

一种时空多尺度适应的手势识别方法研究

王海鹏¹ 龚 岩² 刘 武¹ 李 泽² 张思美¹

(西北工业大学计算机学院 西安 710129)¹ (西北工业大学软件与微电子学院 西安 710072)²

摘 要 手势交互作为一种自然便捷的交互方式,在智能家居和智能交通等领域具有日益广泛的应用前景。由于手势行为发生的速度、空间约束和用户差异的影响,同一语义手势表现出具有不同时间和空间尺度的多形态特征,这给保障手势识别的准确率带来了挑战。提出了一种基于动态时间规整 DTW(Dynamic Time Warping)方法的时空多尺度手势识别方法 SDTW(Spatial-Temporal Dynamic Time Warping),该方法通过对空间形态数据进行分箱操作来达到适应一定程度空间尺度变化的能力。因此,SDTW 方法不仅具备 DTW 方法的时间尺度适应性,而且扩展了空间尺度适应性。文中实现了一个基于智能手机加速度传感设备的 SDTW 手势识别原型系统。实验测试验证了所提方法能够有效提升手势识别的准确率。

关键词 手势识别,手势交互,DTW,SDTW,时空尺度

中图分类号 TP181 **文献标识码** A **DOI** 10.11896/j.issn.1002-137X.2017.12.052

Study on Spatial-Temporal Multiscale Adaptive Method of Gesture Recognition

WANG Hai-peng¹ GONG Yan² LIU Wu¹ LI Ze² ZHANG Si-mei¹

(School of Computer Science, Northwestern Polytechnical University, Xi'an 710129, China)¹

(School of Software and Microelectronics, Northwestern Polytechnical University, Xi'an 710072, China)²

Abstract Human gesture is a natural and efficient way of human computer interaction. It has wide applications in smart home and intelligent transportation. The gestures with identical semantic may have multiple presentations in temporal and spatial dimensions, due to its derivatives on gesture speed, spatial constrains, and the user demographics. All of these bring a significant challenge to the recognition precision. This article presented a novel dynamic time warping (DTW) based recognition approach—spatial-temporal dynamic time warping (SDTW), which applies a decentralized slot method to achieve both adaptiveness to spatial and temporal multi-scale. A smartphone-based prototype system is developed, which exploits the accelerometer to capture the gesture and applies SDTW to do gesture recognition. The experiment shows that the SDTW can promote the recognition precision effectively.

Keywords Gesture recognition, Gesture interaction, DTW, SDTW, Spatial-temporal scale

1 引言

手势交互是一种新型的人机交互手段,它具有自然、便捷的特点,可实现人与计算机之间更为直观的信息交互。随着智能手表和手机等可穿戴便携设备的普及,利用这些设备上类型丰富的传感设备,能够获取准确且连续的手势动作数据,这对推动手势交互的发展,特别是应对高效、简单而快捷的交互任务的执行,提供了新的有效手段。因此,基于智能手机的手势交互行为识别技术得到了越来越多的关注。

在利用智能手机惯性测量单元(Inertial Measurement Unit, IMU)进行手势识别的过程中,由于同一人在不同时刻

所做的同一语义的手势会在空间轨迹和形态上产生较大的差异,因此传感器所收集到的加速度值会呈现出较大的变化,这将对已有的相关手势识别算法的准确度造成较大影响,例如基于传统的动态时间规整(Dynamic Time Warping, DTW)算法的手势识别系统的准确度就很难再满足要求。该问题的主要原因在于人们很难保持相同的力度或者在行为过程中保持相同的速度变化来完成同一语义手势,并且语义上相同的手势本身就对应着多类空间大小的形态,而依靠加速度仪等 IMU 传感器的 DTW 算法很难适应这种变化。本质上,这是一种时空尺度适应的手势识别和交互问题。

本文提出了一种能适应空间尺度变化的、基于改进的

到稿日期:2016-10-14 返修日期:2017-01-02 本文受中兴通讯产学研合作项目,西北工业大学研究生创新创业种子基金(Z2017183, Z2016194),西北工业大学研究生双创项目,CAST-BISEE 基金(2015MC1001061),中央高校基本科研业务费专项(3102015BJ007),科学技术基金课题,陕西省科技攻关项目(2016GY-100)资助。

王海鹏(1975—),男,博士,副教授,CCF 会员,主要研究方向为人机交互、机器学习, E-mail: haipeng@nwpu.edu.cn; 龚 岩(1992—),男,硕士生,主要研究方向为人机交互; 刘 武(1993—),男,硕士生,主要研究方向为人机交互; 李 泽(1992—),男,硕士生,主要研究方向为人机交互; 张思美(1995—),女,硕士生,主要研究方向为人机交互。

DTW 算法的时空多尺度的动态时间规整算法 (Spatial-temporal Dynamic Time Warping, SDTW)。该算法通过降低手势动作的加速度信息在幅度上的权重, 来提高手势识别对手势空间信息的敏感程度, 从而提高对空间变化的适应性, 进而达到提高手势识别准确度的目的。

2 相关工作

2.1 手势识别的研究现状

手势识别系统可分为两大类: 基于计算机视觉的手势识别系统^[2,7]和非视觉类的识别系统, 其基本识别的关键过程如图 1 所示。

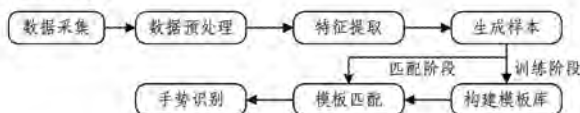


图 1 手势识别的过程

基于计算机视觉的手势识别系统主要利用摄像头来获取手势形态变化的图像数据。在文献[2]中, Mandeep Kaur Ahuja 与 Amardeep Singh 两人在获取手势图像之后, 对手势部分进行分割, 然后在特征提取之后利用主成分分析法进行模板匹配, 最终得到匹配结果, 实验的最终平均精确度达到了 91.25%。而 Kunal Chanda 等人提出一种新型的技术, 利用视觉方法捕获手势运动轨迹, 然后通过比较手势轨迹之间的相似度来对 24 个手势进行识别, 得到了较好的结果。基于计算机视觉的方法得到了广泛的研究和应用, 但该类系统具有计算开销大、隐私敏感和易受环境干扰的缺点, 在实际应用中会在计算能力受限、光照变化快等场景下存在局限性。

非视觉类的系统主要包含基于可穿戴设备的手势识别系统^[1]和基于移动智能终端的手势识别系统等^[4-5]。基于可穿戴设备的手势识别系统通过将多类传感器嵌入可穿戴或便携式设备中, 来捕捉手部各关节在手势动作中的变化信息。例如, 文献[1]为聋人提供了一个辅助的沟通工具——数据手套, 其可以对文本和语音信息进行解析, 使聋哑人和正常人之间有更多的社会交往。文献[4]则利用电子手持设备的加速度传感器开发出一种手势识别系统, 该系统可以对 3D 手势进行准确的识别。非视觉类系统具有计算开销小、隐私不敏感和环境适应性强的特点, 这类系统主要利用智能手机和智能手表等设备上的传感器来实现, 其研究和应用愈加受到关注。

手势识别算法主要包括: 1) 模式匹配算法, 如 DTW 算法^[8]、人工神经网络等^[9]; 2) 统计分析算法, 如 HMM 和贝叶斯算法等。HR Choi 等人^[8]在不减少匹配模板数量的前提下, 提出了一种高效的基于 DTW 算法的手势识别系统。Jawad Nagi 等人^[9]则利用人工神经网络算法实现了一种可以操控机器人的数据手套, 其准确率达到竞争对手的 3 倍。而文献[6]将隐马尔科夫模型与模糊神经网络算法相结合, 降低了高维特征手势的降维, 实现了对复杂手势的识别。相比于统计分析类算法以及模式匹配算法中的人工神经网络算法^[9]等而言, DTW 算法具有训练样本小、算法易实现和鲁棒

性强的特点, 并且能够适应由于手势过程中的速度变化而导致的时间尺度差异问题, 因此本文研究了基于 DTW 算法的具有时空尺度适应能力的手势识别方法^[16]。

2.2 研究挑战

在不同的速度下做相同语义的手势动作会在加速度传感器数据的时间与空间上表现出较大的差异, 即时间可变性和空间差异性, 这给手势识别与分类带来了很大的挑战。

图 2 给出了相同语义手势的加速度数据折线图, 横坐标表示时间, 纵坐标表示加速度幅值。左边三张图分别对应较低速度下所完成的手势的 X, Y, Z 轴的加速度折线图; 右边三张图对应较高速度下完成的 X, Y, Z 轴的加速度折线图。虽然两组图对应着相同语义的手势动作, 但加速度的时间序列在时间轴与幅度轴上都产生了较为明显的差异, 较高速度下完成的手势的加速度幅值更大, 时间轴更紧密, 即空间与时间上都存在较大的区别, 这些区别都给识别带来了很大的难度, 因此其本质上是一类时空多尺度的手势识别问题。

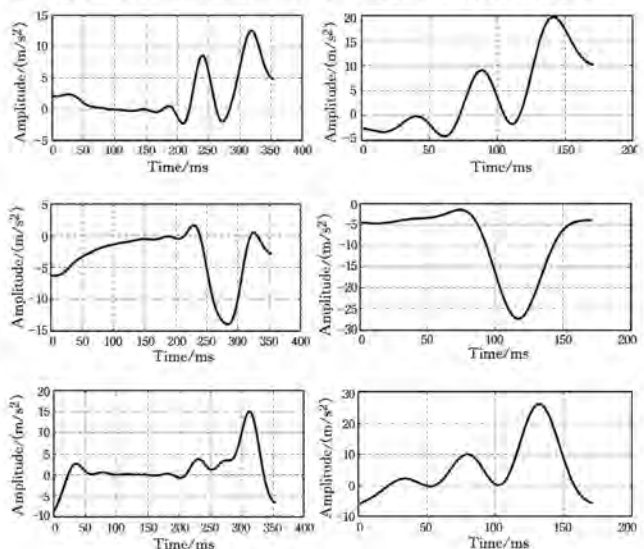


图 2 相同手势的加速度折线图

3 SDTW 算法

3.1 DTW 算法简介

时间序列是一种常见的数据表现形式, 通常是通过比较两个序列的数据之间的距离来计算两种行为的相似性程度。但在两个序列整体上具有非常相似的形状特征而时间轴不能较好地对应的情况下, 传统的直接计算距离的方法会导致距离结果不够合理, 一定情况下还会使整个识别活动完全失败。在这样的情况下, 通常设法将序列对齐, 最简单的方式就是进行线性拉伸, 通过对局部数据的插值来完成两个数列的对齐。但由于手势动作在不同的时刻会产生或长或短的变化, 因此如果只是进行简单的线性插值会导致局部数据变得不合理, 这时就可以采用 DTW (动态时间归整) 算法。DTW 算法是由日本学者板仓 (Itakura) 提出用来衡量两个长度不同的时间序列的相似度的, 它采用动态规划的思想, 能够适应时间尺度上一定范围的变化, 在时间序列上将对比数列的局部进行拉伸或压缩, 以解决在形态上相似但在时间上不能够很好对应

的数据之间的比较问题,并可以找到一条规整的最优匹配路径。DTW 算法在很多领域都有着广泛的应用,如语音识别^[12,14]、数据挖掘和模式识别^[10,13]。

如图 3 所示,曲线 1 与曲线 2 模拟的是两个行为的加速度值的时间序列,二者在形状上很相似,只是在 X 轴(时间轴)上有些错位。在进行行为比对时,若是采用传统的方法直接计算两个序列的距离,结果应该是实线箭头的位置与长度;而 DTW 算法会规整时间轴上的差异,应该是虚线箭头的位置与长度。显然,传统方法并不是两个序列的点之间的实际差距,DTW 算法的规整结果更具代表性。

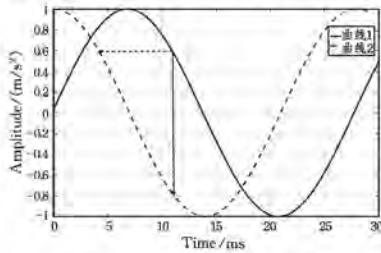


图 3 DTW 算法原理图

3.2 SDTW 算法

在识别手势时,通常利用加速度传感器的值作为匹配时的特征点来进行处理,参考模型和测试模型是在相同的力量或加速度下采集的,则 DTW 算法会将时间轴上的差异进行扭曲使之对齐,此时会达到较好的识别效果。然而,手势识别和其他人类行为识别面临着相同的问题,对于相同的动作行为,不同人的做法不相同,完成时间也不相同;同一人不同时刻的做法也不一样,对于手势识别而言,主要体现在不同时刻所做的同一个手势的完成时间可能不同,所使用的力度也可能不同,并且相同语义的手势的空间形态本身也可能不同。如此,就会给手势识别带来时间与空间差异性两大问题。时间的差异主要体现在时间轴的不对应(时间序列在坐标系上形状相似,但具体的时刻不能对应);而空间的差异体现在加速度的幅值不同。传统的 DTW 算法在空间尺度轴上,即对加速度幅度值上的差异缺乏处理和适应能力。对于同一语义手势的多次采样,加速度在空间上的差异将成为识别的一大阻碍;但是对于不同的手势,空间上的差异又可以在一定程度上提供判别的依据,从而提高识别的准确率。

鉴于上述因素,本文提出适应空间多尺度变化的 SDTW 优化算法,对加速度传感器所提供的信息进行权重分析;然后进行分箱处理,给重要的信息赋予较大的权重,以凸显其重要性;最后通过比较处理后的模板之间的距离来计算相似程度。具体步骤如下:

(1)数据获取。通过手机三轴加速度传感器获取手势动作的三维空间信息。

(2)相关性分析。对加速度传感器所能提供的手势动作信息进行相关性分析,得出不同信息对于手势特征识别的重要程度,以便后期对信息的选择与处理。

(3)数据预处理。对收集到的数据进行平滑去噪处理,并进行分箱操作。

1)平滑。采用移动加权平均处理能有效去除数据中的噪

音。在移动加权平均处理时,选取需平滑的数据的前后共 5 个数据填充大小为 5 的窗口,然后给窗口中的数据赋予不同的权值。为突出数据的特点,通常给予需平滑的数据最高的权重,求得中间位置的数据的加权平均值作为平滑后的结果,具体公式如下。

设窗口中的 5 个数据分别为: m_1, m_2, m_3, m_4, m_5 , 则所需要的处于中间的数据结果如下:

$$m_3 = \frac{m_1 + 2 * m_2 + 3 * m_3 + 2 * m_4 + m_5}{1 + 2 + 3 + 2 + 1}$$

2)低通滤波。通过快速傅里叶变换对手势动作的频率分布进行分析,得出手势动作的数据频率主要分布在低频部分,符合低频段分布特征,因此采用低通滤波器可以有效获取目标行为的有效信号。

3)对数据进行分箱处理。分箱就是将数据从全局空间的适应性问题压缩为局部空间的适应性问题,符合手势动作数据连续性变化的特性。分箱操作可以将同一语义手势在加速度量值上的差异缩小,但是为了增强分箱后的特征强度,需给处于不同箱内的数据重新赋予不同的值,以用于区别处于不同箱体内的数据。分箱的意义在于提高 DTW 算法的空间适应性,将指定范围内的加速度值归于一类,这样既可以使算法的识别结果不会因为相同语义手势执行过程中加速度幅值的差异带来明显的变化,又在一定程度上保留了增减或正负这样一些形态上的特征,增强了最终判别时的特征强度。首先,对平滑过滤后的加速度传感器的 3 个轴上的数据进行分箱处理,并赋予不同的值。例如,多次实验比对后,将数据分为以下几个箱取得了较好的实验结果:对于处于 $(-0.5, 0.5)$ 区间的数据,经过实验分析得出这部分的数据对手势的特征没有明显的代表性,更多的是由于用户的无意识行为导致的,因而把这些数据归于一类并对其赋予较低的值。对于 $(0.5, centre_+)$ 区间的数据,这部分会包含大于 0.5 但是小于 $centre_+$ 的值(其中, $centre_+$ 是指所有大于 0.5 的数的中位数),这部分被赋值为 5;对于 $(centre_+, max)$ 区间的数据,这部分会包含大于 $centre_+$ 的正数,被赋值为 10;对于 $(-0.5, centre_-)$ 区间的数据,这部分会包含小于 -0.5 但大于 $centre_-$ 的负值($centre_-$ 是指所有小于 -0.5 的数的中位数),这部分被赋值为 -5;对于 $(centre_-, min)$ 区间的数据,这部分会包含小于 $centre_-$ 的所有数,被赋值为 -10。箱体数据的具体赋值主要作为不同箱体之间的区别,但是不同箱体之间所赋的值的比例会对最终的判别结果产生一定的影响,此处结合传感器和手势类型,经过实验分析,选择了一 10, -5, 0.5, 10 这样的比例。

(4)模板生成。利用输入的样本之间的规整距离得出样本的门限阈值,据此去除不合理的样本,最终得出有效样本。

图 4 给出了生成模板的流程图,模板生成的主要阶段如下:

1)计算 DTW 距离。利用 DTW 算法来计算每个手势时间序列到其他同一语义时间序列的规整距离 $dis(i, j)$ 。

2)计算单个样本的平均 DTW 距离。将计算出的每个时间序列样本到其他样本的距离求平均,得到均值 Ave 。

3)计算总的 DTW 距离。将每个序列的均值进行求和,

求和后得出总的平均值 Ave_{all} 。

4) 去除不合理的样本。在采样时,可能由于各种原因,使得取得的部分样本存在较大的误差,如果把此类样本带入后续的模板生成过程,将会给识别结果带来负面影响,因此必须将此类样本去除。可以通过设定阈值来达到该目的,将距离大于阈值的样本去除。具体的阈值需结合设备与手势的类型进行设定,需尽量提高样本识别的真阳性,降低假阳性。

5) 得到模板。重复 2)~4) 的过程两次,在剩余的样本中挑选平均距离最小的样本作为模板,并存储到模板库中。

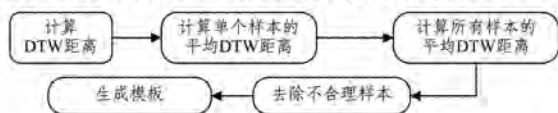


图4 生成模板的流程图

(5) 模板匹配

模板匹配阶段就是手势识别阶段:采集需识别手势的样本,将其与模板库中所有的模板进行比较,即求出样本与模板库中所有模板的 DTW 距离并进行比较,从而得出识别结果。具体的步骤如下:

1) 采集需进行识别的手势样本。
2) 对样本进行平滑过滤处理。
3) 利用 DTW 算法计算样本和模板库中所有模板的规整距离。

4) 由于不同手势的时间序列长度存在较大差异,不能将规整距离进行直接比较,因此需计算它们的相对差异,本实验利用相对比例来进行计算,即用规整距离除以模板计算时的总平均规整距离 Ave_{all} , 然后对结果 $Result$ 进行排序。

5) 计算模板之间的距离,通过阈值的比较得出手势所属的类别。匹配的数据也可能不是模板库中已存储的模板,因此需对最匹配的结要进行查验,这里利用阈值进行控制,若最小的 $Result$ 值大于阈值则认为匹配失败。

4 实验验证

4.1 实验平台

采用 Android 系统的智能手机作为实验平台,配置的加速度传感器是博世(Bosch)公司的 ma2x2-accel 加速度传感器。

4.2 实验手势集

实验选取数字 0,1,2,3,4,5 作为目标手势集合,该手势集包含了丰富的空间形态信息。

图 5 给出了实验手势集,不同数字由于有多种写法,因此会表现出较大的空间形态差异,从而影响识别结果。为了缩小实验范围,在不影响时空尺度变化的条件下对数字的写法做出一定约定,其中浅色箭头表示手势开始的位置,深色箭头表示手势的方向。

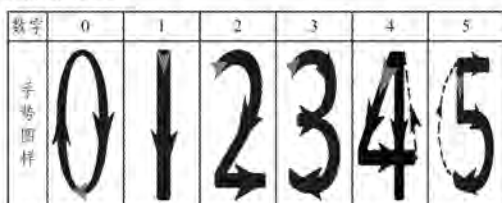


图5 实验手势集

4.3 实验方案

实验共征集 20 人参与,年龄均值为 24.35 岁,最小 20 岁,最大 30 岁,方差为 2.58。实验之前,告知实验人员手势识别软件的具体操作方法,并要求测试人员对不同的数字手势进行多次训练,直到实验人员熟悉实验流程和相关要求;正式实验时,对实验人员整个采集过程进行记录,对不符合要求的手势动作进行标注并重新测量,每个手势执行 30 次,手势的完成速度要对慢、稍慢、中、稍快、快 5 种情况进行全覆盖,但为了体现同一语义手势在数据上的多样性,不对具体的完成时间做要求,其中将前 10 次用作样本的训练,后 20 次用作实验结果的论证与分析。在数据采集完成之后,分别采用传统 DTW 算法的模型与 SDTW 算法进行实验比对,通过最终的手势识别结果来确定两种算法对手势识别的效果。

4.4 测试与分析

表 1 和表 2 列出了传统 DTW 算法的识别结果和 SDTW 算法的识别结果的混淆矩阵,主要用于手势识别结果和实际样本之间的比较,可以将手势识别结果的精度在矩阵中显示。其中,混淆矩阵的每一列代表模型的识别结果;每一列的总数表示识别为手势种类的数量。每一行代表了手势的实际类别,每一行的数据总数表示该手势实际类别的总数。

表1 传统 DTW 算法识别结果的混淆矩阵

		预测手势						识别率
		0	1	2	3	4	5	
实际 手势	0	130	10	8	34	9	9	0.650
	1	14	103	23	4	50	6	0.515
	2	6	1	129	43	4	17	0.645
	3	4	6	23	147	14	6	0.735
	4	19	31	22	12	112	4	0.560
	5	3	23	11	33	8	122	0.610

表2 SDTW 算法识别结果的混淆矩阵

		预测手势						识别率
		0	1	2	3	4	5	
实际 手势	0	181	0	2	13	0	4	0.950
	1	0	186	2	2	10	0	0.930
	2	3	0	179	12	2	4	0.895
	3	1	0	13	182	2	2	0.910
	4	3	9	6	0	178	4	0.890
	5	3	2	4	6	0	185	0.925

由实验可得,由于同一语义的手势存在多种形态,而且测试人员也很难保持相同的速度变化做手势,这样加速度的量值会放大手势之间的差异,而传统的 DTW 算法识别手势时不能适应这种多尺度空间的问题,因此识别率普遍较低,平均只有 61.92%,尤其是手势 1 的识别准确率仅为 51.5%,最高的手势 3 的识别率也只有 73.5%,并且各个手势之间的误判率较高。其中在手势 1 的判断中,有高达 25% 的样本被误判为手势 4,而手势 3 与其他手势之间普遍存在着较为严重的误判。在采用了改进后的 SDTW 算法后,加速度量值在整个手势识别系统中的权重得到了降低,分箱后更加强调手势的形态特征的重要性,因此识别率有了明显的提升,平均识别率提高到了 90.92%,最高的识别率达到了 95%,最低也有 89%。虽然手势 3 与其他手势之间仍旧最容易混淆,但是混淆率有了明显的降低,在手势 4 的识别中混淆率甚至降到了 0。

结束语 设计了一种能适应时空多尺度变化的手势识别方法 SDTW。该方法基于 IMU 加速度传感器采集手势动作信息,然后利用改进后的 SDTW 算法进行时空尺度的处理和识别模板的生成。利用 20 名测试人员对算法的识别效果进行分析与验证,结果表明 SDTW 算法相比传统的 DTW 算法在手势识别中能取得更好的效果。

参 考 文 献

- [1] WANG J Q, ZHANG T. An ARM-based embedded gesture recognition system using a data glove[C]//The 26th Chinese Control and Decision Conference (2014 CCDC). IEEE, 2014: 1580-1584.
- [2] AHUJA M K, SINGH A. Static vision based Hand Gesture recognition using principal component analysis[C]//2015 IEEE 3rd International Conference on MOOCs, Innovation and Technology in Education (MITE). IEEE, 2015: 402-406.
- [3] GIRUOIU M C, MARITA T. Gesture recognition toolkit using a Kinect sensor[C]//2015 IEEE International Conference on Intelligent Computer Communication and Processing (ICCP). IEEE, 2015: 317-324.
- [4] REHM M, BEE N. Wave Like an Egyptian: Accelerometer Based Gesture Recognition for Culture Specific Interactions[C]//British Hci Group Conference on People and Computers: Culture, Creativity, Interaction British Computer Society. 2008: 13-22.
- [5] LIU J, ZHONG L, et al. uWave: accelerometer based Personalized Gesture Recognition and Its Applications[J]. Pervasive & Mobile Computing, 2009, 5(6): 657-675.
- [6] WANG X, DAI G. A novel method to recognize complex dynamic gesture by combining HMM and FNN models[C]//IEEE Symposium on Computational Intelligence in Image and Signal Processing. IEEE, 2007: 13-18.
- [7] ZHANG S, YUAN C, ZHANG Y. Hand Written Character Recognition Using Orientation Quantization Based on 3D Accelerometer[C]//International Conference on Mobile and Ubiquitous Systems: Computing, Networking and Services. Mobiquitous 2008, 2008.
- [8] CHOI H R, KIM E J, KIM T Y. A DTW gesture recognition system based on gesture orientation histogram[C]//The 18th IEEE International Symposium on Consumer Electronics (ISCE 2014). IEEE, 2014: 1-2.
- [9] NAGI J, DUCATELLE F, et al. Max-pooling convolutional neural networks for vision-based hand gesture recognition[C]//2011 IEEE International Conference on Signal and Image Processing Applications (ICSIPA). IEEE, 2011: 342-347.
- [10] CHEN Q, ZHANG C M, ZHANG Y F, et al. Pattern recognition by DTW and series data mining in 3D stratum modelling and 3D visualization[C]//Fifth International Conference on Fuzzy Systems and Knowledge Discovery, 2008 (FSKD'08). IEEE, 2008: 650-654.
- [11] LIU Q, HUANG Z Q, et al. Utterance verification On DTW based speech recognition using likelihood[C]//2010 International Conference on Computer Application and System Modeling (ICCASM 2010). IEEE, 2010: V2-427-V2-431.
- [12] ANDREA C. Dynamic time warping for offline recognition of a small gesture vocabulary[C]//Proceedings of the IEEE ICCV Workshop on Recognition, Analysis, and Tracking of Faces and Gestures in Real-Time Systems, August 2001: 83.
- [13] TUSHAR K D, MISRA S, et al. Comparison of DTW score and warping path for text dependent speaker verification system[C]//2015 International Conference on Circuit, Power and Computing Technologies (ICCPCT). 2015: 1-4.
- [14] CHOI H R, KIM E J, KIM T Y. A DTW gesture recognition system based on gesture orientation histogram[C]//The 18th IEEE International Symposium on Consumer Electronics (ISCE 2014). 2014: 1-2.
- (上接第 286 页)
- 罗元, 张天, 张毅. 一种改进的 LDP 面部表情特征提取方法[J]. 半导体光电, 2016(1): 122-125.
- [13] ZHONG F J, ZHANG J S. Noise-robust face recognition algorithm based on improved local directional pattern[J]. Journal of Optoelectronics • Laser, 2012, 23(8): 1570-1575. (in Chinese)
- 钟福金, 张家树. 基于 ILDP 的噪声鲁棒人脸识别[J]. 光电子 • 激光, 2012, 23(8): 1570-1575.
- [14] ZHONG F J, ZHANG J S. Face recognition with enhanced local directional patterns [J]. Neurocomputing, 2013, 119: 375-384.
- [15] RAMIREZ RIVERA A, ROJAS CASTILLO J, OKSAM C. Local directional number pattern for face analysis: Face and Expression recognition [J]. IEEE Transaction Image Processing, 2013, 22(5): 1740-1752.
- [16] LI J, XU T R, LI H Y. Face recognition based on improved LDP [J]. Computer Applications and Software, 2014(5): 148-150. (in Chinese)
- 李杰, 徐汀荣, 李海彦. 基于改进 LDP 的人脸识别[J]. 计算机应用与软件, 2014(5): 148-150.
- [17] WU W, JIANG Y X, ZHANG Z. The Face Recognition Algorithm Based on Improved Local Directional Pattern[J]. Opto-Electronic Engineering, 2014, 41(12): 72-77. (in Chinese)
- 武伟, 江艳霞, 张喆. 基于改进的 LDP 人脸识别算法[J]. 光电工程, 2014, 41(12): 72-77.
- [18] YANG J, GAO Z S, YUAN H Z, et al. Single sample face recognition based on LBP feature and Bayes model[J]. Journal of Optoelectronics, Laser, 2011(5): 763-765. (in Chinese)
- 杨军, 高志升, 袁红照, 等. 基于 LBP 特征和贝叶斯模型的单样本人脸识别[J]. 光电子 • 激光, 2011(5): 763-765.
- [19] 闫常浩, 丁先锋, 韦鑫余. 人脸识别算法[J]. 四川兵工学报, 2011, 32(4): 65-67.