

基于 Gabor 变换和灰度梯度共生矩阵的人耳识别研究

梁晓霞, 封筠

(石家庄铁道大学 计算机与信息工程学院, 河北 石家庄 050043)

摘要:人耳识别作为一种新兴的生物特征识别技术,具有其自身独特的优势。提出一种基于 Gabor 变换和灰度梯度共生矩阵的人耳身份识别方法。首先,利用 Gabor 变换和灰度-梯度共生矩阵融合提取人耳图像的纹理特征,然后采用 K-NN 分类器对特征进行分类。该方法用 USTB 人耳图像库做测试。实验结果表明介绍的提取人耳图像的纹理融合特征的方法优于只采用 Gabor 变换提取特征或是只提取灰度梯度共生矩阵的二次统计特征的性能。在明氏距离测度及 $K = 1$ 时,交叉验证识别率达到 81.77%。

关键词:人耳识别;Gabor 变换;灰度-梯度共生矩阵;K-NN

中图分类号:TP391.41 **文献标识码:**A **文章编号:**2095-0373(2011)01-0078-07

0 引言

人耳识别作为一种新兴的生物特征识别技术,以其特殊的生理位置和生理结构,使它可以作为其它生物识别技术的有益补充,也完全可以单独应用于一些个体识别场合。人耳具有丰富的结构,每个人的外耳轮廓,内部耳沟纹理都是不相同。其中丰富的小沟道突起,是非常重要的特征。这些特征从出生起就不可更改,不会因为环境的改变而变化。人耳作为人体的一种生物特征,与人脸、虹膜、指纹一样具有普遍性、唯一性、稳定性、可采集性等作为生物特征识别必备的基本性质。

Hurley 等^[1]提出利用力场转换获取势能渠道和势能阱作为人耳特征。M. Choras^[2]采用几何学方法从人耳图像中提取特征。Yuizono T. 等^[3]把人耳识别问题转换为图像的模板匹配问题,用遗传算法进行全局搜索,在基本的选择,交叉,变异操作中加入了局部搜索,取得了一定的研究成果。Loris Nanni 等^[4]提出一种基于多模态匹配系统的 2D 人耳识别的局部方法,利用 Gabor 滤波器的每个子窗口卷积提取特征。Ping Yan 和 Kevin W. Bowyer^[5]提出基于 3D 人耳形状的识别方法。穆志纯等^[6]提出了基于长轴的形状特征提取方法,提取外耳的形状特征向量和内耳的结构特征向量来形成局部特征向量。苑玮琦等^[7]针对人耳特点提出了一种基于耳廓边缘几何结构的识别方法。王忠礼等^[8]将距和不变距理论应用于人耳识别处理过程,采用高阶不变距方法对人耳图像进行信息变换和特征提取。赵海龙等^[9]采用基于小波分解和鉴别共同矢量的人耳识别方法。张玉^[10]针对局部遮挡人耳图像识别,提出一种改进的稀疏性受限的非负矩阵因子方法。封筠等^[11]利用局部二值模式描述符对人耳图像进行纹理特征分析的研究。

介绍一种基于 Gabor 变换和灰度-梯度共生矩阵(Gray-Gradient Co-occurrence Matrix,简称 GGCM)的人耳图像纹理特征提取方法,并采用 K-NN 分类器对特征进行分类。

1 Gabor 滤波变换

Gabor 滤波变换法是因早期模拟人类视觉系统而产生的,通过模拟人类视觉系统,可以将视网膜成像分解成一组滤波图像,每个分解的图像能够反映频率和方向在局部范围内的强度变换,通过一组多通道

收稿日期:2010-04-23

作者简介:梁晓霞 女 1984 年出生 硕士研究生

基金项目:河北省科学技术研究与发展计划项目(072135201)

的 Gabor 滤波器,可以获得纹理特征^[12]。Gabor 函数是唯一能够达到测不准关系下分界的函数。图像的 Gabor 变换具有联合最优的空域和频域局部化特性,且对边缘具有大的响应^[13]。二维 Gabor 函数是一个复变函数,在计算上比较繁琐,但是该函数是一个偶对称的函数,因此可以利用它的实数部分作一个滤波器。使用的滤波器形式如下

$$H(x, y, f, \phi) = \exp\{-[X_\phi^2/\delta_x^2 + Y_\phi^2/\delta_y^2]/2\} \cos 2\pi f X_\phi \quad (1)$$

式中, $X_\phi = x \cos \phi + y \sin \phi$; $Y_\phi = y \cos \phi - x \sin \phi$; ϕ 是 Gabor 滤波器的方向, f 是滤波器的频率,这两个参数在局部范围内是不变的。 δ_x 和 δ_y 是沿 X 轴和 Y 轴的 Gaussian 包络常数。利用不同频率和方向的 Gabor 函数可以构成滤波器组,用其与给定图像信号做卷积,可用于检测和描述图像中的纹理特性。

2 灰度-梯度共生矩阵

2.1 灰度梯度共生矩阵定义

GGCM 纹理特征分析是用灰度和梯度的综合信息提取纹理特征。将图像的梯度信息加入到灰度共生矩阵中,使共生矩阵更能包含图像的纹理基元及其排列信息^[14]。

设一幅图像 $\{f(i, j); i, j = 0, 1, 2, \dots, N-1\}$, 灰度级数目为 L_f 。利用平方求和可得到它的梯度图像 $\{g(i, j); i, j = 0, 1, 2, \dots, N-1\}$ 。将此梯度图像进行灰度级离散化 L_g , 设灰度级数目为 L_g , 离散化间隔为 $1/L_g$, 即新的灰度级应为

$$G(i, j) = \frac{g(i, j) - g_{\min}}{g_{\max} - g_{\min}} \quad (2)$$

式中, g_{\max}, g_{\min} 分别是 $g(i, j)$ 的最小值和最大值。经此变换后梯度图像为 $\{G(i, j); i, j = 0, 1, 2, \dots, N-1\}$, 灰度级数目为 L_g 。

灰度梯度共生矩阵定义^[15] 为: $\{H(x, y); x = 0, 1, 2, \dots, L_f - 1; y = 0, 1, 2, \dots, L_g - 1\}$ 。 $H(x, y)$ 定义为集合 $\{(i, j) | f(i, j) = x \text{ 且 } G(i, j) = y, i, j = 0, 1, 2, \dots, N-1\}$ 中的元素数目,即灰度值为 x , 梯度值为 y 的总像素个数。对灰度梯度共生矩阵进行归一化处理,使其各元素之和为 1。变换公式为

$$H'(x, y) = \frac{H(x, y)}{\sum_{x=0}^{L_f-1} \sum_{y=0}^{L_g-1} H(x, y)} \quad (3)$$

2.2 特征描述

基于规范化的 GGCM, 可以计算一系列的二次统计特征。选取了 15 个常用的 GGCM 的数字特征:

(1) 小梯度优势。

$$T_1 = \frac{\sum_{x=0}^{L_f-1} \sum_{y=0}^{L_g-1} H'(x, y)/(y+1)^2}{\sum_{x=0}^{L_f-1} \sum_{y=0}^{L_g-1} H'(x, y)} \quad (4)$$

(2) 大梯度优势。

$$T_2 = \frac{\sum_{x=0}^{L_f-1} \sum_{y=0}^{L_g-1} H'(x, y)y}{\sum_{x=0}^{L_f-1} \sum_{y=0}^{L_g-1} H'(x, y)} \quad (5)$$

(3) 灰度分布不均匀性。

$$T_3 = \frac{\sum_{x=0}^{L_f-1} [\sum_{y=0}^{L_g-1} H'(x, y)]^2}{\sum_{x=0}^{L_f-1} \sum_{y=0}^{L_g-1} H'(x, y)} \quad (6)$$

(4) 梯度分布不均匀性。

$$T_4 = \frac{\sum_{y=0}^{L_g-1} \left[\sum_{x=0}^{L_f-1} H'(x,y) \right]^2}{\sum_{x=0}^{L_f-1} \sum_{y=0}^{L_g-1} H'(x,y)} \quad (7)$$

(5) 能量。

$$T_5 = \sum_{x=0}^{L_f-1} \sum_{y=0}^{L_g-1} H'^2(x,y) \quad (8)$$

(6) 灰度平均。

$$T_6 = \sum_{x=0}^{L_f-1} x \sum_{y=0}^{L_g-1} H'(x,y) \quad (9)$$

(7) 梯度平均。

$$T_7 = \sum_{x=0}^{L_f-1} y \sum_{y=0}^{L_g-1} H'(x,y) \quad (10)$$

(8) 灰度均方差。

$$T_8 = \left\{ \sum_{x=0}^{L_f-1} (x - T_6)^2 \left[\sum_{y=0}^{L_g-1} H'(x,y) \right] \right\}^{1/2} \quad (11)$$

(9) 梯度均方差。

$$T_9 = \left\{ \sum_{y=0}^{L_g-1} (y - T_7)^2 \left[\sum_{x=0}^{L_f-1} H'(x,y) \right] \right\}^{1/2} \quad (12)$$

(10) 相关。

$$T_{10} = \sum_{x=0}^{L_f-1} \sum_{y=0}^{L_g-1} (x - T_6)^2 (y - T_7) H'(x,y) \quad (13)$$

(11) 灰度熵。

$$T_{11} = - \sum_{x=0}^{L_f-1} \sum_{y=0}^{L_g-1} H'(x,y) \log \sum_{y=0}^{L_g-1} H'(x,y) \quad (14)$$

(12) 梯度熵。

$$T_{12} = - \sum_{y=0}^{L_g-1} \sum_{x=0}^{L_f-1} H'(x,y) \log \sum_{x=0}^{L_f-1} H'(x,y) \quad (15)$$

(13) 混合熵。

$$T_{13} = - \sum_{x=0}^{L_f-1} \sum_{y=0}^{L_g-1} H'(x,y) \log H'(x,y) \quad (16)$$

(14) 惯性。

$$T_{14} = \sum_{x=0}^{L_f-1} \sum_{y=0}^{L_g-1} (x,y)^2 H'(x,y) \quad (17)$$

(15) 逆差距。

$$T_{15} = \sum_{x=0}^{L_f-1} \sum_{y=0}^{L_g-1} \frac{H'(x,y)}{1 + (x-y)^2} \quad (18)$$

3 人耳识别方案

人耳身份识别属于典型的模式识别问题,所设计的识别方案主要由三部分构成,即人耳图像预处理,纹理特征的提取,基于 K 阶最近邻域(K-NN)分类器。其系统结构如下:人耳图像→维纳滤波→直方图均衡化→尺寸归一化→Gabor + GGCM 提取融合特征→K-NN 分类器→类别号。

3.1 人耳图像预处理

人耳图像预处理就是将摄像机直接拍摄的图像进行处理。通过图像分割,灰度化,图像去噪与修复,

图像增强,图像尺寸归一化等手段,使得图像质量有较大改善,是提高图像质量和识别率的关键步骤。图像分割实现的就是从所拍摄的人头图像上分割出耳朵图像。第二步使用维纳滤波对图像进行去噪和修复,然后通过直方图均衡化方法进行图像增强,使图像对比度增强,减少不同图像之间的光照差异,最后采用双三次插值法将人耳图像归一化为 64×40 像素。

3.2 纹理特征提取

在 Gabor 滤波后引入 GGCM,串联融合提取人耳图像的纹理特征。纹理特征提取过程如图 1 所示。

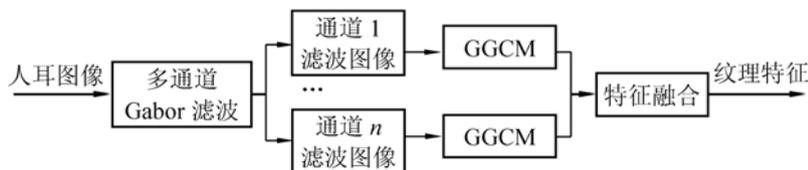


图 1 Gabor 与 GGCM 串联融合提取纹理特征

首先采用 Gabor 滤波器对归一化后的人耳图像进行滤波。这里使用 4 个频率 ($f = 2, 4, 8, 16$), 6 个方向 ($\theta = \pi/8, \pi/6, \pi/4, \pi/3, 2\pi/3, 5\pi/8$), 共 24 个 Gabor 函数对人耳图像滤波。部分经 Gabor 滤波后的图像如图 2 所示。然后对经 Gabor 滤波后的 24 幅图像采用灰度梯度共生矩阵提取纹理特征。这里权衡了计算量和识别率两方面的因素,为了获取更高的人耳识别率,在计算量可以容忍的情况下,选取了上述 15 类常用数字特征,由此可以得到一幅人耳图像的 360 维纹理特征向量。

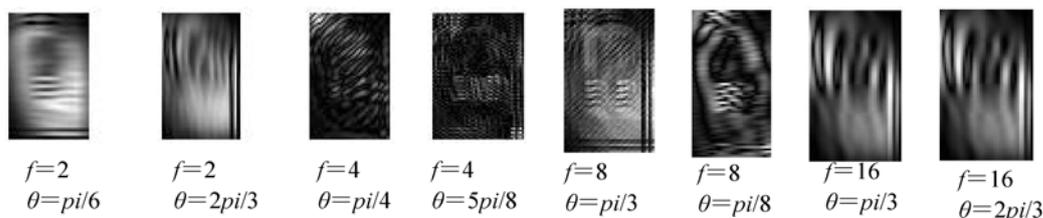


图 2 多通道 Gabor 滤波变换后的部分人耳图像

3.3 K-NN 分类

K 近邻的基本原则就是取未知样本 x 的 k 个近邻,看这 k 个近邻中多数属于哪一类,就把 x 归为哪一类。该算法使用最大投票法来确定待测试人耳的类别。此算法的性能很大程度上依赖于两个因素:一个合适的相似度函数和给参数 K 一个恰当的赋值。尝试使用以下四种相似性测度,并在人耳图像库上测试了自 1-NN 到 20-NN 的运行情况。

(1) 明氏距离。

$$S_{\min}(H^i, H^j) = \sum_{l=1}^L |h^i(l) - h^j(l)| \tag{19}$$

(2) 欧氏距离。

$$S_{\text{Euc}}(H^i, H^j) = \left(\sum_{l=1}^L (h^i(l) - h^j(l))^2 \right)^{1/2} \tag{20}$$

(3) 夹角余弦距离。

$$S_{\text{Cos}}(H^i, H^j) = \frac{\sum_{l=1}^L h^i(l)h^j(l)}{\left(\sum_{l=1}^L h^i(l)^2 \right)^{1/2} \left(\sum_{l=1}^L h^j(l)^2 \right)^{1/2}} \tag{21}$$

(4) 马氏距离。

$$S_{\text{mah}}(H^i, H^j) = \sum_{l=1}^L \left((h^i(l) - h^j(l))^T S^{-1} (h^i(l) - h^j(l)) \right) \tag{22}$$

式中, S 为特征间的协方差矩阵。

4 实验结果与分析

实验数据来源于北京科技大学 USTB 人耳图像库 3^[16]。其中包括 79 人,每人 10 幅的人耳图像,共拍摄正侧面,向右转 5°,10°,15°,20°共 5 种角度,每种角度 2 幅图像,依次排列。取每类中 8 个图像作为训练样本,其余两个为测试样本。实验中采用交叉验证识别率来解决过拟合问题,分别计算每个验证分区的识别率,最后的交叉验证率是这些单独识别率的平均值。对人耳图像集使用 5 折交叉验证,每折的 2 个样本来自于同一头部旋转角度。

为了验证方案的有效性,采用仅选取 Gabor 变换提取特征和仅选取 GGCM 提取特征的实验作为对比。

4.1 基于 Gabor 变换提取纹理特征的人耳识别

经 Gabor 变换后得到每幅图像在不同频率和相位下的 24 组小波系数,再分别计算这 24 组数据的均值和方差并将其作为特征数据,每个样本得到一个 48 维的特征向量用于分类。不同测度下, K 值与交叉验证错误率的关系如下图 3 所示。 K 值相同时,各种测度下的性能差异很明显。其中,夹角余弦相似度和马氏距离的性能最差,接近 100% 的错误率,明氏距离测度优于欧氏距离。同时,由曲线的趋势可以看出 K 值越小,错误率越低,1-NN 的分类器性能是最好的。

4.2 基于 GGCM 提取纹理特征的人耳识别

选用 GGCM 提取纹理特征,共得到图像的 15 个二次数字统计特征。不同测度下, K 值与交叉验证错误率的关系如图 4 所示。 K 值相同时,明氏距离性能略优于欧氏距离,夹角余弦相似度和马氏距离的性能最差。

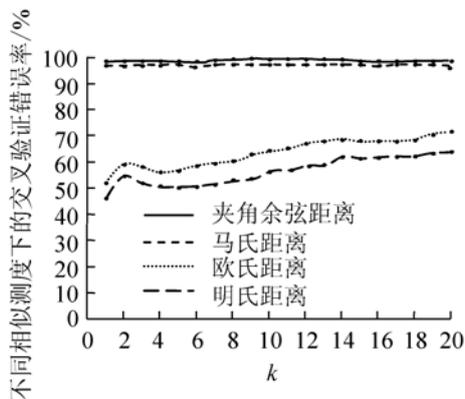


图3 基于 Gabor 变换的不同相似测度下 K 与识别错误率的关系

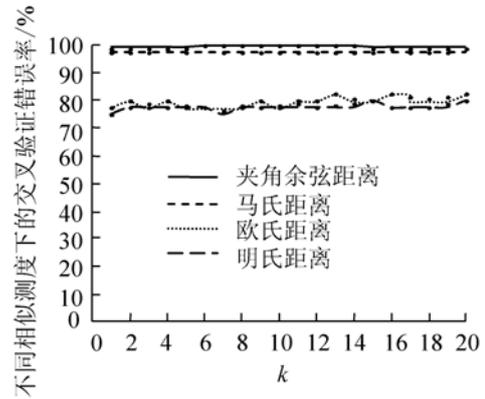


图4 基于 GGCM 的不同相似测度下 K 与识别错误率的关系

4.3 基于 Gabor 变换与 GGCM 融合提取纹理特征的人耳识别

最后,采用 Gabor 变换和 GGCM 相结合串联融合提取人耳图像的纹理特征。不同测度下, K 值与交叉验证错误率关系如图 5 所示。从图中曲线趋势可见,在明氏距离和欧氏距离测度下,识别率有明显的提高。不论在哪种相似测度下,1-NN 分类器的性能是最好的。

表 1 中列出三组不同方案在不同相似测度下, K 从 1 到 20 的最低错误率,即 $K = 1$ 时的性能。

表 1 不同相似测度下三组方案的人耳识别性能

方案	相似测度错误率/%			
	明氏距离	欧氏距离	夹角余弦距离	马氏距离
选用 Gabor 变换	45.82	51.52	99.49	96.89
选用 GGCM	75.06	76.71	99.87	97.78
Gabor + GGCM	18.23	28.10	100	97.33

4.4 实验结果分析

通过以上的对比实验,可以得出结论,基于 Gabor 变换与 GGCM 的性能优于分别单独选取 Gabor 变换

提取特征或选取 GGCM 提取特征的识别性能。同时,不论是在哪种方案中, K 取同一值时,不同相似度测度下性能差异是显著的,明氏距离的识别率高于其它相似度测度的性能。另外,不论在何种相似度测度下,近邻 K 的数目对识别性能的影响也是很明显的,其中,1-NN 的分类器性能是最好的。特别地,在明氏距离测度及 $K = 1$ 时,采用 Gabor 变换和 GGCM 串联融合提取人耳图像的纹理特征,交叉验证识别率达到 81.77%。

5 结论

针对人耳识别问题提出一种新的纹理特征提取方法,将 Gabor 变换与灰度-梯度共生矩阵相结合,并采用 K-NN 分类器进行分类识别。实验结果显示,在明氏距离测度作用下,该方法可行和有效的。在今后的工作中,将改进算法,采用如支持向量机等其他的分类器,有效提高识别性能。

参 考 文 献

- [1] Hurley D, Nixon M, Carter J. Force field feature extraction for ear biometrics[J]. Computer Vision and Image Understanding, 2004, 98: 491-512.
- [2] Choraš M. Ear biometrics based on geometrical feature extraction. Electronic Letters on Computer Vision and Image Analysis, 2005, 5(3): 84-95.
- [3] Yuizono T, Wang Y, Satoh K, et al. Study on individual recognition for ear images by using Genetic Local search[C]//Proceedings of the 2002 Congress on Evolutionary Computation. USA: IEEE Press, 2002: 237-242.
- [4] Loris Nanni, Alessandra Lumini. A multi-matcher for ear authentication[J]. Pattern Recognition Letters, 2007, 28: 2219-2226.
- [5] Ping Yan, Kevin W, Bowyer. Biometric recognition using 3D ear shape[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis And Machine Intelligence, 2007, 29(8): 1297-1308.
- [6] 穆志纯, 席德春, 徐正光, 等. 外耳形状特征和内耳结构特征结合的人耳特征提取[J]. 北京科技大学学报, 2006, 28(5): 497-500.
- [7] 苑玮琦, 田莹, 邹达. 基于多尺度 Canny 算子的人耳几何特征提取与识别[J]. 光电子·激光, 2008, 19(11): 1554-1557.
- [8] 王忠礼, 穆志纯, 王修岩. 基于不变距匹配的人耳识别[J]. 模式识别与人工智能, 2004, 17(4): 502-505.
- [9] 赵海龙, 穆志纯, 张霞, 等. 基于小波分解和鉴别共同矢量的人耳识别[J]. 计算机工程, 2009, 35(10): 27-29.
- [10] 张玉, 穆志纯. 基于改进 NMFSC 方法的人耳识别[J]. 计算机应用, 2006, 26(4): 790-792.
- [11] Jun Feng, Zhichun Mu, Shufeng Duan, et al. Ear recognition based on local binary pattern and kernel fisher discriminant analysis[J]. Journal of Information and Computational Science, 2008, 5(2): 887-894.
- [12] 蒋先刚. 数字图像模式识别工程软件设计[M]. 北京: 中国水利水电出版社, 2008.
- [13] 李嵩, 刘党辉, 沈兰荪. 基于 Gabor 变换的人眼定位方法[J]. 测控技术, 2006, 25(5): 27-30.
- [14] 左文明, 黎绍发, 曾宪贵. 脱机手写签名纹理特征分析[J]. 微电子学与计算机, 2005, 22(2): 154-157.
- [15] 商露兮, 方建安, 谷小婧, 等. 夜视图像自动彩色化源图选择算法[J]. 激光与红外, 2009, 39(2): 223-226.
- [16] 穆志纯. 北京科技大学人耳识别实验室-开放式人耳图像库[EB/OL]. [2010-5-10]. <http://www.ustb.edu.cn/resb/subject/subject.htm>.

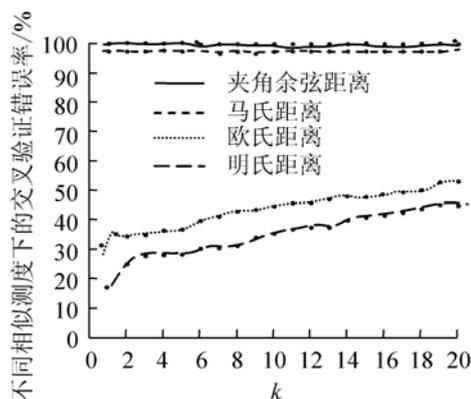


图 5 基于 Gabor 与 GGCM 的不同相似测度下 K 与识别错误率的关系

编组计划的数学模型为货物列车编组计划整体优化模型,设计了自适应遗传算法以技术效益最大化为优化目标,在 VC++ 平台上通过对一个算例的测试,验证了模型和算法的有效性。但是,所建模型考虑因素不多,所构建的路网为直线型而非网状,有待在后续研究中进一步完善。

参 考 文 献

- [1] Michael Francis Gorman. An application of genetic and tabu searches to the freight railroad operating plan problem[J]. *Annals of Operations Research*, 1998, 78: 51-69.
- [2] FU ZHUO, MIKE WRIGHT. Train plan model for british rail freight services through the channel tunnel[J]. *Journal of the Operational Research Society*, 1994, 45(4): 384-391.
- [3] 李映红, 吴世贵, 彭其渊. 货物列车编组计划网络模型的建立及算法[J]. *西南交通大学学报*, 2002, 37(1): 68-71.
- [4] 林柏梁, 朱松年. 优化编组计划的非线性 0-1 规划模型及模拟退火算法[J]. *铁道学报*, 1994, 16(2): 61-66.
- [5] 曹学明, 林柏梁, 严贺祥. 装车地直达列车开行方案优化模型[J]. *铁道学报*, 2006, 28(4): 68-71.
- [6] 杨时刚, 史峰, 李致中. 制定列车编组计划的人工神经网络方法[J]. *长沙铁道学院学报*, 2002, 20(3): 79-84.
- [7] 梁栋, 林柏梁. 技术站分组列车编组计划的优化理论及模型研究[J]. *铁道学报*, 2006, 28(3): 1-5.
- [8] 许红, 马建军, 龙昭, 等. 技术站单组列车编组方案模型与计算方法的研究[J]. *铁道学报*, 2006, 28(3): 12-17.

Adaptive Genetic Algorithm for Freight Train Marshal Plan

Zuo Wu¹, Fu Zhuo², Xiao Tianguo¹

(1. Railway Line & Station Design & Research Department, China Railway Fourth Survey and Design Group Co. LTD, Wuhan 430063, China; 2. School of Traffic and Transportation Engineering, Central South University, Changsha 410075, China)

Abstract: Freight train marshal plan is one of the pillars for the railway freight transport organization. The insufficiency of railway transport capacity in China may be partially solved by optimizing the marshal plan. Considering the benefits of the multi-block train such as reducing accumulation time and speeding train movement, an integral model is constructed to optimize the train marshal plan based on analyzing the technical benefit of the multi-block train. Then, a self-adapting genetic algorithm for this problem is designed. Test Results shows that it has more technical benefits compared with the marshal plan of single group trains.

Key words: train plan; multi-block train; genetic algorithm

(上接第 83 页)

Ear Recognition Based on Gabor and GGCM

Liang Xiaoxia, Feng Jun

(Department of Computing and Information Engineering, Shijiazhuang Tiedao University, Shijiazhuang 050043, China)

Abstract: As an emerging biometric identification technology, ear recognition has gradually received wide attention in academic research with its own unique advantages. In this paper, a novel texture feature extraction approach based on combining Gabor transform with Gray-Gradient Co-occurrence Matrix (GGCM) is presented and K-NN classification is adopted. The proposed approach is tested on USTB ear image set. The experimental results show that the ear recognition scheme fusing Gabor and GGCM are better than those based on only using Gabor transform or secondary statistical features extracted from GGCM. The best combination occurs under the Min distance measure and $K = 1$, and the 81.77% cross-validation recognition rate is obtained.

Key words: ear recognition; Gabor transform; Gray-Gradient Co-occurrence Matrix; K-NN