

文章编号:1004-2474(2016)06-0877-03

基于支持向量机数据分析红外手势识别方法研究

黄俊,施新岚,王驰,夏明,张作运

(重庆邮电大学通信与信息工程学院,重庆 400065)

摘要:该文提出了利用支持向量机结合仿生六点手势模型优化红外体感控制设备手势识别的方法。采集空间手势信息,仿生六点手势模型提取手势特征向量,利用支持向量机分类及校对数据,引用核函数将低维空间不可分信息映射至高维空间实现线性可分。结果表明,运用基于支持向量机的红外体感设备手势方法能有效识别手势,减轻计算机通信的传输负荷。

关键词:手势识别;特征向量;支持向量机;特征降维;核函数

中图分类号:TN219 **文献标识码:**A

Study on Infrared Hand Gesture Recognition Based on Support Vector Machine Algorithm

HUANG Jun, SHI Xinlan, WANG Chi, XIA Ming, ZHANG Zuoyun

(School of Communications and Information Engineering, Chongqing University of Posts and Telecommunications, Chongqing 400065, China)

Abstract: A method of using the support vector machine combining with the bionic-six-hand models to optimize infrared motion control apparatus gesture recognition is proposed in this paper. The space gesture information is collected, then the gesture eigenvector is extracted by the bionic-six-hand models, and the support vector machine is used for the classification and proofread of the data, the kernel function is introduced to map the low-dimensional space un-separable information into the high-dimensional space to realize detachable linearity. The experimental results show that the infrared somatosensory device using the support vector machine algorithm can recognize the hand gestures effectively and reduce the load of communication transmission.

Key words: hand gesture recognition; eigenvector; support vector machine; feature reduction; kernel function

0 引言

人机交互技术通过计算机的输入、输出设备完成人与计算机的信息交换。新一代的体感技术中,人们无需借助其他复杂装置,以自然手势交互语义子集作为操作手势,经过手势追踪、手势识别和手势输出等一系列信息处理与周边环境或装置互动^[1]。

目前,红外体感设备通常基于结合手掌和指尖向量的空间姿态算法^[2],规则的分类和监督式学习的分类^[3]来识别手势,以上手势识别方法以样本容量趋于无限大为前提,区分多类手势信息关键点,识别不同手势。现有技术对于硬件存储容量、计算速度和传输速度已不再是问题,但红外体感控制设备重点在于提取控制手势本质特征向量,以实现被控

制设备对控制手势的有效响应。为此,本文提出了基于支持向量机数据分析算法及仿生六点手势模型以建立有效的可识别手势方法。

1 提取手势特征向量

红外体感控制设备内置红外光发射器和接收器扫描系统形成光线网,光线网内物体移动引起红外反射,并以 290 帧/s 追踪识别手部及手持工具信息,每帧图像以像素点为单位被分配唯一的指标(ID)。原始采集图像是红外光发射器可识别到四棱锥区域内完整的高维图像信息,包含多种特征信息,需将原始信息映射到低维空间得到最能反映控制手势内在本质的特征向量,包括动态手势的时间分解、立体手势平面化、手部特征信息取点模型化。

收稿日期:2016-03-31

基金项目:教育部教指委电子信息类专业研究课题基金资助项目(2015-Y20)

作者简介:黄俊(1971-),男,四川德阳人,教授,硕士生导师,博士,主要从事光通信网络、体感控制设备、通信测试技术及嵌入式技术等研究。

动态手势可视为静态手势的时间累加,把动态手势均匀分割成以帧为单位的静态手势图像。进一步把立体手势空间信息压缩成足以表达手势意义的平面手势图像信息,可视为去除图像中表达时间与高度的信息。压缩成二维图像后,通过物体轮廓识别物体、分割目标与背景,以低分辨率局部二模值(LBP)方法针对图像纹理信息对目标信息进行特征提取^[5],计算图像像素的灰度值,与周围8个像素比较并赋值,生成该像素位置信息。分割手部信息与背景图像信息,提取手势五指位置信息,掌心位置信息,五指与掌心位置关系信息。由手部6个关键部分代替完整手势,忽略使用者手部器官的大小,忽略不对手势判别产生影响的五指及掌心以外各手部关节数据,放大有效手势信息,以最大输出信噪比原则消除传输过程中产生的噪声,降低传输过程中产生的噪声对手势信息的干扰,删除与手势信息无关和冗余的数据。图1为红外体感设备手势提取特征向量。

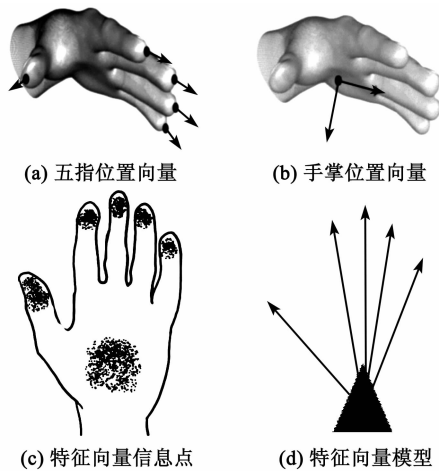


图1 红外体感设备手势提取特征向量

2 识别手势

特征向量信息点离散分布,以角度进行划分,重新对信息点整理归类,分类后控制手势匹配手势样本库内控制手势。高维空间的投影画面按5个手指的部分模式分为5个区域,特征向量信息点分类结果依次匹配各区域^[5],以角度分类信息点。

对于手指接触、手掌并拢,双手交叉等手指布局复杂的手势,以角度划分手指区域方法存在误差,可使用支持向量机进行分类^[6]。数据处理设备利用基于支持向量机的分类器对数据分类,引入核函数把低维空间中线性不可分数据转换到高维空间寻找最

佳分类面,并进行数据校对、分类器分类。根据事先选择好的非线性映射关系,把输入向量 X 映射特征空间 Z ,构造间隔最大分类面分类非同类信息,校对分类信息。修正后的手势信息与已定义的手势样本库匹配最相似样本手势,输入计算机触发相应响应机制。若未搜索到匹配的样本手势,则抛弃该手势信息,结束本次信息处理,等待接收下一手势信息。基于支持向量机的红外体感设备手势识别流程如图2所示。

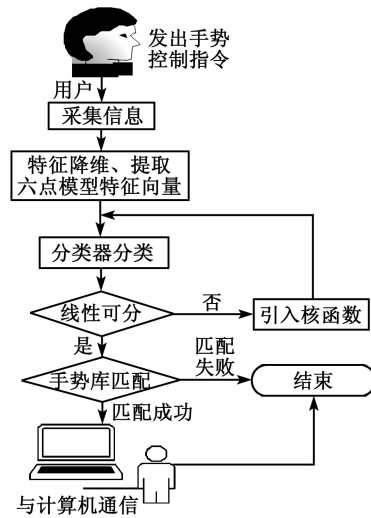


图2 基于支持向量机算法红外体感设备手势识别流程

3 基于支持向量机手势识别的关键技术

特征向量是一系列离散的点,支持向量机算法在信息点线性可分的情况下实现最优线性分类,将两类信息点无错误地分开,且分类间隔最大^[7]。支持向量机把复杂的分类任务通过核函数的映射作用转化成高维特征空间中构造线性分类超平面,得到现有信息条件下的最佳解,依次将一个整体分为两类,两类分为三类,直至划分到满足所需求的类数。

3.1 拉格朗日乘子法优化分类面

经过提取后的特征向量同类之间有一定函数关系称为原函数,应用拉格朗日乘子法把原函数和约束条件对于优化分类面,配成与相同变量数量的等式方程,求得原函数极值的各个变量的解。若在此优化问题中还包含有不等式约束条件,应用 KKT 条件求取分类面,求解优化问题凸函数,构成求解优化分类器的充分必要条件。

- 1) 最小优化目标函数: $f(\omega)$ 。
- 2) 约束条件:

$$h_i = 0 \quad i = 1, 2, \dots, m$$

$$g_i(\omega) \leq 0 \quad i = 1, 2, \dots, m$$

3) 拉格朗日函数:

$$I(\omega, \beta) = f(\omega) + \sum_{i=1}^m \beta_i I_i(\omega) + \sum_{i=1}^m \alpha_i g_i(\omega)$$

(α_i, β_i 为拉格朗日乘子)。

4) 最后列出方程:

$$\begin{cases} \frac{\partial j}{\partial \omega} = 0 \\ \frac{\partial j}{\partial \beta_i} = 0 \\ \partial_i g_i(\omega) = 0 & i = 1, 2, 3, \dots, k \\ g_i(\omega) \leq 0 & i = 1, 2, 3, \dots, k \\ \alpha_i(\omega) \leq 0 & i = 1, 2, 3, \dots, k \end{cases}$$

3.2 支持向量机算法 VC 维与核函数

当特征向量中存在信息点混叠严重时,约束条件无法直接求最佳优化分类面。需要将低维空间信息点再次映射到高维空间,引入核函数把维数风险转移为二次规划求解问题,求解高维空间内的向量内极值^[8]。

对于一个只有 0 和 1 两种取值作为函数集的指示函数,若指示函数集里的函数能按照所有可能的 2^h 个形式把 h 个样本分开,称函数集能把 h 个样本分类,按照所分类中最大的样本数目定义为函数集的 VC 维值。训练样本给定时,分类间隔的要求对 VC 维有影响,分类间隔越大,对应分类超平面集合的 VC 维越小。VC 维数给出误差的上界,对选择最佳分类器提供参考。对于样本完全不可分的问题,即分类间隔很小,VC 维大,误差也相应地变大,引入核函数后转换可分或近似可分状态,降低样本分类的误差。

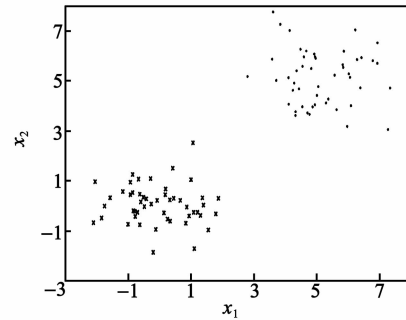
通常核函数是已给出的,常用的核函数是:

- 1) 线性核函数: $k(x_i, x) = (x_i, x)$ 。
- 2) 多项式核函数: $k(x_i, x) = [(x_i, x) + 1]^q, q$ 为参数。
- 3) Sigmoid 核函数: $k(x_i, x) = \tanh[v(v_i, x) + c]$ 。
- 4) 径向基核函数: $k(x_i, x) = \exp\left\{-\frac{\|x - x_i\|^2}{\sigma^2}\right\}$ 。

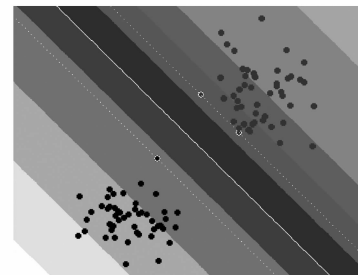
核函数的种类数目多,在实际应用中,其中一种核函数对某一些信息样本分类有效,但对于另外的一切效果却不太明显,因此,针对不同信息分析情况需要相应地选择不同的核函数^[9]。

4 仿真与分析

信息采集时,提取特征向量将高维空间信息转换为相对易于存储、传输的低维空间,但在低维空间中,线性的不可分问题^[10],利用核函数再度映射至高维空间进行信息分类。采集上述支持向量机对红外体感器采集的信息点进行分析,将信息点进行分类识别手势,其结果如图 3 所示。



(a) 采集原始特征信息点



(b) 经过分类划分后的特征信息点

图 3 支持向量机对所采集特征信息点的分类划分

由支持向量机算法对手势信息的分类识别仿真现象可知,基于支持向量机能降低手势信息捕捉样本容量大小,实现红外体感设备对手势的有效识别。

5 结束语

红外体感设备在捕捉运动手势时,将动态的手势识别在单位时间内分解为独立的静态手势,静态手势识别通过提取特征向量提高信息传输效率,对特征向量信息分析识别手势。使用支持向量机对离散的特征向量信息分类,以最小误差分开混叠的不同类信息点,实现最佳分类面两侧最大分类间隔。运动轨迹追踪,最终将人手的手势状态输出在终端设备,以便利方式实现人与计算机的信息交换。

参考文献:

[1] 黄俊,景红. 基于 Leap motion 的手势控制技术初探[J]. 计算机系统应用, 2015, 24(10): 259-263.