问卷（GFAQ）步行量表是一种基于观察的步态正常度测量方法。从运动学数据中得出等效的措施已经付出了相当大的努力。对16个离散步态变量的主成分分析（PCA）已用于创建不同空间中数据的表示。异常数据集在该空间上的投影大小用作正态指数，称为吉列步态指数（GGI）[16]。 [17]引入了一种非常相似的PCA方法，称为步态偏差指数（GDI）。 PCA方法的一个优点是，它们将可能的依赖步态变量转换为一组新的自变量。缺点是结果无法追溯到原始步态变量。

已经提出了一种更为简单的方法，即步态轮廓分数（GPS）和运动分析轮廓（MAP）[18]。通过获取参考关节角度曲线与受试者的相应曲线之间的均方根误差（RMS）来创建MAP。这为每个关节角度曲线创建一个法向指数。可以通过将所有关节角度曲线首尾相连并采用该聚合曲线的RMS来得出唯一的索引GPS。尽管GDI表现出一些不错的属性，例如跨GFAQ级别的正态分布，但由于原始变量没有任何变换并且结果以度为单位，因此GPS更易于解释。已经表明，GPS与临床判断显着相关[19]。

仪器化步态分析

诸如加速度计和陀螺仪之类的惯性传感器可通过在步态实验室之外提供定量和客观的步态测量值来补充MOCAP系统和OGA，而费用仅为一小部分。

根据惯性传感器数据计算出的大多数对称性度量仅考虑离散的时空变量，例如[20]，[21]。尽管已显示出离散的对称性指标很有用，但可以使用整个连续传感器数据来获得更多有用的对称性度量。很少介绍使用连续加速度计数据来计算对称性的方法。一个例子是使用躯干加速度数据的无偏自相关方法[22]。尽管这可以很好地估计步态的对称性，但是缺少有关每个肢体的信息

最近，从小腿和大腿获得的陀螺仪数据被用于使用归一化互相关方法计算对称性[23]。此方法将数据分段并将其标准化为单个步幅。结果，仅考虑信号的形状而不考虑​​其相对时间特性。已经提出了一种使用加速度计[24]或陀螺仪[25]估计步态对称性的符号方法，该方法不仅考虑了信号的形状，还考虑了信号的时间特性。本文使用了这种对称性度量。

基于这种对称性度量，作者提出了一种基于符号化惯性传感器数据的正态性度量，如本文所述。在文献中没有发现其他基于惯性传感器数据的正态性度量。

18 A Wearable Sensing System for Tracking and Monitoring of Functional Arm Movement

摘要—本文提出了一种基于光学线性编码器（OLE）的新型基于家庭康复的传感系统，该系统将编码条上的光学编码器的运动转换为肢体关节的测角数据。设计了一个人体感应模块，集成了OLE和加速度计。通过控制器局域网总线建立了由三个传感模块组成的传感器网络，以捕获人体的手臂运动。进行了实验，以将OLE模块的性能与商用运动捕获系统（例如，电测角计和光纤传感器）的性能进行比较。结果表明，便宜且设计简单的OLE的性能可与昂贵的系统相媲美。此外，进行了统计研究以确认传感系统的可重复性和可靠性。基于OLE的系统作为用于短期和长期基于家庭的监视的运动捕捉和手臂功能评估的廉价工具，具有强大的潜力。

最近的证据表明，密集的和反复的练习对于恢复运动机能有效[1]。康复疗法对于治疗过程至关重要，可帮助事故（例如中风）幸存者尽可能多地恢复肢体功能。康复的最常见目标是达到一定程度的身体和心理机能，使患者能够回家并进行日常活动。康复锻炼是专门为匹配每个人的目标而设计的。文献[2]中的研究表明，与健康人相比，中风患者的上肢轨迹具有运动变异性增加，运动分割增加以及时空不协调的特征。此外，卒中的恢复与上肢运动的平稳性密切相关[3]。通过简单，孤立和单个关节运动的迭代训练，也可以改善康复过程中的上肢运动恢复[4]，[5]。在康复期间，医生想评估人体姿势，以便在运动障碍患者的日常生活中感知关节运动。当患者执行简单的任务时，对上肢运动表现的检查对于有效设计和评估上肢运动障碍的康复治疗和治疗至关重要[6]。

这项研究的总体目标是设计一种基于家庭的康复系统，以在中风康复过程中协助上肢的运动恢复。 传统上，神经康复技术需要对运动功能进行深入，主观和监督的评估，并需要由医疗专业人员为每个患者监控治疗程序。 基于运动跟踪技术的康复界面可实现自定义和自动治疗，定量检查患者的表现。 与传统的神经康复方法相比，它们具有更好的特异性，敏感性，分辨率，可重复性和可靠性。 然而，将康复课程带入家庭环境仍然是一个挑战[7]。

康复中的运动分析是通过使用运动捕获系统（包括光学，惯性/磁性单元（IMU），电测角计和机械跟踪）测量人体运动学来执行的。但是，该技术的缺点使其无法令人满意地用于家庭康复中的长期人体运动监测。尽管它们的准确性，光学系统不仅是最昂贵的捕获系统，而且还需要复杂的设置，校准和数据处理。而且，由于存在大量标记，它们会遭受遮挡，缺乏便携性以及用户不便的困扰[8]。而且，尽管光学系统用于整个身体的步态和姿势分析，但几乎不用于单个关节或某些身体部位的功能评估。基于IMU的跟踪系统的缺点包括操作范围有限，累积误差（陀螺仪），对金属物体（磁性传感器）产生的干扰高度敏感，过度的传感器融合以及高功耗[8]。尽管使用了电子测角计来测量关节角度，但是它们需要仔细的传感器对准和校准才能获得准确的结果，如果使用许多测角计，可能会限制运动。因此，很难长时间在家中使用这些设备。机械跟踪系统的耐磨性和便携性差，并且由于运动中存在机械部件而无法满足个人使用的安全要求。同样，基于地面的系统需要有限的工作空间[9]。外骨骼中的旋转编码器存在旋转中心对齐的问题，这有时会降低跟踪精度。因此，机械捕获系统不适合家庭环境。

因此，本文的目的是基于光学线性编码器（OLE）[10]的概念设计一种新的运动捕捉系统，以连续监测人体手臂的运动，该系统非侵入性，笨拙且紧凑，足以嵌入衣服中同时保持舒适感。该系统从放置在人体上的传感模块捕获线性和方向信息。 OLE由围绕关节的OLE提供的线性信息用于估计关节角度。基于微机电系统（MEMS）的加速度计可提供连接传感模块的链接的加速度和方向。加速度计与新型OLE的融合提供了一个完整的系统，该系统能够跟踪链接的方向，加速度和关节角度。三个此类传感模块的传感器网络通过控制器局域网（CAN）总线连接，以跟踪手臂的运动。传感器网络的低成本，可穿戴性和便携性允许对康复中的患者进行扩展的家庭监护。该可穿戴系统每天都可以穿戴，脱卸和操作，而无需医疗专业人员的密切监督。

19 **Requirements of clinical gait analysis**

20 Role of Body-Worn Movement Monitor Technology for Balance and Gait Rehabilitation

摘要：这篇观点文章将讨论穿戴式运动监测器在平衡和步态评估及治疗中的潜在作用。廉价的无线传感器技术和智能设备的最新进展导致微型便携式传感器的爆炸式增长，可以快速而准确地量化人体运动。实用且有用的运动监控系统现已可用。治疗师必须了解这种新兴技术的潜在优势和局限性，这一点至关重要。从穿戴式传感器获得平衡和步态的客观测量值的一个重要优点是，损伤程度的指标表征了平衡和步态活动的功能性能受损的方式和原因。然后，治疗可以集中在特定生理原因上，以在特定任务期间难以行走或保持平衡。使用技术来测量平衡和步态行为的第二个优势是，平衡和步态测量方法对记录轻度残疾和随康复而变化的敏感性提高。使用身体佩戴的传感器测量运动的第三个优点（例如姿势摇摆和步态特征）是为患者提供即时生物反馈的机会，可以集中注意力并提高性能。将来，戴在身上的传感器可以使治疗师进行远程康复，以监测对家庭锻炼计划的依从性以及他们在社区中自然流动的质量。治疗师需要快速使用的技术系统，并为其患者和转诊医生提供可行的信息和有用的报告。治疗师应寻找能够提供针对金标准准确性和临床相关结果（例如跌倒风险和残疾严重程度）进行验证的措施的系统。

在物理治疗中使用技术来量化移动性已经落后于其他康复专业，例如心脏和肌肉骨骼专业。技术使用方面的这种滞后性是由于移动性固有的复杂性，以及缺乏可供治疗师用来测量和量化移动性的简单技术。行动能力的测量很复杂，因为它包括许多与平衡和步态相关的神经控制系统，以及在变化的条件下保持行动能力的自适应机制。需要对每个有跌倒危险的患者进行平衡和步态评估，所有国家和国际专家小组均建议对平衡和步态进行培训，以防止跌倒。但是，当前导致跌倒风险的平衡和步态异常的特征在很大程度上取决于检查员的专业知识，因为诊所通常使用主观等级量表。尽管有许多基于性能的平衡与步态临床测试，但许多测试在具有较高功能的个体中受天花板效应的影响，由于缺乏专业知识来准确使用和解释它们，因此无法采用。

尽管数十年来，复杂的实验室一直在描述平衡和步态障碍，但物理治疗从业人员利用这一知识并不可行。已经证明许多量化平衡和步态的实验室方法在可能跌倒的人和没有跌倒风险的人之间以及在神经或肌肉骨骼微弱损伤的人与健康个体之间存在差异（有关综述，请参见Hobert等8和Mortaza等9）。这些平衡和步态的实验室测量方法现在可以通过涉及小型身体运动监测器的新技术提供给物理治疗师。本文将重点介绍使用身体运动监测器评估和治疗平衡与步态障碍的3个重要优点：（1）准确的损伤水平指标，表征平衡和步态活动如何以及为何受到损害，（2）提高敏感性与功能性能的临床测试相比，记录了轻度残疾和随康复而改变的措施；（3）向患者提供立即生物反馈的机会，可以集中注意力并提高治疗效果。我们还将讨论常见系统类型之间的一些重要区别，并预测穿戴式传感器的潜在好处，这将使治疗师能够参与远程康复，以监测家庭的步态和平衡，家庭锻炼的依从性以及自然移动的质量。社区。

21 **Gait feature analysis of polyneuropathy patients**

摘要—多发性神经病（PNP）和衰老都会改变老年人的行走方式。然而，从技术角度来看，从步态模式识别PNP的方法还不够深入。在这项研究中，开发了一种自动分类方法，使用人工神经网络（ANN）来将神经性步态与年轻健康步态和旧健康步态区分开。使用了功能强大的无标记步态检测系统，并在正常临床条件下对10例年轻，10例老年和10例神经病变患者进行了实验。提取了四种类型的步态特征，即时间特征，时域运动学的关节轨迹，频域关节角的傅立叶变换和对称性指标。单向方差分析（ANOVA）被用作统计分析工具和特征选择方法。每种类型的特征和从ANOVA获得的选定特征分别用作两层前馈神经网络的输入。利用具有增强泛化性的双重交叉验证方法来评估分类的准确性。参与研究的医学专家提供了用于结果验证的基本事实信息。单个特征集的结果表明，时域中的运动学特征在三个类别中的分类精度最高，分别为94.2％，94.8％和94.8％，而对称特征的最低。将两组功能组合在一起可以稍微改善性能，并且通过使用选定的重要功能（分别具有96.2％，97.0％和96.9％的准确度）可以达到最佳性能。

步态分析或评估是对人体步行的系统研究，用于对运动系统造成影响的疾病的早期检测，药物治疗和康复[1]。该分析通常用于临床研究，方法是将受试者的数据与适合年龄的健康数据库进行比较，以识别异常和损伤的严重程度[2]。从时空测量中提取的步态变量（例如步幅时间，步行速度，站立时间），两个下肢之间的对称指数以及运动学参数（例如髋关节和膝关节角度）已广泛用于识别神经退行性疾病的关键特征。

多发性神经病（PNP）或周围神经病是一种系统性影响周围神经并导致运动反馈控制降低的疾病。神经性步态通常被定义为由于脚背屈无力而导致脚下垂的一种步态步态[3]。先前已对神经性步态进行了一些研究，结果表明PNP患者行走时步幅较短，步幅较长，双支撑时间延长，步态变异性增加以及矢状面髋关节活动范围（ROM）较小[4-7] 。但是，大多数这些研究仅在实验室情况下检查步态模式，在这种情况下，步行模式可能会受到医生指示和复杂实验设置的显着影响。此外，多发性神经病是老年人中常见的疾病。临床研究表明，衰老本身会对步态产生影响，包括步幅增加[8]，最小脚趾间隙减小[9]，站立时间延长[10]，脚部活动距离减小[11]和步行不稳定性增加[12] ]。由于老年人多发性神经病的发生率很高，目前尚不清楚哪些变化是正常衰老引起的，哪些是PNP引起的。因此，需要进行更全面的比较，以同时调用年龄匹配的健康受试者和年轻的健康受试者。

为了获得基于计算机的步态分析所需的数据，在过去的几十年中使用了基于标记的步态捕获系统[13]。这些系统主要依靠标记或传感器，这些标记或传感器附着在人体的特定位置，因此可能非常昂贵，复杂且对患者具有侵入性。像本研究一样，我们旨在通过简单的设置来研究标准房间条件下的步态模式，并使用了基于鲁棒无标记视觉系统[14]。可以从上述系统获得矢状面中髋和膝的基本时间参数和运动学关节角度。

近年来，人工神经网络（ANN）被认为是步态分析最流行的方法之一[15]。人工神经网络是一种用于决策和模式识别的统计机器学习模型，并被证明比生物力学方法或常规统计方法更有效[16]。通过将ANN作为分类器来识别异常步态模式，已经进行了许多研究。例如，Jaime等[17]训练了多层感知器ANN，在21位患者和21位对照受试者中，对阿尔茨海默氏病的诊断达到了95％的性能。 Wu [18]提出了一种新的基于小波的特征提取技术，并用ANN分类器对24名健康的年轻人和24名健康的老年人进行了测试。结果表明，人工神经网络分类器可作为评估正常步态衰老的有效工具。此外，在另一项研究中将地面反作用力和基于小波的特征用作人工神经网络的输入，以对健康和病理步态进行分类，并产生了95％的分类精度[15]。此外，帕金森氏病患者还具有四个重要特征，即步长，步行速度，膝盖角度和地面反作用力，并且具有多层感知器ANN [19]，从而成功地对其进行了分类。尽管已经完成了许多关于神经退行性步态识别的工作，但是他们都没有将机器学习算法应用于神经性步态，并且神经病的详细临床步态特征尚未在技术研究界讨论。

这项研究的目的是通过统计方法和人工神经网络来研究在现实生活和标准房间环境中患有和不患有多发性神经病的老年人的不同类型的步态特征。 将来，该结果将用于支持医生进行PNP的早期诊断和治疗评估。 检查的特征包括基本的时态特征，在时域和频域中提取的髋部和膝部运动学特征以及两条腿之间的对称性指标。 特别是，本研究增加了另一组，即年轻健康组，以评估和比较由衰老和PNP引起的变化。 本文开发的算法的性能已基于医务人员使用无标记视觉系统进行数据采集的地面真实值进行了验证。

22 Gait analysis measurement for sport application based on ultrasonic system.

摘要：步态分析是评估和改善许多生活质量指标的非常重要的程序。 在运动中，步态分析可用于改善运动员的表现和预防伤害。 本文介绍了可穿戴仪表鞋中用于运动步态分析测量的超声系统的发展。 本文首先介绍相关文献中的要求。 接下来是关于系统配置的说明，描述了传感器属性和飞行时间概念。 接下来，是说明使用建议的仪器进行实验设置的部分，然后是结果部分。 最后，本文还计划了未来的工作。

步态分析是对下肢运动模式的研究，涉及步态事件的识别以及动力学和运动学参数的测量。这些包括例如[1] [2]中所述的脚趾，着陆，姿态，挥杆，位移，速度，加速度，力，压力和压力时间积分。步态分析广泛用于运动，康复以及健康诊断中。同样在运动训练中，步态分析已被用于识别运动员在各种体育赛事中的表现，例如高尔夫，游泳，跑步等[3-9]。至少部分地由于不良的生物力学，经常造成许多伤害。为了避免将来过度使用的伤害，需要高水平奔跑和跳跃的运动跑步者和运动员应确保进行步态分析并按照[10]中所述购买正确的鞋类。可能导致绊倒或跌倒发生的非常重要的时刻被标识为足部运动处于摆动中阶段的阶段。足部运动的这一重要阶段称为最小足部间隙（MFC）。 [11]中的研究表明，最小脚部间隙小于5 cm，而步态期间脚部轨迹可能会上升至17 cm。如今，步态分析仍主要在专门设置的运动实验室中进行，该实验室使用高端运动成像系统和[12-13]中所述的磁跟踪系统。在另一种测量设置中，分析需要医生目视观察步态。如图[14]所示，这两种方法无疑是昂贵的。

尽管有当前的实践，但事实证明，对现实生活中的便携式测量和监视设备的需求正在迅速增长。 例如，便携式鞋集成系统应该在实际环境中表现更好，以允许进行全面分析和密集监控。 如[2] [1 5-17]中报道的进行实际活动和测量的原位实验表明，这种系统可以降低手术成本以及减少在场医生的时间。 图1显示了在步态分析过程中供运动员使用的超声系统的可能位置。 超声波系统将固定在鞋子的前后。

强烈推荐使用加速度计的非常复杂的方法，但是基于加速度计的系统需要双重积分算法，以最大限度地减少由于漂移效应和误差而导致的不稳定数据，如文献[18]中所述。基于加速度计的MFC测量也不适用于凹凸不平的表面，例如在楼梯的下降和上升过程中，因为它会根据加速度数据计算间隙[1]。即使当相应的位移相对较小时它也能够检测到快速运动，加速度计也无法指示段的初始状态[19]。并且容易受到积分漂移误差的影响。因此，要克服这些错误；如[20]所述，需要一种漂移校正方法。

当前的MFC测量方法需要在实验室中使用反射性或活动性标记，一个或多个摄像机，螺纹铣刀或合适的地板以及在合适的计算机上运行的计算机软件[11]。这种方法仅限于一定程度的精度，因为它不适合[21-22]中所述的自然环境，例如在家中，体育场内或室外，可穿戴式仪表鞋方法更方便，应被更优选。

23 Effects of a virtual reality and treadmill training on gait of subjects with multiple sclerosis: A pilot study

步态和认知缺陷在多发性硬化症（MS）中很常见，在双任务步行过程中会受到负面影响。跑步机（TM）训练先前已用于保留MS的运动活动。虚拟现实（VR）使用户同时参与认知和运动活动。结合TM和VR的培训已在几种神经系统疾病中成功采用，但在MS中却没有成功。这项研究旨在调查基于TM和VR的康复干预对MS患者步态的可行性。

招募八名患有复发缓解型MS的人参加为期六周的基于TM和VR的培训。在单任务和双任务条件下均进行了步态分析。临床测试用于评估步行耐力和障碍物协商能力。所有评估均在培训之前，之后和一个月后进行。干预后的双重任务改善了步态速度和步幅，并在随访中得以保留。评估发现，谈判障碍的能力有所提高。基于TM和VR的培训对于中度残疾的MS受试者是可行且安全的，并且可能在复杂的条件下（例如双重任务和障碍协商）对步态产生积极影响。

多发性硬化症（MS）是一种进行性退行性疾病，涉及运动，感觉和认知系统的损害（O’Sullivan＆Schmitz 1988）。 MS中常见的运动症状包括肌肉无力，共济失调，僵硬和肌肉痉挛（LaRocca 2011）。与正常步态相比，MS个体经常表现出步幅缩短和步态速度减小，双肢支撑时间延长以及下肢运动学的变异性更大（Crenshaw等人2006； Socie＆Sosnoff 2013a）。大约75％的MS患者报告行动不便（Lord等人1998; Swingler＆Compston 1992）并经历疲劳，严重影响步行耐力（Krupp等人1988; Socie＆Sosnoff 2013b; Fisk等人2005）。在处理速度和注意力方面观察到认知障碍，这会影响执行功能和记忆的表现（Chiaravalloti＆DeLuca 2008）。最近，一些研究探索了MS患者认知方面与步态障碍之间的关系，报告了在执行次要注意任务时走路时步态恶化的情况（Sosnoff等人2​​011; Hamilton等人2009; Motl等人2014）。 。由于日常生活通常需要步行时要同时具有认知能力，因此，MS个体的步态康复干预应包括双重任务范式。

针对MS步态障碍的具体康复治疗主要包括肌肉锻炼，步态和平衡控制技术（O’Sullivan＆Schmitz 1988； Cameron＆Wagner 2011）。其中，跑步机（TM）训练最近已应用于MS个体（Beer等人，2012； Swinnen等人，2012），并已显示可改善步态速度和耐力（Giesser等人，2007； Pilutti等人，2011； Philti等人，2011）。 Van Den Berg等，2006； Newman等，2007）。

虚拟现实（VR）是康复领域中相对较新的干预工具，它可以使受试者同时参与认知和运动活动（双重任务）。通过提供多感觉反馈，VR已显示出增强运动学习的能力，并在康复过程中改善了患者的动机，降低了运动强度（Thornton等，2005； Burdea，2002）。基于VR和TM结合使用的步态康复干预措施表明，中风后个体的步态质量得到改善（Fung等，2006； Yang等，2008； Walker等，2010； Jaffe等，2004）。患有帕金森氏症（Mirelman et al。2011）。

尽管基于TM和VR的培训计划已在神经系统疾病中显示出令人鼓舞的结果，但几乎没有证据表明其可用于MS。在案例研究中，Fulk使用TM和VR来训练MS患者（Fulk 2005）。该研究调查了TM训练对步行的影响，同时使用了基于VR的单独干预来训练平衡。观察到受试者的步态速度，平衡能力和耐力得到了改善。但是，从未探索过基于TM和VR的联合干预MS。

这项研究的目的是评估结合使用基于TM和VR的干预措施来改善MS患者步态和耐力的可行性。 通过临床评估和全面的步态分析，评估了基于TM和VR的六周干预的效果。

24 Feasibility and Acceptance of a Virtual Reality System for Gait Training of Individuals with Multiple Sclerosis

摘要：本研究的目的是评估针对多发性硬化症患者的新型基于虚拟现实的步态训练的可行性和参与者的接受程度。十名多发性硬化症患者参加了为期六周的虚拟现实跑步机培训计划，该计划要求参与者在进行双重任务时协商障碍。结果指标包括系统性能，培训进度和参与者的接受程度。结果表明，该系统是耐用的，并且高度适应参与者的能力。所有参与者都喜欢干预并提高了他们的表现。此外，该技术已被广泛接受，并且发现多感官反馈非常有用。这项研究证明了基于虚拟现实的系统在多发性硬化症步态训练中的可行性。它为康复干预的进一步发展提供了基础，并证明了在此类人群中虚拟现实跑步机干预是可行的。

运动康复干预旨在通过最大化被治疗者的日常生活功能来改善其独立性和生活质量（美国职业治疗协会，2002；世界卫生组织，2001）。日常活动经常需要同时执行认知和运动任务（双重任务），并在意外事件发生时适应运动策略（Kizonyet等，2010）。不幸的是，双重任务训练很难实现，因为它需要具有高训练强度的多模型方法。虚拟现实（VR）在康复中已被提出，因为它允许在安全而积极的环境中运行密集且重复的培训计划。 VR环境提供受控的刺激和多感官反馈，同时让参与者参与双重任务活动（Mirelmanet等，2011）。此外，传统的康复通常无法提供运动学习所需的强度，并且会被视为无聊且重复的，影响患者的动力。 VR可以跟踪和记录对象的运动表现和成就，从而提供具有挑战性和吸引力的锻炼。VR被认为是有趣，新颖和有趣的，将重点从人的工作重点转移到与VR环境进行交互的过程（Thorntonet等， 2005年）。

已经成功开发了各种VR工具并将其用于神经系统损伤患者的运动康复，例如中风后（Cameirãoet等，2008； Holden，2005； Jaffe等，2004； Mirelmanet等，2009）。 脑损伤（Sveistrupet等，2003）和帕金森氏病（Mirelmanet等，2011）和老年受试者（Bissonet等，2007）。

有限数量的研究将VR应用于受多发性硬化症（MS）影响的受试者。 Leocani等。 （Leocaniet等人，2007）使用电磁传感器记录了十二名MS受试者的食指运动，同时跟踪了投射在屏幕上的目标。 作者强调，需要考虑患者的特定运动和认知技能，制定量身定制的康复策略。 Baster is和他的同事（Basteriset等人，2011年）要求六名MS受试者在抵抗力的作用下控制虚拟工具，该阻力与任务难度一起在每次疗程开始时自动适应患者的表现 ，逐渐增加任务需求。 结果表明，受试者可以提高自己的表现，并在整个疗程中保持这种表现。

由于MS是一种慢性神经退行性疾病，其运动症状（感觉障碍，肌肉无力，痉挛，平衡不足和疲劳）（O'Sullivan，2001）通常会导致步态障碍（Weinshenker，1994），这种训练有望 产生积极的影响。 尽管如此，关于VR在MS受试者的步态康复中的应用的文献有限（Fulk，2005； Baram＆Miller，2006）。

此外，康复干预的成功取决于患者的参与，动机和满意度（Lewiset等，2011； Cardosoet等，2006； Macleanet等，2000； Macleanet等，2002； Chenet等，1999）。 尽管VR在康复MS个体方面显示出令人鼓舞的结果，但缺乏关于用户是否接受这种方法的结构化信息，这可能对将来成功开发VR干预措施很有用（Lewiset等，2011）。

当前研究的目的是开发一种基于VR的系统，以训练MS个体的步态并在六周的计划中测试其可行性。 其次，我们评估了参与者对这种干预的接受程度。 在以前的出版物中已经报告了该培训计划对平衡和步态的影响（Aielloet等，2012； Peruzziet等，2013）。

25 Automatic extraction and description of human gait models for recognition purposes

摘要：使用步态作为生物特征引起了人们的兴趣。我们描述了一种新的基于模型的运动特征提取分析方法，该方法可以自动提取并描述人的步态进行识别。步态签名直接从证据收集过程中提取。这可以通过使用傅立叶级数描述大腿的运动并应用时间证据收集技术从一系列图像中提取运动模型来实现。仿真结果突出显示了存在噪声时潜在的性能优势。分类使用应用于大腿运动的傅立叶分量的k最近邻规则。实验分析表明，相对于仅使用幅度信息，相位加权傅里叶幅度信息可以提高分类速度。通过对特征空间中聚类分离的统计分析，验证了相位加权幅度信息的改进分类能力。此外，该技术被证明能够处理高水平的遮挡，这在步态中特别重要，因为人体会自我遮挡。这样，已经开发出一种新技术来自动提取和描述运动的关节形状，即人的腿，并在步态方面显示出其潜在的生物特征。

大多数人都可以通过走路的方式来认识熟人，尽管识别他们的不仅是步态，例如，通常可以识别出他们的发型或衣服。这项研究调查了通过计算机视觉获得的步态签名来识别人的可能性。我们首先回顾一下生物识别技术的领域，并介绍了当前通过计算机视觉识别步态的方法。

尽管在这些领域之间几乎没有交叉应用的思想，但在许多领域中已经进行了大量关于步态的研究：心理步态线索尚未在其他地方找到应用。在这项工作中，出现了一些旨在通过步态识别人的新兴技术。这些技术都没有使用已知的机械拓扑或医学研究，而是更多地专注于启发式和统计指标。但是，有可能开发基于模型的步态提取技术，从中可以生成直接适用于步行力学的度量。在详细介绍与这种方法相关的性能优势之前，应对当前在步态及其相关领域的研究进行回顾。

1.1. Biometrics

在当今社会，对可靠的身份识别方法的需求很大。 改进识别方法可以避免发生这样的事件，如将孩子从日托中心放到一个完全陌生的人或一个在六个不同身份下要求福利的福利接受者。 一项研究[29]表明，技术提高了人们识别能力的领域是生物识别。

生物识别是从活人身上获得的一种度量，并用作身份验证或识别的方法。 该度量可以基于某些生理特征（例如指纹）或人类行为的某些方面（例如手写）。 当前，生物识别的主要应用是安全性，用于访问控制。 预计随着技术的成熟，潜在应用程序的数量将增加。 未来可能的应用可能包括移民控制和监视。

当前正在研究的领域包括自动面部识别，眼睛（视网膜）识别，指纹，手部几何形状，静脉模式和语音模式。 实际上，在英国，针对ATM交易中生物识别技术的使用，视网膜识别的使用正在研究中。 最近的调查[11,32]揭示了生物识别领域的大量研究，从银行业到证券业，其应用广泛。 即使在生物识别领域有广泛的应用和研究，步态只是最近才出现[26]。

在身份识别的许多应用中，特别是在涉及严重犯罪的应用中，许多成熟的生物识别技术被掩盖了。脸部可能被隐藏或分辨率低；手掌被遮盖；耳朵看不见。但是，人们需要走路，因此步态通常很明显。这激发了使用步态作为生物特征的动机。牛津词典关于步态的定义是“走路时的步行，方位或马车的方式”，这表明研究可以集中于一个人的走路的不同方面。实际上，步态的独特优势是当其他生物特征的分辨率太低而无法感知时，可以远距离操作的能力。除了可感知性之外，使用步态的另一个吸引人之处在于运动可能难以掩盖。考虑例如抢劫情况。为了避免引起注意，强盗将需要迅速进入，以最大程度地减少被捕获的可能性，或者在不太明显的情况下进入。在逃逸时，强盗将迅速逃离（如果已知已侦破犯罪），或以（明显）闲暇时离开。两种情况下的动作都是自然的，因为对象要么不想引起他们的注意，要么想要快速移动。在这种情况下，使用步态作为生物特征将显得很有吸引力。

以前在步态方面缺乏研究可能是由于技术限制：分析步态需要处理一系列图像，而直到最近，主流架构和图像采集才能够提供必要的性能。显然，将步态用作生物特征存在局限性。对一些明显局限性的效力进行更清晰的检查，等待开发出实用的步态识别系统。但是，鞋类和服装也会影响步态。同样，身体状况也会影响步态，例如怀孕，腿或脚的疼痛甚至醉酒。这些因素对于生物识别技术而言并非陌生：面部可以化妆或配镜；耳朵会被头发遮住。这些可以是自然发生的，但也可以用于欺骗目的。欺骗可能会走得更远，受试者可以戴上口罩，而在手掌识别中，甚至可能会割断手是一个问题。这些因素可能会阻碍人类的感知，但是主要问题是生物识别系统是否仍可以感知生物识别的基本特征，而不管这些因素的存在与否。在步态的情况下，这种潜在的特征可以是基本上限制运动变化的肌肉组织。然而，诸如衣服，鞋类和身体状况之类的因素必须等待调查，因为尚未确立识别步态基本性质的方法。与面部表情或化妆在自动面部识别中的作用相似，这些因素似乎是继步态研究的潜在潜在生物特征之后出现的。

除了它的可用性或自然性以外，识别步态很有吸引力，因为它是非侵入性的并且不需要对象接触，这与自动面部识别和其他生物识别技术一样。显然，有一种观点认为步态可以用来识别个人。这种观点实际上并不陌生：莎士比亚用形容词丰富的词典来形容步态，包括王子，狮子，沉重，谦虚，疲倦，强迫，温柔，游泳和雄伟。进而，在《暴风雨》（第4幕1幕）中，谷神星观察到州的最高女王，大朱诺来了。我以她的步态认识她。更重要的是，在《特洛留乌斯（Troilius）和克雷塞达（Cressida）[第4幕场景5]》中，尤利西斯说，我很喜欢他的步态；他在脚趾上站起来：渴望的精神将他从地面上抬起。前者是莎士比亚关于通过步态识别人的能力的许多观察之一。后者包括Diomedes举止的简洁描述。显然，莎士比亚的观察是通过当前英语用法来解释的。然而，最早的步态词典定义暗示了类似的含义，在约翰逊的英语词典[13]中给出了类似的含义，即步行的方式和方式以及上述两个引号中的第一个作为用法示例。

因此，不仅步态具有作为生物特征的潜力，而且还具有应用潜力，因为步态相对于其他生物特征具有若干实际优势，以及与它们共有的一些应用优势。 已经进行了专项研究，特别是出于治疗原因的医学研究。 另外，已经有心理学研究集中在人的能力上。 也有一些计算机视觉方法旨在通过一系列图像对人类目标进行建模和跟踪，尽管通常不用于识别。 [1]和最近的[20]对这些著作进行了评论。 跟踪方法可能不太适合作为生物特征的步态，因为遮挡（时间和空间）会使实施变得非常复杂。

1.2. Current approaches to automatic gait recognition

在最早的步态自动识别方法中，[27]从步行者的时空模式得出了步态特征。 在此，在XT维度（平移和时间）中，头部和腿部的运动具有不同的模式。 对这些模式进行处理以确定人体运动的边界轮廓，然后拟合五杆模型。 通过对速度的拟合模型进行归一化，然后使用线性插值法来导出归一化的步态向量，从而得出步态特征。 然后将其应用于一天中不同时间拍摄的包含五个不同主题的26个序列的数据库。 根据欧几里德距离度量中用于加权因子的值，分类率从近60％到刚好超过80％不等，这确实是一个有希望的开端。 显然，该研究未使用任何模型。 这样，似乎很难确认该度量确实确实与受试者的步态有关。

后来，密集的光流被用来获得步态特征[15,16]。这种无模型方法描述了瞬时运动，运动的形状，随运动对象的类型和运动的类型而变化。将这一描述应用于人的识别，辨别是通过其运动形状的周期性变化来实现的。根据nþ1个图像序列，生成n个密集光流图像。从每个光流图像中得出一组描述运动形状的m个标量特性（例如，所有运动点的质心）。这些标量的值被安排形成代表序列中变化运动的m个时间序列。每个系列共享相同的基本频率或简单的倍数，但相位不同。这些相位测量是所描述的步态特征的基础。通过从每个剩余标量的相位中减去参考相位，可以使不同序列的相位测量具有可比性，因此不需要时间对齐。现在，每个序列都具有m 1个相对相的特征，形成了用于识别个体的特征向量。通过计算每个受试者的平均相位向量并将其用作示例向量来完成分类。每个序列通过其相向量到每个示例向量的欧几里得距离进行分类，该序列被分类为其最近邻居示例向量的类别。改变特征向量中的特征数量以找到将产生最佳分类的特征子集。在六个对象的数据库上进行的实验发现，只有三个特征就可以实现良好的识别率（90.5％），五个特征则达到了稳定的95.2％。

看来[16]的工作的主要目标是确定运动的哪些内容有助于识别，而不是使用这种方法来开发生物统计指标。 尽管证明了基于模型的方法对于获得良好的识别结果不是必需的，但[16]期望当个体数据库变大时，“歧视会受到损害； 简单的动作提示可以识别步态类型，但不再唯一地识别个人。’

另一种方法[21]则更多地针对一般对象-运动特征，以步态为例。该方法在功能上与时空图像相关性相似，但是使用参数特征空间方法来减少计算需求并提高鲁棒性。该方法首先通过减去相邻图像来导出人体轮廓，并进行进一步处理以减少噪声。然后，将图像投影到本征空间中，这是一种成熟的自动人脸识别方法。然后对轮廓序列执行特征值分解，其中特征向量的顺序对应于频率内容。从七个对象的10个序列的数据库中识别出，对于16个特征向量，分类率为100％，对于八个特征向量，分类率为88％，而时空图像相关方法（通常要求更高）则为100％。此外，该方法表现出对输入图像中的噪声的鲁棒性。显然，这是一种统计方法。系统只能学习对标记的数据进行分类。如果对系统进行了错误的训练，则由于未假设人类行走的唯一模型，因此将发生错误的识别，而是可以通过图像序列中的连续分布从行走中识别出人类。

基于主成分分析（PCA）的特征空间变换（EST）或Karhunen-Loeve变换已被证明是自动面部识别和步态分析的有效指标，但没有使用数据分析来提高分类能力。 一种新方法将基于规范分析（CA）或线性判别分析（LDA）的规范空间变换与本征空间变换相结合，用于步态分析[9]。 这为自动步态识别提供了一种统计（基于区域）的方法，其中图像序列是整体描述的，而不是通过模型方法或基于运动的方法描述的，而是描述运动内容的方法。

基于PCA的面部图像表示已成功用于各种面部识别方法。 但是，基于完整图像数据集的全局协方差矩阵的PCA对数据中的类结构不敏感。 为了增加各种面部特征的鉴别能力，[6]使用LDA（也称为CA）来优化不同面部类别的类别可分离性并提高分类性能。 通过最大化类间差异和最小化类内差异获得这些特征。 不幸的是，这种方法具有很高的计算成本。 此外，仅通过CA获得的类内协方差矩阵可能是奇异的。 将EST与规范空间变换（CST）结合使用可降低数据维数，并同时优化不同步态序列的类可分离性。

在来自加利福尼亚大学圣地亚哥分校视觉计算小组的五个人的五个序列上[9,15]，仅通过CST即可达到85％的分类率，而结合使用EST和CST即可达到100％的分类率。 此外，CST可以更好地分离群集，这表明该技术似乎适用于大型数据库。 后来的扩展[10]是基于使用密集光流[16]的，并且再次在相同数据上达到了100％，这表明通过使用组合垂直和水平运动分量的密集光流，可以实现最佳性能。 但是，这些技术仍以统计为基础，通过对一系列区域分布的统计来描述人类运动，而不是通过任何将数据与模型匹配的尝试。

文献[18]和[19]研究了不同步态运动的识别。 从灰度图像序列中提取身体部位的轨迹，然后从该轨迹信息中导出特征向量。 在[18]中，光流被用来确定身体部位的运动轨迹，而[19]则以混合密度来模拟几个身体部位和背景，以提取运动轨迹。 步态分析的特征向量是由人体部位在x和y方向上的位移形成的。 使用隐马尔可夫模型进行分类，每种步态都经过训练。 与本节中讨论的所有统计（基于区域）方法一样，[18]和[19]中针对步态分析得出的特征并非基于人体或其运动模型。 这样，分类的区分能力将限于可用的训练数据的数量和质量。

1.3. Aims of the research

本文探讨了无需使用标记即可从步行对象的图像序列中提取步态生物特征的可能性。 已开发出复杂的计算机视觉技术，旨在提取可用于人识别的步态特征。 寻求基于模型的方法来产生对原始数据具有高保真度的生物特征。 医学研究用于开发模型。 这是一种通过计算机视觉识别步态的新颖方法，因为当前的技术集中在启发式和统计步态指标上。 自然地，模型的应用将潜在地减轻对统计（基于区域）方法施加的限制，即所提取的度量可以直接归因于人体运动。 这样，这似乎提供了不仅区分步态，而且还区分影响步态的因素的潜力。

这项工作的基本假设是基于模型的方法应为自动步态识别提供合适的潜力。当前建立的自动步态识别方法纯粹是统计性的：它们基于图像序列中的运动内容而不是基于人体及其运动的模型得出歧视性度量。 基于模型的方法的固有优势是处理外观转换和实际效果（例如遮挡）的潜在能力。 外观转换意味着相机的视点会扭曲对象的形状。 这只能在基于区域的方法中通过在每个场景中包含标记点来处理。 基于模型的方法很可能可以在没有标记点的情况下处理这种失真的场景，因为它依赖于序列中人类运动的存在，因此可以固有地对其时间历史/未来进行建模。

此外，基于区域的技术似乎无法明确处理遮挡。统计技术中得出的区分度直接由图像序列中像素的运动信息形成。对于被遮挡的对象，在序列的某些部分中像素的运动信息已被删除，基于区域的方法可能会失败，因为没有模型可以处理丢失的信息。基于模型的技术可以通过全局集成序列的每个图像中本地收集的信息来克服减少的信息。这样，每个单独图像中信息的重要性被大大降低，以至于可以在几个帧中丢失/遮挡对象而不会影响签名的提取。成功处理遮挡的能力是自动步态识别的基础。在实际应用中，该人可能会被诸如公文包，雨伞，购物袋或背囊之类的附件所阻塞。同样，人体在许多运动类型中都自闭塞。

同样，鞋类和服装等次要影响也无法通过统计技术进行分析。 通过统计（基于区域）方法生成的图像序列中的运动描述不能推断为包括这些效果，因为该描述在人体运动力学中没有基础。 使用基于模型的方法，可以在特征提取阶段适应这些次要效果。 例如，一个疲倦的人走路时腿部屈曲较少，但是图像序列仍将包含一个运动的人，因此仍然可以提取其模型。

最初，现存的计算机视觉技术用于从一系列图像中提取步态生物特征[5]。尽管已从提取的特征成功生成了步态签名，但仍存在一些战略问题。本质上，使用现有技术并未考虑使用基于序列的运动特征处理可能带来的潜在性能提升，而更关注运动特征跟踪的逐帧方法。然后开发了新的建模技术来解决这些问题。使用新颖的时间证据收集方法，可以从图像序列中提取步态模型，并基于该模型自动生成签名。我们可以通过使用一种新的背景扣除方法在分析之前隔离运动对象来改善问题，但我们选择将我们的新方法表述为特征提取的常规方法，此处旨在从序列中提取和描述运动形状图片。

在第2节中回顾了先前关于步态的医学研究。在第3节中详细介绍了为克服在初步研究中发现的固有问题而开发的新技术。第4节概述了可能扩展前一节中讨论的技术的进一步工作。 第5节中的结论总结了本文提出的工作，并描述了研究目标的实现情况。

26 Identifying people from gait pattern with accelerometers

摘要：保护便携式设备变得越来越重要，这不仅是因为设备本身的价值，而且还因为便携式设备中数据的价值及其交易能力，包括m-commerce和m-banking。 提出了一种用于识别便携式设备的载体的简便且自然的方法。 该方法使用由嵌入在便携式设备中的传感器产生的加速度信号。 当用户携带设备时，将加速度信号与存储的模板信号进行比较。 该方法包括查找各个步骤，对其进行归一化和平均化，将其与模板对齐并计算互相关性（用作相似性度量）。 在36个测试对象的试验中，平均错误率达到6.4％。

诸如智能电话和个人数字助理（PDA），可穿戴计算机，智能服装和智能人工制品之类的便携式设备正在成为我们日常环境的一部分。它们的重要性以及与之相关的风险正在增加。例如，个人便携式设备被用于通信，远程交易以及作为存储有价值和离散数据的手段。但是，这些设备的保护通常很差，尤其是在“开机”状态下，即使四位数的PIN码也不能保护信息和设备。显然，有机会建立一个不显眼的隐式安全机制。在本文中，提出了一种用于创建这种机制的生物识别方法，即，我们描述了一种新颖的方法，用于验证便携式设备的用户在与设备行走时的身份。通过步态识别便携式设备的用户是非常自然，不引人注目的，并且符合平静计算的范式，在这种计算中，用户不应受到正在使用的技术的干扰或负担。

步行风格或步态在各个人之间是不同的，并且相当稳定，而刻意模仿他人的步行风格则很困难。 自动步态识别已作为一种行为生物特征进行了大约十年的研究。 通常，基于视觉的方法用于步态识别。 通常，步态生物特征的性能低于例如。 指纹生物识别技术，该方法尚处于初期阶段。

没有建议使用步态识别来保护个人设备，其通信能力和其中包含的数据。 取而代之的是，已经提出了各种其他生物特征形式并用于该目的，包括已在商用PDA设备中采用的签名，语音和指纹。 除语音识别外，所有这些方法都要求用户采取明确的行动，例如 以便在用户面前接受指纹或在触摸屏上书写。 从这个意义上讲，这些方法过于引人注目，需要引起注意。

本文提出了一种新的个人设备识别方法，该方法使用步行产生的加速度信号。 提出的方法与依靠计算机视觉或安装在地板上的传感器的主流步态识别研究明显不同。 据我们所知，没有关于使用加速度传感器进行步态识别的论文。 身份识别方法可以看作是对尝试识别活动的研究的逆转，例如 独立于用户的步行，跑步或骑自行车。 Lester和同事报告了一种基于加速度计的系统，用于检测两个设备是否由同一个人同时携带，这有点类似于我们的方法。

该方法在后台操作，因此不引人注意，并且不需要用户的注意。 随着加速度传感器在便携式设备中变得越来越普遍，将不再有与此处介绍的步态识别方法相关的额外硬件成本。

公众和专家越来越关注与生物识别技术广泛使用相关的威胁。 感知到的威胁一方面是隐私的丧失，另一方面是身份盗用的可能性。 本文提出的基于步态的识别方法至少可以部分回答以下两个问题：生物特征数据的隐私性是通过将其存储在用户自己控制的介质（即便携式设备）中来保存的； 与指纹相比，识别身份盗用的威胁并不那么重要。

27 A Wearable Acceleration Sensor System for Gait Recognition

摘要-本文根据步行产生的步态加速度信号特征来解决人的识别问题。设计了一种基于便携式微处理器的数据收集设备，用于在人类行走过程中测量三维步态加速度信号。该系统由一个三轴加速度计，一个MCU，32M字节的RAM和一个用于数据传输的数据传输模块组成。该设备固定在用户的腰部，并以250Hz的采样率记录了三维加速度信号。完成记录后，将存储在RAM中的数据传输到个人计算机以进行小波降噪，步态周期划分和步态模式提取。通过在时域和频域进行分析，并使用动态时间扭曲来解决自然发生的步行速度变化导致的问题，将1个最近邻居用于个人识别。实验是对21名以正常速度行走的受试者进行的。采用时域和频域的步态分析方法，均等误差率分别为5.6％和21.1％。我们的初步结果表明，可以根据步态加速来识别用户。

步态识别是目前在生物识别领域最活跃的研究主题之一。 在许多领域中广泛的有前途的应用以及对智能系统领域中人性化的日益重视推动了人们的浓厚兴趣。 关于一种行为生物特征，步态识别已被研究[1]。 关于步态识别的研究很多，主流的步态研究是基于机器视觉的，但是照明的影响，运动对象的阴影等都是基于视觉的步态识别，基于视觉的步态表现的障碍。 认可度不是很高。

与传统的研究方法不同，本文通过分析时域和频域中的步态加速度信号来识别个体。 为了捕获人体行走过程中的三维人体步态加速度信号，设计了一种基于微处理器的便携式数据采集设备，并在固定到 用户的腰部。 通过将信号划分为步态周期，可以提取出代表用户步态特征的步态图样，并根据时域和频域中的信号分析识别出个体。 我们用于识别的一般思想是模板匹配，而动态时间规整（DTW）[2]用于处理自然发生的步行速度变化而导致的问题。

本文的其余部分如下组织。 第二节描述了步态收集装置。 第三节介绍了实验设计。 第四节介绍了基于小波去噪的信号处理方法。 第五节概述了用加速度计识别人员的方法。第六节对实验结果进行了描述和讨论。 第七节总结了本文。

28 Gait Recognition Using Wearable Motion Recording Sensors

摘要：本文提出了一种替代方法，其中步态由连接到人体的传感器收集。这种可穿戴传感器记录步行过程中身体部位的运动（例如加速度）。然后对记录的运动信号进行检查以用于人识别。我们分析了脚，臀部，口袋和手臂的加速度信号。应用各种方法，针对基于脚，口袋，手臂和臀部的用户身份验证获得的最佳EER分别为5％，7％，10％和13％。此外，我们提出了对步态安全性评估的分析结果。在三种攻击情形下，研究基于步态的用户身份验证（在髋关节运动的情况下），我们发现，模仿最小的努力无助于提高冒名顶替者的接受机会。但是，知道数据库中最亲密的人或用户性别的冒名顶替者可能会威胁基于步态的身份验证。我们还提供了一些有关脚步运动时步态唯一性的新见解。特别地，我们揭示了以下内容：与上下方向或前后方向相比，脚的侧向运动提供最大的辨别力；步态周期的不同部分提供不同程度的区分。

生物特征识别利用人类的解剖和行为特征。 用作生物特征识别的常规人类特征包括指纹，虹膜，面部，声音等。 最近，已提出了新型的人类特征用作生物特征识别方法，例如打字节奏[1]，鼠标使用[2]，大脑活动信号[3]，心音[4]和步态（步行方式） ）[5]。 新的生物识别技术背后的主要动机是，与传统的生物识别技术相比，它们更适合某些应用程序，并且/或者对其进行补充以提高安全性和可用性。 例如，步态生物特征可以通过摄像机从远处捕获，而其他生物特征（例如，指纹或虹膜）难以或不可能获得。

最近，根据步态识别个人成为生物识别技术中一个有吸引力的研究主题。 除了可以从远处捕获之外，步态的另一个优点是能够以一种不显眼的方式收集数据，也就是说，它不需要用户端的明确动作/输入。 从收集步态的方式来看，步态识别可分为三种方法：（i）基于视频传感器（VS-），（ii）基于地面传感器（FS-），（iii）可穿戴传感器（WS- ）。

在基于VS的方法中，使用摄像机从远处捕获步态，然后将图像/视频处理技术应用于提取步态特征以进行识别（参见图1）。早期基于VS的步态识别研究显示出可喜的结果，通常用于分析小型数据集[6，7]。例如，Hayfron-Acquah等。 [7]的数据库中有来自4个受试者的16个步态样本和来自6个受试者的42个步态样本的正确分类率分别为100％和97％。但是，最近的有关更大样本量的研究证实，步态具有独特的模式，可以从中识别出个体[8-10]。例如，Sarkar等。 [8]的数据集由来自122位受试者的1870个步态序列组成，在1级（实验B）获得了78％的识别率。步态识别领域的大量研究都集中在基于VS的步态识别上[10]。对基于VS的步态类别非常感兴趣的原因之一就是大型步态数据库的可用性，例如南佛罗里达大学[8]，南安普敦大学[11]和中国科学院[22]提供的数据库。表1给出了基于EER的一些基于VS的步态识别性能。在此表（以及表2和3）中，＃S列表示实验中的受试者人数。值得注意的是，由于数据集之间的差异，直接比较表1（以及表2和3）中的性能可能不够。这些表的目的是给人一些识别性能的印象。

在基于FS的方法中，在地板上安装了一组传感器（参见图1），当人们在其上行走时会测量与步态相关的数据[20、24、27、28]。 基于FS的方法可以捕获步态特征，而这些步态特征在基于VS的方法中很难或无法收集，例如地面反作用力（GRF）[27]，脚跟比[20]等。 表2简要概述了几种基于FS的步态识别工作的性能（根据识别率）。

与其他两种提到的方法相比，基于WS的步态识别相对较新。通过这种方法，将所谓的运动记录传感器佩戴或连接到人的身体的各个位置，例如鞋子和腰部（见图1）。 [21，29–34]。记录传感器的示例可以是加速度计，陀螺仪传感器，力传感器，弯曲传感​​器等，其可以测量步行的各种特征。然后，由这种传感器记录的运动信号被用于人的识别目的。以前，基于WS的步态分析已在临床和医学环境中成功用于研究和监测具有不同运动障碍的患者[35]。与基于固定视觉的系统相比，在医疗环境中，这种方法被认为便宜且便携[36]。尽管基于WS的步态分析在临床环境中成功应用，但直到最近才将该方法应用于人识别。因此，到目前为止，在使用基于WS的步态分析进行人识别方面尚未发表太多文章。表3给出了当前基于WS的步态识别研究的简短摘要。在此表中，“ Reg”列。是识别率。

本文报告了我们基于WS的方法在步态识别中的研究。 该论文的主要贡献在于识别了多个身体部位，这些部位的运动可以在步态中提供一些身份信息。 以及分析步态生物特征本身的独特性和安全性（抵抗攻击的鲁棒性）。 换句话说，本文研究的三个主要研究问题如下。

29 Accelerometer-based Gait Authentication via Neural Network

摘要—基于加速度计的步态认证是一种非侵入式生物特征测量。 这是一种增强便携式电子设备安全性的新颖可行的方法。 为了提高认证性能，提出了一种基于神经网络的决策级数据融合算法。 所提出的算法融合了不同方向上的加速度信号和经典方法，以匹配诸如相关性，欧几里德距离等步态模式。在我们的实验中，用于训练和测试的数据集分别由17个，20个对象组成。 均等错误率（EER）降至0.82％，远低于目前提出的其他方法。

智能电话，多媒体播放器，数码相机等个人数字助理（PDA）已极大地融入了人们的日常生活。 由于某些PDA价格昂贵，而某些PDA却保存着宝贵的数据，因此人们越来越关注安全问题，尤其是用户身份验证。 毫米级的小型加速度计可以轻松集成到PDA中[1]，因此基于加速度计的步态认证是可行的。 与其他身份验证技术相比，基于加速度计的步态有其自身的优势。 例如，步态数据不会像密码或身份证那样被盗或丢失； 它克服了由于声音，灯光和视点变化而造成的限制，而这种限制不可避免地会遭受基于语音和视频的步态。

结果，基于加速度计的步态认证是吸引人的。 自2005年以来，已经提出了许多相关研究[2-7]。 它们在加速度计（腰部，脚踝，裤子的口袋等）的分配，计算匹配值（相关性，直方图，高阶矩，曼哈顿距离，动态时间扭曲（DTW）等）的方法上彼此不同。 等等。 在数值上，参考文献[7]的最低EER为1.6％。 在上述研究中，总是将匹配值与阈值直接进行比较以进行身份验证，而在参考文献[8]中，通过投票方案融合了源自五个不同分配的加速度计的加速度的五个匹配值以进行识别，这与 身份验证。

本文提出了一种基于神经网络的决策级数据融合算法。融合了来自不同计算方法以及来自不同方向上的加速度的匹配值。仅使用一个三轴加速度计来收集垂直，后退和横向加速度信号。横向信号被省略，因为它们与其他信号相比没有那么明显[6]。考虑到时域和频域的特性，相对变化和绝对值可以相互补偿，我们选择时域相关，频域相关和欧几里得距离来计算匹配值。三种用于计算匹配值的方法分别应用于垂直和后向信号，因此产生了六种类型的匹配值。神经网络的输入是六种匹配值，其输出是融合得分，并与阈值进行比较。将六种匹配值与阈值分别进行比较，我们得到了六种非融合认证算法，在我们的实验中，其EER范围为3.3％至8.4％。尽管如此，融合算法仍以0.82％的EER大大优于它们。

本文的其余部分安排如下：第二部分介绍了三种选择的用于计算匹配值的方法以及使用它们的方法。 第三节描述了所采用的神经网络。 第四节显示了我们的实验和结果； 最后，第五节总结了本文并列出了一些未来的工作。

30 Quaternion and Its Application in Rotation Using Sets of Regions

摘要：本文旨在帮助读者理解欧拉角和四元数在表示3维欧几里德空间中物体旋转方面的应用。应用四元数以后将需要将四元数转换为欧拉角。这是为了使四元数与使用欧拉旋转序列表示旋转的其他应用程序兼容。因此，在此提出并演示了将四元数转换的框架，该四元数由随机旋转序列生成为具有任何指定旋转序列的欧拉角，以帮助从业人员在其应用中使用四元数。这也将使四元数可以任意顺序应用于使用某些欧拉角旋转顺序开发的应用程序。最后，使用Matlab-simulink软件开发了一个程序，以演示四元数在3D空间中导弹飞行机动方向中的应用。六自由度（6DoF）块采用XYZ的Euler旋转序列，用于帮助用户以图形方式查看导弹在3维欧几里德空间中飞行时的方向操纵。通过使用所提出的方法，将由用户键入的随机旋转序列产生的四元数转换为具有旋转序列XYZ的欧拉角。

自从Leonhard Euler提出欧拉角以来，欧拉角就一直用于描述2D和3D空间中对象的方向。 欧拉角的缺点之一在表示物体的方向时会受到限制。 上述缺点/缺点被称为万向节锁[1]。 万向节锁定是其中一个旋转轴与另一个轴重新对齐并最终导致失去一个自由度的现象。 1843年，威廉·罗恩·汉密尔顿爵士（William Rowan Hamilton）提出了一种新理论来描述物体在空间中的定向。 它被称为四元数[2]，它使用四个维度的向量和四元数乘积来表示方向。 四元数相对于欧拉角具有许多优势，其中之一是避免了万向节锁定现象。

已经进行了许多尝试来可视化四元数，并且已经写了几篇论文/书籍以最简单的方式描述四元数。这种尝试可以在[3，4，5]中看到。这些论文仅专注于解释四元数及其在旋转中的应用。这些论文没有介绍欧拉角和四元数之间的转换。为了使四元数与使用欧拉角序列表示旋转的其他应用程序兼容，需要在欧拉角和四元数之间进行转换。本文旨在帮助读者理解欧拉角和四元数在表示3D物体旋转中的应用，重点是将四元数转换为欧拉角的新方法。提出并验证了将任意旋转序列产生的四元数转换为任意指定序列的欧拉角的新方法并得到了验证。最后，使用Matlab-Simulink软件开发了一个程序，以演示四元数在3D空间中导弹飞行机动方向中的应用。

本文的安排如下。 秒 图2用于描述整篇论文中使用的标准。 秒 图3用于描述使用欧拉角的万向节和万向节锁定现象。 欧拉角及其在表示物体旋转中的应用将在第2节中进行解释。 4秒 图5用于说明四元数及其在表示物体旋转中的应用。 秒 图6用于描述四元数的优点和应用。 本节还介绍了使用欧拉角和四元数的奇异现象。 提出了一种将任意旋转序列产生的四元数转换为具有XYZ序列的欧拉角的新方法，并在Sec中进行了验证。 7.在第二节中介绍了一个示例程序来演示所提出方法的应用。 8.本文最后在第二节中得出结论。 9。

31 **Quaternions and matrices of quaternions**

摘要：我们对四元数和四元数矩阵进行了简要调查，为某些已知结果提供了新的证明，并讨论了复杂矩阵的四元数类似物。 强调了将四元数矩阵转换为一对复矩阵和同伦理论的方法。

四元数族在量子物理学中起作用[l，18，191。它在数学中经常以代数系统形式出现-偏场或非交换除数[7]。 尽管交换环上的矩阵引起了广泛关注[6]，但有关具有四元数项的矩阵的文献虽然可以追溯到1936年[39]，但仍然是零碎的。 最近重新引起了人们的兴趣[3、4、9、11-13、31、36、35、47、481。希望对广大读者有用，它是对四元数条目矩阵的简要调查，并提供了新的证明。 对于某些已知结果，请参见此处。

正如所期望的那样，研究四元数矩阵的主要障碍来自四元数的非可交换乘法。 将会发现，处理四元数矩阵问题通常等同于处理一对复杂矩阵。 同态理论也已被应用在研究中。

我们首先考虑以下三个基本问题，这些问题在复数矩阵的情况下众所周知。 假设A和B是具有四元数项的n x n矩阵。

问题1.如果AB = I，即n X n单位矩阵，那么BA = Z是否成立？

问题2.每个四元数矩阵A是否都有一个特征值？ 问题3.四元数矩阵A的数值范围是否总是凸的？复数矩阵的经典数值范围是否也总是凸的？

一会儿考虑后，您将意识到回答这些问题出乎意料的困难。

回想一下基本线性代数，当A和B是复数矩阵时，有几种方法可以回答第一个问题，其中一种方法是利用以下事实：如果det A＃0则A是可逆的；因此，如果Det A＃0，则A是可逆的。 因此，B是A的倒数，BA =I。这种方法显然不适用于我们的情况，因为此时四元数矩阵的行列式没有意义。 通过将四元数矩阵A和B转换为一对复数矩阵，我们将对第4节中的问题给出肯定的答案。

对于问题2，由于四元数不交换，因此有必要分别处理线性系统Ax = Ax和Ax = xA。 将第一个重写为（AI-A）x =0。在复杂的情况下，det（hZ-A）= 0具有解的事实保证了A的特征值。这一思想不适用于四元数矩阵。 为了避免行列式，需要一种拓扑方法。 正如在第5节中将会看到的那样，对后一种系统已经进行了充分的研究，而前一种则不容易处理，并且几乎没有获得任何结果。

问题3的答案是否定的。 即使对于复杂的法线矩阵，矩阵的四阶数值范围通常也不是凸的。 相反，众所周知，复数正态矩阵的经典数值范围是矩阵特征值的凸包。 我们将在第9节中完整描述具有四元数入口的法线矩阵的四维数数值范围，并讨论具有四元数入口的法线矩阵的四维数数值范围的上复平面部分的凸性。

我们将仅关注四元数矩阵。 没有尝试涵盖与四元数有关的所有内容并回顾四元数的历史发展。 对于其他方面，例如四元数代数和分析，请参见例如[14]，[20]，[28]，[31]，[37]和[38]。

32 Quaternion-Optimization-Based In-Flight Alignment Approach for Airborne POS

摘要—定位和定位系统（POS）是一项关键技术，可为机载遥感中的成像传感器提供运动补偿信息。飞行中对准（IFA）是一种重要的对准方法，可以提高机载POS的反应速度和测量精度。基于卡尔曼滤波器和自适应扩展卡尔曼滤波器（AEKF）的传统IFA方法受到飞行机动的严重影响；严格的操作可能会导致对中精度下降或失败。在基于优化的静态碱基对位比对方法的基础上，设计了一种新的基于四元数优化的IFA方法，旨在提高IFA的鲁棒性和准确性，从而扩大了优化的应用范围-从静态基本比对到IFA的基于比对的方法。所提出的算法具有避免严重操纵的影响的优点。给出了实时实现。飞行实验表明，与基于AEKF的IFA方法相比，该算法在相同对准精度下收敛速度和鲁棒性更好。

位置定位系统（POS）是机载直接地理参考领域中的一项关键技术，已广泛用于补偿各种机载成像负载摄像机，合成孔径雷达（SAR），In SAR等的运动误差。[1] 。 飞行中对准（IFA）是POS中的一项重要功能，可以完成一些紧急任务，例如自然灾害救援，军事任务等。此外，它还适用于某些特殊任务，其中地面静态基准对准 无法实现。 因此，IFA是接地静态基准线对齐的重要替代方法[1]，[2]。

通常，在IFA过程中，直接从全球定位系统（GPS）获取初始位置和速度。 因此，IFA本质上指示姿态对齐。 与地面静态基准对准相反，IFA过程通常处于空中机动的情况下，这极大地增加了实现姿态对准的难度[2]。

现有的IFA方法通常包括两个步骤：第一步是粗调，通过惯性测量单元（IMU）的加速度计输出获得初始水平姿态，并通过GPS航向信息获得航向角。第二步是精确对准，通常将速度和位置误差作为测量值，从捷联惯性导航系统（SINS）和GPS导入卡尔曼滤波器，以逐步估计姿态误差并反馈以修正姿态[1]，[ 2]。然而，上述方案具有以下缺点：1）飞行操纵和漂移角可能导致大的水平姿态和航向姿态误差，并且可能使系统非线性进入精细对准。 2）在精细对准中，通过急动作来提高系统的可观察度[3]，其中更多的急动作可以使姿态收敛更快，但与此同时，急动作还可以带来其他误差因素，这是不容忽视的。例如，易失性的杠杆臂错误，IMU的尺寸效应以及解放所引起的其他错误，从而带来严重的系统模块不确定性，并使滤波不理想且不稳定[4]。

为了解决系统非线性问题，通常使用几种非线性滤波方法。预测迭代卡尔曼滤波器已成功应用于惯性导航系统（INS）/ GPS集成[5]。对POS中的几种非线性Kalman滤波器进行了分析和比较[6]。 INS对齐中使用了非线性滤波方法[7]。基于扩展卡尔曼滤波器（EKF）的水准测量方法用于水下航行器[8]。 IFA中使用非对称无味转换[9]。预测卡尔曼滤波器用于大方位角未对准角下的INS非线性对准[10]。 INS导航对准方法用于钻井对准中[11]。在精确的行人室内导航中使用紧密耦合的IMU /射频识别集成[12]。在水平钻井中对INS对准进行了可观察性分析[13]。人工神经网络方法用于多传感器集成[14]。其中，无味卡尔曼滤波器，粒子滤波器和边缘化粒子滤波器的大量计算限制了它们在实践中的应用[7]，[15]-[17]。 EKF是一种具有良好实时性能的最广泛使用的方法，但它取决于对粗对准精度和测量噪声的先验知识。同时，GPS测量误差的不稳定性会导致严重的估计误差。为了解决这个问题，提出了一种新的机载POS创新自适应EKF（AEKF）的IFA方法[2]，该方法将计算出的创新协方差直接引入滤波器增益矩阵的计算中，从而使GPS不稳定导致系统误差。测量被消除。但是，这种方法不能摆脱对初始姿态的初始标准偏差矩阵的依赖，并且在初始航向误差较大的情况下不够鲁棒。除了与卡尔曼滤波器有关的方法外，还提出了一种创新的静态对准方法，该方法将静态对准问题转换为具有Wahba问题[20]的等效q方法的优化问题[18] [19]。本文的结果为惯性导航对准研究提供了一条新途径。但是，由于在所有三个方向上加速度为零的前提，该方法只能在静态或摇摆状态下使用，而在任何方向上都没有线性加速度[18] – [25]。本质上，与Wahba问题等效的q方法是一种受约束的最小二乘姿态确定方法。

基于元新设计的比对方法，本文设计了一种新的IFA方法，该方法遵循元新上述方法的思想，将IFA问题转化为以四元数形式找到最小特征值的优化问题。所提出的算法与传统的卡尔曼滤波方法完全不同，是一种创新的方法，从未解决过IFA问题。与传统的卡尔曼滤波方法相比，该算法在以下方面具有明显的优势：首先，该算法是完全解析的，没有任何初始的信息不确定性，并且不涉及概率估计。其次，由于不存在非线性因素，因此所提出的算法没有线性化的简化。因此，对准过程不依赖于操纵，并且适合于任何有剧烈运动的情况。换句话说，它足以抵抗运动干扰。

然后，给出了实时实现。 最后，通过实验验证了所提算法的有效性，准确性和鲁棒性。

本文的其余部分安排如下。 第二部分提出了基于四元数优化的IFA数学模型和算法。 第三节将提出的算法改进为实时应用。 最后，在第四节中进行实验，并在第五节中给出结论。

33 **Unscented Kalman Filtering for SINS Attitude Estimation**

摘要-本文提出了一种基于四元数的捷联惯性导航系统姿态估计的非线性误差模型。扩展卡尔曼滤波器（EKF）被广泛应用于捷联惯导的姿态估计问题。无味卡尔曼滤波器（UKF）是经典EKF对非线性过程和测量模型的扩展。注意，对于非线性系统，UKF使用精心选择的一组采样点来比标准EKF线性化更准确地映射概率分布。然后，基于所提出的模型，设计了无味姿态滤波器来实现非线性滤波器。由于不存在奇点并且运动方程是双线性的，因此用四元数描述了姿态运动误差模型。进行了蒙特卡洛模拟，以将新滤波器与标准EKF进行比较。结果与分析表明，UKF在捷联惯导姿态估计中具有更快的收敛速度，更高的滤波精度和更稳定的估计性能。

SINS的姿态估计是一个基本的非线性估计问题，系统中的研究对象包括噪声非线性状态方程和相应的测量方程。 针对该问题的算法解决方案在准确性，稳定性和计算有效性方面有所不同。 姿态估计的任务是确定车辆相对于参考系的方位。 姿态的数学表示形式多种多样，例如欧拉角[1]，四元数[2]，修改后的罗德里格斯参数[3]甚至旋转矢量[4]。 已证明四元组在态度表示中非常有用。 四元数表示的一个众所周知的吸引人的特征是，就四元数而言，姿态动力学的表述是线性且非奇异的[5]。 而且，只有一个冗余参数，四元数就是最小的非奇异姿态参数。

几种方法已经解决了姿态估计的问题。在过去的三十年中，遵循两种主要方法开发了最优算法：经典最小二乘法和卡尔曼滤波方法。第一种方法是在1967年，即所谓的Wahba问题中引入的，这是找到姿态矩阵的约束最小二乘最小化问题[6]。 1971年下半年，达文波特以态度四元数解决了Wahba的问题。所开发的算法称为q-方法，其优点是它在明确保留单位范数属性的同时，产生了四元数的近似形式的最佳估计[7]。在理想情况下，许多基于基本q方法的方法都非常有效。另一方面，卡尔曼滤波方法产生的序列四元数估计量为最小协方差。但是，Quatemion必须遵守归一化约束。卡尔曼文件管理器并非旨在保留对估计的状态变量施加的约束。克服EKF困难的最通用方法是使用乘法误差四元数，在其中忽略高阶项，可以用三元误差向量代替四分量四元数。因此，众所周知的EKF被广泛用于姿态估计问题。

在本文中，姿态估计对SINS要求很高的估计精度。一种新的姿态估计方法，基于由Julier等人首先开发的滤波器，被显示为EKF的替代方法，在各种应用中，包括道路车辆的导航和参数估计[8]，神经网络训练[9]和视觉轮廓手跟踪[10]。这种称为UKF的滤波方法比EKF具有多个优点，其中包括：1）UKF的预期误差低于标准EKF的预期误差； 2）UKF可以应用于不可微函数，3）不需要UKF在预测阶段对系统进行线性化，因此不会引入线性化误差，并且避免了雅可比矩阵的推导，并且4）UKF对于比标准EKF更高阶的展开有效。 UKF可以适用于非线性系统和线性系统。 UKF的前提是，在固定数量的参数的情况下，逼近高斯分布要比逼近任意非线性函数要容易[11]。而且，UKF在后验更新中使用标准的卡尔曼形式，但是使用了协方差和先验度量更新的不同传播，没有迭代。因此，在本文中，我们探索了UKF优于标准EKF在SINS姿态估计中的潜在优势。

本文的提醒结构如下。 首先，第二节回顾了UKF的基本理论。 然后，第三节代表了一个非线性误差模型，该模型旨在估计SINS姿态。 然后，第四节针对拟议的误差模型使用四元数更新设计了无味姿态滤波器。 最后，第五节包含数值模拟和结果，证明了与EKF相比，该算法的有效性。 第六节总结全文。

34 An Introduction to the Kalman Filter

1960年，R.E。 Kalman发表了他的著名论文，描述了离散数据线性滤波问题的递归解决方案。从那时起，在很大程度上归功于数字计算的发展，卡尔曼滤波器一直是广泛研究和应用的主题，特别是在自主或辅助导航领域。卡尔曼滤波器是一组数学方程式，以最小化平方误差的平均值的方式，提供了一种有效的计算（递归）方式来估计过程的状态。该过滤器在多个方面都非常强大：它支持对过去，现在甚至未来状态的估计，即使在建模系统的确切性质未知的情况下，它也可以这样做。本文的目的是对离散卡尔曼滤波器进行实用介绍。本引言包括对基本离散卡尔曼滤波器的描述和一些讨论，对扩展卡尔曼滤波器的推导，描述和一些讨论，以及带有实数和结果的相对简单（有形）示例。

35 Gain-Scheduled Complementary Filter Design for a MEMS Based Attitude and Heading Reference System

摘要：本文描述了一种基于低成本MEMS惯性和磁传感器的姿态和航向参考系统（AHRS）的鲁棒且简单的算法。 所提出的方法依赖于增益调度的互补滤波器，并通过基于加速度的开关体系结构进行了增强，即使在车辆受到强烈加速度的情况下，也能产生强大的性能。 提供了针对道路俘获测试的实验结果，在此期间，车辆动力学处于高加速模式，并且针对常规线性互补滤波器的输出评估了所提出的滤波器的性能。

飞机，尤其是自动驾驶无人机（UAV），需要了解其最低姿态控制和稳定回路的姿态估计。 当成本或重量成为问题时，依赖于MEMS惯性（陀螺仪和加速度计）和磁传感器的低成本姿态和航向参考系统（AHRS）在提供车辆相对于惯性框架的方向信息时起着重要的作用。 在这方面，人们感兴趣的是为无人机航空电子系统中使用的小型嵌入式处理器开发可靠的MEMS AHRS的鲁棒和简单算法[1-9]。

常用的两种方法是扩展卡尔曼滤波（EKF）或某种形式的恒定增益状态观测器，由于其线性系统的频率滤波特性，通常被称为互补滤波器。扩展卡尔曼滤波已针对各种航空航天应用进行了研究。然而，这样的滤波器在计算上要求很高并且难以稳健地应用[1-3]。实际上，许多应用程序都使用简单的线性单输入单输出（SISO）互补滤波器。在最近的工作中，许多作者开发了用于姿态估计的SISO滤波器的非线性类似物[4-9]。他们通过重力测量来近似加速度计的测量值，从而得出“弱加速度”的假设。由于传感器的互补特性，这种融合可以实现更准确，更不嘈杂的姿态和航向估计。但是，当车辆动力学足够高以至于加速度计的输出不再能够很好地估计重力方向时，滤波器就会失效。特别是当无人机长时间盘旋时，因为在这种情况下，加速度计不仅会检测重力加速度，还会检测离心力，从而导致错误的姿态确定[10]。

在本文中，为了应对这些情况，提出了一种增益调度的互补滤波器，并辅之以基于加速度的开关体系结构加以增强，即使在车辆经受强加速度的情况下，该滤波器也能产生强大的性能。所提方案的增益是根据加速度计感应到的系统动态模式（非加速，低加速和高加速模式）自动调整的。因此，该系统可以对车辆的姿态和航向做出可靠的估计，并消除陀螺仪偏差，陀螺仪偏差是动态和静态模式下常见的漂移误差来源[11,12]。本研究选择了ADI公司的带磁传感器[13]的ADIS16405 MEMS IMU（惯性测量单元）。具有最终滤波器结构的AHRS在实时DSP（数字信号处理器）中以5 cm×4 cm×3 cm大小的单位实现。在实验性道路俘获测试中获得的惯性传感器输出测量值用于实施估算方案。将估算结果与车载高精度垂直陀螺仪的测量结果进行比较，因为该陀螺仪被用作该分析的参考标准或“真相模型”。这种比较清楚地表明，即使使用低成本的MEMS惯性和磁传感器，通过建议的基于开关架构的集成滤波估计器也可以实现更准确的AHRS性能。

36 A Direct Quadrature Based Nonlinear Filtering with Extended Kalman Filter Update for Orbit Determination

摘要—通过Fokker-Planck方程和贝叶斯公式的求解，可以得到具有离散测量的非线性连续系统状态的最佳估计。但是，在大多数情况下，求解Fokker-Planck方程是限制性的。最近，提出了一种使用矩量的直接正交方法和扩展卡尔曼滤波器更新机制的非线性滤波算法，其中，通过离散正交有效而精确地求解了相关的Fokker-Planck方程，并通过扩展卡尔曼滤波器更新来完成测量更新。机制。在本文中，基于DQMOM和EKF更新的混合滤波器被应用到轨道确定问题中，并进行了适当的修改以减轻滤波器的自鸣得意。与扩展卡尔曼滤波器不同，基于DQMOM和EKF更新的混合滤波器不需要繁琐的雅可比矩阵评估和系统噪声的高斯假设，并且与扩展卡尔曼滤波器相比，仍可以提供更准确的状态估计尤其是在测量稀疏时进行过滤。仿真结果表明，基于DQMOM和EKF更新的混合滤波器的优势使其成为解决轨道估计问题的扩展卡尔曼滤波器的有前途的替代方案。

从嘈杂的观察估计动态系统的状态在工程中非常重要。 自从高斯为简单的轨道确定制定确定性最小二乘技术以来，这个问题就一直是研究热点。 迄今为止，已开发出许多不同的技术，并将其用于多种应用，例如导航和制导系统，雷达跟踪，声纳测距，卫星和飞机状态确定以及使用股票市场数据进行的金融系统估算的波动性， 等等。[1] [2] [3] [4] [5]。

贝叶斯框架是最常用的最优非线性滤波方法[6] [7] [8]，其原理是根据测量历史找到状态的概率密度函数（PDF）。 扩展卡尔曼滤波器（EKF）是最常用的非线性贝叶斯估计器，其基于以下假设：1）来自平均轨迹的扰动很小，并且2）状态的条件密度函数是高斯。 当违反这些假设时（尤其是第一个假设），EKF的表现会很差或变得不稳定。 这些问题可以通过在非线性系统的更一般设置中解决滤波问题来解决，而无需前面提到的假设。

自1960年代[1] [9] [10]以来，已经建立了用于更一般的非线性系统设置的估计理论。 具有连续非线性动力学和离散非线性观测值的系统的精确非线性滤波器由两个方程式组成（图1）[1]。 一个称为Fokker-Planck方程（FPE）[11] [12]的偏微分方程描述了条件密度如何在两次测量之间演化，而贝叶斯公式则描述了如何通过测量信息修改条件密度

通常，要实现FPE的封闭式解决方案并非易事，只有少数例外。 因此，通常必须对其进行数字评估。 近年来，由于计算机技术和数值方法的进步，该估计技术已用于目标跟踪问题[2] [3] [13]和卫星的相对位置估计[14] [15]。 这些研究人员采用了有效的数值方案，如带有自适应移动网格的交替方向隐式方法，以减轻高计算量[13] [14] [15]。 但是，如这些论文所示，计算成本仍然很高。

Xu和Veldula首次提出了一种使用矩量的直接正交方法以及条件状态PDF的贝叶斯更新的非线性滤波方法[16]。这种方法涉及用Dirac delta函数的有限总和表示状态条件PDF。使用少量标量（在Dirac delta函数中），该方法能够通过一组常微分方程（ODE）高效且准确地对随机过程进行建模。与有限差分（和其他等效方法）相比，DQMOM方法可显着降低计算成本，尤其是对于高维问题。对基于DQMOM的非线性滤波器的进一步研究表明，与典型的粒子滤波器中存在的现象类似的“退化”现象偶尔会出现，因为在该算法中仅权重被更新且横坐标保持不变[17]。未更新的横坐标可能会传播到PDF的末尾位置，在此没有明显的统计意义。通过采用EKF或Unscented Kalman滤波器（UKF）的更新步骤解决了这个问题（因此在滤波器的更新阶段不需要线性化模型）[18]。注意，已经提出了组合不同过滤策略的类似方法，例如Sadhua [19]的KF和UKF，Daum [20]的FPE和EKF / UKF。本文的目的是研究和使用基于DQMOM和EKF更新的混合滤波器，用于精确确定地球轨道卫星或空间物体的连续轨道。

当输入到系统的噪声和测量噪声较小（例如确定轨道）时，EKF可能会变得“ s满志”。 自鸣得意意味着协方差矩阵Pk变得很小，结果增益变得非常小。 由于增益较小，滤波器对估计过分自信，并拒绝接受测量结果中的新信息[21]。 对于基于DQMOM和EKF更新的混合滤波器，也观察到了相同的问题。 已经设计出几种解决方案来解决这个问题[1] [21] [22]。 有两种不同的方法，自适应方法和非自适应方法[21]。 在这项工作中，采用了一种非自适应方法，即使用固定误差协方差矩阵来使增益变得太小。

本文分为以下几部分。 在第二部分中，我们简要介绍了使用FPE方法进行非线性滤波的框架。 第三节概述了DQMOM方法。 第四节包括使用EKF更新公式和方法处理滤网烟雾的测量更新。 最后，给出了确定轨道问题的数值模拟，然后讨论了结果和结论。

37 A comparative study of wireless protocols: Bluetooth, UWB, ZigBee, and Wi-Fi

摘要—蓝牙（基于IEEE 802.15.1），超宽带（UWB，基于IEEE 802.15.3），ZigBee（基于IEEE 802.15.4）和Wi-Fi（基于IEEE 802.11）是用于短程无线通信的四个协议标准 低功耗。 从应用的角度来看，蓝牙旨在用于无绳鼠标，键盘和免提耳机，UWB旨在用于高带宽多媒体链接，ZigBee旨在用于可靠的无线网络监视和控制网络，而Wi-Fi则用于 直接针对计算机到计算机的连接，作为有线网络的扩展或替代。 在本文中，我们对这些流行的无线通信标准进行了研究，并根据各种指标（包括传输时间，数据编码效率，复杂性和功耗）评估了它们的主要特性和行为。 可以相信，本文提供的比较将使应用工程师在选择合适的协议时受益。

在过去的几十年中，工厂自动化已在全球范围内发展成为一个非常有吸引力的研究领域。它以集成的方式整合了不同的现代学科，包括通信，信息，计算机，控制，传感器和执行器工程，从而带来了新的解决方案，更好的性能和完整的系统。工业自动化是工厂自动化中越来越重要的组件之一[1]。为了实现互连，工厂自动化系统可以使用通用消息规范与各种传感器，控制器和异构机器结合在一起。已将许多不同的网络类型推广用于车间，包括控制区域网络（CAN），过程现场总线（Profibus），Modbus等。但是，如何为特定应用选择合适的网络标准是工业工程师的关键问题。 Lain等。 [2]评估了用于网络控制应用的以太网（带冲突检测的载波侦听多路访问，CSMA / CD总线），ControlNet（令牌传递总线）和DeviceNet（带消息优先级仲裁的CSMA，CSMA / AMP总线）。在详细讨论了每个网络的媒体访问控制（MAC）子层协议后，他们研究了在控制情况下使用时相应网络的关键参数，包括网络利用率和时延。

另一方面，对于不使用电缆访问网络和服务的情况，无线通信是一种快速发展的技术，可提供灵活性和移动性[3]。显然，相对于有线设备，减少电缆限制是无线的好处之一。其他好处包括动态网络形成，低成本和易于部署。一般而言，短距离无线场景目前由四种协议控制：蓝牙，UWB，ZigBee和Wi-Fi，它们分别对应于IEEE 802.15.1、802.15.3、802.15.4和802.11a。 / b / g标准。 IEEE在10-100米左右的作用范围内定义了用于无线通信的物理（PHY）和MAC层。对于蓝牙和Wi-Fi，Ferro和Potorti [4]在各种指标（包括容量，网络拓扑，安全性，服务质量支持和功耗）方面比较了它们的主要功能和行为。在[5]中，Wang等。比较了IEEE 802.11e和IEEE 802.15.3的MAC。他们的结果表明它们之间的吞吐量差异很小。此外，802.15.3的电源管理比802.11e更容易。对于ZigBee和Bluetooth，Baker [6]研究了它们在工业应用中的优缺点，并声称基于802.15.4协议的ZigBee可以长期使用电池，具有更大的使用范围，因此可以满足比蓝牙更广泛的实际工业需求。 ，多个维度的灵活性以及网状网络体系结构的可靠性。

在本文中，在对上述四种短距离无线协议进行了概述之后，我们尝试对其进行初步比较，然后专门研究其传输时间，数据编码效率，协议复杂性和功耗。 本文的其余部分安排如下。 第二部分简要介绍了无线协议，包括蓝牙，UWB，ZigBee和Wi-Fi。 接下来，在第三节中将对它们进行全面评估。 然后，在第四部分中，分别基于IEEE标准和商用现成的无线产品比较了复杂性和功耗。 最后，第五节总结了本文。

38 Motion Capture File Formats Explained

传统角色动画是一个涉及到的过程，需要熟练的美术师花费大量时间使用3D Studio Max [Max]，Maya [Maya]或Poser [Poser]之类的工具手动摆姿势。但是，随着对计算机图形的要求越来越高，以获取更好的3D场景和更短的时间间隔，需要替代的角色动画技术。尽管可以使用前进和后退运动学来加快传统字符定位的过程，但整个创建阶段仍然相对较慢。因此，为了满足现代角色动画的需求，许多制作公司已转向运动捕捉技术，以寻求更好的解决方案。借助于动作捕捉技术，消除了许多繁琐的姿势配置，因为直接从执行所需动作的演员那里记录了角色动画，从而减少了艺术家手动放置角色的需要。

运动捕捉设备通过跟踪一段时间内空间中的多个关键点来记录实时运动，这些关键点被转换为3D数字表示。捕获的对象可以是现实世界中存在的任何东西，关键点位于对象上，以便它们最能代表对象移动部分的方向，例如关节或枢轴点。为了精确地对标记位置进行三角剖分，至少使用了4个摄像头，但是通常不超过32个。

在电视广告中已经使用了运动捕捉数据来为计算机角色制作动画，以推广可口可乐和芭比1等产品，电影制作（如《最终幻想：内心的精神》 2）和计算机游戏。在Actua Soccer 23，Fifa 20014和Tomb Raider系列5中可以看到在计算机游戏中使用动作捕捉数据的示例。运动捕捉的成功导致了许多可以记录和提供运动数据的生产公司，但是许多公司已经开发了自己的文件格式。这意味着运动捕捉数据的文件格式远非标准，但是许多格式的ASCII性质使其可以通过简单地检查数据来相当容易地进行解码和理解。

本文档首先简要介绍将用于描述文件格式的术语和符号样式，然后列出当今使用的许多运动捕捉格式。然后根据其结构和正确解释要播放的数据所需的过程来说明两种较常见的格式。接下来是C ++代码的片段，这些片段利用OpenGL库例程来说明运动捕捉解码器和播放器的可能程序结构。

为了表明运动捕捉技术在计算机动画中的立足点，目前有许多书籍专门用于理解和处理运动捕捉数据。附录A包含其中一些书籍和其他运动捕捉研究论文的书目，以及对某些文本的评论。

39 **Deceleration Capacity of Heart Rate as a Predictor of Mortality After Myocardial Infarction: Cohort Study**

摘要：背景心肌梗死后迷走神经活动的减少导致心率变异性降低和死亡风险增加。为了区分影响心率变异性的迷走神经和交感神经因素，我们使用信号处理算法分别表征心率的减速和加速。我们推测，与减速相关的心率调节降低是重要的预后指标。我们的前瞻性假设是，与左心室射血分数（LVEF）和正常至正常间隔的标准差（SDNN）相比，减速能力是更好的风险预测指标。方法我们通过评估慕尼黑梗塞后队列（n = 1455）的24小时动态心电图记录来量化心率减速能力。我们盲目地验证了英国伦敦（n = 656）和芬兰奥卢（n = 600）的梗死后人群减速能力的预后能力。我们通过评估接收器-操作员特征曲线（AUC）下的面积来检验我们的假设。调查结果在平均24个月的随访中，慕尼黑队列中有70人死亡，伦敦队列中有66人死亡。对该奥卢队列进行了38个月的随访，有77人死亡。在伦敦队列中，减速能力的平均AUC为0·80（SD 0·03），而LVEF为0·67（0·04），SDNN为0·69（0·04）。在奥卢（Oulu）队列中，减速能力的平均AUC为0·74（0·03），而LVEF为0·60（0·04），SDNN为0·64（0·03）（p

随机试验1,2的结果表明，在心肌梗塞的高危幸存者中，植入心脏复律除颤器可以大大降低死亡率。左心室射血分数（LVEF）受损程度通常可用来预测风险。3但是，在接受现代治疗的未选定的梗死后人群中，特别是涉及急性血运重建术的治疗4，大多数死亡发生在LVEF保留的患者中。因此，需要一种替代的，更准确的风险预测方法。一种方法可能是测量LVEF（即心肌生存能力的指标）和心脏自主反应能力的指标5，例如心率变异性。然而，尽管有证据表明心率变异性降低与预后不良有关，但既定措施的临床实用性很低。5

心率变异性受窦房结的迷走和交感调制影响。实验和临床研究的证据表明6-8迷走神经活动的下降会增加死亡风险。但是，总体心率变异性的度量标准，例如所有正常到正常间隔的标准偏差（SDNN），不能区分迷走神经和交感神经的效果。9如果不直接记录神经活动，这在临床上是不切实际的。设置时，无法准确评估自主神经系统这些独立肢体的效果。但是，通过分别评估与减速有关的和与加速度有关的心率变异性，可以使效果的近似区别成为可能。

我们提出了一种分析心率变异性的方法，并用它来表征与减速和加速相关的心律调制。我们假设在梗塞后风险预测方面，与减速相关的心率变异性的程度要优于与加速相关的心率变异性，已建立的全球心率变异性指数和LVEF。