

一种基于多区域不变矩的步态识别方法^{*})

顾磊 吴慧中 肖亮

(南京理工大学计算机科学与技术学院 南京 210094)

摘要 步态识别是一种新的生物识别技术,它通过人行走的姿势来实现对人身份的鉴别。本文提出了一种基于多区域不变矩的步态识别方法,将视频序列中检测出的步态侧影分为五个子区域,提取每个子区域的不变矩特征并计算步态序列中不变矩的变化特征,从而构成描述步态序列的特征向量。最后的实验表明,提出的方法具有较好的识别性能,是一种有效的步态识别方法。

关键词 步态识别,背景减除,特征提取,不变矩

A Gait Recognition Method Based on Moment Invariants of Multi-Regions

GU Lei WU Hui-Zhong XIAO Liang

(School of Computer Science and Technology, Nanjing University of Science and Technology, Nanjing 210094)

Abstract Gait recognition, a new biometrics recognition technology, can discriminate individuals by the way they walk. A gait recognition method based on moment invariants of multi-regions is proposed in this paper. Firstly, it divides the detected human silhouette into five sub-regions in the video sequence. Secondly, by means of extracting moment invariants features of each sub-region and computing their changing features in the gait sequence, the gait feature vectors can be constructed. Finally, experimental results show that our approach is valid and has encouraging recognition performance.

Keywords Gait recognition, Background subtraction, Feature extraction, Moment invariants

1 引言

步态识别作为一种新兴的生物特征识别,受到越来越多研究者的关注。步态特征主要反映人行走的姿势,较之人脸识别、指纹识别、虹膜识别,它具有可在远距离、非接触的情况下或低质量视频的状态下进行人身份鉴别等优点^[1]。因此,步态识别应用前景广泛,主要用于一些安全敏感场合,如机场、银行、军事基地、家庭住宅等。它不仅可以帮助刑侦、保安人员在人群中辨认罪犯,增强监控、防盗、防暴能力;而且可以用于反恐部门,增强国防、民用等场合的自动保护能力。

近年来大量的步态识别方法不断涌现。例如:Ben Abdelkader 等提取一种自相似图表的方法,该方法对于分割错误、背景变化等有较强的容错性^[2];Collins 等以人体轮廓的模板匹配为基础,匹配步态周期中关键帧的步态轮廓^[3];王亮等提出了变 2D 轮廓形状为 1D 距离信号并通过 PCA 方法提取降维后的步态特征^[4];Murat Ekinci 提出了通过多投影的方法获得步态特征^[5];此外,还有基于隐马尔可夫模型^[6]、对称性分析^[7]、独立成分分析^[8]等的步态识别方法。

上述的一些方法有些过于复杂,有些则效果不佳。因此,本文提出了一种基于多区域不变矩的简单易行且有效的步态识别方法。该方法首先在步态侧影图像上划分子区域,然后对各子区域提取不变矩特征并计算图像序列中不变矩的变化特征,以形成用于识别的步态序列特征。

2 步态侧影的检测与提取

目前从视频序列的各帧图像中将变化的人体区域从背景

图像中分割出来,常用的方法有差分法、运动场估计法等。本文采用差分法即背景减除的方法进行人体步态侧影的检测与提取。

首先我们使用文[4]中的方法从图像序列中恢复出背景,假设 $I_i (i=1, 2, \dots, n)$ 表示一个含有 n 帧图像的序列,则背景图像 I_{bg} 可表示为:

$$I_{bg}(x, y) = \text{mirmed}[I_i(x, y) - q]^2 \quad (1)$$

其中 q 是像素 (x, y) 处待确定的灰度值。

其次我们通过用当前图像与背景图像的差分提取步态侧影。但是,若直接差分两图像,则差分后二值化阈值的选择将十分困难,特别是当前景与背景相近时。因此我们采用文[4]中提出的函数来间接差分,函数的表达如下:

$$f(a, b) = 1 - \frac{2\sqrt{(a+1)(b+1)}}{(a+1)+(b+1)} \times \frac{2\sqrt{(256-a)(256b)}}{(256-a)+(256-b)} \quad (2)$$

其中, $0 \leq f(a, b) < 1$, $0 \leq a(x, y), b(x, y) \leq 255$, 且 $a(x, y)$ 与 $b(x, y)$ 分别是当前图像和背景图像在像素 (x, y) 处的灰度值。设定合适的阈值,二值化该函数,即可得到当前帧图像中人体步态侧影。

最后,差分法提取的步态侧影可能会含有空洞、噪声,因此本文采用图像形态学的方法进行处理。如利用中值滤波器去除噪声,利用闭运算填平小空洞、弥合小裂缝,且保持总体的位置与形状不变。此外,为了消除图像尺度等变化对于后期识别过程的影响,需要把步态侧影图像归一化,使图像的大小统一。本文归一化图像的大小为 128×88 , 宽度方向和高度方向的缩放都为 $1:1$ 。

^{*})国家自然科学基金(60672074);江苏省自然科学基金(BK2006569)。顾磊 博士研究生,主要研究方向为模式识别、机器学习;吴慧中 教授,博士生导师,主要研究方向为计算机图形图像理论、虚拟现实;肖亮 副教授,博士,主要研究方向为数字图像处理、模式识别、系统仿真。

经过以上处理的一个示例如图 1 所示, (a) 与 (b) 分别是背景图像和当前图像, (c) 则是经过形态学方法处理后的差分图像, (d) 即为归一化后的图像。

3 步态侧影特征的表示与提取

3.1 步态侧影的划分

假设人体高度为 H , 则根据解剖学知识相应的人体的

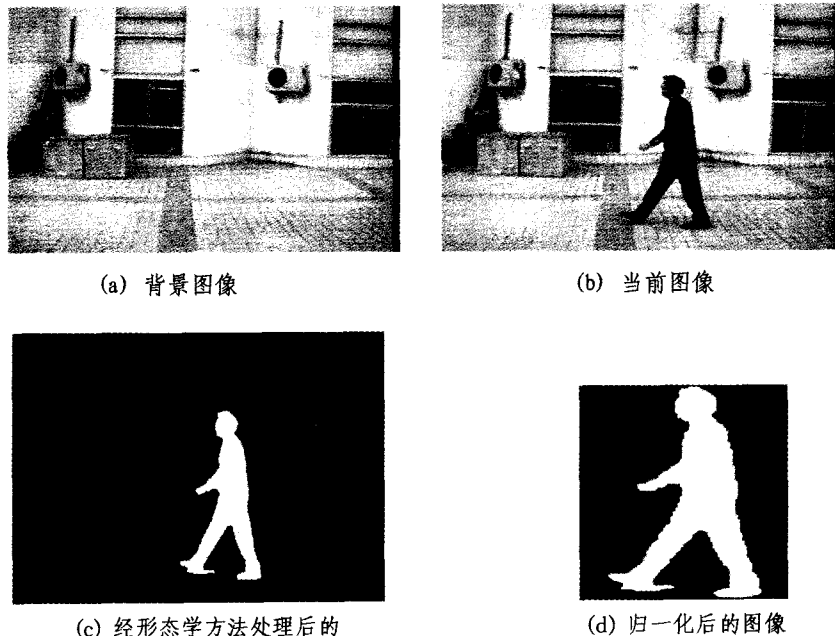


图 1 步态侧影的提取

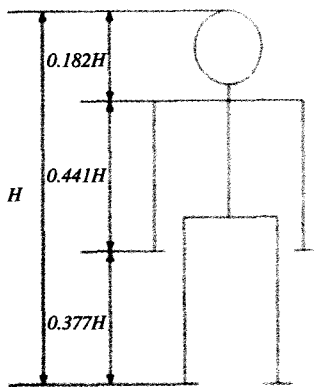


图 2 肢体与身高的比例

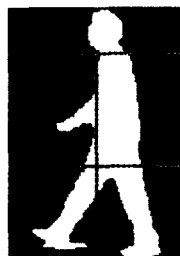


图 3 步态侧影的划分

3.2 侧影子区域的 Hu 不变矩表示

1962 年提出的 Hu 不变矩^[10]是一个非常方便的区域表示器, 广泛应用于图像识别等领域。下面给出 Hu 不变矩的

头、手臂、腿、脚踝等部位长度与 H 相关^[9]。因此, 本文中我们将人体侧影图像依据图 2 所示的比例关系分为三部分, 即头、下肢和中间部分, 三部分的长度分别为 $0.182H$ 、 $0.441H$ 、 $0.377H$ (这里 H 也可以看作图像纵向长度); 然后以图像中心所在的垂直直线为轴, 分别将下肢和中间部分再分为左右两部分, 这样便将人体侧影图像划分为 5 个子区域, 如图 3 所示。

简单介绍。

设一连续的二维灰度图像函数 $f(x, y)$, 其中 x 与 y 分别为图像的横、纵坐标, $f(x, y)$ 为图像在 (x, y) 处的灰度值, 则 $f(x, y)$ 的 $p+q$ 阶矩定义为

$$m_{pq} = \int_{-\infty}^{+\infty} \int_{-\infty}^{+\infty} x^p y^q f(x, y) dx dy \quad (3)$$

且 $f(x, y)$ 的中心矩定义为

$$u_{pq} = \int_{-\infty}^{+\infty} \int_{-\infty}^{+\infty} (x-\bar{x})^p (y-\bar{y})^q f(x, y) dx dy \quad (4)$$

在图像处理的实际应用中, $f(x, y)$ 是以离散形式来描述图像的, 因此公式 $f(x, y)$ 的 $p+q$ 阶矩和中心矩则定义如下:

$$m_{pq} = \sum_{(x,y) \in R} x^p y^q f(x, y) \quad (5)$$

$$u_{pq} = \sum_{(x,y) \in R} (x-\bar{x})^p (y-\bar{y})^q f(x, y) \quad (6)$$

其中, $p, q=0, 1, 2, 3, \dots$; $f(x, y)$ 表示 (x, y) 处的灰度值; 且 $\bar{x} = m_{10}/m_{00}$, $\bar{y} = m_{01}/m_{00}$, (\bar{x}, \bar{y}) 表示图像区域 R 的中心。再归一化 $f(x, y)$ 的中心矩, 即得

$$\eta_{pq} = \frac{\mu_{pq}}{u_{00}^{1+(p+q)/2}} \quad (7)$$

进一步, 文^[10]定义了 7 个具有平移、尺度、旋转不变性的矩来描述目标特征, 具体如下:

$$\phi_1 = \eta_{20} + \eta_{02}; \quad (8)$$

$$\phi_2 = (\eta_{20} - \eta_{02})^2 + 4\eta_{11}^2;$$

$$\phi_3 = (\eta_{30} - 3\eta_{12})^2 + (3\eta_{21} - \eta_{33})^2;$$

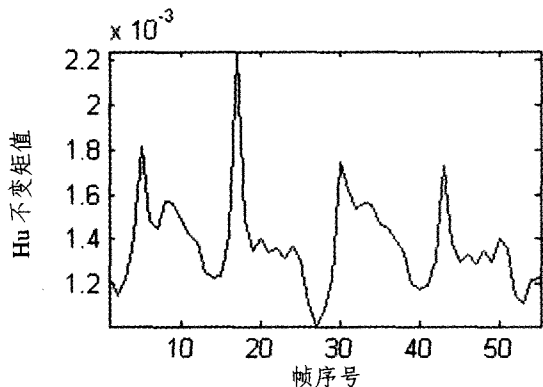
$$\phi_4 = (\eta_{30} + \eta_{12})^2 + (\eta_{21} + \eta_{33})^2;$$

$$\phi_5 = (\eta_{30} - 3\eta_{12})(\eta_{30} + \eta_{12})[(\eta_{30} + \eta_{12})^2 - 3(\eta_{21} + \eta_{33})^2] + (3\eta_{21} - \eta_{33})(\eta_{21} + \eta_{33}) \times [3(\eta_{30} + \eta_{12})^2 - (\eta_{21} + \eta_{33})^2];$$

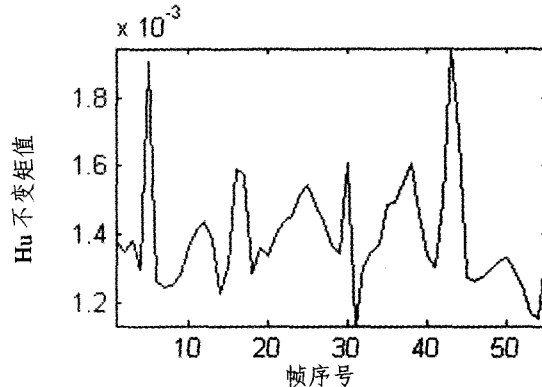
$$\phi_6 = (\eta_{20} - \eta_{22}) [(\eta_{30} + \eta_{12})^2 - (\eta_{21} + \eta_{33})^2] + 4\eta_{11}(\eta_{30} + \eta_{12})(\eta_{21} + \eta_{33});$$

$$\phi_7 = (3\eta_{21} - \eta_{23})(\eta_{30} + \eta_{12}) [(\eta_{30} + \eta_{12})^2 - 3(\eta_{21} + \eta_{33})^2] + (\eta_{30} - 3\eta_{12})(\eta_{21} + \eta_{33}) \times [3(\eta_{30} + \eta_{12})^2 - (\eta_{21} + \eta_{33})^2]$$

文[11]的研究表明, Hu 不变矩对图像噪声和可视点的稳定性随着矩的阶数越高越敏感, 因此本文仅使用矩 ϕ_1 来表示划分的 5 个子区域的特征。



(a) 左边区域



(b) 右边区域

图 4 下肢部分两区域不变矩的变化

令 H_{ij}^k 为由公式(8)求得的第 k 个序列、第 i 帧图像的第 j 个子区域的不变矩 ϕ_1 , 其中 $k=1, 2, \dots, N, i=1, 2, \dots, n, j=1, 2, \dots, 5$, 且 N 为序列总数, n 为序列 k 的总帧数, 则归一化 H_{ij}^k 后, 序列 k 中所有帧图像同一位置子区域即第 j 个子区域步态侧影的特征可表示为

$$F_j^k = [Mean(M_{ij}^k), StdDev(M_{ij}^k), Mean(\overline{M}_{ij}^k), Mean(\Delta M_{ij}^k), StdDev(\overline{M}_{ij}^k), StdDev(\Delta M_{ij}^k)] \quad (9)$$

其中 $i=1, 2, \dots, n, s=1, 2, \dots, n-1$ 。

公式(9)中向量 F_j^k 各维的说明如下:

①在计算图像序列的步态特征之前, 必须对每个子区域的不变矩特征进行归一化。这里假设 H_{ij}^k 经归一化后为 M_{ij}^k , 本文所采用的归一化方法为

$$M_{ij}^k = \frac{H_{ij}^k - \min H_{ij}^k}{\max H_{ij}^k - \min H_{ij}^k} \quad (10)$$

其中 $v=1, 2, \dots, N, g=1, 2, \dots, n_g, n_g$ 为序列 v 的总帧数。 $\max H_{ij}^k$ 和 $\min H_{ij}^k$ 为所有 N 个序列中所有的帧图像第 j 个子区域不变矩的最大值与最小值。

② $Mean(M_{ij}^k) = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n M_{ij}^k$ 表示序列 k 所有帧图像第 j 个子区域不变矩的均值。

③ $StdDev(M_{ij}^k) = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (M_{ij}^k - Mean(M_{ij}^k))^2}$ 即为序列 k 所有帧图像第 j 个子区域不变矩的标准差。

④ $Mean(\overline{M}_{ij}^k) = \frac{1}{n-1} \sum_{i=1}^{n-1} \overline{M}_{ij}^k$, 其中 $\overline{M}_{ij}^k = \frac{(M_{ij}^k + M_{i+1j}^k)}{2}, i=S=1, 2, \dots, n-1$, 表示序列 k 中所有相邻两帧图像间第 j 个子区域不变矩中值的均值。

⑤ $Mean(\Delta M_{ij}^k) = \frac{1}{n-1} \sum_{i=1}^{n-1} \Delta M_{ij}^k$, 其中 $\Delta M_{ij}^k = |M_{i+1j}^k - M_{ij}^k|, i, s=1, 2, \dots, n-1$, 表示序列 k 中所有相邻两帧图像间第 j 个子区域不变矩差的绝对值的均值。

⑥ $StdDev(\overline{M}_{ij}^k)$ 与 $StdDev(\Delta M_{ij}^k)$ 的计算类似于③, 分别

3.3 步态侧影特征的提取

在视频序列中, 人在行走过程中随着姿态的不断变化, 序列中各帧图像子区域中的步态侧影也是变化的。因此我们在提取图像序列的步态特征时, 不仅要顾及到帧图像中描述各子区域的不变矩特征, 还需考虑序列中各帧图像同一位置子区域上不变矩的变化。图 4 的(a)与(b)分别给出了一个步态序列中人体侧影下肢部分的左右两个子区域的不变矩 ϕ_1 值随帧序变化的情况。

表示序列 k 中所有相邻两帧图像间第 j 个子区域不变矩中值的标准差和差值的绝对值的标准差。

⑦从前几点说明可以很明显看出, 向量 F_j^k 的最后四维反映了序列中各帧图像在同一位置子区域上步态特征的变化。

在 3.1 节中, 我们把一个人体步态侧影即一个帧图像划分为 5 个子区域, 因此根据公式(9)得到如下所示的一个 30 维向量 F^k 来描述序列 k 的步态特征, 即 $F^k = (F_1^k F_2^k F_3^k F_4^k F_5^k)$ 。最后, 本文将求解所得的 N 个步态序列的特征向量 $F^k (k=1, 2, \dots, N)$, 送入最近邻即 NN(Nearest neighbor)分类器进行分类, 并以欧式距离来度量特征向量间的相似性。

4 实验结果

本文采用了中国科学院自动化研究所提供的 NLPR 数据库^[12]进行实验。NLPR 中的步态图像序列是使用固定在三角架上的数字摄像机 (Panasonic NV-DX100EN) 在户外环境中捕捉的, 行人相对于摄像机而言以侧面、正面和倾斜三个视角行走 (相对于图像平面分别是 $0^\circ, 90^\circ, 45^\circ$)。该数据库包含 20 个人, 每个人每个视角 4 个序列, 总计包括 240 个序列。图像序列以 25 帧每秒的速度拍摄, 原始尺寸为 352×240 , 且平均长度约为 100 帧^[4]。在检测并提取步态侧影之后, 为了避免人行方向对识别效果的影响, 本文通过图像的镜像翻转, 把 0° 与 45° 视角下的行走方向统一为从右往左。

实验中我们使用 NN 分类器, 并采用留一校验法 (leave-one-out cross validation) 来获取步态识别率的无偏估计。对于相同视角的 80 个序列, 每次留出一个作为测试样本, 余下的作为训练样本, 最后依据与余下样本的相似性来分类被留下的样本。这样的过程对于每个视角将重复 80 次。

表 1 给出了本文的算法在 NLPR 数据库三个不同视角下的正确分类率 CCR(Correct Classification Rate), 对比了其

(下转第 188 页)

社,1988

2 国家语言文字工作委员会. GF3001-1997 信息处理用 GB13000.1 字符集汉字部件规范. 北京: 语文出版社,1997. 12. 1 发布, 1998. 5. 1 实施

3 王宁. 汉字构形理据与现代汉字部件拆分[J]. 语文建设, 1997 (3):4~9

4 Ideographic Description. <http://www.unicode.org/versions/Unicode4.0.0/ch11.pdf>. 307~309

5 <http://www.sinica.edu.tw/~cdp/>(台湾中央研究院 信息科学研究所 文献处理实验室网站)

6 孙星明,殷建平,陈火旺,等. 汉字的数学表达式研究[J]. 计算机研究与发展, 2002,39(6): 707~711

7 张问银,孙星明,曾振柄,等. 汉字数学表达式的自动生成[J]. 计

算机研究与发展, 2004,41(5):848~852

8 Cook R. A Specification for CDL (Character Description Language); an extract of: [PhD Dissertation]. UC Berkeley, Dept of Linguistics, 2003

9 <http://www.wenlin.com/cdl/>(美国加州大学 伯克利分校 文林研究所网站)

10 <http://www.xiaoyaobi.com/>(北京逍遥笔模式识别工作站网站)

11 梁彦民. 汉字部件区别特征与对外汉字教学[J]. 语言教学与研究, 2004(4):76~80

12 陈良育,曾振柄,张问银. 汉字构形分析与识别[J]. 上海电力学院学报, 2005,21(1):63~65

13 冯志伟. 用上文无关语法来描述汉字结构. 语言科学[J], 2006, 5(3):14~23

(上接第 169 页)

他文献中的算法在使用相同数据库条件下的分类结果。表 2 给出了本文的方法和文[13]所列出的三种方法在 0°视角下的识别结果。从表 1 和表 2 看出,我们提出的方法相比之下可以取得较为满意的结果。此外,图 5 使用国际上在人脸识别算法中通用的分类性能度量方法 ROS(rank order statistic)^[14], 给出了在 90°视角下的 CMS(cumulative match scores)即累积匹配分值图。

表 1 三个不同视角下算法正确分类率的比较

分类器	算法	CCR (%)		
		0°视角	45°视角	90°视角
NN	文[4]的方法 (STC 度量)	65.00	63.75	77.50
	文[4]的方法 (NED 度量)	65.00	66.25	85.00
	文[5]的方法	65.00	60.00	40.00
	本文的方法	73.75	66.25	80.00

表 2 0°视角下各算法识别结果的比较

算法		Top1 (%)	Top5 (%)	Top10 (%)
Wang 等的方法 ^[13]	STC, NN, No validation	65.00	—	—
	STC, NN, With validation	68.75	—	—
	NED, NN, No validation	65.00	—	—
	NED, NN, With validation	70.00	—	—
BenAbdelkader 等的方法 ^[2,13]		72.50	88.75	96.25
Collins 等的方法 ^[3,13]		71.25	78.75	87.50
本文的方法		73.75	91.25	97.50

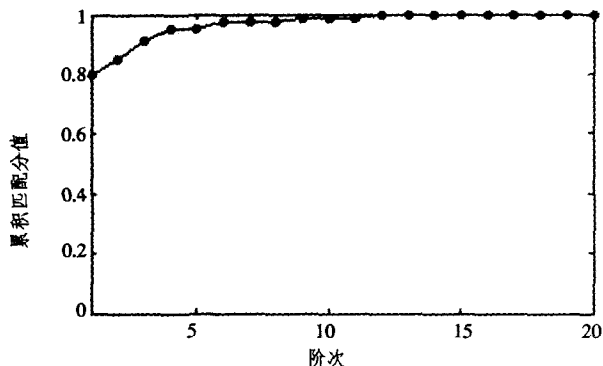


图 5 90°视角下累积匹配分值图

结论 近年来步态识别已经成为生物特征识别领域中的研究热点。本文依据人体解剖学的知识将人体步态侧影图像分为 5 个子区域,在提取每个子区域的不变矩特征的同时,计

算不变矩在图像序列中的变化特征,以此获得描述步态序列的特征向量。本文的方法较之一些基于模型的步态识别方法简单、易操作,且实验效果较好。在此基础上,下一步研究工作的重点为提取多区域的其他变化特征,并与不变矩特征相结合,以便进一步提高人体步态的识别效率。

致谢 感谢中国科学院自动化研究所提供了 NLPR 数据库。

参考文献

1 Wang Liang, Tan Tieniu, et al. Automatic gait recognition based on statistical shape analysis. IEEE Transactions on Image Processing, 2003, 12(9): 1120~1129

2 Ben Abdelkader C, Culter R, et al. EigenGait: motion-based recognition of people using image self-similarity. In: Proc. 3rd Int Conf. Audio- and Video-based Biometric Person Authentication, 2001. 284~294

3 Collins R, Gross R, et al. Silhouette-based human identification from body shape and gait. In: Proc. Int Conf. Automatic Face and Gesture Recognition, Washington, DC, 2002. 366~371

4 王亮,胡卫明,等. 基于步态的身份识别. 计算机学报, 2003, 26(3): 353~359

5 Ekinci M. A new attempt to silhouette-based gait Recognition for human identification. In: Canadian AI 2006, LNAI 4013, 2006. 443~454

6 Kale A, Rajagopalan A N, et al. Gait-based recognition of humans using continuous HMMs. In: Proc. The Fifth IEEE Int Conf. on Automatic Face and Gesture Recognition, 2002

7 Hayfron-Acquah J B, Nixon M S, et al. Automatic gait recognition by symmetry analysis. Pattern Recognition Letters, 2003, 24:2175~2183

8 Lu Jiwen, Zhang Erhu, et al. Gait recognition using independent component analysis. In: ISNN 2005. LNCS 3497, 2005. 183~188

9 Yoo Jang-Hee, Nixon M S, et al. Extracting human gait signatures by body segment properties. In: Proc. Fifth IEEE South-west Symposium on Image Analysis and Interpretation, 2002

10 Hu M K. Visual pattern recognition by moment invariants. IRE Transactions on Inform Theory, 1962, 8: 179~187

11 Vezien J M, Tarel J P. A generic approach for planar patches stereo reconstruction. In: Proc. The Scandinavian Conf on Image Analysis, Uppsala. 1995. 1061~1077

12 NLPR 步态数据库. <http://www.sinobiometrics.com>

13 Wang Liang, Tan Tieniu, et al. Silhouette analysis-based gait recognition for human identification. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2003, 25(12): 1505~1517

14 Philips P J, Moon H, et al. The feret evaluation methodology for face recognition algorithms. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2000, 22(10): 1090~1100