**01 机器学习在姿态识别中的研究与应用\_包艳艳**

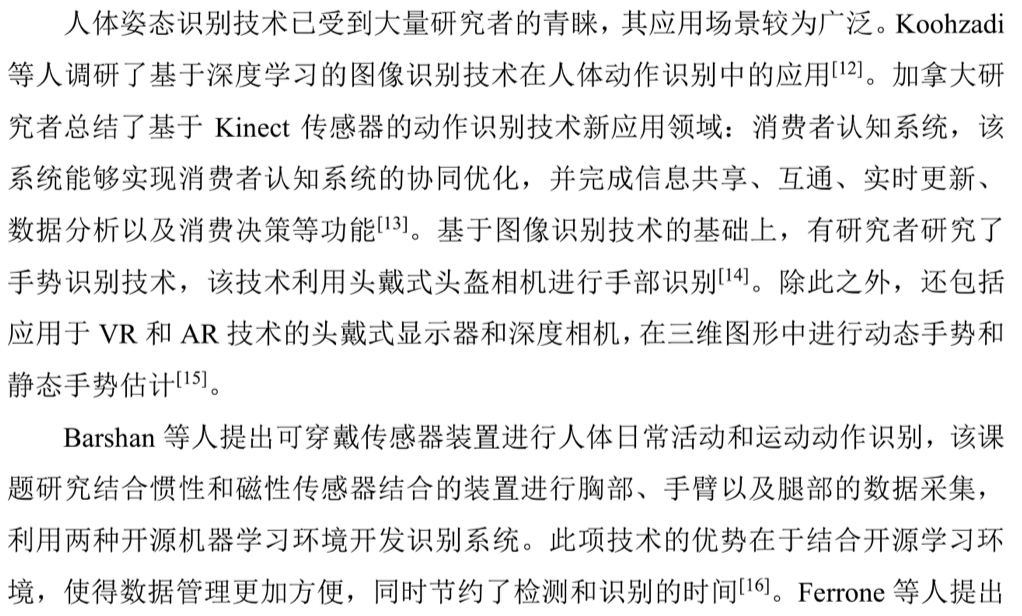
摘要：人体姿态识别技术已被广泛应用于多种领域，其中可穿戴惯性传感器的人体动作识别技术成为机器学习和人工智能的新兴分支。本文设计了一种由惯性传感器和微控制器组成的可穿戴腕带识别装置，用于识别工厂工作流程中区分度较小的四种人体手部细微动作。采用双手协同动作的方式分析场景中的应用，通过数据预处理、特征分析以及特征提取对手部细微动作进行识别。具体研究内容如下：

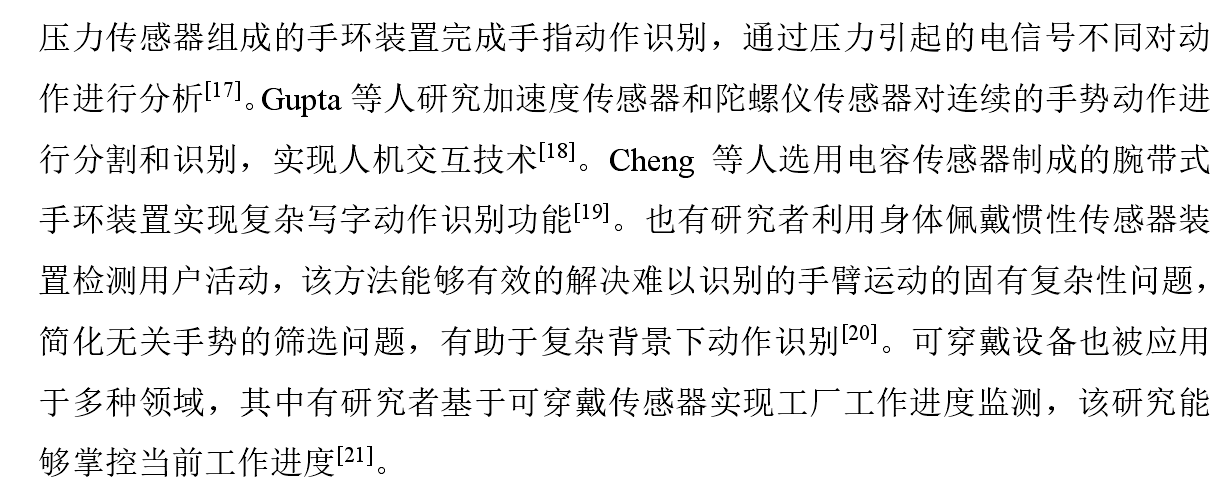
（1）人体手部细微动作识别硬件设计。本文提出双手佩戴该装置解决不同动作习惯用户的手部动作识别。并分析人体手部动作的物理信息，确定出最有效的采集关节点。实验表明，该设备能提升数据采集的准确度，并充分挖掘关节点的准确信息。

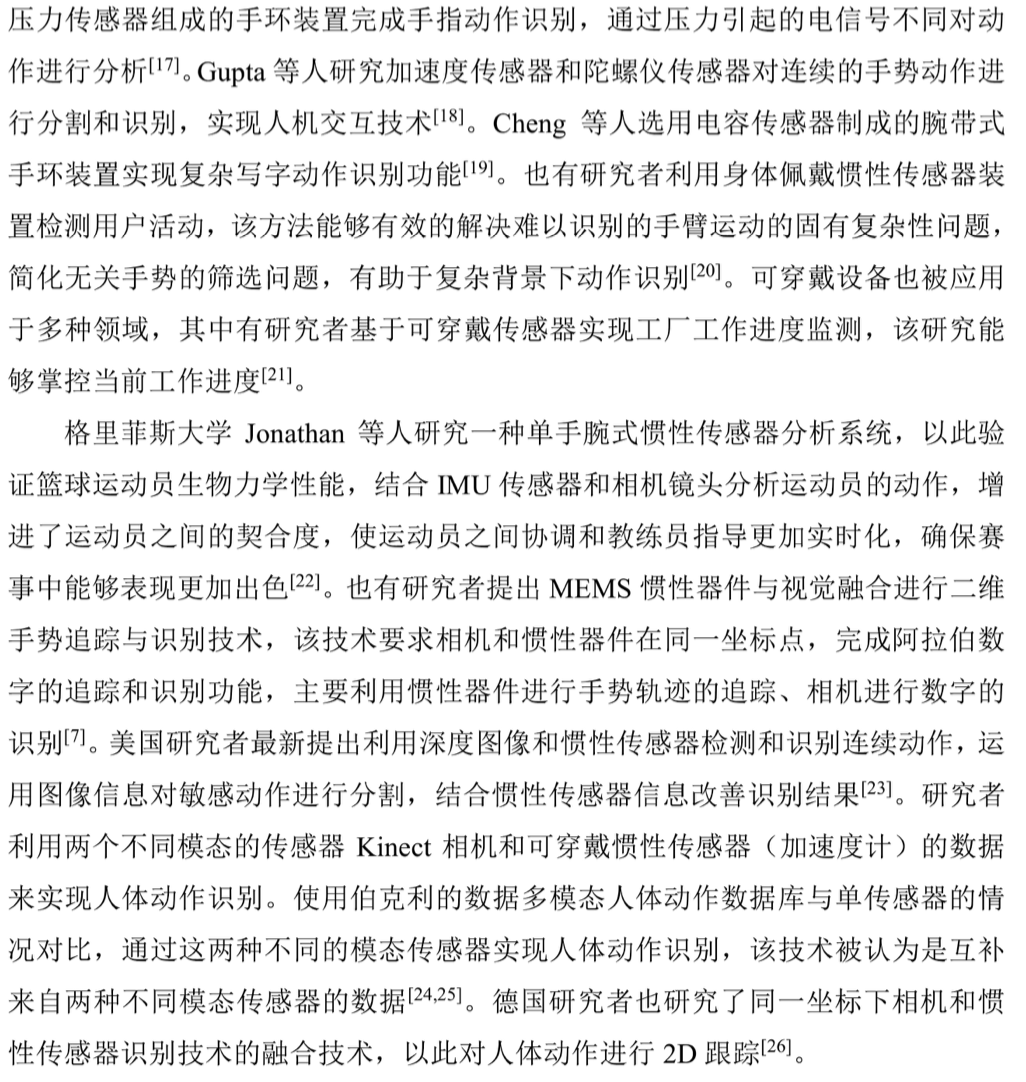
（2）采集和处理手部细微动作的数据。MPU-6050 模块能够采集加速度、角速度和姿态角数据。将采集到的数据进行预处理，使用滤波技术消除干扰；归一化优化梯度；分割算法完成有效动作分割。实验结果表明，选取的关节点采集到的信息具代表性，且预处理能够提高识别精度。

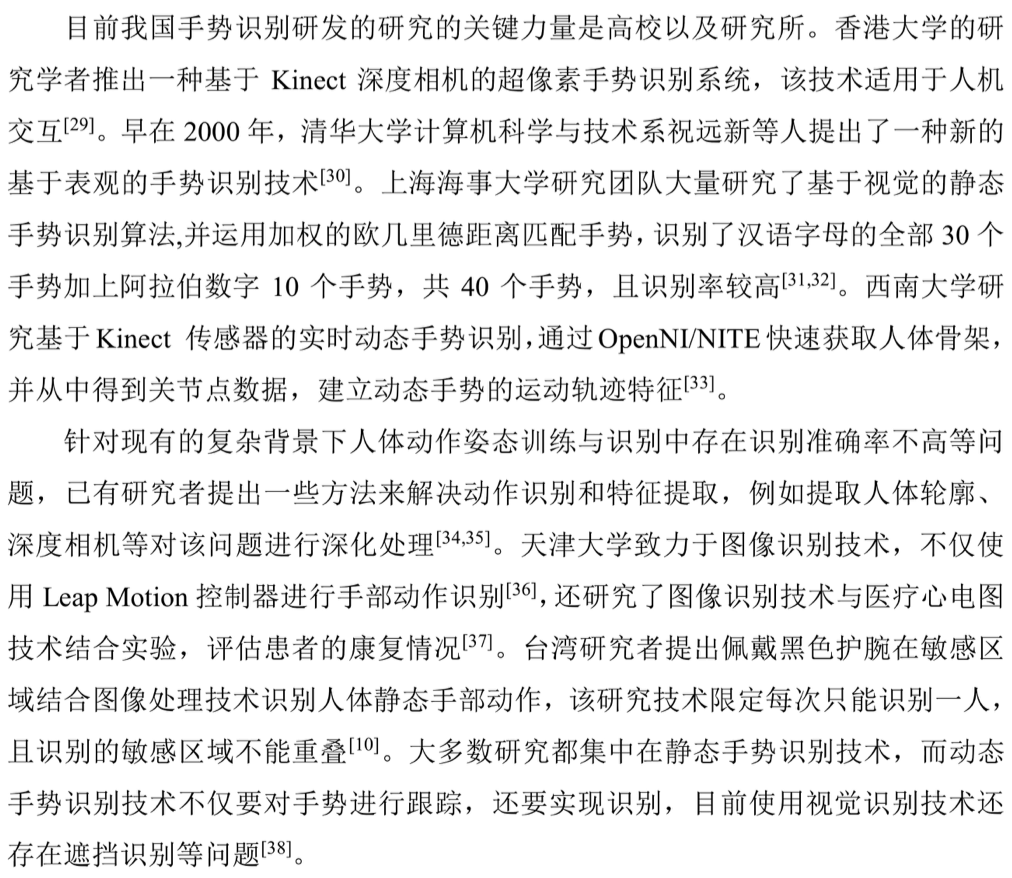
（3）不同动作手部特征分析。分析手部动作的统计特征、物理特征以及双手协同动作特征，使用 Relief-F 方法进行特征选择赋予每个特征不同的权重，提高特征集的有效性，制定特征评判标准。该方法能够根据不同的特征区分度为分类器创建更有效的特征集。

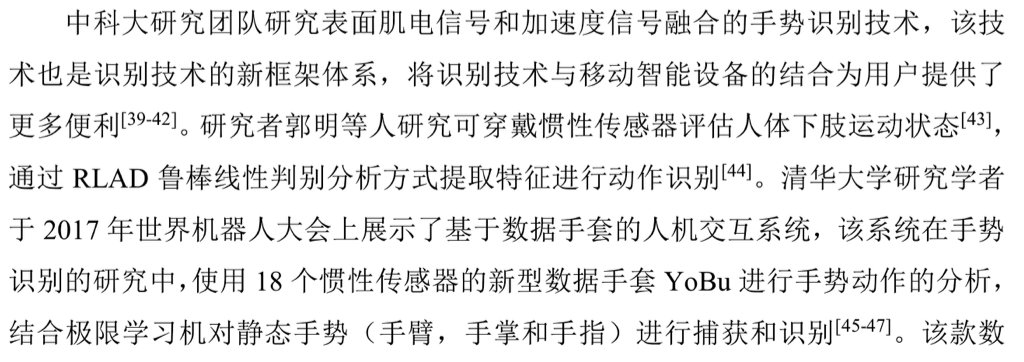
（4）基于超限学习机的人体手部细微动作识别。本文对超限学习机算法性能进行分析，并与经典分类算法进行对比。实验结果表明 k 最近邻分类器和支持向量机具有较好的准确率，但其运行时间过长。超限学习机分类器在所有测试集上识别准确率较高，适用于手部细微动作的分类等要求较高的场合。 本文将腕带式硬件装置与超限学习机算法应用于手部细微动作识别。实验证明，双手识别四种动作提高了人体手部细微动作分类和识别的精度，满足工厂动作识别需求。

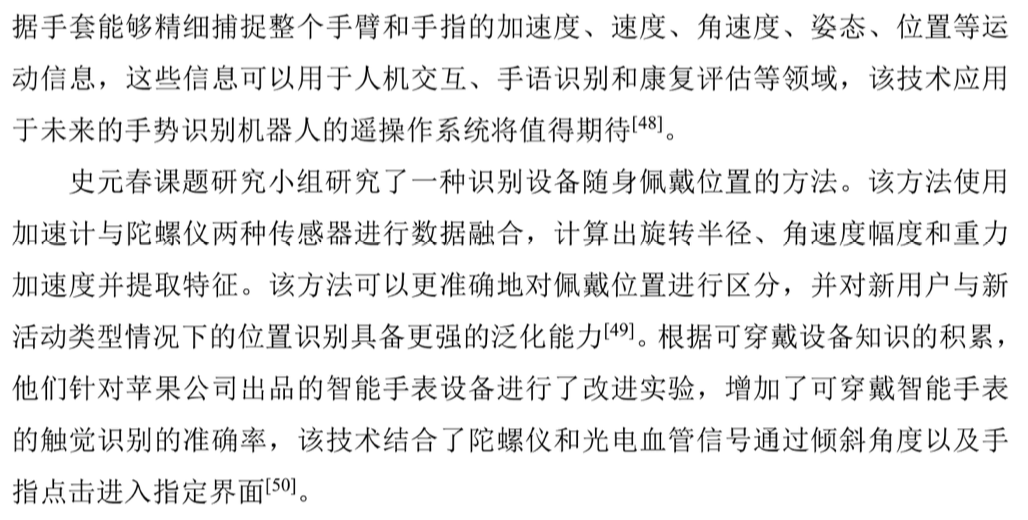












01 2D Human Gesture Tracking and Recognition by the Fusion of MEMS Inertial and Vision Sensors

摘要：在本文中，我们提出了一种手形算法基于集成的手势跟踪与识别基于定制的微机电系统（MEMS）惯性传感器（或测量单元）和低分辨率成像（即视觉）传感器。我们讨论了二维手势识别和跟踪结果，但是该算法可以扩展到3-D未来的运动跟踪和手势识别。实质上，本文显示了在100 Hz和扩展的卡尔曼可以融合5帧/秒的视觉数据过滤器，用于准确的人类手势识别和跟踪。由于惯性传感器更擅长快速跟踪运动，而视觉传感器更稳定，更准确跟踪慢速运动，一种新颖的自适应算法已经开发用于根据以下方法调整测量噪声协方差测量的加速度和角旋转速率。的实验结果验证了该方法的有效性。减少基于MEMS的速度误差和位置漂移视觉传感器辅助下的惯性传感器。补偿由于视觉数据处理周期，移动应用平均滤波器消除高频噪声并传播惯性信号。重建轨迹前10个阿拉伯数字中的进一步使用动态时间扭曲和特征的直接余弦变换提取，准确率达92.3％100 ms内的数字识别。

hUMAN手势是富有表现力的有意义的身体涉及手指身体运动的动作，手，手臂，头部或身体的意图传达以下意思：信息或与环境进行交流[1]。随着计算机技术的飞速发展，人类计算机交互已成为我们无处不在的活动日常生活[2]。更多的注意力集中在翻译上这些人类手势变成计算机可理解的语言在过去的几年里。许多手势跟踪和识别已经提出了技术。通常，这些当前手势跟踪技术可从中得出姿势估计值从机械，磁性，声学，惯性，光学，无线电或微波传感器[3] – [5]。每个传感器都有其优点和局限性。例如，机械传感器可提供准确的姿势估计值，并具有延迟低，但移动性低，通常占用大量空间。磁性传感器也姿势估计准确，等待时间短且良好流动性[6]。但是问题是他们很容易受到环境中导电物体的变形，以及信号随着距离的增加而迅速衰减在磁铁和传感器之间。声音传感器很小体积小，重量轻，移动性好，但精度高受背景环境噪声和大气的影响效果。他们还要求视线通畅在发射器和接收器之间。基于MEMS的惯性传感器重量轻，适用于快速运动跟踪，并且可以覆盖较大的感应范围，但是它们缺乏长期由于严重的零漂移问题而导致的稳定性。光学的传感器非常准确，没有累积的误差，但是由于运动，他们解决快动作的能力很差模糊。他们还受到视线限制。对于收音机和微波感应，它们可以覆盖较大的跟踪范围并且移动性很强，但精度较低[3]。什么时候应用于手势识别，大多数这些技术可以单独使用具有良好的效果，如表I所示。但是在手势跟踪方面，由于其局限性在准确性，延迟，噪声和跟踪范围方面，它们能够完美地跟踪运动。最近，研究人员将多个传感器的融合应用于克服单个传感器固有的缺点，并且关于传感器融合的大量论文已经发表在文献。例如，多对象跟踪已通过融合声学传感器和视觉传感器数据[1]实现。视觉传感器有助于克服固有限制同时多个物体的声传感器的设计跟踪，而声传感器支持估算当对象被遮挡时。“惯性测量单位”（IMU），它结合了多种类型的传感器，例如使用了加速度计，陀螺仪和磁力计跟踪对象的位置和方向，并且是标准的许多运动实验室中的系统，[14] – [18]。在[16]中，更改位置和方向是由惯性传感器估算的，但是当估计的不确定性与相对位置和方向超过预定义的阈值进行磁测量更新。通过工作位置的均方根误差为0.033 m获得3.6度的取向。GPS和惯性传感器融合，以及GPS和视觉传感器融合[19]在过去几年中也一直是一个热门的研究主题[20]，[21]。有时这些集成系统也是借助其他附加传感器（例如速度计）磁力计和气压计[22]，[23]跟踪精度。在本文中，我们介绍了定制的结果集成了基于MEMS的惯性传感器（即由加速度计和陀螺仪组成，有时指为“ μ IMU”）和基于网络的照相机（即，视觉传感器）以进行手势跟踪和识别。为了方便参考，我们将调用这个μ 我 MU + ç相机系统从此开始“ μIC系统”。即使混合追踪基于惯性传感器和视觉传感器[24]，[25]在过去的几年中进行了调查，通过融合手势跟踪和识别具有视觉传感器融合功能的基于MEMS的惯性传感器具有没有经常讨论。本文包括以下内容：1）融合惯性感应的算法的开发传感器和视觉传感器数据可同时进行手势跟踪和认可；2）噪声更新模型的实现基于传感器的测量结果，因此整个系统能够判断在不同传感器中使用哪些传感器数据情况，并根据情况动态调整参数测得的加速度和角速度；和3）高效的特征提取和手势识别算法，即，所提出的算法能够提取最多轨迹中的重要特征并进行投影从较高的维度到较高的较低维度精确。本文的其余部分安排如下。在第二节中我们调查了与惯性传感器融合相关的工作用于手势跟踪和识别的视觉传感器数据，以及介绍整个传感系统的设置。这包括有关传感器校准，传感器融合的详细信息算法，用于调整扩展卡尔曼的参数过滤器（EKF），以及系统流程图。在第三节中，提出的算法的实验结果是被指责。在第四部分中，实时手势的方法跟踪，手势跟踪和识别结果进行了讨论。最后，结论在最后一节。

02 Gesture Recognition: A Survey

摘要：手势识别是指识别人类有意义的运动表达，包括手，手臂，脸，头和/或身体。 这在设计中至关重要智能高效的人机界面。 手势识别的应用范围很广，从符号到通过医学康复来恢复虚拟现实的语言。 在这个在本文中，我们提供了有关手势识别的调查报告，尤其着重于手势和面部表情。 应用领域详细讨论了隐马尔可夫模型，粒子滤波和凝聚，有限状态机，光流，肤色和连接主义模型。 存在的挑战和未来研究可能性也被强调。

在当今的交互式智能计算框架中，高效的人机交互在我们的日常生活中至关重要。 手势识别可以称为朝这个方向的一种方法。 这是接收者识别用户做出的手势的过程。 手势是表达性的，有意义的身体运动，涉及手指，手，弹药，头部，面部或身体的物理运动，旨在：1）传达有意义的信息或2）与环境互动。 它们构成了可能的人类运动的一个有趣的小子空间。 手势也可能被环境感知为一种压缩技术，用于将信息发送到其他地方，然后由接收器进行重构。 手势识别具有广泛的应用[1]，例如：通常，存在从概念到手势的多对一映射，反之亦然。因此，手势不明确且不完整。例如，为了表示概念“停止”，可以使用手势，例如举起的手掌朝前，或者两只手在头上的过度挥动。与语音和手写相似，手势在个体之间甚至在不同实例之间对于同一个体也有所不同。处理手势识别[2]的方法多种多样，从基于隐马尔可夫链的数学模型[3]到基于软计算的工具或方法[4]。除了理论方面之外，手势识别的任何实际实现方式通常都需要使用不同的成像和跟踪设备或小工具。这些包括仪器手套，紧身衣和基于标记的光学跟踪。传统的二维键盘，笔和鼠标导向的图形用户界面通常不适合在虚拟环境中工作。而是，感测身体（例如，手，头）的位置和方向，凝视的方向，语音和声音，面部表情，皮肤电反应以及人类行为或状态的其他方面的设备可以用于对人类与人类之间的交流进行建模。环境。手势可以是静态的（用户采用某种姿势或构想，塑形）或动态（具有中风，中风和中风）阶段）。某些手势也具有静态和动态元素，例如手语。再次，自动识别自然的连续手势需要它们的时间分段。通常，您需要指定一个起点和终点就动作框架而言，在时间和时间上都表示手势在太空。有时，手势也会受到以下情况的影响：前面和后面的手势。而且，手势是通常是特定于语言和文化的。它们可以广泛地属于以下类型：

1）手势和手臂手势：识别手势，手势语言和娱乐应用程序（允许儿童在虚拟环境中玩耍和互动）；

2）头和脸手势：一些示例是：a）点头或摇头； b）视线方向； c）提高眉毛d）张开嘴说话； e）眨眼 f）使鼻孔张开； g）惊讶，幸福的样子，厌恶，恐惧，愤怒，悲伤，蔑视，失落；

3）手势：参与全身运动，如：a）跟踪两个在户外互动的人的运动；b）分析舞者的动作，以产生匹配的音乐和图形； c）识别人的步态用于医学康复和运动训练。通常，手势的含义可能取决于以下：

空间信息：发生的位置；

可怜的信息：走的路；

符号信息：它做出的标志；

情感信息：其情感素质。

面部表情涉及从诸如地区之类的地标中提取敏感特征（与情绪状态有关）围绕名词化图像的嘴，鼻子和眼睛。通常跟踪这些区域的动态图像帧以基因率合适的特征。 面部动作的位置，强度和动态性对于识别表情很重要。 而且，自发强度测量面部表情通常比摆姿势的面部表情困难。 更细微的提示，例如总体上的手张力肌肉紧张，自我接触的位置和瞳孔扩张是

有时使用。

为了确定所有这些方面，需要感测人体的位置，构造（角度和旋转）和运动（速度）。这可以通过使用连接到用户的传感设备。那些可能是磁性的野外追踪器，仪器（数据）手套和连体服，或使用相机和计算机视觉技术。

每种传感技术都会在几个维度上变化，包括准确性，分辨率，延迟，运动范围，用户舒适度和成本。基于手套的手势界面通常要求用户佩戴笨重的设备并负担重物设备连接到计算机的电缆的数量。这阻碍了用户与计算机交互的轻松自然性。基于视觉的技术在克服这一问题的同时，还需要应对其他与遮盖部分闭塞有关的问题。用户的身体。当用户的手在运动时，跟踪设备可以检测到手指的快速而细微的运动时，基于视觉的系统充其量只能大致了解手指运动的类型。同样，基于视觉的设备可以处理诸如纹理和颜色之类的属性，以分析手势，而跟踪设备则无法。基于视觉的技术也可以彼此之间的差异在于：1）使用的摄像机数量；2）它们的速度和延迟； 3）环境的结构（例如照明或移动速度的限制）； 4）任何用户要求（用户是否必须穿任何特别的衣服）； 5）使用的低级特征（边缘，区域，轮廓，时刻，直方图）； 6）是否使用2D或3D表示；和7）是否代表时间。但是，有一个固有的每当将3D图像投影到2D时信息丢失飞机。同样，精心制作的3-D模型涉及禁止的高维参数空间。跟踪器还需要处理改变手势生成对象的形状和大小（即个体之间的差异，背景中的其他移动物体以及噪声。对人体运动分析的良好评价是在文献[5]，[6]中可用。

在本文中，我们提供了有关以下方面的调查：手势识别。 第二节概述了常用的各种工具用于手势识别。 第三节专门介绍手势，特别强调隐马尔可夫模型（HMM），粒子过滤和凝结，有限状态机（FSM）和神经网络。 其次是面部护理第四节中的手势识别，包括有关HMM的方法，主成分分析（PCA），轮廓模型，特征提取，Gabor滤波，光流，肤色和连接器模型。 最后，第五节表明一些现有挑战和未来研究可能性。

03 Recognition of complex static hand gestures by using the wristband-based contour features

**摘要：**由于手势的复杂性，识别复杂的静态手势是一个具有挑战性的问题，由于人的手具有高度的自由度，因此具有丰富的多样性。特别是当手势由两只手代表。这项研究提出了一个框架，该框架可以通过以下方式识别复杂的静态手势使用基于腕带的轮廓特征（WBCF）。作者要求使用者在他的身上戴一双黑色腕带（她的）两个手腕，以便可以准确地分割手部区域。最高和最尖的拐角点首先检测到打手势手上的腕带。它被视为提取手势的WBCF的界标。然后，提出了一种简单的特征匹配方法来获得识别结果。处理手部无法触及的情况

正确分割后，采用分水岭分割和区域合并技术对手区域分割。实验结果表明，该系统可用于识别29个土耳其语拼写符号手势，并且每个手势只有六个训练图像，可实现99.31％的识别精度。

手势识别系统的主要组件是数据采集​​，手区域分割，手特征提取和手势识别。对于数据采集，彩色摄像机经常被许多研究人员[8-10]，但是获得的数据对杂物，光线条件和肤色。一些方法需要用户戴上电子手套，使手的关键特征可以准确测量[11-13]。但是，硬件这些方法的配置通常很昂贵，不便，而且不舒服，这使得它们难以在户外使用实验室环境。一些方法使用光学标记来更换电子手套，但要求相当复杂配置过程[14]。另一类方法使用Kinect传感器可获取红，绿，蓝深度（RGB-D）（颜色和深度信息）数据[4，15–17]。深度信息对光照变化不敏感，并且背景混乱，使Kinect传感器成为功能强大的工具用于对象识别应用。对于手部区域分割，肤色检测[8-10]和类似哈尔的特征[18]是许多研究人员经常使用。Kinect深度相机可以用于更好地定位和提取手部区域[4，15-17，19]。但是，这些方法需要额外的传感器成本。此外，需要进行深度阈值处理才能找到用户的手[16]，细分结果在细节上不是很准确[20]。有些方法要求用户戴彩色手套[21]，长袖布[6]或打手势手腕上的皮带[20，22]，以简化手区域分割过程。后手区域已被分割，下一步是提取手的特征。文献中提出的可能技术是轮廓跟踪算法[5]，尺度不变特征变换（SIFT）[6，23，24]，Haarlet特征[9，18]，Gabor特征[25]，加快了鲁棒性[10]，定向梯度的直方图

[26]描述符，以及手指与地球之间的距离（FEMD）[20]，形状上下文[27]等。最后，构建模型以识别霍夫累加器[6]，k近邻等手势[26]，主成分分析[28]，模糊方法[8]和支持向量机[23]等。其中某些模型需要用于训练的大量特征向量。其中一些要求将新手势添加到数据库中时进行重新培训，或者现有手势将从数据库中删除。

04 Survey on deep learning methods in human action recognition

**摘要：**研究人类动作识别任务中最重要的问题之一，即如何创建适当的数据从大尺寸的嘈杂视频数据中进行高级抽象表示。最近的在这一领域的成功研究主要集中在深度学习上。深度学习方法比其他方法具有优势图像识别领域的方法。在这项调查中，作者首先研究了深度学习在两个图像中的作用以及视频处理和识别。由于多种多样的深度学习方法，作者在一个对比表。为此，作者提出了一个分析框架，以对这些方法进行分类和评估基于一些重要的功能指标。此外，对最先进方法进行了分类介绍了用于人类动作识别的学习。作者总结了每种方法中与之密切相关的工作，讨论他们的表现。

计算机视觉的历史可以追溯到50多年。但是，没有令人满意的解决方案可以有效用于不同的应用中，例如场景中的物体识别，人体动作识别和复杂行为识别，大规模数据。根据研究，真实环境由于功能低下而对少量研究做出了贡献提取方法[47–50]，而对于人体动作识别发生在真实的户外环境中。应对动作识别的主要策略之一挑战，例如学习复杂的数据流形，提供数据驱动的高级表示，克服了噪音，以及班级内部的高度多样性是利用特征学习深度网络中的方法。他们在学习具有高表达能力的强大模型[19]。深度学习方法学习分层的抽象直接从原始数据表示。学习功能在许多著名的挑战中获得非凡的成功数据集[30]。这些功能的重要优点之一是从一些简单的本地特征构建表示通过网络层走向抽象的和全局的[41，51，52]。深度表示中的连续性表示提取的特征与语义空间的接近度。因此，观察，表示和语义空间将减少。因此，深度学习可以解决挑战通过提取高级有价值物来限制手工艺特征特征[53]。人类动作识别的另一个挑战是性别，大小，速度和人的手势变化很大。因此，很难定义一个可以用于与不同多样性兼容的所有动作。如上文提到的深层特征之一学习模型是其建立具有高度原始输入数据的抽象级别。这些摘要表示对于无用的多样性是不变的。减少语义鸿沟的另一个问题是大量的人工智能数据，例如图像和视频非常复杂，有很多变化。作为深度学习模型他们受益于具有高可重用性的分布式表示，他们具有较高的建模能力。受这些观察的影响，在动作识别任务中应用深度学习模型可以是非常有效[6，9]。因此，深度学习模型已经被认为是上述解决方案的合适解决方案人类动作识别中提到的挑战。

05 Hand Gesture Interface Based on Improved Adaptive Hand Area Detection and Contour Signature

摘要— HMD（头戴式显示器）是一种有前途的设备在日常生活中变得越来越重要。许多公司一直在为下一代而努力人机界面系统。本文提出了一个实时的手基于TSL（色相，饱和度，亮度）的手势界面单点自适应区域检测和距离签名相机。首先，在TSL中应用自适应肤色检测可以将肤色数据聚类以进行细分的颜色空间手区域。其次，从手获取距离签名塑造轮廓并获得可能减少的手指点将手势识别问题找出一个峰值尺寸签名。最后，手指点用签名信息。ROC（接收器操作特征）分析显示建议的手部区域检测方法总是在可行区域内给出结果（TPR> 0.91，FPR <0.1），适用于以下轮廓分析；表示与其他产品相比，它更加稳定和坚固基于肤色的方法。评价结果表明在PC上以10 fps左右的速度实时播放的潜力。

近年来，一种新型的重要设备HMD（头戴式显示器）从虚拟派生现实越来越重要，潜力越来越大。该设备应为用户佩戴的一副眼镜可以同时显示计算机生成的虚拟图像的视觉效果和图像背后的真实世界。它提供了一个容易和人机界面的自然方式人类对现实的感知并使有关用户周围的真实世界变得互动，数字化操作。将HMD应用于军事实践或视频游戏目的，手势界面是其中之一关键技术。该界面应跟踪手一个人的运动，并确定他们是什么手势表演。为了达到这个目的，单个摄像机作为一种输入该设备被认为不如其他类型的设备有效诸如立体声或深度感知相机之类的设备。但是现在，开发人员在启用手势方面面临着挑战通过改进算法与单摄像头接口或理论，因为它不需要昂贵的硬件。分析手势主要有两种方法，即3D模型-基于2D外观的方法。的基于3D模型的方法需要3D空间描述手和基于外观的方法只需要2D视觉图像上的手[1]。由于输入设备是限于单相机，基于外观的方法应使用。通常，基于外观的图像处理手势界面包括两个主要步骤：首先获取手区域轮廓和手轮廓，然后计算手指从轮廓数据中指向。准确性和质量的每一步都会直接影响到整体的最终结果接口。通过检测可以减少手部区域搜索肤色[2]。最简单的方法是定义固定某种颜色的不同成分中的决策边界空间[3]。决策规则是任何像素值都落入定义的边界将计为肤色，否则将不计为肤色。尽管此方法的优点是计算量非常低，由于它存在着精度低的问题以下原因。1）肤色点的分布应该类似于多元高斯分布[4]具有平滑的弯曲边界。肤色的事实分布不适合颜色的边界框模型空间导致引入意外噪声的结果。2）不同的人会有不同的肤色分布，要求检测系统动态修改适合人们的决策规则。已经提出了一些自适应方法[5，6]来在一定程度上完善了检测系统。但是，有些如果将其应用于HMD系统，问题仍然存在。1）在一些检测系统，采样是由人类完成的[6]。皮颜色应该自适应检测，可以自动修改决策规则，无需人工检测采样。2）精度仍需提高。新和可以使用不同的方法来提高准确性。2）应控制计算复杂度以满足需求实时。过多的计算将使硬件成本增加太高，不适合HMD应用。

06 Metaphoric Hand Gestures for Orientation-Aware VR Object Manipulation With an Egocentric Viewpoint

摘要 —我们提出了一种新颖的自然用户界面框架，称为Meta-Gesture，用于选择和操作可旋转虚拟机以自我为中心的观点中的现实现实（VR）对象。元姿态使用握住和操纵日常工具的手势采用。具体来说，握持手势用于传唤虚拟将表笔对象放到手掌中，并操纵手势以发挥被召唤的虚拟工具的功能。我们的贡献大致分为三部分：1）Meta-Gesture是第一个裸露的平台基于手势的定向感知选择和操纵很小（钉子大小）的VR对象，这已经成为可能通过组合稳定的3-D手掌姿势估计器（可公开获得）与建议的静态-动态（SD）手势估算器一起使用；2）提出了新颖的SD随机森林，作为SD手势估算器可以将3D静态手势及其动作状态进行分级单个分类器；和3）我们新颖的体素编码方案，称为分层形状图案，通过计算填充来配置顶部每个体素中点云（原始数据源）的比率的手掌姿势估计，可以满足需要用于先前的骨骼跟踪或关节分类定义一个手势。实验结果表明，提出的该方法即使在频繁的情况下也可以提供有希望的性能定向识别选择和操作过程中的遮挡通过佩戴头戴式显示器和随附的以自我为中心的深度相机（请参阅补充视频）请访问：https：//sites.google.com/site/fingergesture/fui/）。

RECENT在头戴式显示器（HMD）等方面的进步正如HoloLens [1]和Oculus [2]所言，增强体验的潜在可能性，尤其是在在可穿戴式AR / VR环境中与虚拟对象互动-。戴着HMD时，裸露的手最自然-与虚拟对象进行交互的实际方式。作为互动增强现实/虚拟现实（AR / VR）环境中的技术批注，基于裸手手势识别的研究产生了许多引人入胜的互动场景，它们是场景导航[32]，对象易位[11]，3-D模型装配[46]，以及VR环境中的空中注解[19]。但是，其中许多并非旨在自我中心看似老套的互动，其结果通常是由于其他人的遮挡而缺少视觉信息手的一部分（称为自我遮挡）。而且，sophisti-配合的互动，例如涉及选择非常小（指甲大小）的物体或可旋转物体的操纵，仍然是传统方法的挑战性问题，尽管基于机器学习的最先进方法[14]可以解决选择小号（指尖大小）的问题穿戴式AR / VR环境中的对象。尽管有很多有关基于裸手手势的研究计算机视觉/人机领域的认可交互（CV / HCI），最新方法（在II-A）节不能直接用于我们的互动场景，其中涉及定向感知选择和在可穿戴式AR / VR环境中微动物体任务的以下挑战。1）复杂的互动水平：我们的目标是选择很小（指甲大小）的物体和方向感知物体nip动（尤其是位移）。都不存在方法可以解决以下类型的互动情况：使用额外的设备（例如，手套，魔杖）。2）观点差异：与AR / VR互动时以自我中心的观点来看，自我遮挡是最重要的挑战性的问题，因为手指在手背。在定向识别选择和操作时，手必须保持旋转，因为手的形状不断变化。

07 Recognizing Daily and Sports Activities in Two Open Source Machine Learning Environments Using Body-Worn Sensor Units

摘要：这项研究对不同的人类分类技术提供了比较评估在胸部，手臂和腿上佩戴惯性和磁性传感器单元时执行的活动。的每个单元中的陀螺仪，加速度计和磁力计都是三轴的。朴素贝叶斯分类器，人工神经网络（ANN），基于差​​异的分类器，三种类型的决策树，高斯考虑了混合模型（GMM）和支持向量机（SVM）。提取功能集使用主成分分析从原始传感器数据中提取的数据用于分类。三种不同交叉验证技术用于验证分类器。性能比较根据正确的区分率，混淆矩阵和计算成本。使用人工神经网络（SVM）可获得最高的正确分化率（99.2％）（99.2％）和GMM（99.1％）。GMM可能更可取，因为它们的计算量较低要求。关于传感器在身体上的位置，腿上戴的传感器最多内容丰富。比较不同的传感器模式表明，如果只有一个传感器类型使用时，磁力计，其次是加速度计可实现最高的分类率和陀螺仪。该研究还提供了两种常用开源软件之间的比较机器学习环境（WEKA和PRTools）在功能，可管理性，分类器的性能和执行时间

随着微机电系统的飞速发展（MEMS）技术的商业规模，重量和成本-现有的惯性传感器已大大减少在过去的二十年中[1 ]。包含以下内容的微型传感器单元加速度计和陀螺仪有时会被补充通过磁力计。陀螺仪提供角速率信息绕灵敏度轴旋转，而加速度计则提供线性或角速度信息。存在围绕单轴以及两轴和三轴敏感的设备轴向装置。三轴磁力仪可以检测强度和地球磁场的方向作为矢量。直到1990年代，惯性传感器的使用大多受到限制航空和海事应用领域与高精度要求相关的成本。可用-低成本，中等性能惯性传感器具有开辟了新的使用可能性（请参阅第5节）。惯性传感器的主要优点是它们具有自包含的非辐射，非干扰设备通过直接测量获得动态运动信息3D 另一方面，因为它们依靠内部感应基于航位推算，集成时输出错误获取位置信息，快速积累和位置输出倾向于随时间漂移。错误需要建模并在以下情况下不时补偿或重置外部绝对传感系统可用。惯性传感的最新应用领域是自动的认可和监督人类活动。这是一个有很多挑战的研究领域极大的兴趣，尤其是最近十年。一些为了达到以下目的，通常使用不同的方法活动监控。一种这样的方法是使用传感系统固定在环境中的物品，例如视觉系统多台摄像机[2– 5]。自动识别，代表视频图像对人类活动的分析对安全和监控产生了很大影响和个人归档应用程序[6]。参考[ 7 ]提出了对这方面最新研究的全面调查人体感兴趣的地方很多通过放置可见标记（例如发光）来预先识别二极管，并通过光学或磁成像技术。例如， [8 ]认为六使用智能红外运动进行的活动（包括跌倒）捕获系统。在[9 ]，步行异常，例如行，使用同一系统检测头晕和偏瘫。在[10 ]，为姿势定义了许多活动模型跟踪，并使用粒子滤波探索姿势空间。使用固定在环境（或其他环境）上的相机情报解决方案）限于室内环境的某些部分。如果相机在使用中，需要对环境进行良好的照明和几乎工作室一样。但是，进行活动时室内和室外，涉及到处走动（例如，上下班，购物，慢跑），固定摄像头系统不太实用，因为获取视频数据很困难在不受限制的情况下进行长期人体运动分析环境。最近，可穿戴式相机系统已经建议克服这个问题[11 ]; 但是，另一个相机系统的缺点仍然存在，例如遮挡效果，对应问题，处理成本高和存储图像，需要使用多个相机从3D到2D的投影，需要进行相机校准和相机侵犯隐私的行为。使用微型惯性传感器，可以将其戴在人体，而不是使用固定在环境具有一定优势。如[12]，'活动最好在发生它的地方进行测量。” 与视觉运动不同需要自由视线的微型捕获系统惯性传感器可以在物体内部或后面灵活使用无遮挡。从多轴获取一维信号惯性传感器可以直接提供所需的信息在3D中。可穿戴系统的优势在于用户持续不断且计算能力低要求。早期使用身体进行活动识别的工作磨损的传感器在[13 –16]。更专注文献调查概述了康复和康复领域生物力学可以在[17– 19 ]。摄像机系统和惯性传感器可以配合使用-在许多情况下都是心理上的。在许多研究中，视频相机仅用作与内部相机进行比较的参考传感器数据[20– 23 ]，而其他两个数据传感模式是集成的还是融合的[24，25]。共同使用视觉和惯性传感器引起了广泛关注最近由于其强大的性能和潜在的广泛性应用领域[26， 27]。融合惯性传感器和磁力计也有文献报道[21，28，29]。不过，在这项研究中，我们选择使用可穿戴式由于具有多种优势，因此可以进行活动识别上文提到的。活动发现是活动的著名子类识别任务，起点和终点根据顺序检测出定义明确的活动数据[30 ]。用于活动发现任务的分类器可以分为基于实例和基于模型的分类器，其中后者主导了该地区。基于实例的优势分类器结构简单，计算成本低和权力要求，以及他们处理课程的能力在测试过程中首次遇到[31]。另一方面，在大型任务中，它们无法有效执行积极地应对诸如主体间等情况的变化变化性。活动发现中的一些问题正在优化传感器的数量和配置以及同步他们。Zappi 等。[32 ]提出传感器选择算法开发处理能源的能源感知系统与准确性之间的权衡。在另一项研究中，Ghasemzadeh [33]介绍“运动记录”的概念并提出分布式算法以降低功耗要求。在[34]，开发了一种用于人体全身姿势跟踪的方法和活动识别，基于很少有穿戴式惯性方向传感器。参考[35]专注于识别以手势为特征的活动以及用于组装和维护的伴随声音应用程序。多用户活动在[36 ]。的[37]是为了研究大主体之间的差异数据集。在欧洲研究项目的背景下机会，移动机会活动和环境识别系统[38 ]。另一个欧洲人联盟项目（wearIT @ work）致力于开发环境-感知可穿戴计算系统以支持生产或维修工人，通过识别他/她的行为和及时提供有关所开展活动的信息[39]。用于健康监测的可穿戴传感器系统调查介绍预后及相关研究项目在[40 ]。欧盟委员会的主要目标第七框架项目CONFIDENCE是开发和整合创新技术以建立护理系统用于检测短期和长期异常事件（例如跌倒）或可能与这项研究对不同的人类分类技术提供了比较评估在胸部，手臂和腿上佩戴惯性和磁性传感器单元时执行的活动。的每个单元中的陀螺仪，加速度计和磁力计都是三轴的。朴素贝叶斯分类器，人工神经网络（ANN），基于差​​异的分类器，三种类型的决策树，高斯考虑了混合模型（GMM）和支持向量机（SVM）。提取功能集使用主成分分析从原始传感器数据中提取的数据用于分类。三种不同交叉验证技术用于验证分类器。性能比较根据正确的区分率，混淆矩阵和计算成本。使用人工神经网络（SVM）可获得最高的正确分化率（99.2％）（99.2％）和GMM（99.1％）。GMM可能更可取，因为它们的计算量较低要求。关于传感器在身体上的位置，腿上戴的传感器最多内容丰富。比较不同的传感器模式表明，如果只有一个传感器类型使用时，磁力计，其次是加速度计可实现最高的分类率和陀螺仪。该研究还提供了两种常用开源软件之间的比较机器学习环境（WEKA和PRTools）在功能，可管理性，分类器的性能和执行时间。关键词：惯性传感器 加速度计 陀螺仪 磁力计 可穿戴式传感器；人体感应器网络；人类活动分类；分类器 交叉验证；机器学习环境；WEKA; PR工具2012年12月1日收到；2013年5月16日修订处理编辑：以太·艾尔帕丁1.引言随着微机电系统的飞速发展（MEMS）技术的商业规模，重量和成本-现有的惯性传感器已大大减少在过去的二十年中[1 ]。包含以下内容的微型传感器单元加速度计和陀螺仪有时会被补充通过磁力计。陀螺仪提供角速率信息绕灵敏度轴旋转，而加速度计则提供线性或角速度信息。存在围绕单轴以及两轴和三轴敏感的设备轴向装置。三轴磁力仪可以检测强度和地球磁场的方向作为矢量。直到1990年代，惯性传感器的使用大多受到限制航空和海事应用领域与高精度要求相关的成本。可用-低成本，中等性能惯性传感器具有开辟了新的使用可能性（请参阅第5节）。惯性传感器的主要优点是它们具有自包含的非辐射，非干扰设备通过直接测量获得动态运动信息3D 另一方面，因为它们依靠内部感应基于航位推算，集成时输出错误获取位置信息，快速积累和位置输出倾向于随时间漂移。1650巴尔珊（B. Barshan）和MC尤克塞克（MC Yuksek）并在以下情况下不时补偿或重置外部绝对传感系统可用。惯性传感的最新应用领域是自动的认可和监督人类活动。这是一个有很多挑战的研究领域极大的兴趣，尤其是最近十年。一些为了达到以下目的，通常使用不同的方法活动监控。一种这样的方法是使用传感系统固定在环境中的物品，例如视觉系统多台摄像机[2– 5]。自动识别，代表视频图像对人类活动的分析对安全和监控产生了很大影响和个人归档应用程序[6]。参考[ 7 ]提出了对这方面最新研究的全面调查人体感兴趣的地方很多通过放置可见标记（例如发光）来预先识别二极管，并通过光学或磁成像技术。例如， [8 ]认为六使用智能红外运动进行的活动（包括跌倒）捕获系统。在[9 ]，步行异常，例如行，使用同一系统检测头晕和偏瘫。在[10 ]，为姿势定义了许多活动模型跟踪，并使用粒子滤波探索姿势空间。使用固定在环境（或其他环境）上的相机情报解决方案）限于室内环境的某些部分。如果相机在使用中，需要对环境进行良好的照明和几乎工作室一样。但是，进行活动时室内和室外，涉及到处走动（例如，上下班，购物，慢跑），固定摄像头系统不太实用，因为获取视频数据很困难在不受限制的情况下进行长期人体运动分析环境。最近，可穿戴式相机系统已经建议克服这个问题[11 ]; 但是，另一个相机系统的缺点仍然存在，例如遮挡效果，对应问题，处理成本高和存储图像，需要使用多个相机从3D到2D的投影，需要进行相机校准和相机侵犯隐私的行为。使用微型惯性传感器，可以将其戴在人体，而不是使用固定在环境具有一定优势。如[12]，'活动最好在发生它的地方进行测量。” 与视觉运动不同需要自由视线的微型捕获系统惯性传感器可以在物体内部或后面灵活使用无遮挡。从多轴获取一维信号惯性传感器可以直接提供所需的信息在3D中。可穿戴系统的优势在于用户持续不断且计算能力低要求。早期使用身体进行活动识别的工作磨损的传感器在[13 –16]。更专注文献调查概述了康复和康复领域生物力学可以在[17– 19 ]。摄像机系统和惯性传感器可以配合使用-在许多情况下都是心理上的。在许多研究中，视频相机仅用作与内部相机进行比较的参考传感器数据[20– 23 ]，而其他两个数据传感模式是集成的还是融合的[24，25]。共同使用视觉和惯性传感器引起了广泛关注最近由于其强大的性能和潜在的广泛性应用领域[26， 27]。融合惯性传感器和磁力计也有文献报道[21，28，29]。不过，在这项研究中，我们选择使用可穿戴式由于具有多种优势，因此可以进行活动识别上文提到的。活动发现是活动的著名子类识别任务，起点和终点根据顺序检测出定义明确的活动数据[30 ]。用于活动发现任务的分类器可以分为基于实例和基于模型的分类器，其中后者主导了该地区。基于实例的优势分类器结构简单，计算成本低和权力要求，以及他们处理课程的能力在测试过程中首次遇到[31]。另一方面，在大型任务中，它们无法有效执行积极地应对诸如主体间等情况的变化变化性。活动发现中的一些问题正在优化传感器的数量和配置以及同步他们。Zappi 等。[32 ]提出传感器选择算法开发处理能源的能源感知系统与准确性之间的权衡。在另一项研究中，Ghasemzadeh [33]介绍“运动记录”的概念并提出分布式算法以降低功耗要求。在[34]，开发了一种用于人体全身姿势跟踪的方法和活动识别，基于很少有穿戴式惯性方向传感器。参考[35]专注于识别以手势为特征的活动以及用于组装和维护的伴随声音应用程序。多用户活动在[36 ]。的[37]是为了研究大主体之间的差异数据集。在欧洲研究项目的背景下机会，移动机会活动和环境识别系统[38 ]。另一个欧洲人联盟项目（wearIT @ work）致力于开发环境-感知可穿戴计算系统以支持生产或维修工人，通过识别他/她的行为和及时提供有关所开展活动的信息[39]。用于健康监测的可穿戴传感器系统调查介绍预后及相关研究项目在[40 ]。欧盟委员会的主要目标第七框架项目CONFIDENCE是开发和整合创新技术以建立护理系统用于检测短期和长期异常事件（例如跌倒）或可能与借助穿戴式传感器识别日常活动和体育活动1651年老年人的健康问题[41]。该系统旨在改善及时进行医疗干预并给用户带来机会安全感和自信感，从而延长了他/她的时间独立。先前活动中使用的分类技术识别研究包括基于阈值的分类，分层方法，决策树（DT），k最近邻居（k -NN）方法，人工神经网络（ANN），支持向量机（SVM），朴素贝叶斯（NB）模型，贝叶斯决策（BDM），高斯混合模型（GMM），模糊逻辑和马尔可夫模型等。的这些分类器在各种研究中的使用情况在专注于活动分类的优秀评论论文[42 ]。在一些研究中，几个分类器的输出被合并为提高鲁棒性；但是，只有少数比较使用完全相同的两个或多个分类器的研究同一组输入特征向量。这些研究总结表1中的内容，并提供了有关相对效果的一些见解不同的分类器。其中一些比较但是，研究仅基于少量的科目（1-3）。根据结果​​，虽然看起来据报道，DT和BDM可以提供最佳的准确性性能差异可能并不总是统计上的重大。此外，存在相互矛盾的研究[42 ]。它是在同一参考文献中指出，“需要进一步研究调查范围的相对表现针对不同活动和传感器功能的不同分类器并涉及大量主题。例如技术例如SVM和高斯混合模型显示出承诺，但尚未应用于大型数据集。”由于研究之间缺乏共同点，结果迄今出版的文章分散且难以比较，以允许广泛使用的方式进行综合和建立要得出的结论。有各种各样的传感器的数量和类型以及使用的主题，活动考虑和用于数据采集的方法。通常，选择传感器的方式和配置时无需有充分的理由，更多地取决于方便性，而不是性能优化。细分（窗口），信号的产生，选择和减少的功能，所使用的分类器也有很大差异。自1999年以来在研究中做出的各种选择表1总结了它们的分类结果。它会不适合在整个网站之间进行直接比较不同研究的分类精度，因为他们之间没有共同点。之间的比较应基于同一数据集进行不同的分类为了公平和有意义。最佳的预处理和功能选择可以进一步增强分类器，有时比分类器更重要选择。迫切需要建立一个共同点框架，以便可以将主题统一处理系统的方式。关于活动监控协议的共识，报告的变量，一组标准化的活动和传感器配置将对该研究非常有益区域。许多作品已证明正确识别率为85–97％根据惯性传感器数据进行的活动；主要问题但是，其中许多是提供了在执行操作的过程中得到指导和高度监督活动。可以识别在其中执行的活动的系统正确识别的无监督自然主义方式高于95％的税率将具有很高的实用价值和吸引力。另一个重要的问题是计算成本和实际识别算法的时间可操作性。分类器设计应该足够快以提供实时决策或只有很短的延迟。因此，我们认为活动的性能标准和设计要求识别系统的准确度超过95％，并且（接近）时间可操作性。这项研究是对[16 ]，微型传感器单元包括惯性传感器和使用固定在身体不同部位的磁力计用于活动分类。早期的主要贡献文章是与以前的研究不同，它使用了许多冗余传感器并从传感器信号中提取各种特征。然后，它执行无监督的特征转换可以通过以下方式大大减少功能的技术自动选择最有用的功能。它也是提供各种分类器之间的系统比较用于基于通用数据集的人类活动识别。报告正确的分化率，混淆矩阵和分类器的计算要求。在这项研究中，我们评估了其他分类技术并研究传感器的选择和基于先前获取的数据集的配置问题。基于特征提取的分类方法归约和交叉验证技术是相同的作为[16 ]。我们在这项研究中比较的分类技术是NB分类器，人工神经网络，基于差异的分类器（DBC）以及DT，GMM和SVM三种类型。我们要求受试者以自己的方式进行活动；我们的确是不提供有关活动方式的任何指示执行。我们介绍并比较实验结果考虑正确的分化率，混淆矩阵，交叉验证技术，机器学习环境和计算要求。主要目的和本文的作用是确定最佳分类器，最有用的传感器类型和/或组合，以及身体上最合适的传感器配置。我们认为三个传感器的所有可能的传感器类型组合方式（总共七个组合）和位置给定的五个位置在身体上的组合（31组合）。我们注意到最重要的活动彼此混淆并比较计算分类技术的要求。

08 Wearable Band for Hand Gesture Recognition based on Strain Sensors

摘要 —一种基于智能的新颖的完全可穿戴系统腕带配备可拉伸应变计传感器和读出电子设备已经组装并经过测试，可以检测到在康复程序中至关重要的一组手动作。嵌入式有源器件的高灵敏度腕带不需要与皮肤直接接触，因此最大限度地提高测试仪手臂的舒适度。手势通过比较设备完成的操作已自动标记为带有商业广告的传感器实时检测到的信号红外设备（跳跃运动）。最后，系统已经通过两种机器学习算法进行评估判别分析（LDA）和支持向量机（SVM），可重复性达到98％和94％，分别。

手势监控一直是人们关注的焦点生物医学和商业领域的许多学术研究字段[1、2、3]。主要挑战集中在实现可靠，高灵敏度且可完全穿戴的设备，尽量减少患者的不适或尴尬。目前，所有用于监视运动的系统都具有强大的局限性。例如，基于3D红外的系统相机识别手指手势[4]或其他基于相机识别[5]受到视线遮挡的困扰并且对计算的要求很高。其他传感器基于设备的设备最近变得越来越普遍肌电图（EMG）[6]。在这种情况下，这些传感器具有由于使用较少的手势，因此无法检测到较精细的手指手势敏感的干电极，这样，它们很容易受到影响汗液和皮肤的阻抗随时间而变化[7]。去年有两个用于控制手势的兴趣系统，已经提出了高性能的。第一个是基于电阻抗的名为Tomo [8] 的系统断层扫描（EIT）。该系统具有很高的精度，但是电极需要与皮肤狭窄接触才能正常工作操作。另一个系统是由麻省理工学院提出的实验室[9]。该系统基于力敏感电阻（FSR），并具有高度的可靠性；但是，由于类型的不同，其效率具有内在的局限性传感器。此外，基于FSR的系统要求封闭接触使用者的皮肤以确保动作可以被检测到，从而产生收缩和不适感患者。而且，这样的系统不是完全可穿戴的因为，尽管灵活，但它们不具有以下特点：可扩展。在本文中，我们提出了一种新颖的监控系统基于聚合物应变仪传感器的手势。这个系统功耗低且可伸缩安装在透气棉质腕带上的设备保持高可靠性监控，使该设备在手势识别领域是独一无二的。提出了该系统易于使用，因为只应在启动时才佩戴监视动作。腕带由一件舒适的单件，上面嵌入了电子产品。我们进行了一项实验，以验证使用商业光学技术的系统（飞跃动作）以正确标记每个手势。收集的手手势数据由两台完善的机器进行评估学习算法线性判别分析（LDA）和支持向量机（SVM）。

09 A Continuous Hand Gestures Recognition Technique for Human-Machine Interaction using Accelerometer and Gyroscope sensors

摘要—智能设备的最新进展持续不断它们是人机设计的更好选择互动，因为它们配备了加速度传感器，陀螺仪传感器和先进的操作系统。这篇报告提出了一种连续的手势识别技术能够使用三个连续识别手势智能设备中的轴加速度传感器和陀螺仪传感器。为了减少手部不稳定的影响，手势并压缩数据，手势编码算法是发达。开发了一种自动手势识别算法检测有意义的手势段的起点和终点。最后，通过比较手势代码来识别手势使用动态时间规整算法的手势数据库。此外，还开发了一个原型系统来识别基于连续手势的人机交互。使用智能手机，用户可以执行预设使用三星罚款手势并控制智能设备AllShare协议。

研究人员在以下方面取得了重大进展近年来的HMI。最近，由于微机电系统，基于可穿戴传感器的手势识别已引起关注。穿戴式传感器有与视觉相比，对周围环境的依赖性更低基于系统。在本节中，我们展示了一些可穿戴设备基于传感器的手势识别技术。Chun和Weihua [18]开发了使用惯性的系统MEMSense的传感器uIMU作为输入设备，并实现了提到了神经网络和分层隐马尔可夫手势识别模型。uIMU传感器连接到通过串行转换器发送个人数字助理并发送通过Wi-Fi将数据传输到台式计算机。框架使用表面肌电图进行活动意识在[19]中提出了加速度计信号。徐等。[9]开发了手势识别框架，可以用于手语识别和手势基于控件。该框架结合了来自ac-加速度计和EMG传感器可实现手势识别。Ruize等。[3]提出了基于手势识别的模型来自微机电系统的输入信号（MEMS）3轴加速度计。作者开发了一个系统使用集成了MEMS 3轴加速度传感芯片的芯片带有数据管理和蓝牙无线数据芯片。一个基于数据融合的手势识别方法在[8]中介绍了概率HMM分类。它表明融合来自多个传感器的感官数据导致整体手势识别率为93％。这种认可单独使用每个传感器时，使用率较高拥有。志远等。[7]提出了一个处理框架手势的加速度和表面肌电信号识别，它利用了贝叶斯线性分类器和改进的动态时间扭曲算法。原型系统包括加速度计和SEMG传感器。一个应用阳离子程序与提出的算法框架手机，旨在实现基于手势的实时相互作用。胜利等。在[15]中提出了一种算法基于集成的手势跟踪与识别图像（Logitech QuickCam Pro 9000），加速度计和陀螺仪传感器。

10 A Simple Wristband Based on Capacitive Sensors for Recognition of Complex Hand Motions

摘要—我们证明了腕带不显眼带有嵌入式纺织电容传感器可以提供可靠的有关复杂手势的信息。我们描述设计有限元现场模拟和实际的硬件设计。然后，我们显示来自不同的动作，并对识别用户在键盘上写的10位数字和26个字母空气”。

设计和评估新颖，流畅的活动感应输入法是无处不在的计算的核心。手势尤其可以提供非常详细的信息有关用户操作的信息。另外，我们自然要控制通过手部动作[10]，[11]。作为一个结果，有很多建议来捕捉这些运动，通常使用惯性运动传感器。但是，大多数他们中的大部分依靠手或腕的增强很多情况下要求用户戴手套或进行其他感应设备直接放在他的手背上[3]。与此同时，众所周知，人们不喜欢在此佩戴设备位置[8]。作为替代方法，本文表明，引人注目的纺织腕带可用于检测各种通过电容感应实现复杂的手部动作。这个主意是电容式传感器揭示了内部的细微变化手腕又与运动肌肉相关手和手指。腕带本身不需要特殊固定（显示为测试人员将其取下并放下回到实验运行之间）。电容式感应是既定的原则，使其适应特定的目的感测手腕内部的细微运动和变化涉及许多问题。在本文中，我们描述了我们如何解决了这个问题并介绍了我们的传感器的评估复杂的手势识别任务。A.相关工作电容传感器是一种众所周知的传感方式工业和可穿戴计算。Rekimoto推出了Capaci-嵌入在手腕和外套中的主动传感器及其用途他们检测手臂的手势[13]。与我们的设置相比，识别的手势非常粗糙，设置需要用户穿着分布在躯干上的几种电容性纺织品和手臂。乌姆（Oum）等 等 使用集成在PCB中的金属板作为护垫从手腕获得呼吸和脉搏[12]。程等等 使用导电金属织物作为衬垫，以便传感器变得柔软可扭曲。用于观察内部变化如呼吸和心跳以及各种活动包括吞咽，头部位置，步行速度等[4]。Amft等 等人展示了如何使用直接连接到下臂的肌肉来感知肌肉活动和疲劳[2]。Amft等 等 使用嵌入在手腕中的运动传感器磨损的设备作为问卷的输入[1]。但是，大多数相较于本文[9]，[14]中使用的那些。也有很多数据手套和可穿戴键盘。不幸的是，他们都需要大量增加用户的手腕/手[6]，[1]，[10]，[11]。此外，所有这些设备都结合使用运动传感器，相机/光线传感器和麦克风执行输入或上下文识别。因此，他们可以被视为对纺织电容感测的补充。

11 Gesture spotting with body-worn inertial sensors to detect user activities

摘要：我们提出了一种从穿戴式惯性传感器中发现连续数据流中偶发性手势的方法。我们的方法是基于连续传感器信号的自然划分，并采用两阶段方法进行寻点任务。在第一阶段，信号部分使用简单的相似性搜索预先选择可能包含特定运动事件的对象。然后将那些预选的部分进一步分类在第二阶段，利用隐马尔可夫模型的识别功能。基于两个案例研究，我们讨论了实现我们的方法的细节，并表明这是一种发现各种运动事件的可行策略。2007 Elsevier Ltd.保留所有权利。

与孤立的运动识别相比，如图所示，发现任务更加艰巨，len。发现特定人体动作的难度事件源于多种来源。这些包括其他，共同发音，其中连续手势会影响彼此[7]以及人与人之间的差异。系统必须应对的另一个挑战是，要发现的运动事件可能仅偶尔发生，在连续的数据流中，同时嵌入其他部分任意的运动（称为零运动课）。但是，这些运动本质上难以实现模型的复杂性和不可预测性。作为缺点序列，用于连续的常规识别方案分类，例如隐马尔可夫模型（HMM），不是由于它们依赖于，因此直接适用于我们的识别任务适当的零级模型。因此，我们不能隐式数据分段功能的优势在于HMM提供。此外，我们必须处理以下事实：运动事件通常很短。这意味着对于任何明确的基于细分的识别，精确的定位事件边界很重要。手势识别已被广泛研究多年，并提出了许多方法来解决各种各样的问题。通常，这些方法可以广泛地分为以下两个类别之一：手势识别，需要外部基础结构和手势识别定位，着重于可穿戴仪器。第一类是基于视觉的运动使用单个或多个摄像机进行识别。虽然前对文献进行详尽的审查超出了本研究的范围，我们示范性地指出相关作品。Starner [8]提出了Campbell进行美国手语识别的方法Bobick [9]开发了一种识别经典的系统芭蕾舞步骤，大和等。[10]致力于识别布兰德（Brand）等人。[11]有针对性的太极拳Lee和Kim [12]处理了一些动作，与计算机进行交互，Rao和Shah [13]的目标是操纵手势。有关基于视觉的更多文献运动捕捉和识别可以在参考资料中找到。[14-16]。最近，可穿戴式仪器在ges-识别技术得到了广泛的关注，主要是由于传感器小型化的成功。各种方法处理与活动或事件的认可已经提出。钱伯斯等。[17]有针对性的功夫动作和本巴萨特[18] 专注于“原子”手势的识别。克恩等。[19]考察了各种活动，例如键盘打字，书写-在白板上握手。Cakmakci等。[20]试图确定一个人何时看着手表。宝[21] 针对典型的家庭活动，包括吸尘，洗衣服，看电视或刷牙。卢科维奇等 [22]专注于研讨会活动，包括锯切，锤击，钻孔和锉削。Brashear等。[23]处理美国手语和Lementec和Ba-的手势jcsy [24]致力于识别用于指示的手势飞行员降落后。尽管存在许多运动识别方法，但很少正在处理发现任务本身。邓和翠[25]提出了一种在连续数据中发现手势的方法。他们的方法利用了基于HMM的累加支持端点检测特定手势的得分连续的数据流。根据潜在的终点算法使用来搜索相应的起点维特比算法。尽管这种方法似乎很有希望，但它具有仅针对二维识别进行评估轨迹（阿拉伯数字）。李和金[12]发达一种直接部署HMM的方法，以发现手势连续的传感器数据流。他们介绍了这个概念计算似然阈值的阈值模型输入模式并提供确认机制临时匹配的手势模式。门槛模型是所有训练过的手势的弱模型，并且从所有现有手势模型构造而成。Lukowicz等。[22]通过par-展示了连续的在线运动识别使用基于强度分析的输入数据进行分类利用两个麦克风的信号被认可的动作伴随着特定的声音。前两种方法使用了隐式段-HMM的思维能力，第三种方法是明确的细分步骤以方便发现。我们相信明确的手势细分非常有帮助且高效以便于发现任务。李和养生[26]开发-选择了使用HMM进行在线手势识别的系统。他们是最早使用细分作为手势识别的预处理步骤，并且能够在线识别14种不同的手势。当他们提出细分的加速阈值，他们使用了简单的基于速度的分割依赖于以下事实：在两个连续手势之间短暂停留。他们成功了充分展现出良好的识别性能训练有素的手势；但是，他们没有处理拒绝不相关的动作。Kahol等。[27]提出了一个手势采用分层分层的细分算法代表人体解剖结构的结构。使用的算法低级运动参数来表征var-层次结构的各个层次，并能够预测细分分割生成的基于配置文件的边界结果。细分是由观察者提供的，谁手动分割训练数据。在最近的工作中，Kahol等。[28]使用这个概念来完整记录下每个动作使用Vicon摄像头系统进行舞蹈活动。Wang等。[29]提出了一种自动分割序列的方法自然活动分为原子部分并将它们聚类。细分是基于找到的局部最小值速度和方向变化的局部最大值。迷你低于特定阈值的最大值和最大值选择作为分段点。他们方法的局限性是它只能细分和标记连续的人类手势，但没有发现它们。Liang和Ouhyoung [30]使用了时态基于运动不连续性的细分关联四个手势参数和HMM以执行真实的时间连续手势识别手语。其方法允许识别已定义的手势仅在词汇中；因此拒绝非手势模式是不考虑。Morguet [31]提出了一种两步法视频序列中手势的连续识别。在一个第一步，使用简单的细分算法来识别可能有意义的细分的起点和终点。这个分割过程使用了特定运动阈值的阈值参数与简单规则结合以获得有效的分段。然后将这些段单独分类。怎么样-以往，这种方法无法拒绝非手势模式在第一阶段错误地检索到。

12 Towards Unsupervised Measurement of Assembly Work Cycle Time by Using Wearable Sensor

摘要 —本文提出了一种新的监测方法并通过使用可穿戴式传感器。在生产线系统中，工人重复主动执行预定义的操作过程。由于延迟一个工人的过程影响整个生产线系统，测量和管理每个工人操作的周期时间过程很重要。这项研究试图衡量一个周期的时间工人以无人监督的方式使用可穿戴式传感器。

我们介绍有关监测和分析工厂的研究使用可穿戴式传感器工作。Koskimaki等。[2]获得腕部惯性佩戴的加速度和陀螺仪传感器数据传感器设备并在线分析操作流程诱导系统，以确保所有必要的操作执行。该研究认识到锤击等活动并使用k NN搜索进行搜索。沃德等。[6]使用手腕获取加速度和声音传感器数据通过隐藏识别木材工作活动的设备马尔可夫模型（HMM）和线性判别分类器。Stiefmeiner等。[5]专注于自行车和使用附在身体几个部位上的惯性传感器进行分类通过计算传感器之间的距离预先准备的细分和传感器数据模板，使用离散的传感器数据。以上所有分析方法工厂作业依赖于监督的机器学习方法并需要训练数据收集。

13 Development and Validation of a Single Wrist Mounted Inertial Sensor for Biomechanical Performance Analysis of an Elite Netball Shot

摘要—无挡板篮球比赛的主要目标是比对手得分更多。随后，那里推动提高射击准确性以最大化得分。了解射击的运动学因素导致得分成功的因素允许迭代调整和优化技术。三维逆向反射运动捕捉已用于评估运动学；但是，这些系统价格昂贵，需要大量安装和后处理时间，并且不能在游戏等环境中使用。随着可穿戴设备的现代发展基于微机电系统的技术，能够在性能环境中监控射击运动学，成为可能。本文评估单个无线惯性测量单元（IMU）传感器的功效可以根据放球时的前臂角度来监视射击运动学。四名精英女射手共射出30张使用参考反射运动捕捉器（Vicon）分别从三个不同的距离拍摄每张照片（总计120张）标记和一个IMU。为了评估佩戴IMU是否对运动射击链产生不利影响，需要进一步评估不用佩戴IMU即可拍摄10张照片。与逆反射的金标准参考相比运动捕获时，IMU传感器高估了平均百分比误差确定的球释放时的前臂角度为4.03±1.58％。有和没有IMU的射击表明IMU没有生物力学地改变射击动作。使用IMU的运动捕捉解决方案的重要优势在于它们无处不在，成本低，需要用户干预最少，并且可以在防御性压力下用于代表性训练环境中。此信息练习可以增强对运动员远端段协调模式的理解，提供可行的见解使运动员和教练员有表现。

无挡板篮球于1901年制定，如今已成为一项全球性运动。全球游戏玩家超过2000万[1]。的无挡板篮球的基本目的是让球员通过位于地面3.05m处的环。得分最高的团队在15分钟的四个季度末的进球是比赛的获胜者。随后，计分被认为是最重要的方面无板篮球队的竞争成功[1]提高拍摄精度。无挡板篮球的特点是具有三个组成阶段；准备阶段，射击行动阶段和释放阶段[2]。这三个关键射击相位已经以以下方式描述[1]。i）准备姿态，以初审的初审为特征双脚与球场表面接触时膝盖弯曲；ii）射击动作，其特征在于：膝关节屈曲;iii）释放，其特征在于球的时间点与射手的手分开。为了理解投篮的机理，运动学方法是保证金已用于分析潜在的生物力学特点[3]。详细的运动学分析提供了对篮球运动员的协调模式。例如，在类似的任务中篮球罚球命中率，最终减少了变异性运动的重要性被认为是重要的[4]。发现篮球罚球新手和专家之间的区别运动学并不是减少轨迹变异性，而是围绕运动的相对协调性增强（耦合）肘部和腕部以及试验间的前后运动一致性这些关节。有人认为这些运动联轴器是必需的由于释放参数允许的成功误差很小成功的表现[5]。Button 等。[4]得出结论，高水平熟练的表现与冻结和释放行动自由度，与其中的工作保持一致其他，Vereijken 等。[6]在滑雪中。对于篮球的罚球表示协调的约束条件开始有所增加动作，因此下臂关节的动作变硬，较低的轨迹可变性。在技​​能发展过程中，运动员学会释放对协调的限制，其特点是轨迹变化性增加，肘部之间的耦合更强和腕部运动。遵循这种观点，对于篮球和网与球射击相关的任务，监视远端角度的变化手臂部分提供了有关射手能力的重要见解约束手臂关节，冻结和释放运动自由度，以产生一致的结果。影响无板篮球比赛射门的一个因素是射门得分在动态，不稳定的环境中形成防御压力。在4.9 m半圆半径。在封闭的训练条件下已证明没有防守压力[7]，并且在比赛条件下认为[3]，更大的拍摄距离与更大的不准确度有关治愈。Delextrat和Goss-Sampson [1]报告说，射击技术应在游戏环境中练习nique以改善玩家的游戏表演。随后，测量技术进行评估射击生物力学的稳定性，必须能够允许适用于类似游戏的拍摄条件。当前的通用做法提取角度的生物力学评估是利用后向反射基于标记的运动捕捉。在无挡板篮球比赛中，德勒格拉特和高斯-桑普森[1]使用了十台摄像机的运动捕捉系统（QTM，Qualisys，Swe-）来识别高级之间的生物力学射击差异和初级运动员的八发射击射击距离3 m。从本质上来说，后向反射运动捕捉限制了任务代表设计[8]，并且不允许进行类似游戏的射击-条件。此外，运动捕捉系统昂贵，需要高计算能力，并且需要大量的专业知识来lement 因此，需要用于运动捕捉的不同技术[9]。为此，最近，基于Microsoft Kinect相机的传感器已经被引用为基于金标准的逆反射标记运动捕捉（十个摄像机Vicon系统，使用插件时为100 Hz步态全身标记设置[10]）[9]。在这项研究中，功能性移动-包括前臂角度在内的各个方面均根据空间（gle）和时间（定时）数据相关。黄金标准Vicon（Vicon，英国牛津）使用Bland-Altman进行了对比[11]分析，发现方法之间良好的时间一致性，但是肘部弯曲的空间准确性平均高估了16.93°。一种技术干预已被用于更深层次的无挡板篮球的性能监控是惯性测量单位（IMU）。IMU的优势在于它们无处不在且成本低廉，尽管它们的精度对其处理算法非常敏感[12]。以前有报道说在无挡板篮球中使用惯性传感器用于跟踪玩家的负荷强度的比赛。三十二位玩家在精英和次精英竞赛的五场比赛中被追踪[13]并自动执行镜头检测（ShotTracker，Merriam，KS，美国）无挡板篮球训练[14]，虽然没有运动射击的报道。可以实现传感器融合的方向估计算法是对于定向的最佳估计是理想的。传统上，IMU使用卡尔曼滤波器（KF）的传感器可以达到这种效果[12]。一项比较IMU和逆向反射运动捕捉的研究从手臂快速运动来评估关节角度[15]RMS误差小于8°。Madgwick 等。[16]创作了一部小说使用姿态和航向参考系统的方向过滤器（AHRS）。结果表明该算法与精度相符的KF值，比较时发现动态RMS误差小于1.7°后向反射运动捕捉。这种定位的好处滤波器包括以较低的采样率运行的能力，更小计算量，并且在硬件和功耗上都有显着提高减少[16]。当前调查的目的是评估准确性IMU技术可监测释放时远端臂角度的变化。

14 Real-time human action recognition based on depth motion maps

摘要本文提出了一种人类动作识别使用深度运动贴图（DMM）的方法。每个深度深度视频序列中的帧被投影到三个正交笛卡尔平面。在每个投影视图下，两个连续投影之间的绝对差地图是通过整个深度视频序列累积的形成数字万用表。l 2-规范化的协作代表带有距离加权Tikhonov矩阵的时间分类器为然后用于动作识别。发达的方法被证明在计算上是有效的实时运行。识别结果应用于Microsoft Research Action3D数据集表明出众我们的方法相对于现有方法的性能。

基于时空的方法，例如时空量，时空特征和轨迹已经广泛用于视频序列中的人类动作识别由传统的RGB相机捕获。在[1 ]，时空兴趣点结合SVM分类器用于实现人类动作识别。长方体描述符是受雇于[ 2]代表动作。在[ 3 ]中，SIFT功能在三个抽象级别的层次结构中建模的轨迹用于识别视频序列中的动作。各种局部运动特征被收集为时空袋[ 4中的功能（BoF）]执行动作分类。运动-能量图像（MEI）和运动历史图像（MHI）是在[5 ]作为运动模板来对空间和视频中人类行为的时间特征。在[6 ]，用于从中计算密集运动流的层次扩展提出了三菱重工。与之相关的主要缺点使用这些基于强度或基于颜色的方法是识别对光照变化的敏感性，限制识别稳健性。随着RGBD传感器的发布，行动研究基于深度信息的识别已经增长。骷髅基于吨的方法利用骨骼关节的位置从深度图像中提取。在[ 7 ]中，视图不变使用3D直方图设计姿势表示修改后的球形坐标内的关节位置（HOJ3D）灵长类系统。HOJ3D使用LDA和聚集成k个姿势视觉单词。时间演化这些视觉单词的解构由离散的模型隐藏的马尔可夫模型。在[8]，一个朴素的贝叶斯-最近-邻居（NBNN）分类器用于识别基于本征关节的人为行动（即，位置不同-关节的姿势）结合静态姿势，运动和抵消信息。这种基于骨架的方法具有由于骨骼估计不准确而受到限制。此外，骨架信息并非始终可用在许多应用中。有一些方法涉及提取空间深度图中整个点的集合特征区分不同动作的顺序。动作图受雇于[9]为动作的动力学建模使用3D点集合来表征pos-tures。但是，使用的3D点采样方案产生了大量的数据，导致计算传统上昂贵的培训步骤。在[ 10]，基于DMM定向梯度直方图（HOG）用于紧凑地代表身体的形状和运动信息区分动作。在[ 11]，随机占用模式（ROP）功能是从使用加权采样方案的深度图像。稀疏编码方法用于鲁棒编码ROP动作识别功能和功能已显示遮挡力强。在[12 ]，4D时空占用奇特的图案被用作保留的特征时空上下文信息处理组内变异。一个基于然后将余弦距离用于动作识别。在[13 ]，结合了骨架和深度的混合解决方案信息用于动作识别。3D关节位置和当地居住模式被用作特征tures。然后学习了一个Actionlet集成模型代表每个动作并捕获类内变化。一般而言，以上参考文献并未详细说明解决方案的计算复杂性方面无法提供实际的实时处理时间。与之相反现有的方法，在这项工作中，无论是计算复杂性和与之相关的处理时间报告了我们方法的组成部分。

15 Improving Human Action Recognition Using Fusion of Depth Camera and Inertial Sensors

摘要 —本文提出了一种即兴融合的融合方法基于两种不同形式的人类动作识别深度相机和惯性人体传感器组成的传感器对不起 计算有效的动作特征是从深度相机和加速计提供的深度图像惯性人体传感器提供的信号。这些特点由深度运动图和统计信号属性组成。对于动作识别，包括功能级融合和决策级功能通过使用协作代表分类来检查凶。在特征级融合中，由两者生成的特征分类之前将不同的模态传感器合并，而在决策级融合中，使用了Dempster-Shafer理论合并两个分类器的分类结果对应一个传感器。引入的融合框架是使用伯克利多模式人类行为数据库进行评估。结果表明，由于这些传感器的数据，引入的融合方法导致识别率提高2％至23％，具体取决于当每个传感器单独使用时，采取相应措施。

H UMAN动作识别在人机中使用交互（HCI）应用程序，包括游戏，体育注释，基于内容的视频检索，健康监控，vi-性监视和机器人技术。例如，游戏机如Nintendo Wii或Microsoft Kinect都依赖于Recog-用于游戏交互的手势或全身动作的分类位置。人体动作识别也是健身训练的一部分和康复，例如[1]，[2]。一些人类动作识别方法基于深度相机或可穿戴惯性传感器，例如[3] – [5]。自Microsoft Kinect深度相机发布以来，研究已经进行了有关使用他们。由结构化的光深度传感器生成的深度图像，尤其是Kinect深度相机，对变化不敏感并在照明条件下提供3-D信息使用in-难以表征的动作张力图像。例如，在[6]对动作的动力学建模，以及3-D集合深度图像中的点用于表征姿势。在[7]，基于深度运动图（DMM）的直方图利用渐变来紧凑地代表身体形状和运动信息，然后是线性支持向量ma-脊椎（SVM）来识别人类行为。在[8]中，所谓的从深度提取随机占用模式特征使用加权采样方案的图像并用于操作承认。在[9]中，一个4-D直方图的深度，时间和空间坐标用于编码表面的分布正常方向，然后用于动作识别。在[10]中，一种过滤方法提取了时空兴趣点，然后是动作的深度长方体相似特征承认。几种动作识别系统涉及可穿戴惯性传感器。例如，在[5]中，可穿戴惯性传感器是用来认识日常活动和体育运动通过使用树内的人工神经网络查看设置结构体。在[11]中，一个稀疏表示分类器（SRC）是用于人类日常活动建模和识别的介绍使用单穿戴式惯性传感器。在[12]中，分层结构-提出了一种识别方案来提取基于单轴三轴加速度的线性判别分析ter。然后将人工神经网络用于人类活动分类。在[13]中，无线人体局域网由多个可穿戴惯性传感器监控位置和上下肢活动的计算机辅助身体康复。在[14]中，跌倒检测系统是基于可穿戴惯性传感器发送。深度传感器和可穿戴惯性传感器已被使用分别用于人类动作识别。但是，同时深度和可穿戴惯性传感器的新用途用于人类动作识别的情况较少见[15] – [18]。在[15]，惯性传感器和Kinect用来监测人的摄入手势。位置和角位移Kinect捕捉到的手臂手势和加速分别分析了惯性传感器捕获的手臂手势气愤地。没有发布有关如何从中获取数据的信息将两个传感器融合在一起以实现更精确的测量监控。此外，该应用程序涉及进气手势不是人类行动的认可。在[16]中，一个Kinect深度传感器和由加速度计和陀螺仪组成的传感器是一起使用模糊推理方法检测跌倒。更具体地说，来自加速度计的加速度数据来自陀螺仪的角速度数据以及Kinect中移动的人的重力数据用作输入到模糊推理模块以在以下情况时生成警报跌倒发生了。但是，在本文中，只有一个动作（下降）考虑过，不同动作之间没有区别考虑过的。在[17]中，一个Kinect深度传感器和五个三轴加速度计用于室内活动识别。的来自加速度计的加速度数据和位置数据来自Kinect的内容被合并为bi-一元神经网络分类器。但是，只有功能级别的功能进行了分类，输入到分类器的信号是无需特征提取的原始加速度和位置数据。在[18]中，使用了隐马尔可夫模型（HMM）分类器通过Kinect的原始数据进行手势识别深度相机和惯性人体传感器（Kinect深度相机的手部关节以及加速度惯性人体传感器的数据和角速度数据）。没有进行特征提取，仅进行特征级融合被使用了。深度和可穿戴惯性传感器可用于实现与传感器相比，已被证明具有人类动作识别能力当单独使用时，每个传感器都有自己的在现实条件下操作时的局限性它们共同提供了协同作用。此外，我们的认可也是如此-解决方案的设计目的是提高计算效率，以便在在台式机平台上实时显示。在本文中，特征级和决策级融合被考虑。决策级融合是通过Dempster–Shafer理论。引入的融合方法是使用公开的多模式人类行为进行评估数据库（MHAD），伯克利MHAD [19]。表现是在使用每种模式传感器指标的情况下进行比较认真地 深度和可穿戴惯性传感器成本低，容易可以在黑暗中使用。这些属性使它们的联合利用在许多人机交互应用中很实用。本文的其余部分安排如下。在第二节说明了我们融合方法中使用的数学技术。在第三部分中，描述了MHAD。我们融合的细节第四节介绍了这种方法。结果报告在第五节中得出结论。在第六节中得出结论。

16 A survey of depth and inertial sensor fusion for human action recognition

摘要以前有许多关于人类行为的评论或调查文章分别使用视觉传感器或惯性传感器的识别。考虑中在许多以前发表的论文中，每种传感器模式都有其自身的局限性，结果表明，视觉和惯性传感器数据的融合可以改善识别的准确性。本调查文章概述了最近同时使用视觉和惯性传感器并同时进行可以更有效地执行人类动作识别。这个的主旨调查是关于深度相机和惯性传感器这两种类型的利用的传感器具有成本效益，可商购获得，更重要的是，它们提供3D人体动作数据。所需实现的组件概述提供了来自深度传感器和惯性传感器的数据融合。此外，对公开提供的数据集，其中包括深度和惯性数据，这些数据同时是-介绍了通过深度和惯性传感器捕获的数据。

人体动作识别涉及自动检测和分析来自从RGB相机，深度相机，距离传感器等传感器获取的信息，可穿戴惯性传感器或其他模态类型传感器。人类行为识别研究过去十年中tion取得了重大进展，并且在各种各样的学科。人体动作识别已广泛应用于应用包括监视，视频分析，辅助生活，机器人技术，远程医疗，和人机交互[ 16，17，60]。在典型的应用中，自动识别寻求许多行动。关于用于人类动作的传感器类型识别，主要有两种方法：基于视觉的动作识别和基于惯性的动作识别。在基于视觉的动作识别中，许多作品都利用了传统的RGB相机。基于视频序列开发的方法可以分为基于模板的方法方法，重点放在中低级功能上，并基于模型强调高级功能的方法[45 ]。多项功能提取方法，尤其是时空兴趣点（STIP）检测器[38]，时空基于3D梯度的时间描述符[ 35]，运动能量图像（MEI）和运动历史图像（MHI）[7]，已取得成功的人类动作识别结果使用RGB视频数据。基于RGB相机的人体动作识别技术的普及导致出现在[1， 50，51，66]。这些文章讨论用于人类动作识别的各种功能和分类器。正如在[ 2]，则与使用RGB相机有关。在实践中，需要具有大量的硬件资源才能进行计算运行密集的图像处理和计算机视觉算法，还需要处理传统图像中缺少3D动作数据。具有成本效益的深度传感器的最新出现导致其广泛用于人类动作识别，因为他们提供3D动作数据。基本上有三种获取3D动作数据的现有方法。第一种方法使用相对昂贵的基于标记的运动捕捉系统，例如MoCap。1运动捕捉系统通常利用光学感应器将标记物放置在人体的特定位置，然后使用从多个摄像机进行三角剖分，以估算3D位置数据或人体骨骼。的第二种方法涉及使用立体摄像机。通过深度获取包括深度在内的3D数据立体匹配和深度计算[4]。立体3D重建算法是计算机昂贵，并且对光线变化和背景杂乱非常敏感[2 ]。的第三种方法是基于距离或深度传感器。最近，深度传感器（尤其是Microsoft Kinect和Asus Xtion Pro）已提供了经济高效的实时3D数据，用于执行人类动作识别。与传统的RGB图像相比摄像机，由深度摄像机生成的深度图像显示为对照明的变化，并导致在人类动作识别方面获得高性能。的人体骨骼信息也可以从深度图像中获得[ 56 ]。尽管基于视觉的人类动作识别继续发展，但是性能会受到各种挑战，例如遮挡，相机位置，拍摄对象执行动作，背景混乱等方面的变化。此外，基于视觉的方法适用于有限的视场或由相机位置定义的受限空间和设置。为了应对这些挑战，许多研究人员已经利用可穿戴惯性包含加速度计和陀螺仪的传感器，例如[34，72 ]。这种传感器技术可以应对更大范围的视野以及改变照明条件。在降低能耗和增加能耗方面的不断进步惯性传感器的推定能力使得能够进行长期记录，计算和持续的互动。此外，类似于深度传感器，可穿戴惯性传感器提供3D动作数据，包括来自其加速度计的3轴加速度和3轴角度陀螺仪的速度 但是，可穿戴惯性传感器有其自身的局限性也一样 例如，长时间的操作和测量过程中可能会发生传感器漂移对人体上的传感器位置敏感。此外，为了识别人类行为，他们要求执行动作的受试者佩戴，这带来了缺点对受试者的干扰或不便。优点和缺点的摘要不同的模态传感器（即RGB摄像机，深度摄像机和惯性传感器）用于表1提供了人类动作识别。典型的人类动作识别系统通常使用单个模式传感器，即视觉传感器或惯性传感器。在实际操作条件下，它是众所周知，没有任何一种传感器可以应付各种情况，实践。改善人类行为识别系统性能的一种方法是结合来自这两个不同模态传感器的数据，考虑深度传感器和来自可穿戴式传感器的惯性信号可提供补充信息。例如，深度图像捕获惯性时的整体（或全身）运动属性信号捕获局部运动属性。在[13， 14，43 ]，表明融合信息深度传感器和惯性传感器的识别导致更可靠的识别。在这里，重点是放置在这两种类型的传感器上，原因是市售的深度相机和可穿戴惯性传感器价格低廉，可广泛使用，更重要的是，它们两者都提供3D动作数据。尽管存在一些用于深度调查人类行为的调查论文仅传感器（例如[2， 19，31，76 ]）或仅使用惯性传感器（例如[ 5，11，30，40 ]），存在没有关于同时使用这两种不同模式传感器的调查文章人类动作识别。在陈述使用个人传感器模态的论文之后人类动作识别，本文回顾了这两种传感器的方法模态同时使用。此外，还有一个公开可用的动作/手势列表提供包括深度和惯性传感器数据的识别数据集。这些数据集帮助研究人员在融合深度和惯性数据时评估识别算法。这个调查问卷旨在向研究人员介绍计算机视觉，普适计算，深度和惯性融合的最新技术的多模式融合社区用于执行人类动作识别的数据。还值得一提的是深度和惯性传感先前已考虑用于其他应用，包括骨架估计和跟踪[ 22]，人体跟踪[ 32 ]和肢体运动跟踪[ 61]。但是，本次调查的重点仅在于人类行为识别应用。在本文的其余部分安排如下。在第2节和第3节中，简要概述仅基于深度传感器和惯性传感器的人体动作识别应用分别提到。在第4节，人类融合方法的组成部分涵盖了深度和惯性传感器组合的动作识别。在第5节，其中包含同步数据的人类动作/手势识别数据集的列表提到了深度和惯性传感器。最后，本文在第6节中总结。

17 Advanced tracking through efficient image processing and visual–inertial sensor fusion

摘要：本文介绍了一种用于增强现实和虚拟现实应用的新型视觉惯性跟踪设备并解决了此类系统的两个基本问题。第一个涉及定义和传感器融合问题的建模。在这一领域已经进行了很多工作，并建立了一些模型已经提出了用于开发陀螺仪和线性加速度计的方法。但是，各自每个模型的优势，尤其是加速度计数据集成在筛选器仍不清楚。比较不同模型并特别研究因此，提供了使用加速度计的跟踪性能。第二个贡献是图像处理方法的开发，该方法不需要特殊的地标，但使用自然特征。该解决方案依赖于场景的3D模型，该模型用于预测场景的外观通过基于来自传感器融合算法的数据渲染模型来实现特征。功能本地化功能强大且准确，主要是因为还估计了局部照明。最终系统是借助真实性和真实数据进行评估。还显示出高稳定性和准确性大型环境。

用户跟踪是增强现实的一项启用技术对于沉浸式虚拟现实也至关重要。如果相机是牢固地固定在用户身上，例如固定在头戴式显示器上（HMD），可以应用基于视觉的跟踪方法。作为纯基于视觉的系统通常只能处理相对缓慢的运动，基于视觉和惯性跟踪技术的融合具有在过去几次提出。惯性传感器（陀螺仪和加速度计）适合快速捕捉运动，而较慢的视觉传感器提供绝对的补偿错误累积的参考整合嘈杂和有偏见的惯性数据（航位推算）。有关惯性误差特性的一般信息传感器在[1]中给出。虽然过去经常显示出惯性测量可以在多个方面改善基于纯视觉的跟踪方式[2–6]，目前尚不清楚如何最好地利用信息在惯性数据中。特别是要加入加速度计经常将数据转化为转化状态的估计值引入不稳定而不是支持。这是由于事实加速度计不仅可以测量自由加速度，还可以测量因重力而加速。重力分量必须是使用双整数前的估计方向减去光栅定位。因此，方向上的小误差会导致无限制的位置错误。因此，加速度计经常仅用于稳定相机相对于重力的姿态（横摇和倾斜角度）—而不是估计姿态和平移状态-通过将自由加速度建模为噪声[7]。这也是商业上常见的操作模式可用的方向跟踪器，可在内部融合测量值-加速度计，陀螺仪和磁力计提供绝对方向（XSens MTi / MTx，InterSense惯性-立方体）。在[5]中，使用这种设备来重新初始化自然功能注册，如果视觉传感器丢失了轨道。由于加速度计的特殊性，因此，许多研究人员仅使用陀螺仪来支持视觉基于跟踪。在[8]中，使用了一个粒子滤波器来使陀螺仪熔化测量和基于点的视觉跟踪。在此期间粒子生成步骤根据到测得的角速度，而随机游走是适用于翻译。在大多数情况下，融合是在扩展卡尔曼滤波器（EKF）。在[4]中，EKF用于合并具有基于行的视觉跟踪系统的陀螺仪。线性速度是从先前基于视觉的位置估计中筛选出来的队友。相机的最终姿态仅根据视觉来计算测量，然后用作EKF测量估计陀螺仪偏差。在[9]陀螺仪数据和来自基准跟踪的视觉测量值融合在EKF中。从视觉传感器获得的2D / 3D对应关系为直接作为测量结果传递给EKF基于中间视觉的姿势计算步骤，如[4,7]。在[10] 这种方法通过以下方式扩展到户外增强现实用基于自然的系统代替基准跟踪线特征。还提出了一些利用陀螺仪和加速度计可同时估算旋转和平移状态。他们大多数使用EKF来将所有测量结果均匀地融合到姿势估计中。最多流行的例子是市售的InterSenseVIS-Tracker [11]，它基于人工标记。理论上将该系统与无标记行和行相结合的框架[12,13]中提供了基于点的跟踪技术，积极地。但是，这两个作品的实验都是基于模拟数据。在[14]中，将[13]中给出的模型应用于实际惯性数据和模拟视觉测量，而惯性传感器在线估计为状态的一部分向量。最近的一些视觉惯性SLAM（同时定位定位和制图）系统在真实的数据，但在简单的测试环境中[6,15]。这里描述的系统使用EKF组合模型-基于惯性传感器的自然点特征跟踪。的传感器融合核心能够估算相机的姿态，速度，通过处理从陀螺仪（角速度），加速度计（线性加速度计-视觉系统（2D / 3D对应）。在这个贡献，深入评估不同的传感器融合特别调查使用效果的模型加速度计提供了跟踪性能。的实验是在受控条件下进行的真实世界的环境，并证明充分利用的好处加速度计，用于估计旋转和翻译状态。自然特征检测和跟踪是必不可少的研究增强现实领域。许多作品专注于不变性和鲁棒性特征检测器，描述符和对齐方法，适用于宽基线匹配[16-19]。在此处描述的系统中，特征关联的问题是简化，因为可以随时预测摄像机的姿势。一种非常优雅地利用姿势预测的技术方式，是通过预测自然特征的出现渲染环境的3D模型。有时候是称为综合分析。在[4]中，一个3D线框模型目标场景的图像是根据预测的相机姿态绘制的一维搜索局部梯度最大值与均匀分布的样本处的渲染边缘正交点。在[20]中，通过学习视觉来增强这种方法跟踪期间每个采样点的外观状态，因此增强歧视。而不是学习图像中边缘采样点的外观[7]中使用了带纹理的CAD模型。这里提出的视觉系统也使用了简化的环境的纹理化CAD模型，但轨迹相反特征点而不是边缘。这方面的贡献是开发一种用于记录渲染的小补丁的技术实时相机框架中的图像也受到照明。这主要是通过估计不仅2D来实现的位移以及使用先进的局部照明变化Kanade–Lucas功能跟踪器[21]。综合分析技术，即将CAD模型用于注册具有很多优点：（1）图形硬件可以用于有效地根据预测生成渲染姿势，（2）保证正确的细节水平，（3）特征跟踪是无漂移的。

18 Superpixel-Based Hand Gesture Recognition With Kinect Depth Camera

摘要—本文提出了一种新的基于超像素的手基于新型超像素地球的手势识别系统动子的距离度量，以及Kinect深度相机。Kinect的深度和骨骼信息有效用于产生无标记手的提取。手形相应的纹理和深度以超像素，可以有效保留像素的整体形状和颜色要识别的手势。基于这种表示，一本小说距离度量，超像素推土机的距离（SP-EMD）为建议测量手势之间的差异。这种测量不仅对失真和清晰度具有鲁棒性，但对于适当的缩放，平移和旋转也不变预处理。拟议距离度量的有效性大量实验说明了识别算法与我们自己的手势数据集以及其他两个公共数据集。仿真结果表明，所提出的系统能够实现平均准确度高，识别速度快。优势通过与其他常规方法的比较进一步证明技术和两个实际应用。

许多基于视觉的手势识别算法都有在过去几年中提出并进行了全面审查可以在[1] – [3]中找到。深度凸轮的最新发展时代，例如Microsoft Kinect，Creative Senz3D或Mesa Swiss-游侠等，为手势识别开辟了新途径，多亏了额外的深度信息。因此，深度如何信息可以得到有效利用以及深度摄像头如何可以并入手势识别系统研究的活跃话题[17]。使用深度相机进行摄影的最大优势之一手势识别是在手检测。在早期的研究中手部检测主要依靠基于视觉的功能。对于-立场，手的颜色分布是用来建立手[18]中的模型。但是，这种方法对变化敏感肤色。基于外观的检测框架是在[19]中也提出。复杂而不可预测的手但是，这些功能对其可靠性提出了巨大挑战。在比较，基于模型的方法[20]更适合于实际生活互动，但通常假定背景是深色的手势可以可靠地分割。另一方面，深度相机提供了更简单但使用深度阈值隔离手的有效方法。该方法被广泛用于许多研究[12]，[21]。但深度阈值的选择是经验性的，并且容易错误。为了更好地定位和追踪手，一些研究[22]使用Microsoft Kinect提供的身体骨架，显示出令人鼓舞的性能。经过手定位和分割后，各种手可以从任一深度图中提取特征，例如His-3D方面（H3DF）[23]和3D点分布图直方图[21]或相应的彩色图像，例如His-梯度图（HOG）[24]，然后将用于手势识别。另外，它也很通常使用手部轮廓的功能，但是通常由于低分辨率和精确度而嘈杂和失真当前深度相机的清晰度。因此，基于轮廓的算法当轮廓局部变形时，rithms [25]不够鲁棒，而基于骨骼的方法[26]可能会有困难从嘈杂或扭曲的手部提取正确的骨骼游览。基于通信的方法，例如形状上下文[27]内部距离[28]也由于手势的方向，变形和发音。回覆-集中地，提出了手指地球移动器的距离（FEMD）[12]为手势识别提供了一种可靠的方法。

19 Dynamic Hand Gesture Recognition With Leap Motion Controller

摘要 —动态手势识别至关重要，但模式识别和计算机视觉中的艰巨任务社区。在本文中，我们提出了一种新颖的特征向量适合代表动态手势，并呈现识别动态手势的令人满意的解决方案仅适用于Leap Motion控制器（LMC）。这些尚未重新移植在其他文件中。具有深度信息的特征向量计算并输入到隐藏条件神经场中（HCNF）分类器来识别动态手势。系统拟议方法的气象框架主要包括两个方面步骤：使用HCNF类别进行特征提取和分类助词。在两个动态手上评估了所提出的方法具有使用LMC采集的帧的手势数据集。识别LeapMotion-Gesture3D数据集的定位精度为89.5％，对于Handicraft-Gesture数据集，为95.0％。实验结果表明所提出的方法适用于某些动态手势识别任务。

w ^ ITH许多交互式应用程序开发在人机交互中，人的行为识别出动作在模式中获得了越来越多的关注识别和计算机视觉社区。动态手手势识别是人类动作识别的关键部分。但是，由于可变性高，任务艰巨形状和手指之间的严重咬合。很难捕捉到如此丰富的动态手势单眼视频传感器，这个缺点限制了基于视频的手势识别的性能。在重新一百年来，创新的深度传感器，例如Leap Motion控制器（LMC）[1]和Microsoft Kinect传感器[2]，其中提供场景的三维（3-D）深度数据，具有对对象分割和3D手势做出了很大贡献识别[3]。此外，Potter 等。证明了[4]中的LMC识别手势。因此，在此在论文中，我们使用LMC识别动态手势。联合国-像Kinect传感器和其他深度传感器一样，LMC是深度数据，由手掌方向，手指提示位置，手掌中心位置和其他相关点。因此，不需要额外的计算工作即可获得这些信息。而且，LMC的定位精度为高于其他深度传感器（约为0.2毫米[5]）。最近，LMC通过重新搜索者。例如，Marin 等人。使用了LMC和Kinect识别美国手语（ASL）[1]的传感器，以及徐等。用LMC识别十个简单的动态手手势[6]。已经有几种手势识别系统[3]，[7]。在[2]中，单元格占用特征和轮廓特征从深度数据中提取并输入到基于在动作图上。在[8]中，本地居住模式功能被提出并被整合到一个动作集合模型中。在[9]中，提取定向梯度特征向量直方图并输入到基于SVM的分类器中。此外，几种分类器通常用于ges-识别[3]，[10]，例如隐马尔可夫模型（HMM）[11]，[12]，条件随机字段（CRF）[13]，隐藏条件随机场（HCRF）[14]，[15]，动态时间扭曲[16]等。在[17]中，Wang 等人。HCRF介绍识别人类手势（例如，头部手势和手臂手势-tures）。在[18]中，隐藏条件神经场（HCNF）提出了模型，通过合并来扩展HCRF神经网络中使用的门函数。以前，HCNF是仅适用于语音识别。但是，我们的论文尝试首先将HCNF用于动态手势识别时间。在本文中，我们提出了一种新颖的动态手势识别-LMC的分类方法。基本框架说明在图1中。从深度数据中提取特征向量，然后输入到基于HCNF的分类器中以识别动态手势。

20 Feature fusion for imbalanced ECG data analysis

摘要：世界卫生组织（WHO）指出，心血管疾病在诊断方面仍然具有挑战性和治疗。心电图（ECG）是心脏病非常重要的诊断助手。传统上，大多数心电图分析方法是通过其患者的表现来评估的，但是可能不适合患者间病例。在这里，我们提出一个完整的分类系统具有出色的泛化能力。首先，我们提取了一个正弦波的2D卷积和PQRST特征经过初步处理后，gle心跳加快。然后，我们使用Random Over Sampler平衡数据比较了几种不平衡算法后的算法。最后，我们使用随机森林（RF）分类器根据医学仪器发展协会（AAMI）对数据进行分类标准（1988）。结果表明，我们的提案的召回M（MR），Precision M（MP）和Fscore M（MF）为全部高于99％。为了评估不同方法的效果，我们设计了患者间和病人内实验分开进行。为了进一步证明我们模型的鲁棒性和适应性，然后，我们将其传输到另一个数据集并进行了实验。在我们的实验中宏观和微观指标高达99％。所有结果均为五个实验的平均值，此处应用的实验的平均准确性（AA）高于99％，这说明我们的建议是一种有前途的替代方法，并且优于大多数最新技术。

根据世界卫生组织的数据，全球死亡是由于心血管疾病（CVD）引起的。就这样全球心血管负担仍然是最重要的健康-全世界的护理问题[1]。心律失常是最典型的和重要的心血管疾病，可能会引起节奏劳累的震惊，甚至猝死。监视和监视的最佳助手诊断心律不齐是心电图，是捕获的视觉信号或通过将电极放置在身体表面上进行检测电压变化。心脏科医生经常直接在过去，而计算机辅助性心律失常分类具有最近变得流行[2]。全自动心律失常分类包括四个部分：ECG处理，心跳分割，特征提取，和分类。心电图处理的目标是使最终更清晰，为后续实验打下基础，即ECG去噪[3-5] ，检测特征点的[6] ，等。在第二阶段，心电图分为单个或多个时期通过使用心跳频率信息[7,8]来确定心跳。在最后阶段，常见的分类方法如人工神经网络（ANN）[9]，贝叶斯网络（BN）[10]，随机森林（RF）[11] ，支持向量机（SVM）[12,13] ，等有被用来获得样本的真实类别。特征提取在整个过程中扮演着重要的角色。因此，已经提出并验证了各种方法。对于经典方法，特征是从时域中提取的例如RR间隔[14,15]和QRS宽度[16]以及频域，例如S变换[17,18]，小波变换形式[9,15,19-24]，傅里叶变换[20,25,26]，修正余弦变换[19,20] ，等特征提取后，将有特征选择以删除相关特征并减少尺寸以提高最终精度，通常包括关键成分分析（PCA）[9,21]，线性判别分析（LDA）[21]，决策树（DT）[22]，独立成分分析-SIS（ICA）[14,15,21] ，等等。然而，通常使用这些方法用于从ECG波形中提取手工特征，以及问题之一是不完全使用由源数据。深度学习技术可以克服这一缺点，未来。以前[12]，心电图搏动分类提出了基于深度信任网络（DBN）的方法DBN提取的特征和时间间隔。在[27]中，作者使用标记的HRV数据集来训练卷积神经网络Works（CNN）模型作为一种监督方法，并使用Stacked使用受限玻尔兹曼机的自动编码器可获得beled功能。根据文献[28,29]，一维神经网络可以用于患者特定分类和患者特定相对较小的通用数据，可以节省培训时间和轻松应用于可穿戴设备。使用Staked的方法具有稀疏约束的去噪自动编码器（SDAE）感知特征表示和主动学习（AL）调整深度神经网络（DNN）可以有效地匹配的数据的统计分布[30] ，等等。所有的方法都处理一维心电信号，我们提出了将一维ECG信号转换为二维图像以进行提取的想法卷积特征，这是自其他以来的首次[28]证实简单的卷积神经网络可以改善训练准确性与其他方法相比。但是，我们发现2D卷积特征图是模糊的（图1），尤其是在可能影响的关键点（即PQRST位置）实验结果。同时，心电图数据集非常多不平衡，这会降低识别的准确性少数民族阶层。为了弥补这些缺点，我们提出了分类系统（图2）。首先，单个心跳信号是通过预处理和细分获得。其次，PQRST功能这些信号是从单个心跳信号中提取出来的，以弥补卷积图和2D图像的模糊问题由连接一维单心跳信号的点。然后，提取并融合了简单CNN的高度抽象的特征具有PQRST功能。经过不平衡处理后，融合特征平衡的数据集由一个简单的RF分类器分类。这是首次将深层特征（CNN）与shal-低特征（PQRST），用于将代表性特征提取到据我们所知，尽管已有功能融合的报道浅与-浅[31]一个第二深与浅[12]。证明模型的一般化，我们使用另一个数据集来评估我们模型的性能。本文的其余部分安排如下：第2我 ntro-得出本文所使用的涉及特征的主要方法提取，不平衡数据处理，分类器和学习率。第3 Ë xplains公开提供的心电图数据集和我们使用的标准以及实验的性能指标。第4节是结果和讨论。最后，结论与未来方向在第5节中有详细说明。

21 A Hand Gesture Recognition Framework and Wearable Gesture-Based Interaction Prototype for Mobile Devices

摘要 —提出了一种处理加速的算法框架以及用于手势识别的表面肌电（SEMG）信号。它包括新颖的分割方案，基于得分的传感器融合方案，和两个新功能。贝叶斯线性分类器和改进的动态框架中使用了时间扭曲算法。此外，亲打字系统，包括可穿戴手势感应设备（内置一个三轴加速度计和四个SEMG传感器）和一个应用带有建议的手机算法框架的程序是开发用于实现基于手势的实时交互。与设备戴在前臂上，用户可以使用19个预定义手势甚至个性化手势。结果表明开发的原型在300毫秒内响应每个手势指令在手机上，取决于用户的平均准确度为95.0％测试和89.6％的用户独立测试。在这样的表现交互测试以及积极的用户体验问卷反馈，演示了该框架的实用性。

感知和识别手势是要实现的两个关键问题手势用户界面。相机的使用是一项较早开发的技术，语言学来感知手势，但尚未在大多数移动设备中应用由于挑战性的问题而发生的情况，例如换灯和背光地面。加速度计和表面肌电图（SEMG）传感器声音为手势感测提供了另外两种潜在的技术。加速度计可以测量来自振动和加速度的加速度（ACC）因此，它们擅长捕捉引人注目的大规模手势[3] – [6]。SEMG信号，指示相关的活动手势执行过程中的肌肉，在捕捉精细动作方面具有优势动作，例如手腕和手指的运动，可以用来重新整合人机界面[7] – [11]。例如，一个商业广告名为MYO的手势输入设备[1]是一种无线臂章，具有多个SEMG传感器专为交互而设计。各种互动可以使用其编程界面来开发解决方案。由于加速度计和SEMG传感器都有自己的广告位，捕获手势的优势，两种感测相结合这些方法可以改善手势识别的性能。尽管研究同时使用了SEMG和ACC信号[12] – [14]，很少有人将它们组合起来以实现基于手势的交互系统。在我们的初步研究[15]，[16]，在手势方面的一系列有希望的应用开发了依赖于便携式ACC和SEMG传感器的接口，包括手语识别和人机交互。我们还设计了一种可穿戴手势捕获设备，然后重新为手机演示了基于手势的界面基于手势的交互在移动应用中的可行性[2]。在该初步工作中，实际上SEMG和ACC信号并不是在该界面中融合在一起，仅支持9个手势。在本文中，基于可穿戴手势的实时交互协议使用ACC和SEMG信号融合的移动设备的类型是提出了。作为[2]的扩展，有四个主要贡献。1）体积小，重量轻且节能的无线可穿戴设备副捕获手势记录三通道ACC和四从前臂引导SEMG信号。2）一种基于融合的新颖实时识别方案建议使用SEMG和ACC信号。算法是设计成具有较高识别度的计算易处理性准确性。3）主动分割方案，克服了ACC信号分割和活动段同步提出了SEMG和ACC信号的说明。4）使用基于手势的交互应用程序进行评估手机演示了该提议的可行性接口。

22 Chinese Sign Language Recognition Based on An Optimized Tree-structure Framework

摘要 —中国手语（CSL）子词识别基于表面肌电图（sEMG），加速度计（ACC）本文探讨了陀螺仪（GYRO）传感器。在为了有效地融合这三种信息传感器，sEMG，ACC，GYRO和它们在三个常见符号分量（一个或两个）中的组合手，手的方向和手的幅度）首先，然后是优化的树结构分类提出了用于CSL子词识别的框架。八受试者参加了这项研究和识别实验在目标上实施了不同的测试条件包含150个CSL子字的集合。建议优化sEMG，ACC的树形结构分类框架和GYRO在七个不同的类别中获得了最佳表现单传感器，成对传感器融合和三传感器融合，以及整体识别精度对于150个CSL子词，分别获得94.31％和87.02％。用户特定测试和用户独立测试。我们的研究可以为大型词汇的实施奠定基础基于sEMG，ACC和ASM的手语识别系统陀螺仪传感器。

手语（SL）是一种结构化手势，具有在聋人和听障人士中普遍使用人。但是，似乎存在沟通障碍存在于聋人和听众之间，尤其是那些SL [1]，[2]，[3]中没有能力。手语识别（SLR），可以将SL自动转换为文本或语音并作为人机最合适的方式之一互动（HCI），吸引了大量研究人员注意[1]，[4]，[5]。同时，迫切需要建立辅助SL解释器之类的系统，以消除聋人与听力之间的沟通障碍社会以及在HCI中提供更好的用户体验。通常，SL手势包含大量信息，例如如手的形状，方向，位置，面部表情和身体，手臂或手的运动[2]，[3]，[6]。那里有两个单反方法的主要类别技术。第一个是基于计算机视觉的方法。该技术利用诸如相机之类的图像设备进行捕获SL信息和图像处理技术可完成SLR[1]，[3]，[4]。例如，Kishore和Kumar [7]开发了一个基于视频的印度SLR系统，平均达到96％分类率超过80个标志。主要缺点基于视觉的技术是其性能容易受到环境的影响，例如背景和照明[1]，[4]，[8]。另一种单反技术基于数据手套，它使用了一些微妙的传感器，例如应变量规和手部追踪器，以检测手和手指。该方法可获得较高的识别度大型单反相机的准确性[4]，[8]，[9]。高等。[10]首先报告说有超过5113个标志的连续单反工作，其中两个感官手套和三个追踪器，平均达到90.8％分类率。Li等。[11]使用一副廉价的数字手套，实现了87.4％的字率评估涉及1024个测试句子的准确性510个中国手语（CSL）单词。不过，戴着笨重的数据手套来收集手和手指动作可能会与方便，有效人机交互的自然意图[1]，[4]，[9]。与提到的传统SLR方法相比以上是基于低成本的替代SL传感技术，可穿戴和高便携设备（例如表面）肌电图（sEMG）和惯性传感器已经最近介绍[12]。SEMG可以反映行为并通过测量来自相应的肌肉。适用于精细识别腕部和手指运动等动作较宽在主动控制[13]，[14]和医疗领域的应用康复[15]，[16]，[17]。例如，Yun等。[18]从前臂收集5通道sEMG信号进行分类美国手语的26个单字符并已获得准确度约为94％。惯性传感器，例如加速度计（ACC）和陀螺仪（GYRO）也有出色的表现捕获手势信息的优势。加速度计通常用于测量加速度与振动和重力有关。基于ACC的手势识别系统非常适合识别大规模空间轨迹[13]，[8]。Wang等。[19]开发了基于3轴的数字笔输入设备用于识别10个手写数字和8个数字的加速度计手势轨迹，整体平均准确度达98％和98.75％。陀螺仪有助于判断手势空间位置，可以准确地收集手臂和手旋转信息。最好的识别可以是基于陀螺仪实现，特别是用于小规模旋转[20]，[21]。Dermitzakis等。[15]探索手势识别在使用陀螺仪的上肢假肢中传感器，在22种条件下的最佳分类率为97.53％总共获得手势。由于其体积小，重量轻，价格低廉且可穿戴sEMG和惯性传感器都可以轻松实现特性设计为臂章[21]，类似手表的腕带[8]，[9]或集成到手机等电子设备中[12]，[13]，可以促进实际单反的实施系统与传统的基于视觉或数据的系统相比基于手套的方法。先前的许多研究表明sEMG和惯性传感器的融合可以增强手势识别的性能显着放大可识别手势集的大小。Chen等。[22]报道sEMG和ACC融合达到5％-10％改善24种手的识别准确性手势。Boschmann等。[23]报告说sEMG，ACC和GYRO的性能明显优于sEMG或sEMG和ACC的融合。此外，李等。[9]开发了基于sEMG和ACC的便携式SLR系统传感器，其准确率达到了95.78％在用户特定条件下的121个常用CSL子字。张等。[8]建立了一个基于sEMG和ACC传感器，实现了虚拟控制Rubik's cube使用18个手势，获得97.6％特定用户条件下的识别准确度，90.2％分别与用户无关的条件。尽管在SLR中获得了相对较好的结果基于sEMG，ACC，GYRO的HCI实现传感器及其不同的组合，可识别的手势是有限的，仍然不能满足聋哑人与听力协会之间的日常交流。所以根据文献，到目前为止，最大可识别基于可穿戴和便携式sEMG的手势词汇惯性传感器是用户特定条件下的121个子词[9]和40个单词（独立于用户）[24]，分别。较高的识别精度是通常仅在特定于用户的条件下实现，单个用户必须参加数据采集以训练自己的数据在实际实施SLR之前先进行SLR模型建模。所以，考虑到实用性，大词汇量高精度的识别对于实用单反系统的实现。为了扩大可识别手势集的大小，改善单反性能，这项研究提出了一种优化识别150的树结构分类框架常用的CSL子词。手势信息为通过自制的便携式可穿戴腕带记录集成sEMG，ACC和GYRO传感器。分类使用sEMG，ACC，GYRO和他们的组合来证明建议的方法。

23 Comparison of EMG-based and Accelerometer-based Speed Estimation Methods in Pedestrian Dead Reckoning

摘要：在低成本的独立式行人导航系统中，传统的行人专用区推算（PDR）解决方案利用加速度计得出速度和距离行进，并从磁性罗盘或陀螺仪获得步行方向。然而，这些测量对仪器误差和环境干扰很敏感环境。为了与自然界中的这些信号完全不同，肌电图（EMG）信号是一种典型的生物医学信号，可测量电势由人体的肌肉收缩产生。这种信号会反映人类运动过程中的肌肉活动，因此它不仅可以用于速度估计，但也要披露腰部收缩的方位角信息改变行走方向时的肌肉。因此，研究如何利用PDR的EMG信号很有趣且很有希望。在本文中，一种新颖的基于EMG的提出了速度估计方法，包括EMG设备的设置，预处理程序，步幅检测和步幅估计。此外，此方法建议通过几次现场测试，将其与基于加速度计的传统传感器进行了比较。结果表明，基于肌电图的方法是有效的，其性能在PDR可以与基于加速度计的方法相媲美。

在行人导航中，将GPS与Dead集成推算（DR）传感器，提供独立的行人导航系统（PNS），是一种提供无缝的室外/室内位置的非常有前途的方法，解决方案，无需任何额外的基础架构或指纹数据库。PNS始终采用行人航位推算（PDR）GPS中断时计算相对位置并弥合差距的算法（Chen等，2009a; Cho和Park，2006; Fang等，2005; Godha等，2006;Grejner-Brzezinska等，2007；拉迪托（Ladetto），2000年；列维和贾德（1999）；Retscher，2007）。利用人类生理特征，PDR通常利用加速度计检测步幅的发生并估算步幅的长度，陀螺仪和数字罗盘获取行走方向，气压计进行感应高度的变化。但是，由于目前所有这些传感器都应用于PNS测量行人相对于车辆运动的物理量涉及的环境，例如地球的重力和磁场，以及大气压力场，传感器的性能受相关环境。例如，在室内环境中，太多数字指南针的电磁干扰，而漂移误差便宜陀螺仪会在几分钟后降低定位精度。与自然界中提到的信号完全不同，肌电图（EMG）信号是一种典型的生物医学信号，可以测量人体肌肉收缩产生的电位，不是相对于环境的物理量。因此，相对而言-依赖并且对周围环境不太敏感，尤其是在某些情况下例如，这些与环境相关的物理量可能会失真的地方，在失重状态下肢体运动在各种情况下相对不变运动模式，产生这些运动所需的肌肉活动模式运动学模式可以有很大的不同（Ivanenko等，2004）。自肌电图信号可以揭示人类运动过程中的肌肉活动，我们认为行人在走，我们可以从中获取速度和方位角或角速度肌电信号并建立足够精确的相对定位系统，仅基于这种生物信号的一种类型。因此，我们的动机是探索一种新颖的方法来实现准确可靠的定位解决方案，基于针对两种应用（速度和方位角）的一种类型的传感器，并且体积较小对传感器周围环境敏感。此外，EMG信号在手势识别，疲劳检测和其他方面的潜力生物医学应用提供了利用几种合适的传感器的可能性建立全面的情境感知系统（例如，位置和手势）。我们的论文着重于EMG技术可用于速度估算并通过以下方式评估其在PDR中的性能使用基于加速度计的方法进行的几个比较现场测试。本文的结构如下。首先简要介绍一下背景，PDR原理以及有关EMG技术的基本特征的解释-生物学及其应用。几种典型的基于加速度计的模型得出行人的速度。之后，基于EMG的方法是描述，包括EMG设备的设置，预处理程序，步幅检测和步幅长度估计。然后是比较前的细节介绍了两种方法之间的矛盾，其次是夹杂物和未来的工作。

24 A Method of Hand Gesture Recognition based on Multiple Sensors

摘要 —本文提出了一种新的手势方法recogniti ø N系上的多个传感器融合技术。三各种传感器，即表面肌电图（sEMG）使用传感器，3轴加速度计（ACC）和照相机一起捕捉动态手势。然后四个从三种感觉中提取特征类型描绘静态手势和动态手势的数据手势的轨迹特性。最终决策层手势实现多分类器融合方法模式分类。4个科目的实验结果证明每种传感器数据都有其优势，并且代表手势的缺点。和建议方法可以有效融合补充信息从这三种类型的传感器获得动态手势承认。

如今，基于手势的手势模式识别多传感器融合技术已成为研究的一个分支人机交互领域。例如，Brashear等。[2]结合了视觉和加速度计识别移动信号语言。Chen等。[3]使用了加速度计和sEMG传感器同步检测手的运动信息用于手势识别。邹等。[7]利用了数据手套，视觉设备和中文弯头传感器手语手势识别任务。除了相关工作中，我们提出了一种可以有效融合的新颖方法来自三种类型传感器的补充信息，即sEMG传感器，3轴加速度计（ACC）和网络摄像头，用于手势识别。我们还探讨了这三个传感器的优缺点代表手势。

25 Using Distributed Wearable Sensors to Measure and Evaluate Human Lower Limb Motions

摘要 —本文提出了一种可穿戴式传感器方法人体下肢的运动测量以自行管理的速度进行指定的步行试验他们的水平步行和爬楼梯能力可以有效地评估。初始传感器对准后减小错误，四元数用于表示3-D方向，并且优化的梯度下降算法用于计算四元数导数。柄上的传感器可提供其他功能信息以准确确定两个秋千的实例和立场阶段。Denavit–Hartenberg约定用于当脚静止不动时，建立运动链产生状态约束以最小化估计膝盖位置错误。该系统的可靠性，从测量的观点，已经通过从商业运动跟踪系统获得的结果，即Vicon，用于健康受试者。步长错误和研究了位置估计精度的变化。实验心理结果表明，传感器广泛存在错位和传感器漂移问题可以很好地解决。的拟议的独立且与环境无关的系统是能够持续跟踪人类下肢没有明显的漂移。

hUMAN下肢运动分析涉及定性分析或定量评估人类的步行，奔跑和攀爬。它基于运动学概念与人体解剖学和生理学并广泛应用于医疗康复虚拟现实，步行导航等。Arnold 等。[1]提出了用于人体运动分析的下肢模型根据肌肉结构和力量参数。Hornung 等。[2]提出了一种基于视觉的自校准任意关节的重建和跟踪系统实时对象。这些现有的评估方法具有一些明显的缺点。例如，肌电图-基于方法的需要专用的医疗器械，工作空间和专业的医护人员。基于视觉的方法精度最高，无漂移，但需要付出高昂的代价光信号处理设备。而且，干净通常需要背景，因为任何反射物体会降低测量精度。由于超小尺寸和低成本的优势，微型低功率惯性传感器可以直接安装无需进行人体运动监测用于指定的测试环境[3]。在以前的研究中Yun 等。[4]和王等。[5]采用脚踏式惯性传感器的步行距离计算。Bebek 等。[6]和班贝格等。[7]采用了压力传感器阵列，用于步态测量的惯性测量单元（IMU）。的通过可穿戴惯性传感器估算手臂运动证明[8]，[9]。惯性导航技术是集成了有源射频识别（RFID）[10]中的技术来定位室内人员，从而获得准确的结果，但又增加了复杂性系统。可穿戴设备仍然存在两个普遍的挑战传感器应用于人体运动跟踪，即初始由于传感器放错位置和传感器漂移错误引起的错误，特别是在很长一段时间内。为了解决这个问题江等。[11]开发了旋转矩阵方法，并处理大型传感器时获得了良好的性能放错地方。类似的方法被广泛使用，但是当错位是没什么。本文研究了三种可穿戴磁角率和部署重力（MARG）传感器来计算瞬时人体的新方向，速度和位置四肢。为了应对上述挑战，进行对准程序以消除传感器错误放置在每个审判的开始。梯度下降方法用于融合不同类型的传感器数据和零速度更新（ZUPT）[12]被实施以应对当脚停在地面上时，传感器漂移错误。ZUPT是基于脚摆动到站姿的事实在人的运动过程中，脚周期性地处于相位处于站立阶段[13]。在这种情况下，知识脚的速度为零时的时间用于校准自上次ZUPT以来累积的错误。三个传感器节点分别放在下肢的不同部位与互补几何形成约束状态关系，这为我们提供了一种纠正膝盖错误的方法位置估计。最后，下肢的位置和方向步行试验中的输入可以得到并验证通过Vicon系统（由牛津度量标准有限公司制造）公司），这是领先的光学运动捕捉产品定位精度为1毫米。本文的其余部分安排如下。第二节介绍系统配置和校准过程。随后，我们演示了降低第三节肢体运动分析。然后，实验结果和基于标记的Vicon进行算法验证第四节给出了运动跟踪系统。第五节讨论有关估计误差的原因以及方法选择的标准。最后，总结第六部分给出了评论和未来的研究目标。

26 Heterogeneous data fusion for three-dimensional gait analysis using wearable MARG sensors

摘要：步态分析已成为研究的热点。在本文中，我们提出了一个使用可穿戴MARG（磁角率和重力传感器）的计算方法阵列）与无线网络，可以计算绝对和相对方向水平行走和爬楼梯过程中人脚运动的位置信息处理。三维脚的方向和位置由Kalman估算基于传感器的融合算法，并通过Vicon系统提供的地面真实性进行了验证。评估对准程序的可重复性和测量误差关于健康的话题。实验结果表明，该方法具有一定的实用价值。在两种运动模式下均表现出色。总体结果中没有明显的偏差在论文中提出。测量和估计的信息可以传输到通过Internet的远程服务器。而且，该方法可以应用于其他周期性活动监控。

步态分析是一种客观的定性分析或对人类运动的定量评估，例如例如步行，跑步和爬山。使用运动学人体解剖学的概念和现有知识并获取生理学，运动学和动力学数据并进行分析以提供描述基本的步态特征，最终是由临床医生解释以形成评估（Davis等，1991）。具体来说，步态分析可以是对行人的有效评估和指导导航，医疗和其他商业应用。现有工作采用了许多不同的方法包括肌电图（EMG）在内的方法信号，光学传感，声学跟踪器等。Nymark等。（2005年）比较了运动学和肌电图步态身体健康的成年人的自然速度与地面和跑步机上的极慢速度形成对比步行速度。Mihradi等。（2011）提出了开发用于3D的光学运动捕捉系统使用两个摄像机进行步态分析。分析参与者的头和四肢已经通过使用超声声学系统（Gilson等，2006）。的以上方法对于某些应用可能是有效的。但是，基于肌肉信号的方法需要专业的医护人员和专门的工作空间，因此，这些方法避免了动态监视；超声波技术成熟但复杂和费用通常无法进行常规评估。基于光学的方法具有低抖动和稳定性优点，但需要昂贵的图形信号处理设备，这在家庭办公中不实用环境。上述方法很难应用于日常生活使用场景。无线传感器网络（WSN）被广泛用于近年来建立了监控系统，为上述提供了新的解决方案问题。在文学中，斯里尼瓦桑（Srinivasan）和兰加纳森（Ranganathan）（2013）采用RFID传感器网络进行连续资产监控，但运营相对较高RFID的成本限制了它的应用。Ai等。（2014）引入了Wi-Fi指纹室内定位智能手机异构性的方法Wi-Fi指纹识别的主要问题是不同设备的信号强度检测非常重要影响，从而使定位精度降低到在很大程度上。Talpur等。（2015）提出了一部小说共享节点物联网网络架构同态加密，用于医疗保健监控使用无处不在的技术。同时，广泛使用的惯性测量单元（IMU）由加速度计和陀螺仪组成的已证明适用于位置和短期内的取向（Yun et al。，2007），（Meng等人，2014年）。使用可穿戴式IMU的好处包括以下内容：它们体积小，体积小成本，测试并不仅限于定居环境，它们可以轻松地与现有平台集成用于人体传感器网络（Jiang等，2011）。三尺寸位置和方向可以计算通过集成加速度计和陀螺仪输出分别从由加速度计。如以前的研究报告，王等。（2012）在步行模式中应用惯性传感器分类和步行距离估计，班贝格等。（2008）建立了鞋类综合步态分析使用IMU和力传感器的系统。但是，IMU只能测量相对于重力的姿态方向，这表示加速度计的信号是不受绕垂直方向旋转的影响，因此需要其他信息来补偿（Sabatini，2012）。MARG系统，即磁角速率和重力传感器阵列是好的解决方案，可以提供对相对于重力方向的方向地磁场。有两个与之相关的普遍问题MARG应用中，由传感器引起的初始误差整体操作过程中的错位和漂移错误，特别是在很长一段时间内。解决第一个问题，可以在每个数据收集的开始。另一方面，加速度计可提供无漂移的倾角估算通过感应重力场并消除漂移连续校正使用获得的方向速率传感器数据。卡尔曼滤波器通常用于融合传感器数据（Qiu等人，2014）。最后，脚的位置可以获得取向和步态信息并进行评估。本文的结构如下。第2节简要介绍了系统。方向和位置估计算法是在第3节中介绍。部分中给出了结果和算法验证4.与文献的比较在本节中介绍5.最后，我们得出结论和未来的研究在第6节中工作。

27 Gesture Recognition Using Data Glove: An Extreme Learning Machine Method

摘要 —近年来，人类运动的运用，尤其是手势，为手势建模，分析和识别方面的研究。手手势识别可提供智能，自然和人机交互的便捷方式（HRI）。根据手势输入方式，当前手势识别技术可以分为两类：基于视力和基于数据的手套。为了应付一些当前数据手套中存在问题。在本文中，我们使用名为YoBu的新型数据手套，用于收集手势数据承认。我们尝试使用极限学习机（ELM）进行手势识别，但尚未在相关应用。此外，我们分析了哪些功能在分类和收集静态数据中起重要作用手势以及建立手势数据集。

在当前的虚拟环境（VE）应用程序中，键盘，鼠标，魔杖和操纵杆仍然是最受欢迎的设备。近年来，随着人类运动的发展，尤其是手势，为手势建模，分析和识别方面的研究。尽管手势很难建模，因为手势的含义取决于人和文化，一组特定的手势词汇可以一直在许多应用程序（例如虚拟环境）中预定义（VE）应用程序，因此可以限制歧义。通常，这些手势可以是静态手势姿势或临时手势。手势表达通过手工配置和手工形状的一些概念，而时间手势代表一些手动操作动作。有时，手势会作为特殊的过渡状态手势中的状态，并提供提示以进行分段和识别临时手势。一些研究结果表明静态手势和临时手势很少同时出现，这表明我们研究静态手手势和暂时手势。手势识别可提供智能，自然，人机交互的便捷方式[1]。手语识别（SLR）和基于手势的控制是手势识别的两个主要应用技术。识别手势非常重要人机界面领域的研究领域。特别是惯性传感器的使用（主要是加速度计或角速率传感器）正在收集更多信息，对各种应用程序更加感兴趣[2,3,4]。根据手势输入的方式，当前手势识别技术可以分为两种类别[5]。手势识别的第一种方法是基于关于视觉[6,7]。首先，相机会捕获用户的手势，并将手势信息传输到计算机中，然后计算机对手势信息进行分析，并指导虚拟互动系统完成互动任务[8,9,10,11] 。但是，仍然有一些这种方法的问题，众所周知基于视觉的系统对环境敏感，因此物体遮挡或照明可能会导致识别不佳算法分析的准确性很高。此外，基于视觉的识别系统受限于相机所在的空间放置。其次，虽然戴了可穿戴数据手套[12,13,14]。数据手套由多个传感器设备组成，通过这些传感器，用户的位置，位置和旋转可以在计算机系统中提供手和手指。在此外，一些手套可以检测出高精度的弯曲手指，甚至向用户提供触觉反馈，这是模拟触觉。数据的最大优势手套适用于人类的所有自由度手[15]。过去几年见证了越来越多的研究人员越来越重视给数据手套。但是这个仍然有一些问题方法，目前大多数数据手套[16]都很昂贵（例如如Cyber​​Glove [17,18]，humanglove [19]，5DT Data Glove[20]），计算的准确性是有限的，服务期短生活。为了应付数据手套的问题我刚刚概述。在本文中，我们使用了新颖的数据手套称为YoBu [21]以收集用于手势识别的数据。的YoBu的特点是低成本且相对较高准确性。解决这样一个框架中的一个关键问题的目的是鉴于输入数据的高度可变性，不同的人做着不同习惯的相同动作，经典机器学习技术，例如k-最近邻（k-NN）[22]，人工神经网络（人工神经网络）[23,24]和SVM（支持向量机）[22,25]已应用于手势识别领域。尽管如此，这是众所周知的他们两个都面临如下挑战：（1）训练速度慢（2）琐碎的人为干预（3）大计算量（4）泛化能力差[26]。在本文中，我们尝试使用极限学习机用于手势识别。一方面，与那些与那些机器学习算法相比，榆木[27,28]在更快的学习速度下具有更好的泛化性能速度。另一方面，ELM [29]对参数。榆木尚未应用于手势领域基于数据手套的识别。在这项工作中，我们使用Elm作为手势的方法基于数据手套的识别。为了比较，我们还使用SVM。主要贡献如下：（1）从新颖的低成本中提取54维特征数据手套，并分析哪些功能起重要作用在分类中。（2）在这项工作中，我们倾向于选择ELM作为机器基于手势识别的学习算法（3）收集静态手势的数据并建立手势包含10种静态手势的数据集。本文的其余部分安排如下：第2节简要介绍了此问题的体系结构。第三节给出功能设计的描述。第4节介绍了ELM的理论。第6节第4节介绍了实验结果; 而第六节总结了本文。

28 3D human gesture capturing and recognition by the IMMU-based data glove

摘要。手势识别提供智能，自然和便捷人机交互（HRI）的方式。本文提出了一种新颖的数据手套用于基于惯性和磁性测量的手势捕获和识别单元（IMMU），由三轴陀螺仪，三轴加速度计和三轴磁力计。建议的数据手套有十八个低成本的IMMU，它们紧凑且小到足以磨损。的手势包括手臂，手掌和手指的三维运动完全被数据手套捕获。同时，我们尝试使用极限用于手势识别的学习机（ELM），尚未在相关应用。基于ELM-识别方法两个静态ges-分别显示手势和动态手势。实验结果手势捕获和识别的过程验证了所提建议的有效性方法。

手势是涉及身体运动的富有表现力的有意义的身体运动手指，手，手臂的目的是传达有意义的信息或与环境沟通。随着计算机技术的飞速发展，生物学上，人类计算机交互的各种方法已经被提出来。这些年。人机交互与手势起着重要作用在这些方式中。因此，基于手势的方法在其他应用程序中脱颖而出。通过提供一种自然的互动和沟通方式进行宣传。最近，各种手势捕捉和识别技术已经得到了推广。摆姿势。这些研究可根据其运动捕捉分为两类机制：基于视觉或基于手套[1]。基于视觉的技术依赖于图像处理算法以提取运动轨迹和姿势信息。在另一方面，基于手套的技术依赖与用户的物理交互。基于在视觉手势方法上，用户通常不需要佩戴采集设备并可以自由移动，但是很容易受到照明，遮挡，凸轮位置的影响，时代等环境因素[2]。相比之下，基于手套的技术易于实施，并且通常提供更可靠的运动数据[3]。不同已经开发出各种类型的感觉手套，包括商业手套和原型手套。商业产品[4]通常使用昂贵的运动感应纤维，而电阻弯曲传感器，因此对于消费市场而言过于昂贵[5]。Con-随后，开发了原型数据手套以降低此类设备的成本，[6]。弯曲传感器或弯曲传感器集成在数据手套中。但是，以上传感器仅测量铰接节段的相对方向通过跨感兴趣的关节安装传感器。这需要一个准确的传感器与特定关节对齐。此外，在使用过程中进行重新校准对于减轻由于传感器位移引起的估计误差是必要的。一般问题数据手套的优点是缺乏针对个别受试者的用户自定义功能手和手掌表面的触觉障碍。经常这本质上与将传感器嵌入布中所需的安装空间有关，ing。为了克服这些缺点，引入了惯性传感器和磁传感器。近年来，随着MEMS技术的发展，微惯性器件具有体积小，功耗低，动态范围大等优点范围大，成本低等。它已逐渐成为人体运动的主要传感器捕获[7]。同时，磁传感器与惯性传感器一起使用用于精确和无漂移的方向估计[8]。惯性和磁测量业已证明，IMMU是估计身体部位的准确方法没有外部执行器或摄像机的情况[9]。它不显眼，比较成本效益高，易于集成。它显示出较高的相关性和较低的与研究使用的视觉运动捕捉系统相比时出现的错误动作被记录[10]。低成本，小型可穿戴惯性和磁传感器越来越多地用于数据手套。KHU-1数据手套[11]通过使用六个三轴加速度计将其包裹起来，但是它只能捕获对几种手势。在[12]中，数据手套是基于十六微惯性传感器，可以捕获每个手指和手掌的运动，但是航向角信息丢失。在[13]中，惯性和磁测量使用的是计量单位，但仅使用惯性和磁性四个测量单位，无法获得每个手指关节的信息。力量手套[14]是包括六个九轴微惯性传感器和十个六轴微惯性传感器惯性传感器。它覆盖了手掌和手指的每个关节，并且运动特性-抽动可以得到更好的评估。但是，它并没有完全使用9个微惯性传感器，在某些状态下航向角解决方案是不稳定的，这将导致估计关节角度的误差。研究表明，当前的手势捕获设备没有考虑到手臂和手的三维运动。那里-首先，我们使用惯性和磁测量单位来开发新数据可以完全捕获前臂，上肢的手势运动信息的手套手臂，手掌和手指。另一方面，各种手势识别技术，例如k-Nearest邻居（k-NN）[15]，ANN（人工神经网络）[16]和SVM（支持矢量机[17]已经（已经）应用于手势识别领域。尽管如此，众所周知，他们两个都面临如下挑战：（1）训练速度慢（2）琐碎的人为干预（3）大计算量（4）泛化能力差[18]。但是，与那些机器学习相比算法，极限学习机（ELM）在以下方面具有更好的泛化性能更快的学习速度[19-20]。此外，ELM对参数不敏感-ters [21-22]。根据我们的调查，ELM尚未应用于以下领域基于数据手套的手势识别。因此，我们使用ELM来识别拟议的数据手套捕获的手势。本文的其余部分安排如下：在第2部分中，手势介绍了图灵方法。第三部分介绍了基于ELM的手势理论承认。第4节给出了实验结果；而第5节总结了这一点纸。

29 A novel data glove for fingers motion capture using inertial and magnetic measurement units

摘要 —一种新型数据手套嵌入式低成本MEMS惯性和磁性测量单元，建议用于手指动作捕捉。每个单元都包含一个三轴陀螺仪，一个三轴加速度计和三轴磁力计。传感器板和处理器板设计紧凑，足够小以适合我们的手指大小。数据手套是配备十五个单元来测量手指。然后提出了校准方法以改善离线和在线程序的测量准确性，然后使用快速估算方法来确定这三个同时定位15个单元。建议算法易于实现，并且更加精确，与之相比，可以获得有效的测量结果现有方法。手指动作捕捉实验是实施以获取手指的特征和遥控机器人的手，证明了其有效性数据手套。

30 Float: One-Handed and Touch-Free Target Selection on Smartwatches

捕捉人体肢体运动的能力其他对象正在成为几个重要的工具应用领域，例如康复，运动，动画工业和机器人控制。手被认为是最人类的灵巧部分并在许多方面起着重要作用日常生活活动，例如抓，伸，举，感知，手写和其他精细操作任务。因此，抓手系统近来备受关注。状态手持系统中的艺术可以分为两类类别，即基于摄像头的系统和数据手套[1-2]。基于摄像头的系统可以轻松捕捉赤手空拳，但捕获的图像无法提供足以在三维中跟踪手的信息空间，因为空间位置的推导信息可以导致多种2D-3D映射解决方案。发达的RGBD传感器已被广泛使用如今。由激光投影仪组成的Kinect传感器和CMOS传感器，可以监视3D在任何照明条件下的运动[3]。但是，相机基于系统的空间受到空间的影响放置相机。此外，手指的咬合导致不可观察的问题，导致不良手势估计[4]。戴在手上的数据手套配备有各种各种传感器，例如电阻式挠性传感器，光纤传感器和霍尔效应传感器[5-6]。电阻挠性传感器低成本和高灵敏度被用来确定屈曲手指和较小尺寸的光纤传感器使用，穿着时更舒适。数据手套具有最高的准确度，但价格昂贵且需要传感器与特定关节的精确对准，以及在使用过程中经常需要重新校准。最近几年来，惯性传感器逐渐用于数据手套。MEMS技术的可用性实现了惯性传感器集成到单个芯片中。它使惯性如此小巧，低功耗的传感器，它们已经成为动态分析中的一种常见做法[7-8]。同时，磁传感器与惯性传感器，用于精确且无漂移的定向估计[9]。惯性和磁测量系统使用惯性和磁传感器已被证明是准确的估计人体节段方向的方法外部摄像机[10]。它显示出更高的相关性和与视觉运动捕捉系统相比，误差更低当记录相同的动作时[11]。低成本，小巧可穿戴惯性传感器变得越来越受欢迎用于数据手套。使用惯性传感器的手套系统为在[12]中提出，其中有六个双轴加速度计放在手和手指的背面，并能够仅检测手的不同静态姿势。数据手套包含十六个惯性传感器以进行手部训练在[13]中提出，但是航向观察不是检查。惯性和磁传感器用于[14]，这使得数据手套更加灵活和较小。但是这种9轴IMU数据手套不能计算每个关节角度的精确角度，因为数据手套上只有四个9轴IMU模块。新型数据手套，结合使用惯性传感器和磁性的提出，以前很少提出我们的知识。传感器放置在各种手指上细分以准确评估完整的3D手指方向。的实施在线和离线校准以改善测量的准确性。此外，一种新颖的算法是建议估计手指的最佳方向。最后，设计了一些实验来识别用建议的数据手套进行手指运动。本文的结构如下。第2节介绍了数据手套的设计。第3节介绍了校准。第4节介绍了传感器融合算法。第5节通过以下方式给出了所建议方法的结果模拟并通过以下方式展示了我们的数据手套的性能几个手指的动作。结论见第6节。

31 Wearable Inertial Sensors for Human Motion Analysis: A review

摘要—本文综述了人类研究文献使用惯性传感器进行运动分析，目的是找出（1）哪些传感器配置已用于测量人体运动，（2）已实施了哪些算法估计人体各节和关节的位置和方向正文，（3）拟议系统的性能如何（4）目标人群是什么？建议的系统已经过评估。这些问题被使用修改当前的技术水平并提出未来的方向在估计人体运动的系统的开发中。一个在八个互联网数据库上进行了文献检索并包括医学文献：PubMed和ScienceDirect；技术文献：IEEE Xplore和ACM数字图书馆；和全科学文献：Scopus，Web of Science，Taylor和Francis在线和Wiley在线图书馆。共有880项研究根据纳入/排除标准进行审查。之后筛选和全面审查阶段选择了37篇论文审查分析。根据评论分析，大多数研究专注于计算某些关节的方向或位置人体，例如肘部或膝盖。只有三个估计上部和下部的位置或方向的作品同时下肢。关于配置实验中，测试对象的平均年龄为26.2岁（±3.7），表明使用-主要是年轻人。其他人口群体，例如人民行动不便的问题，到目前为止尚未在测试中考虑。人体运动分析与获得定量有关评估人的运动参数。这项评估是对于医疗保健应用，神经肌肉损伤和活动识别。有对开发用于以下方面的技术和方法的兴趣日益浓厚可以进行人体运动分析，范围从专业的原位系统到低成本的可穿戴系统。

A.人体运动分析人体运动分析定义为-争取获得定量或定性的任何手段测量[1]。定量分析涉及以下措施：生物力学变量，例如压力分布，关节角度，时空步态参数等。由于要收集大量的数据，处理后，此分析需要基于计算机的计算[2]。人体运动分析可帮助专家和研究人员在野外获得运动的定量评估患者的参数。测量身体运动快速地确定异常神经肌肉控制至关重要，生物力学疾病和伤害预防。分析中最常见的应用人类运动，我们可以提到医学评估，监视人和活动识别。特别是人类高度专业的专家支持活动识别系统，门诊系统或无线传感器网络具有在个人医疗保健领域具有巨大潜力健身，娱乐或严肃的游戏。专用系统，例如Vicon（Vicon Motion Sys-tems Ltd.（英国牛津）或Optotrak（Northern Digital Inc，在加拿大安大略省），在受控环境，例如已校准的多个固定摄像机并关联到特定位置并捕获配置。这些系统可以提供大量的冗余数据。动态系统，例如使用Kinect的系统（Microsoft设置为捕获人类运动）相对不受控制的环境，并且场地受限看法。这些系统的操作限制有限易损性，主要用于室内。相反，可穿戴式传感器的优点是便携式和适用于室外环境[3]。这些系统是关于人体解剖学参考文献的安排测量特定生物力学变量或运动的身体模式。在日常环境中连续监控人体运动ronment提供有价值的补充信息达到实验室测试的结果。但是，很难超越实验室并获得每天准确测量人体运动生活环境[4]。作为实验室测试的替代方法，磨损-惯性传感器系统对于扩大规模至关重要人口比目前的运动分析系统所能做的。由于这些系统在最近几年变得越来越重要，而且很少有发表的作品进行修订和比较它们的特征和性能[5]，[6]，[7]，[8]，[9]，[10]，[11]，我们坚信更新文献至关重要审查有关涉及人体运动分析的研究可穿戴惯性传感器。B.使用可穿戴式传感器进行人体运动分析的分类法酸痛穿戴式惯性（例如加速度计或陀螺仪）和磁性（即磁力计）传感器已用于一些临床应用。图1描述了引入的分类法本文基于已发表作品的应用运动分析领域。第一类对应专注于测量或量化运动的作品人体的特定部分，例如四肢。这些系统的结果可以是例如角度等测量。二等根据解释来对作品进行分组或人类运动的高级分类，例如“跑步”或“行走”。在我们的分类学的第一课中，工作重点是基于人体局部解剖结构或地形的保证图形解剖[12]被考虑。常见的例子是上肢，下肢或多肢以及其他区域，例如作为头部，颈部和躯干。第二类中的研究过于多样化且包括时空步态参数的估计和步态异常评估[13]，[14]，[15]，[16]，[17]，[18]，对有意义的人类表达的认可涉及-手，手臂，面部或身体[19]，[20]，跌倒检测[21]，[22]，日常生活活动的分类[23]，[24]，[25]。先前对人体运动研究分类的评论最近已出版。这些评论主要针对问题的特定方面，例如技术特征-使用的传感器的抽签[26]，分类算法[27]，临床人体运动评估[28]，并认识到[29]，[30]人类活动。在此审查中，仅审查一流的作品。在与以前的评论形成对比，在此评论中，多个维度有关技术，方法和实验的部分记录并比较问题。C.人体运动肛门研究的相关特征伊西斯研究中有五个相关特征需要评估可穿戴式惯性传感器进行人体运动分析的过程：（1）用于测量的传感器，（2）测量运动单元，（3）传感器融合算法，（4）评估系统，以及（5）研究主题。这些特征是详细如下。传感器可能是惯性的，如加速度计和陀螺仪示波器，和磁力计一样，或两者结合以前的传感器。测量运动单位可以是分为两个维度：位置或方向测量，以及定位传感器的线段或接头。惯性传感器数据融合的常用算法类别分别是：积分，矢量观测，卡尔曼滤波和互补过滤。关于评估研究的执行情况，确定了五种方法：光学运动系统，例如Vicon（Vicon运动系统Ltd.（英国牛津）或Optotrak（Northern Digital Inc，安大略省，加拿大），商用惯性传感器，例如MTw（XsensTechnologies BV，荷兰恩斯赫德），磁性位置系统，例如Liberty（美国佛蒙特州Polhemus Inc.），测角仪，例如PS-2137（美国加利福尼亚州PASCO）和专家级人工评估。最后，主题的两个方面分析研究对象：参加人数和年龄参与者范围。仅在评估为考虑与人进行。本文的其余部分安排如下：第二节介绍了文献的搜索和分析。在第三节中，对相关研究的发现进行了回顾根据本文介绍的分类法；栏目IV和V分别介绍了讨论和结论从这项研究中得出。

32 Kinect vs. Low-cost Inertial Sensing for Gesture Recognition

摘要。在本文中，我们研究了人类的有效识别多媒体和多模式数据中的手势/动作，包括Microsoft Kinect以及平移和旋转加速以及可穿戴惯性传感器的速度。我们首先提出一个系统自动对各种活动进行分类（17种不同手势）使用随机森林决策树。我们的系统可以实现接近真实通过适当选择导致对特定任务的最大贡献。从中提取的特征多模式传感器数据用于训练和评估定制的分类器。这项新颖的技术能够成功地将var-公开手势上的手势准确度高达91％数据集。其次，我们研究了各种不同的运动捕捉方式，并根据手势识别的准确性比较其结果使用我们建议的方法 我们得出结论，手势识别通过考虑克服的方法可以有效地执行与Kinect相关的许多局限性以及潜在的可能性在不受限制的环境中进行低成本手势识别的方法

逐渐远离传统键盘的趋势越来越大和鼠标作为主要的计算机交互工具。在过去的十年中，学术界和工业界的大量研究[16,7]专注于寻找新的以及人类可以与计算机进行交互的更直观的方法基于计算机的内容。许多此类举措旨在设计新的识别运动物体以及人类姿态的算法和技术动作。非语言行为，例如手势，头部手势，肢体语言，面部表情和眼神交流在其中起着重要作用人际交流。这些人类行为的记录和重建动机和手势是实现的基本核心组成部分之一任何无需键盘的高级人机交互系统和鼠标。越来越多的努力是由3D多重媒体计算和建模。3D多媒体捕获的自然输出，处理和场景重建是新颖的虚拟沉浸式环境需要比简单的控制更复杂的控制/交互机制指向并单击。在这种情况下，基于人类手势的交互或控制对于最终用户来说，这似乎是一种更直观，更舒适的方法[11，8]。在某些应用程序，我们希望可视化其他设备的实时运动和动作用户在同一个沉浸式环境中才能体验真正的共享合作经验[4，5]。无论哪种情况，都可以采用实时人为干预的方法需要在现实世界中进行手势识别，以便所产生的手势可以用于在虚拟世界中产生所需的效果。近年来，Microsoft Kinect一直是推动新形式的免提互动。作为一种低成本且广泛使用的人类方法运动感应，Kinect和相关的开源库已启用研究人员针对一系列下一代新颖的多媒体应用[3，17]。但是，Kinect并非没有其自身的局限性。虽然构成打破束缚鼠标/键盘的实用方法，它仍然是在实际应用方面受到限制，将运动感应限制为室内和有限的空间体积（通常为3m x 3m）[18]。在这个pa-每个，我们考虑理论上允许外部运动感应的其他传感器这些限制，潜在地开辟了人机的可能性“在野外”进行互动，即在不受限制的环境中进行互动随后将其映射到沉浸式环境中的新颖多媒体体验中，。通常，人类运动的记录和重建称为运动捕捉（或简称为MoCap）。MoCap是经过广泛研究的在多个不同研究领域中进行过探索的搜索区域，包括计算机视觉，计算机图形学甚至是人体传感器网络[15,12,19，14]。各种不同的方法很多，包括基于方法在机械，惯性，磁性，声学和视觉感测等方面。已经确定了能够满足特定需求的MoCap系统动作已被捕获，下一步是执行手势识别。那是，它需要根据正在执行的动作推断一些语义形成。这通常可以通过手动注释捕获的内容来完成跟随机器学习的运动，即人类观察者将观看动作正在执行并决定记录了什么动作或手势，以及然后可以使用合适的机器学习技术来实现自动系统可以识别以前看不见的数据的类似操作。应该注意这种系统的复杂性和速度通常在其他手势将添加到系统中。我们工作的主要宗旨这里需要保持低成本的实时应用程序。微电子学和其他技术的最新发展意味着tial传感器越来越受到人们的关注，它可以监视许多人的活动体育[2]，康复[6]和日常活动[9]。MEMS惯性传感技术已默认集成到许多消费类设备中-virtu-每个智能手机和许多电脑游戏控制器（例如任天堂）的盟友Wii）。由于以下原因，MEMS惯性传感器被广泛用于MoCap研究原因如下：–它们体积小，重量轻，因此可以放置在任何部位或人体的一部分，而不会影响性能。–随着这种传感器的说服，其成本正在急剧下降大众市场消费设备。–它们可以用来捕捉真正不符合条件的人类动作/动作。紧张的环境（例如，具有可变照明条件的室外环境尺寸）以获取准确的结果。–它们可用于提供实时或接近实时的反馈。另一方面，Microsoft Kinect配备RGB相机和深度传感器，结合起来可提供全身3D运动捕捉功能和手势识别。这种廉价的技术也被广泛使用用于手势识别的原因主要有以下几种：–使用Kinect可使用户避免在表演时戴上人体感应器动作。–我们可以使用Kinect SDK等现成的软件提取骨架数据和OpenNI。– Kinect传感器可用于获取实时反馈。为了研究两种方法在以下方面的相对利益：手势识别，在本文中，我们研究了可穿戴式erical传感器和Microsoft Kinect深度传感器对大范围的由五个不同主题执行的活动。我们比较手势识别-从惯性传感器获得的结果与从Kinect传感器获得的结果使用定制的随机森林决策树。此外，我们还模拟了仅需少量低速率惯性传感器的超低成本系统通过仅使用三个采样数据（从256 Hz到32Hz）可获得传感器（八个磨损传感器中的三个）。本文的结构如下。在第2节中，我们解释了数据集以及描述本文中使用的传感器模式。在第3节中，我们充分说明方法论。然后，我们提供结果和讨论部分，最后总结并突出我们的贡献。

33 RisQ: Recognizing Smoking Gestures with Inertial Sensors on a

Wristband

摘要：在美国，吸烟引起的疾病是导致死亡的主要原因。在这个工作中，我们设计了RisQ，这是一种移动解决方案，它利用了包含9轴惯性的腕带测量单元以捕获人手臂的方向变化和机器学习处理此数据以实时准确检测吸烟手势和会话的管道。我们的关键创新有四个方面：a）一种基于手臂轨迹的方法，该方法提取候选手口手势； b）一组基于轨迹的特征，以区分吸烟手势与混淆了包括饮食在内的手势； c）分析的概率模型口对口手势的序列，并推断哪些手势是个人吸烟的一部分d）一种利用放置在一个人身上的多个IMU以及人手臂的3D动画，可减少用于标记数据收集的自我报告负担。我们的实验表明，我们的手势识别算法可以检测吸烟手势准确性（95.7％），准确性（91％）和召回率（81％）。我们还报告了一项用户研究，该研究表明我们可以准确地检测出吸烟次数，而对一天的时间，以便我们可以可靠地提取吸烟过程的开始和结束时间期。

吸烟仍然是美国最大的可预防的死亡和疾病的唯一原因州和全世界。根据CDC的估计，吸烟造成的死亡超过每年有440,000名美国人患有癌症，心脏病，中风或肺部疾病。它还增加了其他严重疾病的机会，例如糖尿病[2]。此外，在美国，与吸烟相关的疾病的医疗费用为960亿美元，而医疗费用为97美元每年造成十亿美元的生产力损失。全球范围内的数字更为惊人在低收入和中等收入国家，烟草使用正在迅速增加。其实是据估计，全球约有十亿烟民，其中80％和中等收入国家。其中，约有600万人死于与吸烟有关的原因每年。解决这一祸害的核心是及早发现和及时治疗。一些已经制定了戒烟计划，表明在适当的时候进行干预片刻可以帮助一个人戒烟。从理论上讲，使用移动设备进行连续感测手机和可穿戴设备有可能实现这种知情和及时的干预通过观察患者吸烟模式随时间的变化以及测量影响吸烟的情境因素（环境，社交互动，压力等）。但是，迈向此类方法的第一步是能够实时检测吸烟事件，世界设置，这个目标已难以实现。我们认为，迫切需要一种简单且可靠的烟雾探测器灵敏性和特异性，并且易于日常穿着。现有方法掉落在一个或多个轴上短路。敏感的吸烟探测器是层析成像仪（例如CReSS监视器[1]）。但是，用户需要将断层扫描设备连接到吸烟前吸烟。这既麻烦又会改变潜在的吸烟行为。最近的替代方法是使用与吸入有关的深呼吸循环并通过呼吸胸带（mPuff [4]和Sazonov等[16]。不幸的是，长时间佩戴胸带很麻烦，而且因此，除了临床试验以外，其吸引力有限。其他可穿戴设备先前提出的方案包括戴在衣领和手腕上的基于RF的接近传感器，检测手何时在嘴附近，但这对混杂因素并不牢固[17]。一种有前途的方法是将传感器嵌入点烟器中，以检测只要打火机被点燃[18]。不幸的是，这没有提供有关单个抽吸，这对确定尼古丁摄入量特别有用跨学科[11]。我们的工作依赖于嵌入了单个低功耗9轴惯性的腕带测量单元（IMU），用于融合来自加速度计，陀螺仪和指南针可提供手腕的3D方向。IMU易于与腕戴式集成可穿戴设备，其中许多已经嵌入了用于卡路里或活动的加速度计跟踪。但是，要可靠地识别吸烟手势，存在许多挑战来自方向数据。

34 THE FREQUENCY CONTENT OF GAIT

摘要-我们在动态位置历史的双重区分中解决了噪声放大问题步态分析。需要测量信号和噪声的频域特性以定量评估原始，已过滤和动态步态数据中的错误。简单技术的结果使用12位受试者的总体来确定步态的频率内容，总共30条步态记录是提出了。

所有测量信号均被噪声污染或多或少的程度。问题在于在测量运动学方面尤为严重步态由于生物固有的复杂性机械系统及其运动的细微差别模式，以及由于数据采集和与实际系统相关的减少技术用于步态分析。该问题在以下情况加剧运动学数据将用于动力学，因为实践-基本上所有步态分析方法都可以取得位置必须经受双重区分的信息产生加速度信号用于动态分析。固有噪声位置（或轮播）信息，因此可以大大扩展-评估存在的噪声，必须采取措施“平滑”处理后的数据。通用技术是应用低通滤波器或等效滤波器。例如Cappozzo 等。（1975）使用a的前五个术语用傅立叶级数描述步态的频率内容；温特等。（1974）应用5或6 Hz低通滤波器；Soudan和Dierckz（1979）使用样条函数，并且亚历山大和杰耶斯（1980）使用傅立叶的五个项系列。但是，没有明确的步态知识信号t频率内容此类方法介绍未知错误，包括噪声范围污染低通滤波器下方的信号截止，并可能消除该部分滤波器截止频率以上包含的步态信号。有关频域特性的更好信息明确的步态信号的结构将允许确定原始，过滤后的和双微分步态数据。

35 Design and implementation of expressive footwear

摘要：作为我们对密集无线技术的兴趣的产物可穿戴设备的感知和表达应用计算，响应性环境小组在麻省理工学院媒体实验室开发了一个多功能的人机界面脚丫子。密集无线感测是指远程获取许多不同的参数紧凑，自主的传感器集群。我们已经开发了这样的低功耗传感器卡测量超过16个连续量将它们无线传输到远程基地站，以50 Hz更新所有变量。我们有将一双这样的设备集成到鞋子上的舞者和运动员，连续测量脚趾附近三点压力，动态脚跟压力，双向弯曲鞋底，每只脚离开导电带的高度舞台，每只脚的角速度每只脚在垂直方向上的角度位置地球的局部磁场以及脚倾斜和加速度，三轴冲击加速度（从踢和跳）和位置（通过集成声纳）。本文介绍了传感器和电子系统，然后概述了几个我们已在其中应用这些鞋子的项目用于互动舞蹈和捕捉高足部姿势。我们通过概述来结束我们传感器系统的几种应用与鞋类无关。

wearable技术早已应用在音乐表达中。历史的例子可以在可以看到“一人带外” 1一个概念，即可以追溯到一个多世纪前。图1显示了一个在这样的钻机中化身，每个“工具”安装方便访问，响应特定肢体或特定，可控制的动作佩戴者的运动。由于仪器是传统上是声学的，每种都制成一种特殊的声音，而“动作到音频”的映射是es-本质上是静态的。为了获得音色丰富接近“乐队”的工具散落在身体周围。尽管有服装-耳目一新，表演者可以使用这些装饰偶尔用虚拟机来吸引和娱乐观众乐曲（虽然经常是杂技）的音乐表达因为他们适当地失败了。随着电子技术的兴起，情况发生了变化。现在乐器本身不必安装在表演者身上，因为他们可以被一组电子传感器代替动作提示并控制远程音乐合成器。在1980年代，MIDI（Musical Instru-数字接口）标准和数字合成-sis使这些系统进一步发展，因为现在可以很容易地将计算机放置在循环中通过实时分析传感器信号并产生更复杂的信号动态，迷人的声音软件映射行动起来。这是一个非常自由的过程，因为-导致传感器系统使身体摆脱负担，文书的负担，并在合成和数据解释释放了声音不受简单的因果关系的束缚。此类电子音乐“服装-技能” 2,3归类为“互动” 舞蹈。” 4早期的例子5是在作曲家戈登·玛玛（Gordon Mumma），为舞蹈演员装饰带有加速度计以控制模拟合成器在1960年代的表演中。众所周知的时装艺术家Laurie Anderson宣传了这些在她20世纪80年代的节目概念，6采用主动AP-贴身衣服，如用打击乐装饰的服装嵌入式换能器和领带SiC键盘。在1990年代，排序出现了。很多，例如Mark Coniglio的MidiDancer，丹麦电子音乐学院7sic（DIEM）数字舞蹈接口，8和YamahaMiburi \*\*，其中3位基于放置一组跨舞者关节的持续弯曲传感器保持动态发音。因为Miburi是商业产品，它被包装成一个完整的系统，包括每只手的手指控制器，无线接口，嵌入式合成器和脚趾处带有压电抽头的鞋子，脚跟，每只鞋子都系在中央皮带上打包发送器。受过训练的舞者的脚非常有表现力，timodal附件，能够清晰地表达不仅仅是简单的水龙头。音乐剧的鞋接口表演，但是，主要由这种水龙头实施9，直到现在还没有意识到-脚趾压电材料多样化。不同的应用导致采用其他足部感应技术，尽管基本上所有这些实例都集中在感官上仅包含一小部分特定参数。对于前足，足病治疗中心和产品运动鞋公司的发展小组使用密集像素压力传感器10观察鞋底上的动态压力分布走路和跑步。在这些应用中，鞋子通常被拴在数据采集系统上通过多芯电缆。更粗糙的压力确保传感器阵列（例如，仅在几个地方进行感应）已经用于便携式商业产品中例如警告pod足神经病患者的设备关于潜在破坏性脚步的疾病11和互动式教练高尔夫球员的鞋子动态平衡。12压力感应套鞋也被并入了“ Cyber​​boot”，开发了13在国家超级计算应用中心阳离子（NCSA）将手势整合到虚拟环境中Tual现实装置。“梦幻般的幻影”拖鞋14是使用压力带有主动红外（红外）光学系统的感应鞋在一个小范围内跟踪翻译位置的系统区域，使用户可以踩踏动画昆虫被投射到地板上。慢跑的改造运动鞋现已投放市场惯性传感器，用于量化行人流量15和估计值交配经过的距离（即计步）。16在麻省理工学院媒体实验室响应环境小组通过使用多样化的传感器套件，超越了这些壁ni在脚上测量16个不同的参数保护脚所能做的一切然后将数据遥测回远程主机实时计算机，使每只鞋子完全不束缚。大多数人机界面都是评价精确测量的手势手和手指，几乎不花力气，脚的位置。我们开发了一个界面通过测量许多参数来打破这一传统脚在脚上铰接。

36 Activity recognition using a wrist-worn inertial measurement unit: a case study for industrial assembly lines

摘要 —随着可穿戴式传感器变得越来越普遍，它们在实际应用中的利用率也越来越高有吸引力。在这项研究中，单次腕戴惯性测量单元连接到工人的活动手腕并加速和角速度信息被用来决定什么活动工人每隔一定时间表演一次。这项活动信息可用于主动式教学系统或确保执行了所有需要的工作阶段。在在这项研究中，选定的活动是锤击的基本任务，拧紧，使用扳手，并使用电钻拧紧。在此外，由其他活动（移动在帖子周围，保持静止，更改工具）。的然后可以通过使用滑动窗口方法将数据分为两秒间隔，并将两个相邻的窗口重叠1.5秒。因此，该活动每半秒钟被识别一次。方法用于实际识别的是 k 最近邻方法具有特定的距离边界以对全新的物体进行分类事件作为空数据。此外，最后一堂课由使用多数投票对三个相邻窗口进行分类。结果表明，几乎90％的精度可以达到通过这种设置实现；活动特定的准确性用于锤击，拧紧，扳手使用，电钻和无数据分别为96.4％，89.7％，89.5％，77.6％和89.0％。另外，如果是全新的null事件，请使用特定距离测量将精度从68.6％提高到82.3％。

与可穿戴式传感器相关的实际限制已经解决，现在可以利用传感器更广泛地应用于各种实际应用中。例如，它们可以用来监视工人在不同地方的活动工业装配线。在这项研究中，单手腕戴惯性测量单元连接到工人的活动场所手腕，并使用测量数据来决定工人每隔一定时间进行的活动。这个一种监视可以开发主动系统。例如，可以指示工人执行一项一次完成任务，说明自动更改根据执行的任务。另外，信息可用于确保执行所有需要的阶段在将产品发送到装配线上之前。在这项研究中，使用从三轴加速器和陀螺仪获得的数据。的活动是锤打，用螺丝刀拧紧，使用扳手和用电钻固定螺丝。在阿迪-位置，活动执行的角度不同在水平和垂直之间。数据收集为序列，其中数据不仅包括活动，以及工人在哪里移动的数据发布，更改了正在使用的工具或只是静止不动。这些多余的活动被视为无效数据，构成自己的课。这些活动是通过使用k最近邻方法（knn）对数据进行分类。的方法使得可以使用额外的距离边界，这样事件与其附近所有最近的邻居距离边界被视为空数据。这做到了可以对工人的全新事件进行分类没有执行通常的顺序，即使在那里这些新事件中没有可用的培训数据。这个选择了边界，以免影响分类当数据集仅包含来自四个工作的数据时活动和基本的空数据。以前，使用可穿戴式传感器的类似问题是从模拟装配场景的角度解决了（[1]和[2]）。在这些研究中，工作阶段得到了认可通过组合来自加速度计和麦克风的数据。此外，使用数据时也获得了最佳结果来自同一个人进行培训和测试，而我们系统是用户独立的，数据是从加速度计和陀螺仪。（[[1]和[2]）与我们的研究相比是，尽管数据集由空数据组成，这些空数据点也归类为一些实际活动。但是，随着我们使用空数据作为单独类的方法更准确的整体结果。另外，所选距离边界有助于处理来自全新事件的数据。基于加速度计的人体监测方法一般来说，运动是一个广泛传播的研究领域。加速度计已用于不同的应用领域易用性，包括代谢能消耗，体育锻炼，姿势摇摆，步态，跌倒检测和活动分类[3]。虽然沃德等。认为活动识别为手势识别的特殊情况并改编了“隐藏”基于马尔可夫模型的手势识别功能研究中，基本活动分类方法没有依靠手势。尽管如此，其他活动分类与我们的方法相当的研究主要每天考虑活动或运动。例如，良好的结果是使用三轴加速度计识别时获得的效果从坐到站和从站到站的过渡和步行时间[4]。另一方面，要识别一组更复杂的运动，惯性测量单位的数量已经增加; 在[5]中，将五个双轴加速度计连接到臀部，手腕，手臂，脚踝和大腿。本文的组织如下：第二节介绍惯性测量单元和数据收集设置。滑动窗口方法和基本特征提取是在第三节中进行了解释，并涵盖了研究和结果在第四节。然后在下面更详细地讨论结果第五节和整个研究结束于第六节。

37 Extreme Learning Machine for Regression and Multiclass Classification

摘要-由于其实现的简单性，至少正方形支持向量机（LS-SVM）和近端支持端口向量机（PSVM）已被广泛用于二进制分类应用。常规LS-SVM和PSVM不能用于回归和多类分类应用尽管LS-SVM和PSVM的变体具有建议处理此类情况。本文表明LS-SVM和PSVM可以进一步简化和统一LS-SVM，PSVM和其他正则化的学习框架称为极限学习机（ELM）的算法可以是内置的。ELM用于“通用”单隐藏层Feed，前向网络（SLFN），但隐藏层（或称为特征）不需要调整ELM中的“贴图”。此类SLFN包括但不限于不限于SVM，多项式网络和常规前馈神经网络。本文显示以下内容：1）ELM提供了一个具有广泛应用范围的统一学习平台特征映射的类型，可以应用于回归和直接进行多类分类应用；2）从opti-从简化方法的角度来看，ELM具有较温和的优化效果与LS-SVM和PSVM相比的过滤器；3）理论上比较到ELM，LS-SVM和PSVM实现次优解决方案要求更高的计算复杂度；和4）从理论上讲，ELM可以近似任何目标连续函数并对任何分类不相交的区域。通过仿真结果验证，ELM趋向于有更好的可扩展性和实现类似的（对于回归和二元类案例）或更好（对于多类案例）泛化更快的学习速度（多达数千个）倍），而不是传统的SVM和LS-SVM。

在过去的二十年里，由于他们的方法分类惊人的应用程序。SVM具有两个主要的学习功能：1）在SVM中，首先将训练数据映射到更高维度通过非线性特征映射函数的特征空间φ（ x）和2）然后使用标准优化方法寻找最大化分离距离的解决方案此功能空间中的两个不同类别，同时将训练错误。随着对epsilon不敏感的介绍损失函数，支持向量法已扩展为解决回归问题[5]。由于SVM的训练涉及二次编程问题，SVM训练的计算复杂度算法通常是密集的，至少与关于培训实例的数量。很难处理使用单个传统SVM时存在很大问题[6]；代替，SVM混合物可用于大型应用[6]，[7]。最小二乘支持向量机（LS-SVM）[2]和近端支持向量机（PSVM）[3]提供了传统的快速实现支持向量机 LS-SVM和PSVM均使用相等性优化约束，而不是传统SVM的不平等，这避免了直接的最小二乘解二次编程。SVM，LS-SVM和PSVM最初是针对双一元分类。在以下方面已提出了不同的方法：以便将它们应用于多类分类问题。一对一（OAA）和一对一（OAO）方法主要用于多类SVM的实现分类应用[8]。OAA-SVM由m个SVM组成，其中m是类数。第i个SVM受过训练第i类的所有样本都带有正标记，并且其余m- 1个类别中的所有其他示例否定标签。OAO-SVM由m（m − 1）/ 2个SVM组成，其中每个人仅接受来自两个班级的样本进行培训。一些编码方案，例如最小输出编码（MOC）[9]和贝叶斯编解码方案[10]旨在解决LS-SVM的多类问题。每堂课用m位的唯一二进制输出码字表示。米输出用于MOC-LS-SVM，以便扩展至2 m类[9]。贝叶斯基于规则的LS-SVM使用m个二进制LS-SVM推断出其二进制类别概率的插件分类器相关概率框架内的第二步[10]。具有先验多类概率和后验二元类概率，然后应用m次贝叶斯规则来推断后验多类概率[10]。贝叶斯定律和不同PSVM中使用编码方案解决多类问题[11]。二进制SVM，LS-SVM和PSVM的决策功能分类器具有相同的形式

38 Extreme learning machines: a survey

摘要计算智能技术具有已被广泛应用。在众多的计算机中传统情报技术，神经网络和支持端口向量机（SVM）一直在播放主导作用。但是，众所周知网络和SVM面临一些挑战性问题，例如：（1）学习速度慢，（2）琐碎的人为干预和/或（3）计算扩展性差。极限学习机器（ELM）作为克服的新兴技术其他技术最近面临的一些挑战引起了越来越多研究者的关注。ELM适用于通用单隐藏层供稿，病房网络（SLFN）。ELM的本质是SLFN的隐藏层无需调整。和....相比那些传统的计算智能技术，ELM在很大程度上提供了更好的泛化性能更快的学习速度和最少的人工干预。这个论文对ELM及其变体进行了调查，尤其是在（1）ELM的批量学习模式，（2）完全复杂的ELM，（3）在线顺序ELM，（4）增量ELM和（5）ELM的合奏。

神经网络的类型很多，但是，前馈神经网络可能是最先进的神经网络之一流行的神经网络。前馈神经网络由一个输入层组成，接收来自外部环境，一层或多层隐藏以及一层输出层将网络输出发送到外部环境服装。通常使用三种主要方法培训前馈网络：1.基于梯度下降（例如反向传播（BP）多层前馈神经网络的方法[ 1 ]作品）。隐藏节点的加性类型最常见在此类网络中使用。对于具有附加隐藏节点激活函数gðxÞ：R！R（例如S型：gðxÞ¼1 /ð1þexpðÀxÞÞ），第l个隐藏层中的第i个节点由哥达ðlÞ我，BðlÞ我，X ðlÞ Þ¼GDAðlÞ一世ÁX ðlÞ þbðlÞ我Þ，bðlÞ一世2个ð1Þ哪里ðlÞ一世是连接第（l-1）个的权重向量层到第l层的第i个节点和b i（l）是偏见第l层的第i个节点。一个ðlÞ一世ÁX ðlÞ表示向量的内积aðlÞ一世和xðlÞ。梯度下降基于学习的算法通常运行慢得多超出预期。2.基于标准优化方法（例如，支持向量机，SVM [2 ]，针对特定类型的SLFN，即所谓的支持向量网络）。罗森-blatt [ 3 ]研究了感知器（用于病区神经网络）半个世纪前。罗森布拉特建议一种学习机制，其中只有最后一个隐藏层的连接权重调整输出层。毕竟休息了权重固定，输入数据实际上已转换进入最后一个隐藏层的特征空间Z（参见图1）。在此特征空间中，线性决策函数构造：fðxÞ¼标志X 大号i¼1b 我 ž 我 ðxÞ！ð2Þ其中b i是输出节点之间的输出权重以及每个神经元的最后一个隐藏层中的第i个神经元ceptron和z 我 ðxÞ是在第i个神经元的输出感知器的最后一个隐藏层。为了找到一个z与替代的解决方案我 ðxÞ，1995年科尔特斯和Vapnik等[2]提出了支持向量机（SVM），可将输入一些高维特征空间Z通过一些非线性映射选择了先验。优化方法用于查找分离超平面，可最大化要素空间中的两个不同的类。3.基于最小二乘（例如，径向基函数（RBF）网络学习[4]）。对于带有RBF的隐藏节点激活功能gðxÞ：R！R（例如高斯：gðxÞ¼expðÀx 2 TH，GDA 我，B 我，第x由下式给出GDA 我，B 我，XTH¼GDB 我 KX A A 我 KTH，B 我 2 R þð3Þ其中a i和b i是ith的中心和影响因子RBF隐藏节点。[R ？表示所有正实数的集合价值观。RBF网络是SLFN的特殊情况，具有RBF节点在其隐藏层中（参见图2））。每个RBF节点具有自己的质心和影响因子，输出由径向对称函数给出输入与中心之间的距离。在劳氏RBF网络的实现[ 4 ]，RBF 的中心ai隐藏的节点可以从训练中随机选择数据或来自训练数据区域，而不是进行调整，RBF隐藏节点的所有影响因子b i为通常设置为相同的值（[ 4 ] 第173页）。在RBF之后隐藏节点参数DA 我，B 我 TH固定时，输出重矢量b 我联的第i个径向基函数隐藏节点与输出层成为唯一可以未知的参数用最小二乘法解决。