

基于遗传模糊分类的步态识别

申少昊 夏利民 孙正军

(中南大学信息科学与工程学院 长沙 410075)

摘 要 提出基于遗传模糊分类的步态识别方法。采用新的特征提取方法,该方法将目标按人体结构特点划分为多个子区域,利用各个子区域的质心与头部质心形成的距离和夹角对步态特征进行描述。运用模糊聚类算法构建不同距离函数的分类器,并用遗传算法对分类器进行集成,组成的集成融合分类器对步态序列进行识别。实验结果表明该方法具有较高的识别性能。

关键词 步态识别,特征提取,模糊聚类,遗传算法

Gait Recognition Based on Genetic Fuzzy Classification

SHEN Shao-hao XIA Li-min SUN Zheng-jun

(Department of Information Science and Engineering, Central South University, Changsha 410075, China)

Abstract A gait recognition algorithm based on genetic-fuzzy classification was proposed. A novel method of gait feature extraction was proposed, which divides human body area into several sub-areas according to body unique feature and describes gait features utilizing the distance and angle of the sub-areas centroid and head centroid. Utilizing fuzzy clustering and genetic algorithms constructed and integrated three classifiers of different distance function, then using integrated fuzzy classifier recognized gait sequence. The experiment result shows that the approach is effective and has encouraging recognition performance.

Keywords Gait recognition, Feature extraction, Fuzzy-cluster, Genetic algorithm

1 引言

步态识别^[1]作为生物特征识别技术中的一个新兴领域,近年来成为备受计算机视觉研究者关注的前沿方向。如何获取有效的步态特征,提高识别率,是目前研究的重点和难点。

目前,步态识别方法主要分为两类:基于模型的方法和基于统计特性的方法。其中,基于模型的方法重点关注人的运动信息,预先建立模型,通过模型和图像序列匹配获得模型参数,参数作为步态特征进行分类。Cunado^[2]根据人行走过程中两腿的运动情况,用链接的钟摆模拟腿部的运动变化,并从腿的摆动过程中提取腿部倾斜角度的频率变化特征;Lee^[3]用多个椭圆表示躯体的不同部分,将人体模型化,然后提取这些椭圆的质心位置、离心率等参数用于识别;Wang Liang等^[4]利用 Procrustes 形状分析方法得到时空外观模型,通过三维人体模型跟踪方法来得到人体关节的运动参数。

基于统计的方法重点关注人运动的静态信息,从图像序列提取步态的统计参数进行识别。Mowbray^[5]等采用人体轮廓的二维傅里叶变换后的频域特征进行识别;王亮^[6]把 2D 轮廓形状转换为对应的 1D 距离信号,通过特征空间变换来提取低维步态特征用于识别。Kale^[7]利用人二值化图像的侧面外轮廓宽度矢量作为步态特征来进行识别。

上述方法经实验证明是成功的,但分别存在一些不足:第一,大多采用单一的步态特征^[2,3,6],损失了部分步态特征;第

二,大多采用最近邻域分类器^[3,6],随着步态测试序列数量的不断增加,逐渐体现出分类精度不高的缺点。因此,本文首先在 Cunado^[2]的理论基础上提出新的特征提取方法,并对腿部角度和区域轮廓特征进行融合;运用模糊聚类算法构建不同距离函数的分类器,并用遗传算法对分类器进行集成,组成的集成融合分类器对步态序列进行识别。实验结果表明,该方法在慢步行走和抱物行走的情况下,都具有较高的识别性能。

论文安排如下:第 2 节对步态序列图片预处理做简单介绍;第 3 节介绍了特征提取方法;第 4 节详细介绍集成融合分类器;实验结果在第 5 节给出;最后是结束语。

2 预处理

在获取步态序列之前,先做如下假设:(1)摄像机静止不动;(2)采用侧视(摄像机和人的运动方向成 90 度)序列(见图 1(a));(3)视野中只有一个人运动。

2.1 背景分割

提取侧面行人轮廓的实现步骤如下:

(1)背景估计。背景减除首先采用邻帧差法,恢复图像序列中的背景图像(见图 1(b))。

(2)目标检测与分割。用背景差分法检测序列图像中运动的目标,并在设定的阈值下对图像进行二值分割。

(3)后处理。由于进行分割后目标轮廓还存在一些噪声、小空洞等,因此我们利用膨胀和腐蚀算子对其进行了填补,结

到稿日期:2008-01-30 本文受国家自然科学基金重大项目(79816101),湖南省自然科学基金资助项目(05JJ30121)资助。

申少昊 男,硕士,主要研究方向为图像处理与模式识别,E-mail:ssh29@163.com;夏利民 男,博士生导师,主要研究方向为图像处理与模式识别;孙正军 男,硕士,主要研究方向为图像处理与模式识别。

果见图 1(c)。

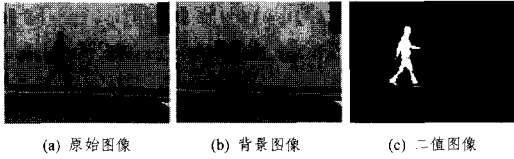


图 1 侧影提取

2.2 侧影归一化处理

从图 1(c)可以看到,目标只占整幅图像的一小部分,且由于摄像机在拍摄时固定不动,因此行人与摄像机的距离存在差异,从而直接影响侧影轮廓大小。为了提高计算效率,减小误差,文本对目标侧影进行归一化处理,将其缩放到固定大小(88 × 128)的模板中,结果见图 2。



图 2 侧影归一化

3 步态的特征提取与表达

3.1 步态特征提取

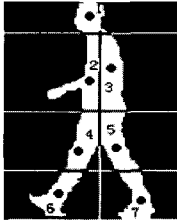


图 3 身体区域分割

传统的步态识别方法大多以身体质心作为中心点,通过计算侧影轮廓上关键点到质心的距离和两腿与质心形成的夹角来作为步态识别的特征。但人在行走过程中,双手的摆动及双脚的交替运动导致身体轮廓质心在垂直和水平方向上产生平移。同样,当手上抱着物体时,侧影轮廓受到物体的影响,质心位置则更容易被改变。而质心位置的改变直接影响特征值的计算,因此本文采用新的坐标点作为中心点。首先,根据 Lee^[3]提出的方法将人体轮廓划分成 7 个不同的子区域,分别计算每个子区域的质心。如图 3,头部质心为 1,左上半身质心为 2,右上半身质心为 3,左大腿质心为 4,右大腿质心为 5,左小腿质心为 6,右小腿质心为 7。因为人在行走过程中,头部运动幅度相对其他身体部分很小,经侧影归一化后,头部位置更趋于固定,所以头部区域质心比人体质心更稳定。因此,我们采用头部的质心点 1 作为中心点。分别计算其它 6 个质心点到中心点的距离($Sa_{12}, Sa_{13}, Sa_{14}, Sa_{15}, Sa_{16}, Sa_{17}$),其中, a_{ij} 表示质心 i 与质心 j 的连线, Sa_{ij} 表示线段 a_{ij} 的距离。通过这 6 个距离参数,能够比较好地反映人行走时的整体轮廓特征。同时,根据 Cunado^[2]提出的腿步钟摆运动理论,分别计算腿部角度特征($\theta_{a_{14}a_{15}}, \theta_{a_{16}a_{17}}$),其中 $\theta_{a_{14}a_{15}}$ 表示直线 a_{14} 与 a_{15} 形成的夹角, $\theta_{a_{16}a_{17}}$ 表示直线 a_{16} 与 a_{17} 形成的夹角,通过 θ 来反映腿部动态特征。这样,通过($Sa_{12}, Sa_{13}, Sa_{14}, Sa_{15}, Sa_{16}, Sa_{17}, \theta_{a_{14}a_{15}}, \theta_{a_{16}a_{17}}$)实现了对侧影的轮廓和

角度特征的融合。

3.2 关键帧提取

运动人体轮廓面积随时间呈现周期性的变化,在时间轴上的曲线有着明显的波峰和波谷,如图 4 所示。由此,提取步态周期在本文中定义为连续出现两个宽度(高度)峰值的时间。另外,由于我们采用侧影分析步态,从侧影中无法区分左右腿,故本文定义一大步包括 3 个姿态阶段和两个摆动阶段。

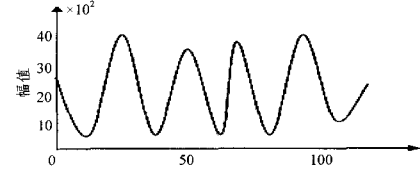


图 4 步态周期分析

4 集成融合分类器

传统的最近邻域分类器随着步态序列数的增加,已经成为获得高识别率的瓶颈。分类器融合是目前比较有效地提高识别系统分类精度的方法。模糊系统是一种常用的非线性方法,它的可理解性较好,可以比较方便地将从专家那里学到的知识和从数据中学到的知识融合起来,而确定理想的模糊系统参数则可以利用遗传算法。因此,用遗传模糊算法来解决分类器融合问题一方面可以提高融合系统的可理解性,另一方面可以获得较高的分类精度。

集成融合分类器构建的基本思想是:对于给定的步态训练集 T ,首先利用模糊聚类算法求解出每一类步态序列的聚类中心 m_i 和隶属度 μ_i ($i=1,2,\dots,n$),然后利用模糊聚类的结果构建 3 个不同距离函数的分类器 h_1, h_2, h_3 ,最后利用集成融合策略对 h_1, h_2, h_3 融合,构成一个集成融合分类器。

4.1 模糊聚类算法

模糊 C 均值聚类^[7](FCM)是一种基于目标函数的方法,它把聚类归结为一个带约束的非线性规划问题,通过优化求解获得数据集的模糊划分和聚类。其基本思想是通过反复修改聚类中心 V 和分类矩阵 U 来实现动态的迭代聚类,使得被划分到同一类的对象之间相似度最大,而不同类之间相似度最小。

给定观察空间一有限样本集 $x_i \in R^l$ ($i=1,2,\dots,l$), c 为预定的类别数目, $m_i=1,2,\dots,c$ 为每个聚类的中心, $\mu_j(x_i)$ 是第 i 个样本对于第 j 类的隶属度函数。用隶属度函数定义的聚类损失函数:

$$J_f(u, v, c) = \sum_{j=1}^c \sum_{i=1}^n [\mu_j(x_i)]^b \|x_i - m_j\| \quad (1)$$

其中, $b>1$ 是一个可以控制聚类结果的模糊程度的常数。同时模糊 C 均值方法要求一个样本对于各个聚类的隶属度之和为 1,即

$$\sum_{j=1}^c \mu_j(x_i) = 1 \quad (2)$$

在式(1)下求式(2)的极小值,令 J_f 对 m_i 和 $\mu_j(x_i)$ 的偏导数为 0,可得到必要条件:

$$m_j = \frac{\sum_{i=1}^n [\mu_j(x_i)]^b x_i}{\sum_{i=1}^n [\mu_j(x_i)]^b}, j=1,2,\dots,c \quad (3)$$

$$\mu_j(x_i) = \frac{(1/\|x_i - m_j\|^2)^{\frac{1}{b-1}}}{\sum_{k=1}^c (1/\|x_i - m_k\|^2)^{\frac{1}{b-1}}}, i=1,2,\dots,n, j=1,2,\dots,c \quad (4)$$

用迭代方法求解式(3)和式(4)。

4.2 分类器的构建

在分类器的构建中之所以选择3个不同的分类器,是因为不同的分类器适应于不同情况下的分类。在集成策略下,选取相异的分类器有利于提高集成分类器性能。本文中的3个分类器 h_1, h_2, h_3 ,每个对应一个不同的距离函数 d_1, d_2, d_3 。

分类器 h_1 的距离函数 d_1^k 计算未分类的步态序列帧与第 k 类聚类中心的距离^[8]。

$$d_1^k(x) = \sqrt{1 - \exp(-\beta \|x - m_k\|^2)} \quad (5)$$

其中, x 表示步态序列的一帧, m_k 表示第 k 类的聚类中心。

分类器 h_2 的距离函数 d_2^k 利用兰式距离,该距离有助于克服各指标之间量纲的影响:

$$d_2^k(x) = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \frac{|x_i - m_k^i|}{x_i + m_k^i} \quad (6)$$

分类器 h_3 的距离函数 d_3^k 为

$$d_3^k(x) = 1 - \frac{z(x, k)}{r} \quad (7)$$

其中, $z(x, k)$ 表示训练集 T 中与 x 属同类的图像的数目。对 $z(x, k)$ 的计算采用 r -近邻法,距离函数 λ_i 为

$$\lambda_3(a, b) = \frac{1}{n} \sqrt{\sum_{i=1}^n \frac{(a_i - b_i)^2}{\max(a_i^2, b_i^2)}} \quad (8)$$

4.3 集成策略

分别利用 h_1, h_2, h_3 这3个分类器,同时采用最近邻域决策规则,得到不同分类结果构成的全局融合矩阵 w 。分类器集成的目的是为了让正确分类的相似度值 d_i^k 尽可能大,而其它错误分类相似度值 d_j^k 尽可能小,以达到明显分类区分各类序列的目的。而具体实现可以通过对不同的分类结果加权处理得到。因此,定义一个组合分类器 D :

$$D_k(x) = \sum_{j=1}^3 \epsilon_k^{(j)} \times d_j^k \quad (9)$$

通过权系数向量 $\chi = \{\epsilon_k^{(j)}\}$ 构成线性组合距离 D , w 与 χ 构成的矩阵称为集成矩阵。因为集成矩阵 (i, j) 表示第 i 类步态序列与第 j 类聚类中心的相似度,所以当对角线上元素之和最大时,集成分类器拥有最好的分类效果。所以集成策略^[9]可描述为:找到向量 χ_i ,使集成矩阵 $W_{\chi_i} = w \times \chi_i$ 对角线上元素之和最大,即 $\chi_i = \arg(\max_{\chi} (\sum_{i=1}^n W_{\chi_i}(i, i)))$ 。步态序列帧 x 划分到第 j 类利用最近邻域规则: $j = \arg(\min_{k=1, n} D_k(x))$ 。

如何设定权系数 χ_i 使 $\sum_{i=1}^n W_{\chi_i}(i, i)$ 最大,这可以看作是全局最优问题。所以本文采用遗传算法解决,具体归结如下:

(1)初始化种群。染色体是长度为 4×3 (类别数 $\times$ 分类器)浮点型向量 $\chi(y) = (\epsilon_1^{(1)}(g), \epsilon_1^{(2)}(g), \dots, \epsilon_n^{(3)}(g))$, y 表示种群代数;适应度函数 $f(\chi_i) = \sum_{i=1}^n W_{\chi_i}(i, i)$ 。

(2)计算出每个个体的适应度值,并按适应度值从大到小进行排序。选择出10%的优秀个体直接进入下一代,剩下部分按轮盘赌的比例选择法进行选择。

(3)从群体中随机选择两个个体,按式(10),(11)进行交叉,产生新的个体:

$$\epsilon_k^{(i)} = \alpha \epsilon_k^{(i-1)} + (1 - \alpha) \epsilon_k^{(j)} \quad (10)$$

$$\epsilon_k^{(j)} = (1 - \alpha) \epsilon_k^{(i-1)} + \alpha \epsilon_k^{(j)} \quad (11)$$

其中, α 为一给定常数, $\epsilon_k^{(i-1)}$ 和 $\epsilon_k^{(j-1)}$ 为第 $k-1$ 代选择出来进行交叉计算的父个体, $\epsilon_k^{(i)}$ 和 $\epsilon_k^{(j)}$ 为产生的新一代个体。

(4)从群体中随机选择一个个体,按式(12)进行变异,产

生新的个体:

$$\epsilon_k^i = \epsilon_k^{i-1} + \bar{\eta} \quad \bar{\eta} \sim N(0, \sigma) \quad (12)$$

式中: ϵ_k^{i-1} 为概率选出的父个体, ϵ_k^i 为新一代个体, $\bar{\eta}$ 是正态分布随机向量。

(5)计算新个体的适应度,淘汰最差的10%个体。

(6)转第(2)步重复进行,直到完成规定的进化次数。

5 实验

本文算法在CMU数据库上进行了实验验证。该数据库采用6台摄像机同时对室内跑步机上走路的人进行录像,每个人同时捕获6个视角的视频序列。每一个人进行4种类型的走动:慢步走、快步走、上坡走路和抱球慢步走。每一个视频序列有11s长,帧频率30f/s。包含25人,每人6个视角、4种走路姿势,总共24个序列。

本文选取3个视角(镜头平面与人走路的方向成 $-45^\circ, 0^\circ, 45^\circ$)下的慢步走序列、抱球走序列,采用留一效验方法进行测试。测试结果见图5。

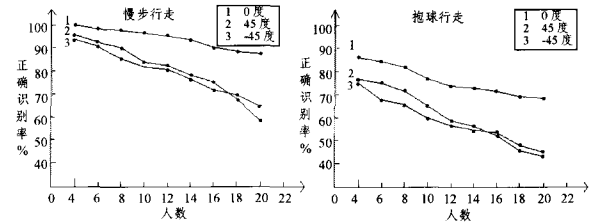


图5 实验结果

从实验结果可以看出:镜头平面与人行走方向成 0° 的时候,识别率是最高的,而在 $-45^\circ, 45^\circ$ 的时候识别率都较低,且识别率随序列总数的增加锐减。这是因为 0° 视角可以获得最多的侧体轮廓信息,而在倾斜视角下由于人体的胳膊等部分被遮掩,因而无法获取完整的步态信息。抱球走的步态识别率与无球慢走的识别率相比,普遍较低。这是因为抱球的动作改变了行人的正常行走习惯,在特征提取时 Sa_{12}, Sa_{13} 无法获取正确的特征值。

另外,我们采用目前国际上对步态识别结果最常用的一种评价方法:累计匹配分值(Cumulative Match Score, CMS)来评估算法的性能。下面给出在人数为20、慢步行走和抱球行走情况下算法的累积匹配分值图(图6)。

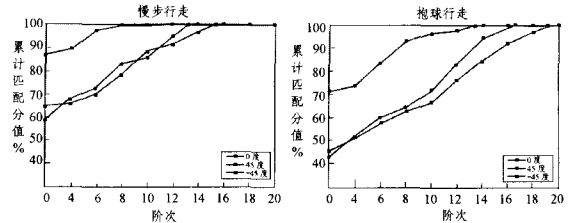


图6 CMU数据库的累积匹配分值(20人)

同时,为了判别改进的步态识别方法的效果,本文还与其他算法的实验结果进行了比较(表1)。

表1 不同算法比较

算法	抱球	数据库	序列数	识别率
文献[10]	否	CMU	10	92%
本文	否	CMU	10	95.2%
文献	否	NLPR	20	72.6%
本文	否	CMU	20	87.1%
本文	是	CMU	5	84.3%
文献[11]	是	CMU	5	69.6%

比较结果显示,本文算法在小样本的识别上还是存在一定的优势,识别性能高于其它几种文献的测试结果。

结束语 本文利用头部质心作为中心点,结合步态的角度和轮廓区域特征,同时运用模糊聚类遗传算法构建集成融合分类器并对步态序列进行识别,在小样本数据集上测试取得了较高的识别率,特别是在抱着物品的情况下同样能取得较好的识别结果,具有较好的研究前景。下一步的工作主要是在更大规模的数据库上进行算法性能测试,同时寻找更好的步态特征,提高算法识别率。

参考文献

- [1] Boulgouris N V, Hatzinakos D, Plataniotis K N. Gait recognition: a challenging signal processing technology for biometric identification. *IEEE Signal Process. Mag.*, 2005, 22: 78-90
- [2] Cunado D, Nixon M S, Carter J N. Using gait as a biometric, via phase-weighted magnitude spectra[C]// *Lecture Notes in Computer Science Proc. AVBPA 97*. 1997, 1203: 95-102
- [3] Lee L, Grimson W E L. Gait Analysis for Recognition and Classification[C]// *Proceeding of the IEEE Press*. 1994: 214-221

- [4] Wang Liang, Ning Huazhong, Tan Tieniu, et al. Fusion of Static and Dynamic Body Biometrics for Gait Recognition// *IEEE International Conference on Computer Vision*. 2003
- [5] Mowbra Y S D, Nixon M S. Automatic gait recognition via fourier descriptors of deformable object s [A]. *Avbpa[C]*. Guildford, U K, 2003
- [6] 王亮,胡卫明,谭铁牛. 基于步态的身份识别[J]. *计算机学报*, 2003(3): 353-360
- [7] 边肇祺,张学工. 模式识别[M]. 第2版. 北京:清华大学出版社, 2000: 280-281
- [8] Zhang Daoqiang, Chen Songcan. A comment on "Alternative C-means clustering algorithms" [J]. *Pattern Recognition*, 2004, 37 (2): 173-174
- [9] Lo Bosco G. An integrated fuzzy cells-classifier. *Image and Vision Computing*, 2007: 214-219
- [10] 韩鸿哲,王志良. 基于线性判别分析和支持向量机的步态识别[J]. *模式识别与人工智能*, 2005: 160-164
- [11] Zhang R, Vogler C, Metaxas D. Human Gait Recognition// *Conference on Computer Vision and Pattern Recognition Workshop*. 2004

(上接第 185 页)

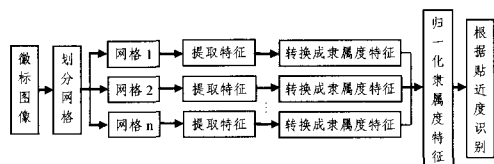


图 4 基于模糊集隶属度特征和贴近度的徽标识别算法

徽标识别步骤:

① 调整 $x \times y$, 分别采用不同大小的网格对徽标进行划分, 根据式(1)可以得到 $m \times n$ 个网格, 每个网格中提取 8 维特征, 这样徽标的特征一共有 $m \times n \times 8$ 维;

② 根据式(4)通过隶属函数 μ_F 把网格特征映射成模糊集隶属度特征 $\mu_F(F)$;

③ 对隶属度特征进行归一化得到 $\mu_F(F)'$;

④ 用式(5)度量两个特征向量的相关性;

⑤ 根据模糊集最贴近原则, 用式(8)找出贴近度最高的特征向量;

⑥ 和阈值 T 进行比较, 给出识别结果。

我们使用的实验数据主要来自传真图像, 总共收集了 5796 个徽标。经过训练, 我们建立起含有 358 种徽标的徽标特征库。随机从测试集中选择 1600 个徽标进行实验, 分别用大小为 5×5 , 10×10 , 15×15 和 20×20 的网格划分徽标进行识别。表 1 是实验结果。

表 1 徽标识别测试结果

网格大小(像素×像素)	正确	错误	识别率(%)
5×5	1483	117	92.7
10×10	1512	88	94.5
15×15	1501	99	93.8
20×20	1445	155	90.3

从表 1 可知, 当网格大小是 10×10 时, 识别率最高, 达到了 94.5%。在此基础上, 不论是减小网格还是增大网格, 识别率都会出现下降。

结束语 本文针对网格特征提出了基于模糊集隶属度特

征和贴近度的徽标识别算法, 并通过实验证明了该算法的有效性。通过对实验过程和实验结果的分析, 我们可以得出这样的结论: 模糊集隶属度特征的最大优点就是能够包容事物特征的细节信息, 也就是具有较强的适应能力, 所以把徽标的网格特征映射成模糊集隶属度特征后, 可以大大减少不利因素(如缺线、离散噪声、轻微倾斜等)对图像质量的影响, 有利于提高识别率。

我们通过对表 1 的实验结果做进一步的分析发现, 细密的网格会减弱特征对噪声的抵抗力, 需要增大相邻网格间特征的“模糊化”程度来抵抗噪声, 而稀疏的网格会减少特征的维数, 需要调整特征提取函数来增加每个网格中的特征维数。下一步我们将深入研究如何减少网格疏密程度对特征提取的影响。

参考文献

- [1] Zyga K, Price D R, Williams B. A Generalized Regression Neural Network for Logo Recognition// *Fourth International Conference on Knowledge-based Intelligent Engineering Systems & Allied Technologies*. Brighton, UK, 2000: 475-478
- [2] Yan Ji-kun, Zheng Hui, Xi Jian-min. Logo recognition in low quality document images// *Proceedings of International Conference on Intelligent Information Technology(ICIT2002)*. Beijing, China, 2002: 185-189
- [3] 燕继坤, 张震, 郑辉. 变形网格及其在图像识别中的应用. *电子与信息学报*, 2004, 26(8): 1183-1189
- [4] 郭桂蓉, 庄钊文. 信息处理中的模糊技术. 长沙: 国防科技大学出版社, 1993
- [5] 刘立柱. 概率与模糊信息论及其应用. 北京: 国防工业出版社, 2004
- [6] Theodoridis S, Koutroumbas K. 模式识别. 英文版第 2 版. 北京: 机械工业出版社, 2004
- [7] Cesarini F, Francesconi E, Gori M, et al. A Neural-based Architecture for Spot-Noise Logo Recognition// *Proc. 4th Int. Conf. Document Analysis and Recognition*. 1997, 1(1): 175-179
- [8] Tan C L, Huang W, Yu Z, et al. Imaged Document Text Retrieval Without OCR. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2002, 24(6): 838-844