

2-15-2019

Gesture Recognition Method Based on Multi-feature Fusion

Yuanming Wang

1. China State Shipbuilding Corporation System Engineering Research Institute, Beijing 100094, China;;

Zhang Jun

1. China State Shipbuilding Corporation System Engineering Research Institute, Beijing 100094, China;;

Yuanhui Qin

1. China State Shipbuilding Corporation System Engineering Research Institute, Beijing 100094, China;;

Xiujuan Chai

2. Key Laboratory of Intelligent Information Processing, Institute of Computing Technology, The Chinese Academy of Sciences, Beijing 100190, China;

Follow this and additional works at: <https://dc-china-simulation.researchcommons.org/journal>



Part of the Artificial Intelligence and Robotics Commons, Computer Engineering Commons, Numerical Analysis and Scientific Computing Commons, Operations Research, Systems Engineering and Industrial Engineering Commons, and the Systems Science Commons

This Original Article is brought to you for free and open access by Journal of System Simulation. It has been accepted for inclusion in Journal of System Simulation by an authorized editor of Journal of System Simulation.

Gesture Recognition Method Based on Multi-feature Fusion

Abstract

Abstract: Aiming at the specific application requirements of command gesture for flight deck, a gesture recognition method based on multi-feature fusion is proposed. The 3D trajectory feature vector and hand sparse representation are established from two aspects of the trajectory and posture based on the visual information collected by depth camera. On the one hand, the gesture is recognized through normalization resampling and alignment based on the trajectory feature. On the other hand, the gesture is recognized through sparse representation alignment based on the HOG feature. The recognition results are fused effectively. The experimental results indicate that our methods greatly enhance accuracy, and have better robustness.

Keywords

flight deck, gesture recognition, depth information, sparse representation, feature fusion

Recommended Citation

Wang Yuanming, Zhang Jun, Qin Yuanhui, Chai Xiujuan. Gesture Recognition Method Based on Multi-feature Fusion[J]. Journal of System Simulation, 2019, 31(2): 346-352.

基于多特征融合的指挥手势识别方法研究

王远明¹, 张珺¹, 秦远辉¹, 柴秀娟²

(1.中国船舶工业系统工程研究院, 北京 100094; 2.中国科学院计算技术研究所智能信息处理重点实验室, 北京 100190)

摘要: 针对飞行甲板指挥手势识别特定应用需求, 提出一种基于多特征融合的手势识别方法。利用深度摄像头采集到的视觉信息, 从轨迹和手形两方面特征入手, 建立了三维轨迹特征向量和手形稀疏表示。一方面基于轨迹特征通过轨迹归一化、重采样、对齐等处理进行识别, 另一方面基于 HOG (Histogram of Oriented Gradients) 特征通过稀疏观察对齐进行手形识别, 将识别结果进行有效融合。实验结果表明, 提出的基于多特征融合的指挥手势识别方法在准确率上有较大提升, 同时具有较好的鲁棒性。

关键词: 飞行甲板; 手势识别; 深度信息; 稀疏表示; 特征融合

中图分类号: TP391

文献标识码: A

文章编号: 1004-731X (2019) 02-0346-07

DOI: 10.16182/j.issn1004731x.joss.17-0089

Gesture Recognition Method Based on Multi-feature Fusion

Wang Yuanming¹, Zhang Jun¹, Qin Yuanhui¹, Chai Xiujuan²

(1.China State Shipbuilding Corporation System Engineering Research Institute, Beijing 100094, China;

2. Key Laboratory of Intelligent Information Processing, Institute of Computing Technology, The Chinese Academy of Sciences, Beijing 100190, China)

Abstract: Aiming at the specific application requirements of command gesture for flight deck, a gesture recognition method based on multi-feature fusion is proposed. The 3D trajectory feature vector and hand sparse representation are established from two aspects of the trajectory and posture based on the visual information collected by depth camera. On the one hand, the gesture is recognized through normalization resampling and alignment based on the trajectory feature. On the other hand, the gesture is recognized through sparse representation alignment based on the HOG feature. The recognition results are fused effectively. The experimental results indicate that our methods greatly enhance accuracy, and have better robustness.

Keywords: flight deck; gesture recognition; depth information; sparse representation; feature fusion

引言

飞行甲板是大型舰船航空系统的核心部分, 它是舰载机起降跑道停机坪及舰面保障作业区, 也是最危险的工作场所之一^[1]。由于飞行甲板作业环境

恶劣, 特别是飞机起降过程中高噪声的影响, 指挥手势作为一种最有表现力的“体态语言”, 成为飞机甲板作业过程中非常普遍的沟通方式。准确高效地识别指挥手势已经成为飞行甲板人机交互及作业仿真过程中的一个急需解决的重要问题。

手势识别是一个非常具有挑战性的研究课题, 特别是近年来随着计算机视觉和机器学习等相关学科的发展, 基于视觉的手势识别得到了众多研究者广泛而深入的研究^[2-3]。由于指挥手势本身是一种视觉语言, 因此基于视觉的手势识别是最为自然的,



收稿日期: 2017-02-27 修回日期: 2017-05-09;
作者简介: 王远明(1984-), 男, 江西井冈山, 硕士, 高工, 研究方向为系统仿真、人机交互; 张珺(1973-), 男, 黑龙江, 硕士, 研究员, 研究方向为航空保障; 秦远辉(1981-), 男, 黑龙江, 硕士, 高工, 研究方向为计算机仿真。

<http://www.china-simulation.com>

也更加符合作业人员“所见即所得”的认知期望。Carlsson 等从动作视频数据中提取关键帧, 通过 Canny 边缘检测来得到形状的描述, 进而与动作原型之间做形状匹配来实现动作识别^[4]。Wang 等先进行物体检测、跟踪和分类, 然后利用得到的对象轨迹特征对动作模式进行建模^[5]。Shotton 等提出从一幅深度图像中快速准确地预测人体关节 3 维空间位置的方法^[6]。Jiang 等利用快速动态时间规整方法来自动确认匹配的片段, 并通过计算对齐后的两个序列距离来识别手势^[7]。刘鑫辰等基于深度摄像头采集的 RGB-D 信息用于实时手指的跟踪和识别^[8], 具有较好的实时性和鲁棒性, 但缺点是仅能对简单的手指手势进行识别, 且识别精度仍然较低。

作为典型的时序数据识别问题, 隐马尔科夫模型(HMM)无疑是一种典型的解决方案。Shi 等针对连续的动作序列提出一种判定式的马尔可夫模型, 利用这种模型可以同时进行动作分割和识别^[9]。陶丽君等改进了手势运动轨迹的提取和分类, 并引入 HMM 对手势轨迹进行训练和识别, 缺点是实时性和准确性需进一步提高^[10]。由 Dalal 和 Triggs 提出的 HOG^[11]对图像的局部光照的变化和几何变形等具有较强的鲁棒性, 近年来广泛地被用于解决图像中的人体识别问题。张汗灵等基于压缩感知理论, 结合 Zernike 矩和 HOG 描述符从全局和局部角度描述手势外观和形状, 对光照、尺度、旋转等变化更具鲁棒性^[12]。

本文针对飞行甲板手势识别特定应用需求, 提出一种多特征融合的飞行甲板指挥手势识别方法, 利用深度摄像头采集到的视觉信息, 从轨迹和手形两方面特征入手, 基于轨迹和关键帧手形片段, 提出鲁棒的指挥手势特征描述, 并将结果进行融合, 解决飞行甲板作业指挥手势识别的问题。

1 指挥手势识别框架

区别与通常意义上的手势, 飞行甲板指挥手势既包含了手部的运动, 也包括上肢肢体的行为。对于大部分指挥手势而言, 手形特征和轨迹特征对于手势的表征来说都很重要。简单来说, 形式上每个

时刻 t 的指挥手势可以描述为:

$$\{f_H(X, S, t); H = L, R\}$$

式中: f 表示指挥手势的抽象表达; H 表示指挥手势相关的手部; X 表示手质心的位置; S 表示手的手形; L 、 R 分别表示左手和右手。

在大多数手势运动较快的片段中, 手形会退居次要的位置, 只有在运动相对较慢的时候手形才会起到主导作用。本方法的主要思想是: 特征提取阶段从视觉深度信息中提取轨迹特征特征, 通过关键帧得到手形稀疏观察特征表示, 进而提取手形 HOG 特征, 构建包含手势和手形 2 个特征向量的样本数据库; 识别阶段提取待测样本的轨迹特征与样本数据库中的每个样本进行空间距离测量计算轨迹相似度, 得到候选手势, 然后通过 HOG 特征向量计算待测样本和候选手势的手形相似度, 最后将轨迹相似度和手形相似度进行融合得到待测样本的所属类别。本文融合手形和轨迹特征的指挥手势识别方法框架如图 1 所示。

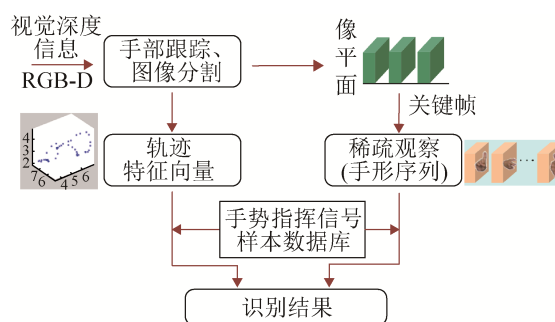


图 1 指挥手势识别框架

Fig. 1 Command gesture recognition framework

2 指挥手势特征建模

对于运动速度快的动作, 轨迹信息主要占主导作用; 在运动缓慢或静止的时候, 手部动作运动缓慢, 打手势者是想突出此时的手形信息, 此时只需要关注手形信息即可。因此, 手形特征和轨迹特征对于指挥手势的表征来说都很重要。

2.1 轨迹特征建模

轨迹特征是由手部的位置逐帧连接而成的。传统的基于视觉的手势识别中, 轨迹特征为图像平面

的 2D 坐标向量。而实际上，对于指挥手势而言，手部的深度信息也是非常重要的。因此，在我们的策略中，对于运动轨迹特征，采用 3D 坐标向量来进行刻画。本文利用手部图像信息中的距离信息，采用三维特征向量描述指挥手势的轨迹曲线。图 2 为不同手势的手部 3D 轨迹特征示例。

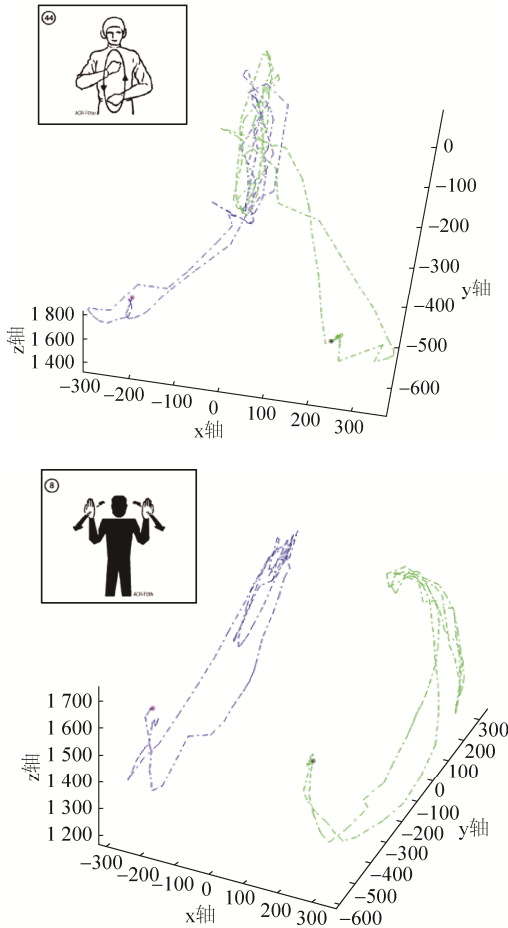


图 2 不同手势的手部 3D 轨迹特征示例
Fig. 2 3D trajectory feature of different hand gestures

2.2 手形特征建模

指挥手势运动相对较慢时，手形会表现出更多的视觉信息。本文提出一种新的基于稀疏观察的指挥手势描述，即对于指挥手势视频序列，根据运动速度的限制提取关键手势片段。在具体实施中，选择一个自适应的速度阈值来用于选择关键的图像帧，表示为：

$$L_i = \begin{cases} 1 & v_i < v_{thre} \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases}$$

式中： L_i 为第 i 帧图像是否为关键手势片段； v_i 为每帧图像中的手势运动速度； v_{thre} 为速度阈值。

由于手势运动速度 v_i 速度具有连续、渐变的特点，因此速度阈值 v_{thre} 采用简单加权算术平均计算获得，其表达式为：

$$v_{thre} = \frac{\lambda}{K} \sum_{i=1}^K v_i$$

式中： K 为手势图像的总帧数； λ 为平均速度计算系数，通常取值为 1。

在得到了关键手势片段后，根据所有图像对应像素的像素值计算得到对应位置的平均像素值，其计算公式为：

$$\bar{p}(m,n) = \frac{1}{H} \sum_{j=1}^H p_j(m,n)$$

式中： $\bar{p}(m,n)$ 为关键手势片段中第 m 行第 n 列的平均像素值； $p_j(m,n)$ 为关键手势片段中第 j 帧图像第 m 行第 n 列的像素值； H 为关键手势片段中图像的总帧数。

在此基础上，采用多维欧式距离计算公式计算片段每一帧图像与平均手势图像的距离，选取距离最小的那一帧图像来代表手形，这一帧应该是片段中所有图像帧中与平均手势图像最相近的，对应于一个指挥手势的所有代表手形即组成了一个有序的手形序列，即生成了一种基于稀疏先验的指挥手势描述。本文中将手形区分为 3 种不同的模式/通道，即左手、右手和双手。图 3 给出了对应两个不同指挥手势信的有代表性的稀疏观察特征表示。



图 3 几种指挥手势的稀疏观察特征表示
Fig. 3 Sparse observation feature representation of several command gestures

3 指挥手势识别

3.1 根据轨迹识别

根据轨迹进行手势的识别,本质上讲就是曲线的匹配。从深度摄像机获取的原始的轨迹数据是不规则的。这是因为不同的打手势的人和摄像机之间的距离并不一致。另一方面,打手势的人会有不同的身高和身体比例。这会导致手势轨迹的尺度差异,从而减少轨迹的匹配得分,因此预处理是非常重要的步骤。为了让轨迹在一个一致的尺度上进行度量,首先需要根据个人的身体参数对原始轨迹数据进行归一化处理。每一个维度的单位长度将会根据打手势者的水平和垂直的坐标尺度进行归一。

手部的跟踪是通过深度摄像机给出的 3D 骨架信息中提取出来的,并不总是稳定准确的,噪声十分常见。为了减小噪声的影响,本文使用了中值滤波。同时,为了对轨迹曲线的相似度进行评估,需要对手势信号的整体轨迹进行了重采样,使之成为一个具有标准采样点的向量,从而削弱了手势信号速度差异的影响。这里我们采用了一个均匀插值的重采样算法来获得这个新的向量。首先,计算出所有 M 点的轨迹路径长度,然后将这个长度除以 $(N-1)$ 来获得新的 N 个点的每一步插值的步长 I 。然后轨迹会逐步延伸,当距离超过步长 I 的时候,就通过线性插值加入一个新的点。图 4 给出了一些轨迹重采样的示例。可以看到,重采样后的轨迹曲线可以有有效的保留轨迹的本征特征。在对轨迹进行了预处理之后,还需要在匹配之前将不同的轨迹进行对齐。对齐通常包括三个方面:平移,旋转和放缩。由于指挥手势执行人是面对摄像机的,因此其角度是相对固定的,轨迹的朝向可以被认为是一个对识别有用的线索。至于尺度的放缩,已经在预处理步骤的归一化过程中被考虑到了。因此,在这里的轨迹对齐部分,旋转和放缩的因素已经考虑过了,我们只需再对不同的曲线进行中心的平移即可。尽管在预处理中已经进行了归一化处理,但是轨迹的位置依然随机地取决于打手势者。

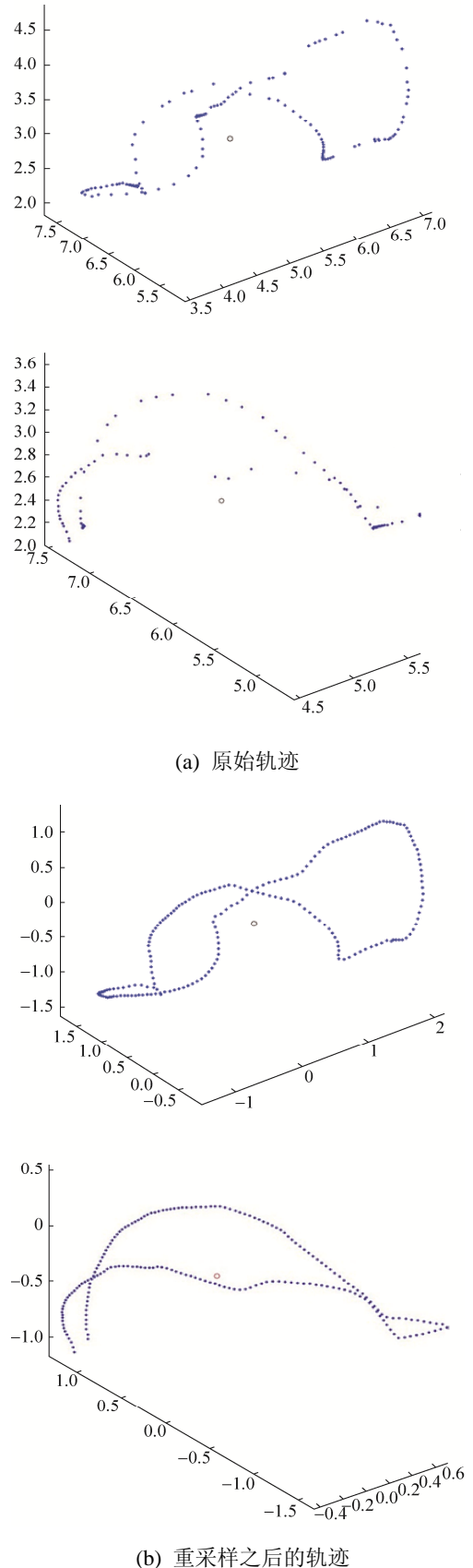


图 4 重采样的轨迹示例

Fig. 4 Examples of resampling trajectories

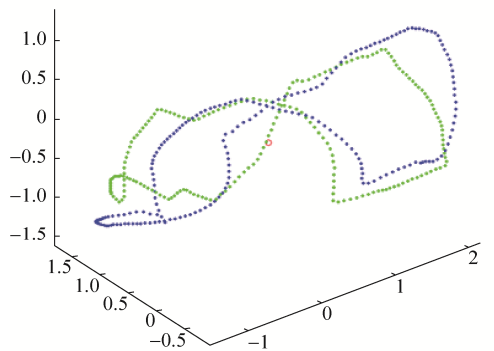
首先，计算得到轨迹的中心：

$$\bar{p}(x, y, z) = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N p_i(x, y, z)$$

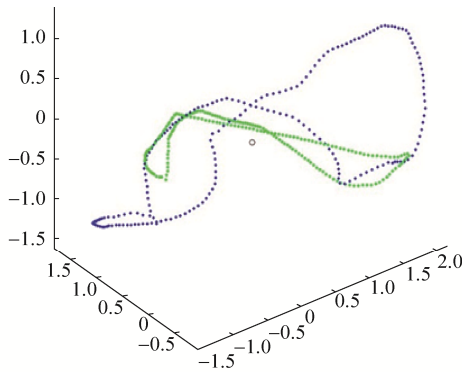
式中： N 是轨迹点的个数。平移后新的点的坐标为：

$$p'_i(x, y, z) = p_i(x, y, z) - \bar{p}(x, y, z)$$

最终，轨迹点的中心将会被平移到原点 $(0,0,0)$ 。在此基础上，就可以通过合适的距离度量来得到不同轨迹曲线之间的相似度。本文使用的是最简单的欧式距离度量方式。图 5 为相同手势和不同手势轨迹对齐示例。



(a) 相同手势轨迹对齐



(b) 不同手势轨迹对齐

图 5 手势轨迹对齐示例

Fig. 5 Examples of gesture trajectory alignment

3.2 根据手形识别

从上文中也可以看到，有些动作从轨迹上看几乎一致，只有依靠手形才能进行准确的动作识别。在本文中，我们提出一种基于稀疏观察的手形序列匹配策略，实现从手形进行手势的识别。

前文已经介绍了基于稀疏观察的手形特征的生

成过程。由于指挥手势执行人员在打同一手势过程中也难免会有速率的差异，因此，手形特征也不会是一成不变的，误检和漏检的情况难以避免。这样，在进行两个手形特征相似度度量之前，需要首先进行稀疏观察的对齐，即从两个手形特征向量中，按序挑选出最大匹配的手形集合，其思想如图 6 所示。

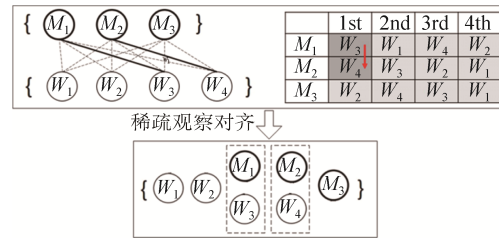


图 6 稀疏观察对齐示意图

Fig. 6 Sparse observation alignment

在手形特征提取方面，本文采用了 HOG 特征。在 HOG 特征提取方面，本文沿用文献[11]的基本思路，并针对指挥手势的特点进行了改进。考虑到指挥手势中存在左手和右手交叉的情况，本文从左手、右手和双手三个模式进行 HOG 特征的提取，其主要算法步骤为：

- (1) 选取合适距离采集手部图像，对手势图像进行预处理，使得左手、右手未交叉情况下图像大小为 64×64 像素，双手交叉情况下为 128×64 像素。将其分割成 8×8 像素大小的细胞，相邻 4 个细胞组成的块区间大小为 16×16 像素；
- (2) 用梯度算子获得每个像素的横向和纵向梯度，然后计算每个像素的梯度方向和梯度大小；
- (3) 梯度方向取值范围为 $0^\circ \sim 180^\circ$ ，将其平均分成 9 份，然后统计每个细胞中每个像素的梯度方向直方图，形成一组特征向量；
- (4) 在块区间内，以细胞为单位，采用 l_2 范数为因子对向量进行归一化处理： $v = v / \sqrt{\|v\|^2 + \epsilon^2}$ ；
- (5) 把所有细胞的特征向量连起来就得到了该手形的 HOG 特征向量。

通过上述 HOG 特征向量的提取，两个手形序列的匹配问题就转化为 HOG 特征向量的相似度计算，并最终通过直方图交方法计算得到相似度。动作识别结果即为对应最大相似度的类别。

3.3 轨迹和手形识别结果融合

指挥手势既包含了手部的运动, 也包括上肢肢体的行为, 本节将上文的轨迹和手形特征进行有效的融合, 来进行指挥手势的识别。为降低手形特征计算代价, 在具体实施中采取下面的融合策略:

(1) 提取输入指挥手势的轨迹和手形特征;

(2) 根据轨迹特征, 在数据库中进行识别, 得到候选指挥手势。候选指挥手势数量需根据指挥手势样本数据库中手势差别情况进行设定。根据经验, 候选指挥手势数量取 4 个;

(3) 计算输入指挥手势与候选候指挥手势的相似度;

(4) 将轨迹和手形的得分进行融合, 得到最终识别结果, 这里采用简单的加权融合, 即:

$$s = \alpha s_t + \beta s_s$$

式中: s_t 和 s_s 分别对应轨迹相似度和手形相似度; α 和 β 分别对应轨迹相似度和手形相似度的系数, 其取值大小分别代表了轨迹、手形在整个指挥手势中的特征比重。

4 实验和结果分析

为了验证所提出指挥手势识别方法的有效性, 本文基于 Visual studio 2010 开发了一个测试系统, 实现了手势数据训练、在线识别、离线识别等功能, 如图 7 所示。该系统采用 kinect 设备作为深度摄像机, 并依赖于 Microsoft .NET4.0、KinectSDK V1.6、OpenCV 2.4.0 等基础运行环境。其中, OpenCV 是一个基于开源的跨平台计算机视觉库, 它轻量级而且高效, 由一系列 C 函数和少量 C++ 类构成, 实现了图像处理和计算机视觉方面的很多通用算法。

我们在普通光照条件下办公室环境下分手势数据训练和动态测试两个阶段进行了实验测试。为了手势整体动作能够完整的出现在 Kinect 采集的画面中, 实验者需面向摄像机, 并与 Kinect 距离处于 1.5~2 m 左右的交互区内。

在手势数据训练阶段, 邀请 3 名实验者在测试系统摄像机前做指挥手势, 每人按照一定顺序把 30 种飞行甲板指挥手势打 10 遍, 共采集 $3 \times 30 \times 10$

段手势视频作为训练数据。待完成所有训练数据采集后, 利用测试系统的数据训练功能进行数据训练, 进而建立用于识别方法测试的数据库。在数据库中存储了各指挥手势的轨迹、手形等特征信息。



图 7 指挥手势识别测试系统

Fig. 7 Command gesture recognition test system

在动态测试阶段, 我们首先选取 5 个典型的飞行甲板指挥手势作为待测样本, 如图 8 所示。其中, 第 1、2 个手势主要上肢运动轨迹简单, 主要以手部运动变化为主。第 3、4 个手势以上肢肢体的行为为主。第 5 个手势中手部运动和上肢肢体行为变化都比较大。



1. 肯定 2. 刹车 3. 右转 4. 撤轮挡 5. 启动

图 8 用于测试的飞行甲板指挥手势

Fig. 8 Flight deck command gestures for testing

这样每个待测样本从采集数据中获取 3×10 段手势视频, 共获取 $3 \times 10 \times 5$ 段手势视频作为待测数据进行循环测试。直到所有待测数据都测试一遍, 分别从手形、轨迹和加权融合三种方式, 评估动作识别的正确率(即某一指挥信号被正确识别出的次数占该信号测试次数总数的百分比)进行了对比分析。考虑到指挥手势样本群中手形影响比重加大, 加权融合公式中轨迹相似度系数、手形相似度系数根据经验分别取值 0.3 和 0.7。实验统计结果见表 1。

表 1 显示单独使用手形、轨迹为特征向量的平均识别率分别为 68%、76.67%, 相似动作的识别率非常低。对于大部分飞行甲板手势指挥信号测试

数据, 本系统均能达到很好的识别效果, 整体上的平均识别率达到 91.33%。实验结果说明, 单独采用手形或轨迹特征进行识别, 由于没有综合考虑指挥手势中手形特征和轨迹特征的影响, 其识别效果并不理想, 而采用融合手形和轨迹的特征提取方法能够更好地描述指挥手势, 得到更高的识别率, 这验证了本文提出方法的有效性。

表 1 指挥手势识别正确率统计

测试信号	手形识别 正确率	轨迹识别 正确率	手形+轨迹识别 正确率
肯定	76.67	83.33	93.33
刹车	73.33	76.67	93.33
右转	66.67	80	93.33
撤轮挡	66.67	73.33	90
启动	56.67	70	86.67
平均值	68	76.67	91.33

5 结论

尽管对于手势动作识别的研究已经开展了几十年了, 但距离实用化还是有一定距离的。因此, 面向实际应用探索更加鲁棒的特征和合适的建模方法对于鲁棒的手势动作识别尤为重要。本文针对飞行甲板手势指挥特定应用需求, 提出一种基于多特征融合的指挥手势识别方法, 从轨迹和手形两方面特征入手, 提出鲁棒的指挥手势特征描述, 并实现了二者的有效的融合。实验结果表明基于多特征融合的指挥手势识别方法表现出良好的识别性能, 并具有较好的鲁棒性。接下来要做的是进一步改善算法, 提升识别效率。

参考文献:

- [1] 胡容兵, 谢君, 傅冰. 飞行甲板安全评价指标体系研究[J]. 海军工程大学学报, 2013, 25(6): 93-98.
Hu Rongbing, Xie Jun, Fu Bing. Analysis of Safety Evaluation Index System of Flight Deck[J]. Journal of Naval University of Engineering, 2013, 25(6): 93-98.
- [2] Mohammadreza Asghari Oskoei, Huosheng Hu. Myoelectric Control Systems-A survey[J]. Biomedical Signal Process & Control (S1004-1699), 2007, 2(4): 275-294.
- [3] 胡琼, 秦磊, 黄庆明. 基于视觉的人体动作识别综述[J]. 计算机学报, 2013, 36(12): 2512-2524.
- [4] Carlsson S, Sullivan J. Action Recognition by Shape Matching to Key Frames[C]// European Conference on Computer Vision(ECCV). Copenhagen, Denmark: IEEE, 2002: 263-270.
- [5] Wang Xiaogang, Tieu K, Grimson E. Learning Semantic Scene Models by Trajectory Analysis[C]// Proc of the 9th European Conference on Computer Vision. Berlin: Springer, 2006: 110-123.
- [6] Shotton J, Fitzgibbon A, Sharp T, et al. Real-time Human Pose Recognition in Parts from A Single Depth Image[C]// Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. USA: Colorado Springs, 2011: 1297-1304.
- [7] Jiang Zhuo-Lin, Lin Zhe, Davis L S. Recognizing human actions by learning and matching shape-motion prototype trees[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence (S1062-8828), 2012, 34(3): 533-547.
- [8] 刘鑫辰, 傅慧源, 马华东. 基于 RGB-D 摄像头的实时手指跟踪与手势识别[J]. 计算机学报, 2014, 41(10): 50-61.
Liu Xincheng, Fu Huiyuan, Ma Huadong. Real-time Fingertip Tracking and Gesture Recognition Using RGB-D Camera[J]. Computer Science, 2014, 41(10): 50-61.
- [9] Shi Qinfeng, Wang Li, Cheng Li, et al. Human action segmentation and recognition using discriminative semi-Markov Models[J]. International Journal of Computer Vision (S0920-5691), 2011, 93(1): 22-32.
- [10] 陶丽君, 李翠华, 张希婧, 等. 基于 Kinect 传感器深度信息的动态手势识别[J]. 厦门大学学报(自然科学版), 2013, 52(4): 493-497.
Tao Lijun, Li Cuihua, Zhang Xijing, et al. Dynamic Gesture Recognition Based on Kinect Depth Data[J]. Journal of Xiamen University(Natural Science), 2013, 52(4): 493-497.
- [11] Datal N, Triggs B. Histograms of oriented gradients for human detection[C]// Proceedings of Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, Montbonnot, France: IEEE, 2005: 886-893.
- [12] 张汉灵, 李红英, 周敏. 融合多特征和压缩感知的手势识别[J]. 湖南大学学报(自然科学版), 2013, 40(3): 87-92.
Zhang Hanling, Li Hongying, Zhou Min. Hand Posture Recognition Based on Multi-feature and Compressive Sensing[J]. Journal of Hunan University (Natural Sciences), 2013, 40(3): 87-92.