

基于小波变换和规范型纹理描述子的人耳识别

王 瑜^{1,2}, 穆志纯¹, 付冬梅¹, 贺德键³

(1. 北京科技大学信息工程学院, 北京 100083; 2. 清华大学自动化系宽带网数字媒体实验室, 北京 100084;
3. 北京奥塔科技开发有限公司, 北京 100080)

摘要: 在带有角度的人耳图像上提取有效特征一直是人耳识别的难点. 本文提出一种基于 Haar 小波变换和规范型纹理描述子的人耳识别方法, 即先对人耳图像进行 Haar 小波变换, 然后利用更加合理的规范型纹理描述子, 同时结合分块与多分辨率思想, 共同描述经 Haar 小波变换后人耳子图像的纹理特征, 最后用最近邻分类器进行分类识别. 实验结果表明, Haar 小波变换可以有效增强图像纹理基元的有效信息; 利用规范型纹理描述子提取特征不仅速度快, 而且具有很强的鲁棒性, 尤其与分块、多分辨率方法相结合时, 效果更为显著, 明显优于经典的 PCA 和 KPCA 方法.

关键词: Haar 小波变换; 规范型纹理描述子; 人耳识别; 分块; 多分辨率

中图分类号: TP391.41 **文献标识码:** A **文章编号:** 0372-2112 (2010) 01-0239-05

Ear Recognition Based on Wavelet Transform and Uniform Texture Descriptors

WANG Yu^{1,2}, MU Zhi-chun¹, FU Dong-mei¹, HE De-jian³

(1. School of Information Engineering, University of Science and Technology, Beijing 100083, China;
2. Broadband Networks & Digital Media Laboratory of Automation Department, Tsinghua University, Beijing 100084, China;
3. Altar Technology Co., Ltd Beijing, Beijing 100080, China)

Abstract: It has been an intractable problem for ear recognition to extract effective features from the posed ear images. This paper proposes a novel method based on Haar wavelet transform and uniform texture descriptors. Firstly, ear images are decomposed by Haar wavelet transform. Then using more rational uniform texture descriptors and combining simultaneously with block-based method and multi-resolution method describe together the texture features of ear sub-images transformed by Haar wavelet. Finally, the texture features are classified by the nearest neighbor method. Experimental results show that Haar wavelet transform can boost effectively up intensity information of texture unit. It is not only fast but also robust to use uniform texture descriptors to extract texture features. The recognition rate outperforms remarkably than that of the classic PCA or KPCA, especially when thinking block-based method and multi-resolution method into account.

Key words: Haar wavelet transform; uniform texture descriptors; ear recognition; block-based; multi-resolution

1 引言

人耳识别因具有友好性、唯一性和稳定性等特点, 同时不受表情、年龄和化妆等因素的影响, 已逐渐成为一种很有前景的个体身份认证技术之一.

目前, 用于人耳识别的研究方法很多, 一些是基于几何特征的, 例如 Choras 等^[1]提出的基于检测人耳边缘的几何特征识别方法. 一些是基于代数特征的, 例如 Victor 等^[2]提出的“特征耳”方法. 几何特征对角度变化非常敏感, 代数特征的提取大都以统计学理论为背景, 因此小样本问题无法从本质上得以解决. 而图像纹理不仅包含统计信息, 同时反映图像的局部结构化特征, 具体表现为图像像素点某邻域内灰度级或者颜色的某种

变化, 而且这种变化是空间统计相关的, 因此纹理特征更加适合描述图像的信息.

早在 20 世纪 70 年代初期, Haralick 等^[3]就已提出使用共生矩阵表示纹理特征, 但缺少视觉相似性. 90 年代, Manjunath 和 Ma^[4]的 Gabor 滤波方法作为一种纹理分析的技巧应用广泛, 但计算量非常庞大.

局部纹理模式最早是由 Harwood 等^[5]提出的, 并由 Ojala 等^[6]引入到公共领域. He D C 等^[7]提出用纹理谱方法进行纹理分析, 并取得了很好的实验结果. 本文针对 Ojala 等提出的局部纹理模式, 提出规范型纹理描述子的概念, 将纹理谱直方图的维数由 2^P (P 为近邻像素点的个数) 量化为 $P(P-1)+2$, 使得量化后的纹理谱特征结构更加紧致.

但由于图像中同时蕴含一些大结构特征,仅仅使用小邻域的纹理描述子不足以准确的表达图像的纹理信息,因此本文提出融合不同半径 R 和近邻点 P 的多分辨率思想.然而,根据信号处理的观点,大邻域描述子对于像素的稀疏采样会导致明显的混叠现象,不能准确的表达二维图像信息.为了解决混叠问题,同时降低噪声所带来的干扰,本文使用 Haar 小波变换对原始图像进行滤波处理.

根据上述理论,本文提出一种基于 Haar 小波变换和规范型纹理描述子的人耳识别方法,同时结合分块和多分辨率思想,使得所提取的人耳纹理特征更加准确、丰富和完备.

2 Haar 小波变换

小波变换是经典傅立叶变换的一种扩展.同传统的傅立叶分析相比,小波变换具有更好的时频局部化特性.在小波变换中有许多常用的小波基可供选取,例如 Daubuchies 小波基、Mexican Hat 小波基等,这些小波基均具有良好的分辨率和光滑特性,但是它们的共同缺点是计算量大.相比之下,Haar 小波基实现简单,计算速度快,且滤波器更短,更容易刻画小的纹理基元,因此本文选用 Haar 小波基进行小波分解.用 $w_{(i,j)}^0$ 表示大小为 $N \times M$ 的原始人耳图像,对其进行 J 级 ($J \leq \min(\log_2 N, \log_2 M)$) 离散小波变换(DWT)^[8],可以得到 $3J + 1$ 幅子图像:

$$\{w_{(i,j)}^k, [h_{(i,j)}^k, v_{(i,j)}^k, d_{(i,j)}^k]_{k=1,2,\dots,J}\} \quad (1)$$

这里 $w_{(i,j)}^k$ 表示原始人耳图像 $w_{(i,j)}^0$ 的水平 and 垂直方向的低频分量; $h_{(i,j)}^k$ 表示比例因子为 2^k 的水平方向低频分量和垂直方向高频分量; $v_{(i,j)}^k$ 表示比例因子为 2^k 的水平方向高频分量和垂直方向低频分量; $d_{(i,j)}^k$ 表示比例因子为 2^k 的水平和垂直方向的高频分量.图 1 显示了一级小波分解后的人耳子图像.

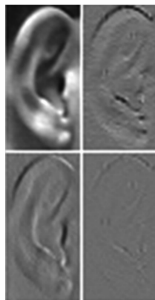


图 1 一级 Haar 小波分解后的人耳图像

3 规范型纹理描述子

3.1 基本二值纹理模式

Ojala T. 等^[6]使用局部二值模式(Local Binary Pattern/LBP)作为纹理基元来分析图像的纹理特征,如图 2 所示.然后将 LBP 码转换成十进制数值代替原 3×3 邻域的中心像素值.

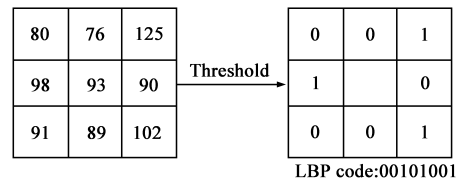


图 2 基本二值纹理模式实例

根据其原理,很容易知道,经此种模式计算的像素点取值范围为 $(0, 1, \dots, 255)$,统计图像中各像素点的纹理模式出现的频数,就可以得到纹理谱直方图.假设 $t(i, j)$ 表示图像 $N \times M$ 在像素点 $I(i, j)$ 处的纹理值,则图像的纹理谱直方图 $\{S[k]\}$ ($k = 0, 1, \dots, 255$) 为:

$$S[k] = \frac{\sum_{i=0}^{M-1} \sum_{j=0}^{N-1} f(i, j)}{M \times N} \quad (2)$$

其中 $f(i, j) = \begin{cases} 1, & t(i, j) = k \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases}$, N 和 M 分别为图像的行数和列数.随后, Ojala 等^[9]将该种描述子发展为一种更加灵活多样的圆形模式,具有任意半径和任意近邻点.

3.2 规范型局部纹理描述子

Ojala 的圆形描述子虽然灵活多样,且不受像素位置的约束(没有准确落在圆上的像素值可以通过双线性插值得到),但是每一种形式的种类却是 2^p ,也就是说如果近邻点 P 为 16,那么纹理谱的维数就是 $2^{16} = 65536$,这无疑增加了计算量和复杂性.

经过大量的实验观察发现,一些特定的纹理描述子可以看作纹理的基本属性,提供了图像的绝大部分信息,经统计,这些特定的描述子有时出现的频数甚至会超过总类别数的 90%.它们具有共同的属性:二进制代码(想象为首尾相接的圆形)中 0 和 1 翻转的次数小于或等于 2.例如,00000000₂, 11111111₂ 和 00001100₂ 都属于这种特定纹理描述子,但是 00001101₂ 因其 0 和 1 的翻转次数为 4,所以不属于这类纹理描述子.我们定义这种特殊的纹理描述子为规范型纹理描述子,通过下式计算:

$$U(G_p) = |s(g_{p-1} - g_c) - s(g_0 - g_c)| + \sum_{p=1}^{p-1} |s(g_p - g_c) - s(g_{p-1} - g_c)| \quad (3)$$

这里 g_c 表示中心像素值, g_p 表示周围近邻点的像素值, $S(\cdot)$ 表示符号函数,当 $U(G_p) \leq 2$ 时,局部纹理描述子就是规范型纹理描述子.

根据规范型纹理描述子的定义和有关数学的理论知识,我们可以计算其类别总数.除了基元中近邻点都是 0 或是 1 两种类别外,其余的只能以一种形式出现,那就是近邻点中 0 紧挨着排列在一起,1 紧挨着排列在一起,这样才能保证从 0 到 1 或是从 1 到 0 的翻转次数

只有 2 次.而对于这种类型的规范型纹理描述子,可以这样考虑:当邻域中只有一个 0 时(0 与 1 是对偶情况,只考虑一种就可以),那么这种规范型描述子沿着逆时针旋转则会派生 P 种不同的类型,如图 3 所示.以此类推,只有两个 0,三个 0,一直到 $P-1$ 个 0,都是有 P 种派生类型,一共是 $P(P-1)$ 种,所以规范型纹理描述子的类别总数是 $P(P-1)+2$.通过只统计图像中各像素点的规范型纹理描述子出现的频数,就可以将纹理谱的维数由 2^P 约简为 $P(P-1)+2$,而量化后的纹理谱特征结构也更加紧致,同时为分块和多分辨率思想提供了基础和保证.

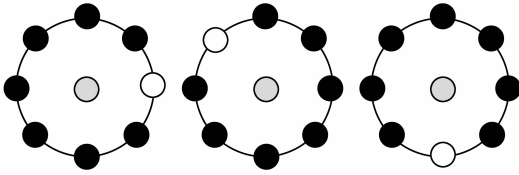


图3 规范型局部纹理描述子衍生实例
($P=8$, 空心代表 0, 实心代表 1)

4 分块融合思想

分块思想是一种利用子块共同表示原始图像信息的简单方法^[10].它可以应用于任何一种利用直方图谱特征描述图像纹理信息的方法,例如规范型纹理谱特征方法.该方法首先将原始图像分为若干个子块,然后将所有子块的直方图谱特征连接在一起,作为表达原始图像的谱特征,可以用下式表示:

$$S = [s_1, s_2, \dots, s_N] \quad (4)$$

这里 N 表示子块的个数, $s_i (i = 1, \dots, N)$ 为行向量,表示第 i 个子块的直方图谱特征.

5 多分辨率融合思想

在引言中我们已经介绍了部分多分辨率思想的依据,此外,相邻的纹理描述子并不都是彼此完全独立的,每一个纹理基元都可能限制着相邻的纹理基元,使得一个简单描述子的“有效区域”要略大于原有的描述子邻域范围,因此对于同一幅人耳图像,支持不同空间范围(P 与 R 都不同)的纹理描述子所包含的信息就不会完全一致,融合多分辨率描述子共同表达人耳图像的纹理特征,会使所描述的图像信息更加准确、完备和丰富.

6 分类器设计

在模式识别中,最近邻无疑是一种简单、易行的好方法.本文选用 Canberra 距离函数作为衡量准则,如下式所示^[11]:

$$d(Q_{train}, Q_{test}) = \min \sum_{i=1}^n \frac{|Q_{train,i} - Q_{test,i}|}{|Q_{train,i}| + |Q_{test,i}|} \quad (5)$$

这里 Q_{train} 和 Q_{test} 分别表示训练样本和测试样本的规范型纹理谱特征, i 表示特征向量中第 i 个分量.

7 实验与分析

7.1 数据库及运行环境

本文实验中所使用的人耳图像是北京科技大学 USTB 图像库中的图像,共 79 人,选用了正侧面 0 度、向右旋转 5 度、20 度、35 度和 45 度五种角度情况,每种情况 2 幅图像,经手动分割得到,如图 4 所示.由于分割后图像大小不同,所以本文使用双三次插值方法将所有的人耳图像归一化为 116×60 像素.将正侧面(0 度)人耳图像 ($79 \times 2 = 158$ 幅)做训练,5 度、20 度、35 度和 45 度的人耳图像 (共 $79 \times 2 \times 4 = 632$ 幅)分别做测试.

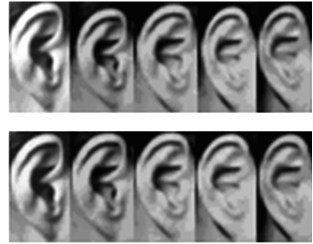


图4 人耳图像实例(从左至右: 0°, 5°, 20°, 35° 和 45°)

本文实验在 Windows XP、Matlab 环境下实现,硬件配置为 PC 机 512 内存,1.60GHz 处理器.

7.2 实验与分析

7.2.1 规范型纹理描述子与基本二值模式比较

本节利用规范型局部纹理描述子和基本二值模式分别对原始人耳图像(未经 Haar 小波变换)提取纹理特征,并利用最近邻分类器进行分类识别,同时为了考察归一化和不同分类器的影响,也对比了非归一化以及支持向量机(SVM)分类器的识别结果,具体情况如表 1 所示.

表 1 规范型纹理描述子与基本二值模式识别率比较(%)
(NN:最近邻;N:归一化;non-N:非归一化; $P=8, R=1$)

方法	5°	20°	35°	45°	平均时间(s)
OjalaT. + non-N + NN	22.15	10.76	4.43	5.06	4
Ojala T. + N + NN	24.05	12.03	5.06	6.96	12
OjalaT. + N + SVM	82.28	39.87	14.56	8.86	32
规范型 + non-N + NN	58.23	30.38	13.92	8.23	4
规范型 + N + NN	62.66	33.54	20.25	10.13	14
规范型 + N + SVM	83.54	39.87	11.39	8.86	20

由识别结果可以看出,利用规范型局部纹理描述子提取纹理特征,由于维数由 2^P 量化为 $P(P-1)+2$,所以结构更加紧致,识别效果总体来说更好;归一化后再提取纹理特征,识别效果要比未归一化的好;SVM 分类器在小角度下效果比较好,但运行时间略长,而最近邻分类器在大角度下优势显著.

由于能够提高大角度下的识别效果更具实际意义,所以后续实验均采用“规范型 + N + NN”方法.

7.2.2 小波变换的作用

为了考察小波变换的作用,本节先利用 Haar 小波对原始图像进行滤波处理,然后利用规范型局部纹理描述子提取纹理特征并进行识别.为了比较不同处理方法对识别结果的影响,本文采用了三种方式:(1) $[S_w^1, S_w^2]$; (2) $[S_w^1, S_h^1, S_v^1, S_d^1]$; (3) $[S_w^2, S_h^2, S_v^2, S_d^2, S_h^1, S_v^1, S_d^1]$. 同时还选用了 4 阶 Daubechies 主流张量机小波进行对比,具体识别结果如表 2 所示.

表 2 小波变换的不同处理方法识别率比较 (%) ($P=8, R=1$)

方法	5°	20°	35°	45°	平均时间(s)
Haar + 1	65.19	34.81	22.15	13.92	17
Haar + 2	68.35	43.04	25.32	16.46	16
Haar + 3	66.46	34.18	20.89	13.92	18
Daubechies + 1	71.52	36.71	17.72	12.03	18
Daubechies + 2	34.81	16.46	12.03	8.86	18
Daubechies + 3	12.03	9.49	6.33	5.70	20

从表 2 中的数据可以看出:(1)使用 Daubechies 小波的结果远不如 haar 小波,只有“Daubechies + 1”时略好,但总体上也不及“Haar + 2”方法,且运行时间长.(2)同表 1 相比,无论是哪种 haar 小波变换处理方法,均可以提高识别性能,这主要是由于小波变换后,图像像素值包含了整幅图像的平均信息和细节信息,因此同原始图像相比,可以使局部纹理描述子在相同邻域范围内收集到更多的灰度信息.(3)三种 haar 小波处理方法都不同程度的提高了识别性能,但分解级数不宜过多,有两点原因:一是原始人耳图像尺寸并不大,为 116×60 像素,且分解后子图像以 2^j 的倍数在逐渐减小.而纹理特征的提取对图像的尺寸是有要求的,例如,当 $P=8$ 时,纹理基元最小要在 3×3 像素上提取,这种矛盾决定了分解级数不宜过大.二是过多的分解级数会导致子图像数目的增多,这样会导致后期实验纹理谱特征维数的增多,影响识别速度.

由于“Haar + 2”小波变换处理方式不仅识别效果最理想,而且分解级数最少,所以本文后续的实验均选择该种处理方式.

7.2.3 分块融合的作用

本节主要考察分块融合的作用,先将原始图像利用“Haar + 2”方式进行处理,然后将生成的 4 个子图像 w^1, h^1, v^1, d^1 分别均分成

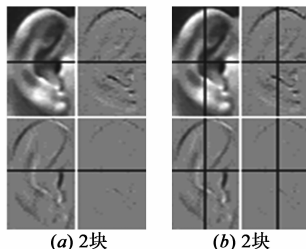


图 5 分块示意图

2 块,如图 5(a)所示,最后将 8 个谱特征串联为一个谱特征,并用于识别.此外,由于分块过程中,分割线会使信息损失,所以实验中还尝试了将未分块的四个子图像 w^1, h^1, v^1, d^1

的谱特征同时串联在内,组成新的谱特征,再用于识别.同理,可以将子图像分别均分为 4 块,如图 5(b)所示.识别结果如表 3 所示.

比较表 3 和表 2 可以看出,分块思想可以明显提高识别结果,增加整体子图像的谱特征可以使识别效果更好.

表 3 不同分块方式识别率比较 (%) ($P=8, R=1$)

方法	5°	20°	35°	45°	平均时间(s)
2 块	81.01	52.53	27.85	18.35	13
2 块 + 整体	82.28	56.96	32.91	19.62	16
4 块	90.51	59.49	35.44	21.52	20
4 块 + 整体	94.94	66.46	41.77	21.52	22
2 块	81.01	52.53	27.85	18.35	13
2 块 + 整体	82.28	56.96	32.91	19.62	16

7.2.4 多分辨率融合的作用

本节在分块思想的基础上,选用 $P=8, R=1$ 和 $P=16, R=2$ 两种规范型局部纹理描述子提取纹理特征,并将两种谱特征串联成为一个谱特征表示每个子块,将所有子块串联起来表示每个子图像,将所有子图像串联起来表示原始人耳图像,最后用于识别.这种由整体到局部再到整体的过程,更加符合人类的视觉特点.此外,还选择了 PCA 和 KPCA 方法与本文方法进行比较,具体结果如表 4 所示.

表 4 本文方法与 PCA、KPCA 方法识别率比较 (%) (M : 多分辨率)

方法	5°	20°	35°	45°	平均时间(s)
PCA	84.18	21.52	8.86	4.43	15
KPCA	98.10	81.01	41.77	25.32	40
M + 整体	87.97	62.66	27.85	17.72	28
M + 2 块	99.37	85.44	56.33	38.61	30
M + 2 块 + 整体	99.37	88.61	56.96	29.11	38
M + 4 块	100	88.61	55.06	34.18	37
M + 4 块 + 整体	100	92.41	62.66	42.41	46

比较表 4 和表 3 可以看出,多分辨率思想可以在分块思想的基础上,大幅度提高识别结果.同 PCA 和 KPCA 方法相比,本文提出的方法更加有效的克服了角度对人耳识别的影响,具有很强的鲁棒性,尤其是在大角度情况下,效果更加显著.此外,上述实验除“多分辨率 + 4 块 + 整体”以外,运行时间都在 40s 以内,优于 KPCA 方法.

8 结论

图像角度问题是人耳识别的难题之一,本文针对此问题,提出了一种基于 Haar 小波变换和规范型局部纹理描述子的人耳识别方法.该方法先利用 Haar 小波变换增强纹理基元的有效信息,防止混叠现象并降低噪声所带来的干扰,然后利用规范型纹理描述子提取图像的纹理特征,将纹理谱直方图由 2^P 维量化为 $P(P$

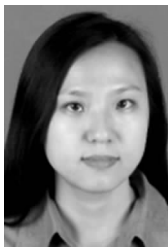
-1)+2 维,使纹理谱特征结构更加紧致,同时结合分块思想和多分辨率思想,大幅度提高识别结果.大量的实验结果表明,本文提出的方法不仅运算速度快,而且可以有效的克服角度对人耳识别的影响,具有很强的鲁棒性,尤其是与分块和多分辨率方法相结合时,效果更加显著,明显优于经典的 PCA 和 KPCA 方法.

参考文献:

- [1] M Choras. Ear biometrics based on geometrical feature extraction[J]. *Electronic Letters on Computer Vision and Image Analysis*, 2005, 5(3): 84 – 95.
- [2] B Victor, K Bowyer, S Sarkar. An evaluation of face and ear biometric [A]. *Proceedings of 16th International Conference Pattern Recognition*[C]. Canada, Quebec, 2002. 429 – 432.
- [3] Haralick R, Shanmugam K, Dinstein I. Texture feature for image classification[J]. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics*, 1973, 3(6): 610 – 621.
- [4] Manjunath B, Ma W. Texture features for browsing and retrieval of image data[J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 1996, 18(8): 837 – 842.
- [5] Harwood D, Ojala T, Pietikäinen M, Kelman S, Davis S. Texture classification by center-symmetric auto-correlation, using Kullback discrimination of distributions[R]. *Computer Vision Laboratory, Center for Automation Research, University of Maryland, College Park, Maryland. CAR-TR-678*.
- [6] Ojala T, Pietikäinen M, Harwood D. A comparative study of texture measures with classification based on feature distributions[J]. *Pattern Recognition*, 1996, 29(1): 51 – 59.

- [7] He D C, Wang L. Texture features based on texture spectrum [J]. *Pattern Recognition*, 1991, 24(5): 391 – 399.
- [8] 李晓华, 沈兰荪. 基于小波压缩域的统计纹理特征提取方法[J]. *电子学报*, 2003, 31(12A): 2123 – 2126.
LI Xiao-hua, SHEN Lan-sun. Statistical texture feature extraction based on wavelet compressed domain[J]. *Acta Electronica Sinica*, 2003, 31(12A): 2123 – 2126. (in Chinese)
- [9] Timo Ojala, Kimmo Valkealahti, Erkki Oja, Matti Pietikäinen. Texture discrimination with multidimensional distributions of signed gray-level differences[J]. *Pattern Recognition*, 2001, 34(3): 727 – 739.
- [10] Valtteri Takala, Timo Ahonen, Matti Pietikäinen. Block-based methods for image retrieval using local binary patterns[A]. *Proceeding on the 14th Scandinavian Conference on Image Analysis*[C]. Finland, Joensuu, 2005. 882 – 891.
- [11] Vytautas Perlibakas. Distance measures for PCA-based face recognition[J]. *Pattern Recognition Letters*, 2004, 25(6): 711 – 724.

作者简介:



王 瑜 女. 1977 年 4 月出生于吉林辉南, 1999 年、2002 年和 2005 年分别在东北大学、燕山大学和北京科技大学获工学学士、工学硕士和工学博士学位. 现为清华大学博士后, 从事模式识别, 计算机视觉方面的有关研究.

E-mail: wangyu_dana@mail. tsinghua. edu. cn

穆志纯 男. 1952 年生, 博士生导师, 从事复杂系统的建模与应用, 人工智能, 模式识别等方面的研究.