

融合理论在步态识别中的应用研究

柴艳妹 韩文英 刘灿涛 李海峰

(中央财经大学信息学院 北京 100081)

摘要 近年来,基于信息融合理论的步态识别已成为生物特征识别领域最为活跃的研究方向之一。从特征级融合和决策级融合两种层次,多特征融合、多模态融合以及多视角融合 3 个方面对融合理论在步态识别中的应用进行了综述。进一步,为了研究融合理论对步态识别算法性能的影响,提出一种融合了静态形体特征和动态模型特征的步态识别算法。通过在 CMU 步态数据库上的详细实验比较和分析,研究了不同融合策略以及步速变化对步态识别算法性能的影响。

关键词 步态识别,多特征融合,多模态融合,多视角融合

中图法分类号 TP391 文献标识码 A

Study on Application of Fusion Theory in Gait Recognition

CHAI Yan-mei HAN Wen-ying LIU Can-tao LI Hai-feng

(School of Information, Central University of Finance and Economics, Beijing 100081, China)

Abstract Recently, fusion-based gait recognition has become one of the hottest topics in the domain of biometrics recognition. This paper firstly discussed two different levels of fusion methods, feature-level fusion and decision-level fusion, then summarized the latest fusion-based gait recognition methods from three categories: multi-feature fusion, multi-biometric fusion and multi-view fusion. Furthermore, a gait recognition method via fusing shape and kinematics features was proposed to verify the effectiveness of fusion. Experimental results on CMU databases demonstrate the feasibility of the proposed algorithm and show that fusion can be an effective strategy to improve the recognition performance.

Keywords Gait recognition, Multi-feature fusion, Multi-biometric fusion, Multi-view fusion

1 引言

生物特征识别技术,是指通过计算机将人体所固有的生理特征或行为特征收集并处理,来进行个人身份鉴定的技术。自美国“9.11”恐怖袭击事件之后,人们对银行、机场、军事设施、政府机构、博物馆、核电站等安全敏感场合的自动身份识别技术提出了迫切需求^[1]。步态是指人们走路的姿势,是一种可在远距离感知的生物行为特征。与其他生物特征识别技术(如指纹、人脸、虹膜等)相比,步态识别具有非接触性、非侵犯性、易于感知、难于隐藏和难于伪装等优点,是远距离视频监控中最具潜力的生物特征。

步态识别技术吸引了大量科研工作者的关注。2000 年至今,“EI”共收录了近千篇的步态识别文献,模式识别领域的国际顶尖杂志,如 IEEE Trans. On Pattern Analysis and Machine Learning(PAMI)、Pattern Recognition (PR)和 Pattern Recognition Letters(PRL)上也有多篇文章发表。早期的步态识别以基于模型和基于整体特征的方法居多。

基于整体的方法通常不考虑人体的结构特征,而是通过对位置、速度、人体轮廓和形状所产生的各种时空信号进行估

计和提取,来表征人体步态。这类方法的特点是计算量小、便于实时计算,对图像质量的要求不高。但是它对于背景和光照信号比较敏感,而且一旦场景中出现遮挡现象,识别率便会下降。

基于模型的方法则旨在构建一个人体的 2D 或 3D 运动结构模型,通过提取图像特征把它们映射到模型的结构成分上来表征人体的步态模式,然后再用这些模式进行步态的识别和分类。这类方法对视角的变化不太敏感,并且有利于解决遮挡问题,因为模型是针对人体的运动特征建立的,不仅易于反映变化信息,还能对未来的变化进行估算。但该类方法对步态序列的清晰度敏感,而且计算量较大。

传统的步态提取算法仅从单一途径获取特征信息,再加上外界因素(如光照、遮挡、携带物品等)的影响,很难获得理想的识别效果。2004 年, Wang 等^[2]尝试着将步态的静态特征和动态特征进行融合,获得了较好的识别效果。此后大量的信息融合理论被应用于步态识别技术,不断涌现出来的各种基于融合理论的步态识别算法推动了这一技术的快速发展。

到稿日期:2012-02-01 返修日期:2012-05-26 本文受中财 121 人才工程青年博士发展基金项目(QBJGL201005),中央财经大学科研创新团队支持计划,北京市教育共建项目资助。

柴艳妹(1978-),女,博士,副教授,主要研究方向为图像处理、信息检索,E-mail:chai-4@163.com。

2 信息融合的基本原理

感知融合是人类感知外部世界的本能之一。人类可以非常自然地运用这一能力把来自人体各个感知器官(眼、耳、鼻、四肢)的信息(图像、声音、气味、触觉)组合起来,并使用先验知识去估计、理解和识别周围的环境以及正在发生的事情。融合理论正是对人类这一本能的模仿,旨在利用计算机技术对按时序获得的多源观测信息在一定准则下加以自动分析、综合,以完成所需的决策和估计任务而进行的信息处理过程^[3]。

信息融合的基本原理就像人脑综合处理信息一样,充分利用多源信息,通过对这些多源的观测信息的合理支配和使用,把多源信息在空间或时间上的冗余或互补依据某种准则来进行组合,以获得被测对象的一致性解释或描述。按照信息抽象的3个层次,可将信息融合分为3级:像素级融合、特征级融合和决策级融合^[4]。

1)像素级融合是在采集到的原始数据上进行的融合,是原始测报未经预处理之前就进行的综合和分析,是最低层次的融合。

2)特征级融合属于中间层次,它先对原始信息进行特征提取,然后对特征信息进行关联处理和综合分析,最终用于目标识别。一般来说,提取的特征信息应该是这一目标的充分表示量,并且去除了一定的冗余信息。其优点是实现了可观的信息压缩,有利于实时的目标识别。特征级融合算法的一般流程如图1所示。

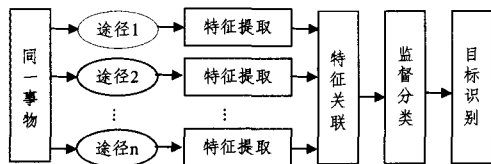


图1 特征级融合算法一般流程

3)决策级融合是一种高层次融合,先将多源传感信息对目标属性进行独立决策,再对各自得到的决策结果进行融合以获得整体一致的决策。其优点是具有很强的容错性和很好的开放性,并且处理时间较短;难点在于分类特征组合与表达的机理难以量化和统一。图2给出了决策级融合算法的一般流程。决策级融合必须从具体决策的实际需求出发,充分利用特征级融合所提取的测量对象各类特征信息,采用适当的融合技术来实现。常用的方法包括 k/n 准则、Bayes 准则和 Dempster-Shafer 理论等。

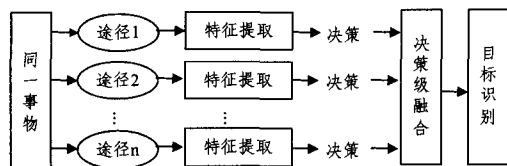


图2 决策级融合算法一般流程

3 信息融合用于步态识别

信息融合在其他生物特征识别领域已经取得了很好的效果,也为步态识别性能的进一步提高提供了可能的方法。在

步态识别领域中,常采用特征级融合和决策级融合两类方法。融合的特征包括不同类的步态特征(多特征融合)、步态特征和其他生物特征(多模态特征融合)以及不同角度摄像机拍摄的步态特征(多视角融合)等。在决策级融合中,通常假设各个特征之间具备统计独立性,则各个分类器得到的匹配分值可用 Bayes 理论、D-S 证据理论、表决法、聚类分析、模板法、模糊集合论、神经网络、熵法等进行合并,通常使用的合并规则有加法规则、乘法规则、最大规则、最小规则、中值规则和多数投票规则等。

3.1 多特征融合

在多特征融合方面,使用最广泛的是静态步态特征和动态步态特征的融合。2004年, Wang 等人^[2]分别提取 Procrusters 平均形状(静态特征)和小腿的 Joint-angle 轨迹曲线(动态特征)在决策级上进行融合。2005年, Bazin 等人^[5]提出了一种基于概率框架的特征融合算法,其中静态特征使用的是 Veres 等人在文献^[6]中提出的方法,而动态特征则使用 Wagg 等人在文献^[7]中提出的基于模型估计的方法。2006年, Ekinici 等人^[8]提取了步态轮廓上、下、左、右4个方向的投影向量作为特征分别进行识别,采用加权平均或确定主要投影方向投票表决的方法得到融合结果。2007年, Ioanniidis 等人^[9]从3维径向和测地轮廓变换分布组成的3维描述子提取了径向综合 radon 变换量、圆周综合 radon 变换量和加权 Krawtchouk 矩变换量特征,采用简单的自定义融合策略融合了3种特征的识别结果。2008年, Nandini 等人^[10]提出将最大信息压缩索引和步态的周期特征进行融合来进行步态识别。

多特征融合方法的关键问题是对同一目标不同渠道得到的特征进行组合和挑选,最大程度地提高特征的互补性,同时降低特征间的相关性。目前,关于多特征选择的问题尚需进一步研究。

3.2 多模态特征融合

针对单一生物特征的身份识别各有缺陷,可通过多模态信息融合进行优势互补,进一步提高身份识别的可靠性和准确性。步态与人脸都是可在远距离感知的生物特征,是一种较为普遍的融合模式。2002年, Shakhnarovich 等人^[11]率先将人脸的正面图像特征和步态的侧影特征分别进行识别运算,然后用决策级融合算法得到最终的识别结果。2006年, Lee 等人^[12]通过对人体关键部位放置的运动光源的轨迹进行相位空间分析,得到 Lyapunov 指数用于步态识别,同时用主成分分析方法进行人脸识别,然后进行融合以降低识别的错误率。2007年, Liu 等人^[13]通过隐马尔科夫模型和主成分分析方法得到步态序列的表征并识别,然后通过比匹配方法对人脸进行识别,再用决策级策略进行融合,取得了不错的效果。2008年, Geng 等人^[14]则提出一种自适应的人脸和步态融合算法,它能以一种实时的方式动态调整融合策略来适应不同的外部环境,例如视角的变化、受测者离摄像机的距离等,2009年, Li 等人^[15]以步态能量图作为步态特征,用二维 PCA 方法得到侧脸图像的 SFI 特征,进行特征融合之后,再用多重判别分析方法进行特征降维,从而得到了良好的识别效果。2011年, 李轶等人^[16]采用基于傅立叶描绘子和关键点

特征的方法提取步态特征,采用傅立叶变换和奇异值分解的人脸识别方法对步态图像序列中的侧面人脸进行特征提取,在决策级上分别应用最大法则、加法法则和乘法法则进行了融合。除了步态和人脸融合之外,2008年Zhang等人^[17]使用几何保留投影及核几何保留投影的方法将人脸、步态和掌纹3类生物特征投影到统一的子空间中进行识别,也是一种不错的尝试。

多模态生物特征融合的关键问题是如何将不同模态的生物特征投射到同一空间进行匹配和融合,融合过程中合理地选择融合策略也非常重要。

3.3 多视角融合

在众多影响步态识别的因素中,拍摄角度的变化是一个重要的因素。目前常用的侧面拍摄序列存在自遮挡问题,丢失了大量运动信息。将不同视角得到的人体运动特征融合起来进行识别是一个潜在的解决途径。

2003年,Cohen等人^[18]用三维重构的方法从多个视角恢复出人体运动的形状,进行姿态的识别。2006年,Tyagi等人^[19]运用几何学方法将多个视角信号调整到规范视角进行融合,再从融合的调整图重构形状能量图用于步态的识别;Wang等人^[20]则提取傅立叶描述子用于步态表征,用决策级算法对任意两个角度的识别结果进行融合,取得了较好的效果。2007年,Huang等人^[21]根据角度不同将步态剪影分割为5部分或7部分,建立各部分的椭圆模型,提取参数作为步态特征,用加法策略和支撑向量机融合识别结果。2009年,Ming Dong等人^[22]分别提取边界中心距离的小波描述子特征和人体骨骼模型参数特征对多视角步态序列进行融合识别。2011年,Liu等人^[23]使用JSL(joint subspace learning)先获得不同视角的原型,再进行线性组合从而得到样本的步态特征用于识别。Worapan等人^[24]尝试使用多层感知器构造VTM(View Transformation Model)来解决多视角的难题,也取得了一定成果。

多视角信息融合是步态识别领域的新兴研究方向,利用不同视角下的信息互补这一特点来提高步态识别的正确率和准确率。某些方法,如文献^[17,23]已不是传统意义上的信息融合方法,但它们综合了不同传感器获取的互补信息。视角问题的深入研究是步态领域一个很有价值的研究方向。

4 步态特征融合算法举例

为了进一步研究融合理论在步态识别中的应用,我们提出一种基于线图模型和静态特征的步态识别算法。静态特征主要用于反映人体目标的全貌,例如形体、高度、胖瘦等;线图模型主要用于反映人体目标的运动特点,如行走过程中主要关节位置的变化、肢体间角度的变化等。本文分别研究了使用特征级和决策级融合(加法规则和乘法规则)理论进行步态识别的方法。算法流程如图3、图4所示。

在视频序列分析中,首先要将运动目标从背景图像中分割出来。通过背景减除、二值化及阴影消除后,可以得到步态序列中每帧图像的单连通人体运动区域。为了去除图像中存在的大量冗余信息并减小计算量,进一步使用图像模板化技术将目标缩放到固定大小的图像模板中(见图6(a))。步态

的静态和动态特征都是从二值化侧影的目标模板中提取的。

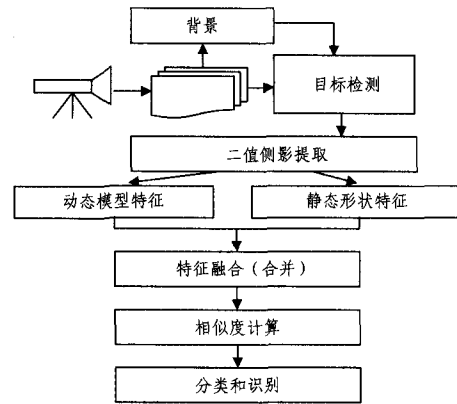


图3 特征级融合策略流程图

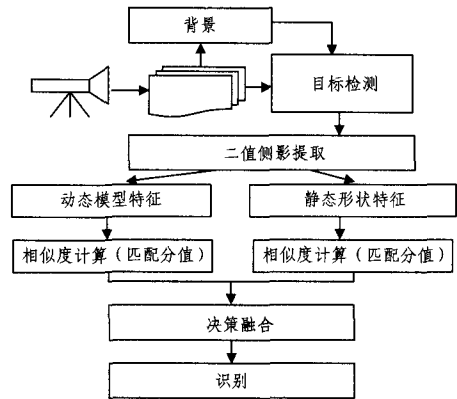


图4 决策级融合策略流程图

4.1 基于线图模型的动态特征提取

线图模型的基本思想来自文献^[25]。首先抽取二值侧影图像的骨架信息,然后根据该骨架信息和解剖学知识共同得到各个关节的位置及相互间形成的角度,最后使用这些位置和角度信息形成步态的动态特征。算法的具体步骤如下:

步骤1 利用图像处理技术中的中轴变换方法提取二值侧影图像的骨架图。它是一种可逆变换,既能压缩图像信息,又能由中轴及其数值恢复原图像。提取方法如下^[26]:

1) D 表示原图区域中像素点的集合, $E_i(D)$ 表示其内边界, $E_o(D)$ 表示其外边界, $S(D)$ 表示区域 D 及其8连通区域内的所有像素点。令 $D_{old}=D$ 。

2) 一步细化之后得到的结果区域如下:

$$D_{new} = S(D_{old}) \cup [D_{old} - E_i(D_{old})] \cup [E_o(S(D_{old})) \cap D_{old}] \quad (1)$$

3) 如果 $D_{new}=D_{old}$,终止迭代,跳转到第4)步。否则,令 $D_{old}=D_{new}$,并跳转到第2)步。

4) D_{new} 即为所求区域的骨架像素的集合。

步骤2 根据解剖学中人体各部分肢体占身高的比例关系,来提取人体的关节位置。即对人体骨架进行扫描,扫描线与人体骨架的交叉点即为关节的位置。这样可以得到人体的8个关节点: $(x_{head}, y_{head}), (x_{neck}, y_{neck}), (x_{shoulder}, y_{shoulder}), (x_{pelvis}, y_{pelvis}), (x_{knee1}, y_{knee1}), (x_{knee2}, y_{knee2}), (x_{ankle1}, y_{ankle1})$ 和 (x_{ankle2}, y_{ankle2}) 。连接这8个关节点,得到人体的骨骼化模型。图5示出简化的人体比例关系。

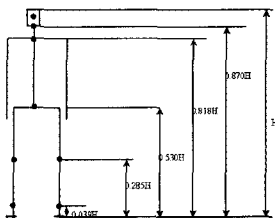


图5 简化的人体比例关系图^[27]

步骤3 进一步计算出骨骼化模型中各部分肢体所形成的角度,这里取肢体与竖直线的角度。这7个角度分别包括: θ_{head} , θ_{neck} , θ_{back} , θ_{high1} , θ_{high2} , θ_{shin1} 和 θ_{shin2} 。人体骨架及骨骼化模型,以及肢体夹角示意图如图6所示。令 (x_0, y_0) 和 (x_1, y_1) 分别为肢体两端的关节点所在位置,则肢体夹角计算如下:

$$\theta = \arctan \frac{x_1 - x_0}{y_1 - y_0} \quad (2)$$

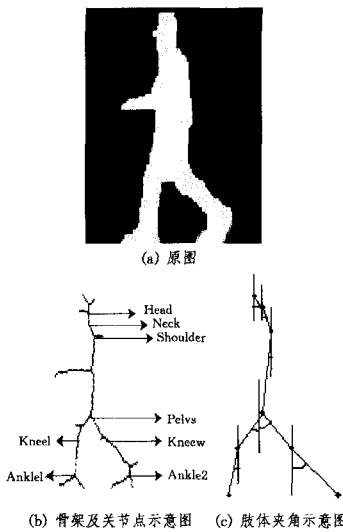


图6 人体骨架及骨骼化模型

步骤4 确定步态参数。通过上述讨论,可以看出在骨骼化模型中一共有23维参数特征,关节点位置 $2 \times 8 = 16$ 维,肢体角度7维。关节点位置中的 x 值通常是固定不变的,为了简化运算,可以将其去除,留下关节点的 y 值信息及肢体角度信息共同构成15维参数特征的步态模式。进一步,为了消除空间尺度不同带来的影响,需要将这些参数特征归一化到区间 $[\pi/2, 3\pi/2]$ 中。

4.2 基于整体的静态特征提取

侧影的宽度和高度信息是决定目标形状的两个重要因素。宽度代表了运动目标的胖瘦程度,高度则代表了运动目标的身高。身高和胖瘦是人类视觉系统进行身份识别的主要依据之一,但是这两个参数常常随着摄像机拍摄距离的变化而变化。例如,同样焦距下,一个高个子目标由于拍摄距离较

远会显得比近处的矮个子目标还要矮小。宽度所代表的胖瘦信息也是如此。因此,它们都不可以单独作为形体特征来进行步态识别。为了消除这种误差,本文算法采用了侧影的伸长度作为基于整体的形态特征,即:

$$E = \frac{W}{H} \quad (3)$$

式中, W 代表侧影的宽度, H 代表侧影的高度。

然而,伸长度中的除法运算常常会消除掉一些有用的信息,例如一个拍摄距离较远的又高又胖的人可能会和一个拍摄距离较近的又矮又瘦的人拥有同样的伸长度,因此单独使用伸长度很难将目标区分开来。为了克服上述缺点,又引入了空间度特征:

$$S = \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^m P(i, j), P(i, j) \in (0, 1) \quad (4)$$

空间度代表了二值侧影目标中前景像素的数目。同样,两种静态参数特征也需要进行幅度上的归一化运算。

4.3 识别

本算法采用 K 近邻分类器进行模式分类。由于步态数据具有周期性、循环性的特征,因此相似性度量采用基于周期的方法,具体步骤如下:

1)令训练序列为 $\mathbf{X}_g = \{\mathbf{X}_{g,1}, \mathbf{X}_{g,2}, \dots, \mathbf{X}_{g,N_g}\}$,测试序列为 $\mathbf{X}_p = \{\mathbf{X}_{p,1}, \mathbf{X}_{p,2}, \dots, \mathbf{X}_{p,N_p}\}$, N_g 和 N_p 分别表示两序列的帧数, $\mathbf{X}_{i,j}$ 表示第 i 个序列中的第 j 个特征矢量。

2)对任意一个序列 $\mathbf{X} = \{\mathbf{X}_1, \mathbf{X}_2, \dots, \mathbf{X}_N\}$,计算出它的步态周期 $n(n < N)$, N 是它的帧数,并将其分成 $\lfloor N/n \rfloor$ 个子序列。其中,第 k 个子序列可表示为 $\mathbf{X}(k) = \{\mathbf{X}_{k+1}, \mathbf{X}_{k+2}, \dots, \mathbf{X}_{k+n}\}$ 。

3)对于测试集中的第 k 个子序列和训练集中任意 l 为起始帧的子序列,计算它们之间的距离:

$$dis_{(X_p(k), X_g)}(l) = \sum_{j=1}^N \|X_{p,k+j} - X_{g,l+j}\| \quad (4)$$

4)得到整个测试序列和训练序列之间的相似度:

$$\text{Sim}(\mathbf{X}_p, \mathbf{X}_g) = 1 - \frac{1}{K} \sum_{k=1}^K \min_l (dis_{(X_p(k), X_g)}(l)) \quad (5)$$

式中, $K = \lfloor m/N_p \rfloor$ 。 l 为训练样本序列中和测试样本子序列进行比较的起始帧, $l = 0, 1, \dots, n - N_g$ 。相似度 Sim 的值越大,说明两个序列越相似。

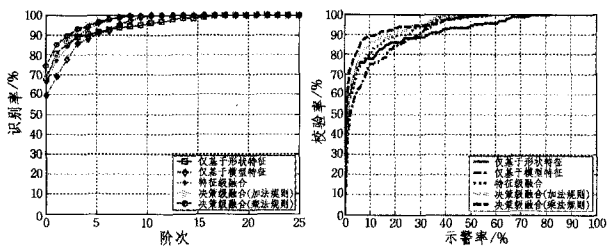
4.4 实验结果与分析

我们分别对仅基于整体形状特征的算法、仅基于动态模型特征的算法、特征级融合算法以及运用了加法和乘法规则的决策级融合算法进行了实验和比较(见图7—图10)。实验数据采用了来自于卡耐基梅隆大学的CMU数据库,该数据库包含25人,每人6个视角、4种走路姿势(快走、慢走、上坡和抱球),共24个序列,每个序列340帧左右,重点测试了步速对算法的性能影响。

表1 实验结果比较

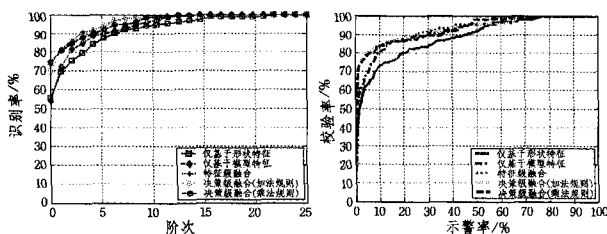
实验编号	训练样本	测试样本	基于形状特征	基于模型特征	特征级融合算法	决策级融合算法	
						加法规则	乘法规则
1	25个快走步态周期	剩余快走步态周期	82.742	76	82.06	84.8	87.31
2	25个慢走步态周期	剩余慢走步态周期	72.664	76.134	84.67	82.67	83.6
3	25个快走序列	25个慢走序列	39.2	79.2	82.4	83.2	76
4	25个慢走序列	25个快走序列	33.6	67.2	71.2	66.4	48.8

算法评价采用 CMS 和 ROC 曲线。为了便于进行评价,需要将数据库中每个样本序列按照步态周期拆分为若干子序列(每个快步走序列大约包含 8 个步态周期,每个慢步走序列大约包含 7 个步态周期),再为每人随机抽取一个步态周期作为测试集,其余步态周期序列作为训练集,来进行步态识别。另外,为了测试算法对行走速度的敏感性,本文分别以快步走和慢步走数据互为训练和识别样本(未拆分序列)进行了实验。算法识别率采用 5 阶 CMS 结果的平均值。实验结果如表 1 所列。



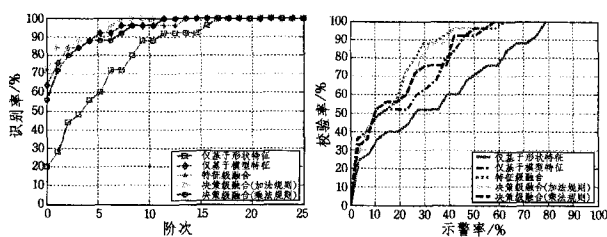
(a) 实验 1 识别性能的 CMS 曲线 (b) 实验 1 校验性能的 ROC 曲线

图 7 实验 1(CMU 数据库, Train: fast; Test: fast) 的识别校验性能曲线



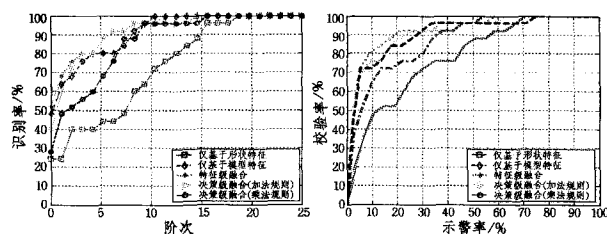
(a) 实验 2 识别性能的 CMS 曲线 (b) 实验 2 校验性能的 ROC 曲线

图 8 实验 2(CMU 数据库, Train: slow; Test: slow) 的识别校验性能曲线



(a) 实验 3 识别性能的 CMS 曲线 (b) 实验 3 校验性能的 ROC 曲线

图 9 实验 3(CMU 数据库, Train: fast; Test: slow) 的识别校验性能曲线



(a) 实验 4 识别性能的 CMS 曲线 (b) 实验 4 校验性能的 ROC 曲线

图 10 实验 4(CMU 数据库, Train: slow; Test: fast) 的识别校验性能曲线

对实验结果进行分析,可得到如下结论:

1)融合算法确实比单一特征算法的识别率有所提高。

2)对于相同步速的实验来说,使用决策级融合算法结果更好,而且乘法规则明显优于加法规则。

3)对于不同步速的实验,仅基于形状的步态特征识别率下降最多,基于模型的算法识别率变化不大,可见形状特征对步速变化不具有鲁棒性。

4)特征级融合算法在步速变化的实验中得到了最好的识别结果,说明决策级融合算法性能的提高更容易受特征算法识别结果的影响。

结束语 本文从多特征融合、多模态融合和多视角融合 3 方面对基于融合理论的步态识别算法进行了综述,并进一步提出一种融合了基于静态形体特征和动态模型特征的步态识别算法,详细研究了特征级融合方法和决策级融合方法(加法规则和乘法规则)对算法识别率的性能的提高及影响。从实验结果和分析来看,信息融合理论在步态识别中的应用明显提高了算法性能,这是一个很有希望的研究方向。未来的工作将集中在融合特征的选择和冗余度分析以及提出新的融合策略方面的研究。

参考文献

- [1] 陈昌红,梁继民,等. 步态表征和步态融合方法新进展[J]. 计算机科学,2010,37(8)
- [2] Wang L, Tan T, Ning H, et al. Fusion of static and dynamic body biometrics for gait recognition[J]. IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video,2004,14(12):149-158
- [3] [http://wiki.mbalib.com/wiki/ MBA 智库百科](http://wiki.mbalib.com/wiki/MBA)
- [4] 吴娟,张轮,董德存. 数据融合技术在 GPS 数据处理中的应用[J]. 科技广场,2005(3):4-7
- [5] Bazin A, Nixon M. Probabilistic combination of static and dynamic gait features for verification[C]//Proc. BTH2005 Conf. Orlando, Apr. 2005:23-30
- [6] Veres G V, Gordon L, Carter J N, et al. What image information is important in silhouette-based gait recognition? [C]// Proc. CSCCVPR. Washington DC,2004:776-782
- [7] Wagg D K, Nixon M S. Automated markless extraction of walking people using deformable contour models[J]. Computer Animation and Virtual Worlds,2004,15(3):399-406
- [8] Ekinci M. Human identification using gait [J]. Turkish Journal of Electrical Engineering and Computer Sciences,2006,14(2):267-291
- [9] Ioannidis D, Tzovaras D, Damousis I G, et al. Gait recognition using compact feature extraction transforms and depth information[J]. IEEE Trans. on Information Forensics and Security,2007,2(3):623-630
- [10] Nandini C, RaviKumar C N. An approach to gait recognition [M]. Biometrics and Security Technologies,2008:1-3
- [11] Shakhnarovich G, Darrell T. On probabilistic combination of face and gait cues for identification[C]//Proc. Int. Conf. Automatic Face and Gesture Recognition. 2002:169-174
- [12] Lee T K M, Ranganath S, Sanej S. Fusion of Chaotic Measure

[13] Liu Z, Sarkar S. Outdoor recognition at a distance by fusing gait and face[J]. Image and Vision Computing, 2007, 25: 817-832

[14] Geng X, et al. Adaptive fusion of gait and face for human identification in video[C]//IEEE Workshop on Applications of Computer Vision. 2008; 1-6

[15] Li Qi-shen, Lu Zhi-tian, Zhang Dan-dan. Integration of Gait and Side Face for Human Recognition in Video[C]//Proceedings of 2009 Second International Symposium on Electronic Commerce and Security. May 2009

[16] 李轶, 明东, 等. 融合步态和人脸特征的远距离身份识别研究[J]. 仪器仪表学报, 2011, 32(2): 264-270

[17] Zhang T, Li X, Tao D, et al. Multimodal biometrics using geometry preserving projections[J]. Pattern Recognition, 2008, 41(3): 805-813

[18] Cohen I, Li Hong-xia. Inference of human postures by classification of 3D human body shape[C]//Proceedings of AMFG'03. 2003; 74-81

[19] Tyagi A, Davis J, Keck M. Multi-view fusion for canonical view generation based on homography constraints[C]//Workshop on Video Surveillance and Sensor Networks. 2006; 61-69

[20] Wang Y, Yu S, Wang Y, et al. Gait recognition based on fusion of multi-view gait sequences[C]//Conf. on Biometrics. 2006;

[21] Huang G, Wang Y. Gender classification based on fusion of multi-view gait sequences[C]//Asian Conf. on Computer Vision. Tokyo, Japan; Springer, 2007; 462-471

[22] Ming Dong, Zhang Cong, Bai Yan-ru. Gait recognition based on multiple views fusion of wavelet descriptor and human skeleton model[C]//Proceedings of IEEE International Conference on VECIMS '09. 2009; 246-249

[23] Liu Ni-ni, Lu Ji-wen, Tan Yap-peng. Joint Subspace Learning for View-Invariant Gait Recognition [J]. IEEE Signal Processing Letters, 2011, 18(7): 431-434

[24] Kusakunniran W, et al. Cross-view and multi-view gait recognitions based on view transformation model using multi-layer perceptron[J]. Pattern Recognition Letters, 2011

[25] Yoo J H, Nixon M S. On Laboratory Gait Analysis via Computer Vision[C]//Proc. of AISB'03 Symposium on Biologically-Inspired Machine Vision, Theory and Application. Aberystwyth, UK, 2003; 109-113

[26] Sonka M, Hlavac V, Boyle R. Image processing, analysis and machine vision (Second edition)[M]. Brooks/cole, a division of Thomson Asia Pte Led, United States of America, 2002

[27] 刘玉栋, 苏开娜, 马丽. 一种基于模型的步态识别方法[J]. 计算机工程与应用, 2005, 9: 88-92

(上接第 251 页)

结构。网络去除噪声的结果如表 2 所列, 特别指出的是, 其中的逼近误差是网络输出与目标函数真实值之间的误差。

表 2 神经网络对目标函数(4)-(7)的去噪结果

目标函数	逼近误差(40dB)	逼近误差(50dB)
(4)	5.8739×10^{-6}	2.2077×10^{-6}
(5)	3.4042×10^{-6}	5.7823×10^{-7}
(6)	4.1271×10^{-6}	5.6273×10^{-7}
(7)	3.1990×10^{-6}	2.8223×10^{-7}

由表 2 数据可以看到, 神经网络的逼近误差很小。实验结果表明, 权值与结构确定法在有噪声环境下仍能自适应调整网络最优结构, 使网络具有良好的去除噪声能力。

结束语 本文构造了一种多输入 Laguerre 正交多项式前向神经网络模型, 并在此基础上相应提出了权值与结构确定法, 从而高效地确定该网络的最优权值和最优结构。所构造的网络和提出的算法克服了传统 BP 网络学习速度慢和网络结构难以确定等固有缺陷, 并且值得指出的是, 网络的学习和结构确定过程是自动的, 这样减少了对神经网络的人工干涉, 实现了更完全的计算机化和自动化。

仿真结果表明, 权值与结构确定法能自动、高效地确定出神经网络的最优权值和最优结构, 使通过该算法构建出的多输入 Laguerre 正交多项式前向神经网络具有较优的逼近和校验性能; 此外, 该算法在有噪声环境下仍能自适应调整网络最优结构, 使网络具有良好的去噪能力。

参 考 文 献

[1] 熊浩, 晏海华, 黄永刚, 等. 一种基于 BP 神经网络的代码相似性

检测方法[J]. 计算机科学, 2010, 37(3): 159-164

[2] 杨治明, 王晓蓉, 彭军, 等. BP 神经网络在图像分割中的应用[J]. 计算机科学, 2007, 34(3): 234-236

[3] Zhang Yu-nong, Ge Shu-zhi, Lee Tong-heng. A unified quadratic programming-based dynamical system approach to joint torque optimization of physically constrained redundant manipulators [J]. IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, 2004, 34(5): 2126-2132

[4] Zhang Yu-nong, Wang Jun. Recurrent neural networks for non-linear output regulation[J]. Automatica, 2001, 37(8): 1161-1173

[5] Rumelhart D, McClelland E. Parallel distributed processing, explorations in the microstructure of cognition[M]. Cambridge: The MIT Press, 1986

[6] 张雨浓, 杨逸文, 李巍. 神经网络权值直接确定法[M]. 广州: 中山大学出版社, 2010

[7] 张雨浓, 钟童科, 李巍, 等. Laguerre 正交基前向神经网络及其权值直接确定法[J]. 暨南大学学报: 自然科学版, 2008, 29(3): 250-253

[8] 高雪鹏, 丛爽. BP 网络改进算法的性能对比研究[J]. 控制与决策, 2001, 16(2): 167-171

[9] 肖秀春, 张雨浓, 姜孝华. MISO 多元广义多项式神经网络及其权值直接求解[J]. 中山大学学报: 自然科学版, 2009, 48(4): 42-46, 56

[10] 张雨浓, 郭东生, 谭宁. 幂激励前向神经网络最优结构确定算法[J]. 计算机工程与应用, 2011, 47(2): 29-31

[11] 张雨浓, 陈裕隆, 姜孝华, 等. 一种权值直接确定及结构自适应的 Chebyshev 基函数神经网络[J]. 计算机科学, 2009, 36(6): 210-213

[12] 冯康. 数值计算方法[M]. 北京: 国防工业出版社, 1978