

文章编号:1001-9081(2006)04-0787-03

## 基于正交 Legendre 矩的虹膜识别算法

马丽红<sup>1</sup>, 张学东<sup>1</sup>, 赵忠夫<sup>2</sup>

(1. 鞍山科技大学 计算机科学与工程学院, 辽宁 鞍山 114044;

2. 香港科技大学 工学院, 香港 九龙 999077)

(mlh\_china@yahoo.com.cn)

**摘要:**利用正交 Legendre 矩实现对虹膜图像的特征提取。根据该算法得到的每一位特征向量都包含了图像中各像素点的灰度信息和位置信息。与基于矩的其他特征提取算法相比,它不仅有良好的鲁棒性,而且还保留了图像的二维信息。实验结果充分表明,该算法是合理有效的。

**关键词:**正交 Legendre 矩;虹膜识别;海明距

**中图分类号:**TP391.41 **文献标识码:**A

## Algorithm of iris identification based on orthogonal Legendre moments

MA Li-hong<sup>1</sup>, ZHANG Xue-dong<sup>1</sup>, ZHAO Zhong-fu<sup>2</sup>

(1. Department of Computer Science and Engineering, Anshan University of Science and Technology, Anshan Liaoning 114044, China;

2. School of Engineering, Hong Kong University of Science and Technology, Kowloon Hongkong 999077, China)

**Abstract:** Orthogonal Legendre moments were utilized to achieve characteristics extract from an iris image. Each feature vector, based on this algorithm, included the grey value and coordinate of each pixel in the image. Compared with other algorithms based on moments, this algorithm not only favors the robustness, but also preserves the 2-D information of the image. The experiment results indicate that the algorithm has good effectiveness and rationality.

**Key words:** orthogonal Legendre moments; iris recognition; Hamming distance

### 0 引言

自矩的理论提出以来<sup>[1]</sup>,矩和矩函数在物体识别、图像分析、物体表征、边界检测及计算机视觉和纹理分析上都有着比较成功的应用<sup>[2~4]</sup>。在各种矩中,正交矩(如 Legendre 矩)的不同阶基函数在空间域中有着不同的过零点和不同的形状(见图 1),所以它们可以用不同的模式来分解图像。另外,观察它们的频率响应会发现(见图 2),随着阶次的增加,基函数类似于一个带通滤波器,可以利用这一特点来提取虹膜的纹理特征。与基于矩的其他特征提取算法(如一维 Gaussina-Hermite 矩<sup>[5]</sup>)相比,该算法保留了图像的二维属性,且其鲁棒性也有明显体现。本文介绍了 Legendre 矩的属性,并将其应用到虹膜识别的特征提取中,实验证明,这种特征提取方法值得进一步研发。

### 1 正交 Legendre 矩和它的性质

#### 1.1 正交 Legendre 矩的定义

正交 Legendre 矩的基函数即为 Legendre 多项式,其定义如下:

$$L_n(t) = \begin{cases} (d^n/dt^n)(t^2-1)^n/(2^n \cdot n!) & t \in [-1, 1] \\ 0 & \text{其他} \end{cases} \quad (1)$$

一个信号  $s(x)$  的第  $n$  阶正交 Legendre 矩的定义为:

$$M_n(x) = \int_{-1}^1 S(x+t)L_n(t) dt = \langle L_n(t), S(x+t) \rangle \quad (2)$$

#### 1.2 正交 Legendre 矩的性质

**性质 1 正交性**

对于  $L_n(t), t = 0, 1, 2, \dots$ , 有下式成立:

$$\int_{-1}^1 L_m(t)L_n(t) dt = 0, \text{当 } m \neq n \quad (3)$$

利用该性质不仅保证信息的最小冗余,而且可使用递归方法实现高阶矩的计算,其理论依据可参见文献[6,7]。

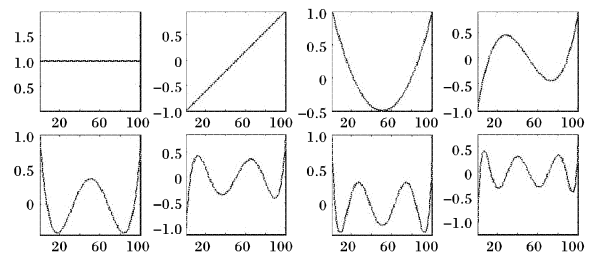


图 1 0~7 阶 Legendre 基函数

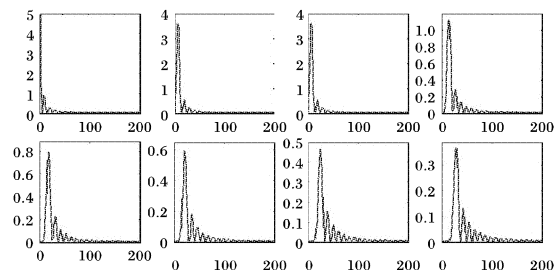


图 2 0~7 阶 Legendre 基函数的频率响应

**性质 2** 随着阶次的增加,基函数具有带通滤波器的属性。

图 1 是 0~7 阶 Legendre 基函数的空间模式。从图中容易发现一个规律,即随着阶次的增加,基函数拥有越来越多的

收稿日期:2005-10-19;修订日期:2006-01-07 基金项目:辽宁省科技基金资助项目(2004D109)

作者简介:马丽红(1973-),女,内蒙古赤峰人,讲师,硕士研究生,主要研究方向:图像处理、模式识别; 张学东(1963-),男,辽宁营口市,博士,教授,主要研究方向:模式识别、网络安全; 赵忠夫(1971-),男,山东菏泽人,博士,副研究员,主要研究方向:过程控制、建模及优化。

过零点。所以  $n$  个不同的基函数对应着  $n$  个不同的空间模式。图 2 是对应图 1 中各基函数的频率响应。由图 2 可见,随着阶次的增加,Legendre 矩基函数具有带通滤波器的特点。

### 1.3 二维正交 Legendre 矩的定义

二维正交 Legendre 矩是其一维的扩展,对一个二维函数  $f(i, j)$  的  $p+q$  ( $p$  与像素点的横坐标对应,  $q$  与像素点的纵坐标对应) 阶矩的定义为:

$$L_{pq} = \frac{(2p+1)(2q+1)}{4} \int_{-1}^1 \int_{-1}^1 P_p(x) P_q(y) f(x, y) dx dy \quad (4)$$

这里,  $P_p(x)$  是  $P$  阶 Legendre 多项式,其加工的对象是各像素点的横坐标,它的计算公式为:

$$P_p(x) = \sum_{k=0}^p \left\{ (-1)^{\frac{p-k}{2}} \frac{1}{2^p} \frac{(p+k)! k!}{(p-k)! \left(\frac{p+k}{2}\right)! k!} \right\} x^k \quad p-q \in \text{偶数} \quad (5)$$

因为 Legendre 多项式具有正交性,所以可以用递归计算高阶多项式<sup>[8]</sup>。它的递归形式为:

$$P_p(x) = \frac{(2p-1)xP_{p-1}(x) - (p-1)P_{p-2}(x)}{p}$$

这里  $P_0(x) = 1, P_1(x) = x$  且  $p > 1$ 。

对于  $P_q(y)$ ,其加工的对象是各像素点的纵坐标,计算方法同上。

对于二维图像  $f(i, j)$ , Legendre 矩对应的离散形式为:

$$L_{pq} = \lambda_{pq} \sum_{i=0}^{N-1} \sum_{j=0}^{M-1} P_p(x_i) P_q(y_j) f(i, j) \quad (7)$$

在公式(1)中,  $t \in [-1, 1]$ , 为了满足这个条件,对于一幅图像 ( $N \times M$ ), 各像素点的坐标要进行如下变换:

$$x_i = \frac{2i}{N-1} - 1 \quad y_j = \frac{2j}{M-1} - 1 \quad (8)$$

下面的公式(9)是公式(4)中的常系数在二维图像中的计算方法。

$$\lambda_{pq} = \frac{(2p+1)(2q+1)}{N \times M} \quad (9)$$

图 3 为  $p=8, q=8$  时的二维 Legendre 基函数及其频率响应。

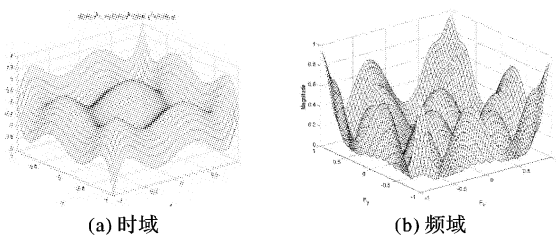


图 3 二维 Legendre 基函数的时-频特性

## 2 利用正交 Legendre 矩提取虹膜纹理特征

### 2.1 对原始图像进行归一化处理

首先,对所有虹膜图像要进行归一化处理,利用双三次插值将其由环形变成  $64 \times 512$  个像素的长方形(见图 4)。



图 4 归一化后的虹膜图像

### 2.2 计算图像的 $L[35,35]$ 阶正交 Legendre 矩

计算过程如下:

第一步:确定图像的坐标原点,并对像素点的横、纵坐标进行归一化处理。

图 5 为同一个虹膜归一化后的不同结果,产生这一现象的原因是采集图像时,参与人的头部有一定角度的偏转。结合公式(6)、(7)、(8),如果以图像的任意一个角点作为坐标原点来计算各阶矩,这将导致很大的误差,因为图 5 中两个 A 块的坐标有明显的差异。为此,规定图像水平方向的中点为 X 轴坐标原点;垂直方向的一端为 Y 轴坐标原点,且所有像素的坐标都取绝对值。这样两个 A 块的坐标值几乎相同,从而大大地减少了误差。利用公式(8)将图像中每个像素点的坐标归一化到  $[-1, 1]$  区域内。

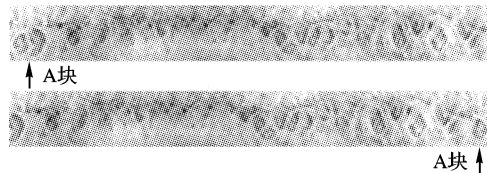


图 5 同一虹膜归一化后的不同结果

第二步:重新界定图像的灰度值。

为了拉大像素点之间的灰度值差距,同时提高计算速度,这里将每个像素的灰度值进行了重新的界定。具体方法见下表 1。

表 1 灰度值的重新界定

灰度范围	$0 \leq I < 100$	$100 \leq I < 150$	$150 \leq I < 200$	$I \geq 200$
新的灰度值	60	120	180	240

第三步:确定  $p, q$  的值。

用正交 Legendre 矩来处理一幅连续的图像,如果用得到的这组数据来进行图像的重组,理论上讲是应该没有误差的。然而计算机中的图像都是离散化的数字图像,所以这种误差必须考虑。另一方面,计算二维灰度图像的  $L(p, q)$  阶矩的过程中,随着  $p, q$  的增加,在图像重组后质量提高的同时,计算上的开销也非常大。为了保证一定的精确度,同时也降低计算开销,文献[9]对正交 Legendre 矩的阶次和误差的关系有详细的讨论。文献[9]指出,当外界的高斯噪声的方差  $\sigma^2 = 4$ , 阶次为 34 时,图像重组后的误差达到最小。所以我们将  $p, q$  的最大值分别取到 34。

第四步:计算图像的特征值。

通过公式(6)计算每个像素点横、纵坐标的 Legendre 多项式  $P_p(x)$  ( $p = 0, 1, 2, \dots, 34$ ) 和  $P_q(y)$  ( $q = 0, 1, 2, \dots, 34$ )。应用公式(7)、(9)得到一个代表虹膜纹理特征编码的二维矩阵  $L[35, 35]$ , 即 1225 位特征向量。

## 3 分类器的设计

基于已提取的虹膜特征向量进行虹膜识别,是一个典型的模式匹配问题。理论上,任何分类器都可以用在这里,这里我们采用 Hamming Distance(海明距)来判别两个虹膜是否来自同一个体。结合表 2 可以发现,当两个虹膜矩值的差方大于 250 时,同一虹膜和不同虹膜的区别最大。所以用公式(10)来计算它们的海明距,即计算对应的各阶矩差方的布尔值:

$$HD = \frac{1}{255} \sum_{p=0}^{34} \sum_{q=0}^{34} \text{BOOL}[(M_{Apq} - M_{Bpq})^2 > 250] \quad (10)$$

## 4 实验结果与分析比较

### 4.1 实验结果及下一步的工作重点

图 6 中, (a)、(b)、(c) 是分别逆时针旋转  $1^\circ, 2^\circ, 3^\circ$  后的

虹膜图像与原图像之间矩值的差方分布;(d)、(e)是增强程度不同的虹膜图像(见图 7)与原图像之间的矩值差方分布;(f)是两个不同个体的虹膜图像之间矩值的差方分布。对这 5 组矩值的分布进行统计,结果如表 2 所示。

表 2 矩值差方的分布情况

样本	矩值的分布				
	>2000	>1500	>1000	>500	>250
同一虹膜(左偏 1°)	0	0	0	8	54
同一虹膜(左偏 2°)	9	25	57	136	260
同一虹膜(左偏 3°)	22	31	58	139	269
同一虹膜(增强程度大)	25	40	89	196	371
同一虹膜(增强程度小)	0	2	12	105	223
不同虹膜	151	214	332	512	724

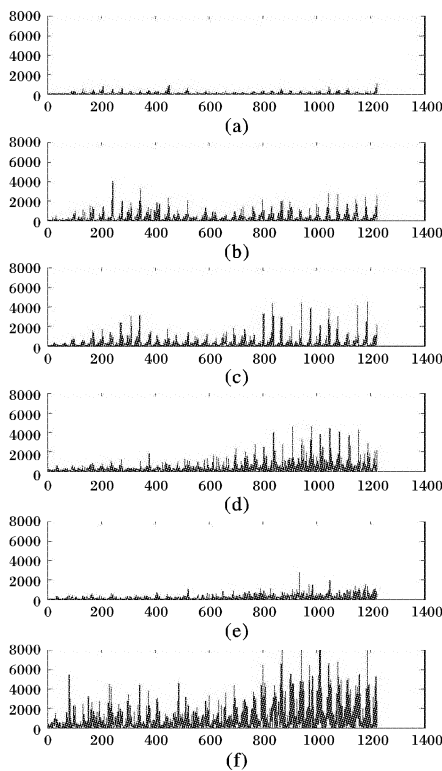


图 6 矩值的差异

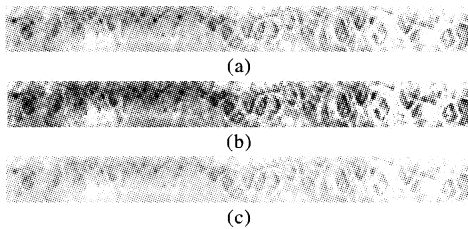


图 7 增强程度不同的同一虹膜图像

对 10 个虹膜,都分别沿顺时针方向和逆时针方向旋转 3°,2°,1°, -1°, -2°, -3°。计算它们与各自原图像的矩值差方,再计算它们与来自不同个体的虹膜图像矩值的差方。粗略的决策是,当两个虹膜代码的  $HD < 0.1133$  时,可认为是不同的虹膜,而当  $HD > 0.4593$  时,认为是相同的虹膜。

当然,本算法只是一个雏形,不完善的地方还很多。下一步的工作重点主要对算法的以下三个方面进行完善:

(1)降低计算的复杂度,节省其在时间上的开销。一方面是提高 Legendre 矩的计算速度,国内外已经有不少相关的研究,成绩也比较显著,我们可以采纳和借鉴其中的精髓。另一方面,对数据存储结构进行重组,如利用一个三元组来存储

一个像素的坐标值和灰度值。

(2)灰度值的界定。表 1 中,我们人为的重新界定了每个像素的灰度值。在后续的实验中将拉大这些灰度值差距(并且超过 255 的限制),观察其对精确度和鲁棒性的影响。

(3)HD 阈值的设定。由于大多虹膜纹理的差异很大,这需要大量的虹膜样本进行统计分析,才能形成最后的决策曲线。这方面的工作不仅需要当前算法进一步优化,而且还需要一个有一定规模的虹膜样本库。

#### 4.2 与其他算法的比较

在文献[5]中,提出了一个基于另一种一维矩的算法,其核心思想是将归一化的图像的每一列使用下面公式(11)、(12)转换成 10 个一维信号,然后应用正交 Gaussian-Hermite 矩实现特征提取(见公式(13)~(15),其中  $g(t, \sigma)$  为高斯函数,  $H_n(t)$  为 Hermite 多项式)。

$$S_i = \sum_{j=1}^M I_{(i-1)*M+j} \quad i = 1, 2, \dots, N \quad (11)$$

$$I = \begin{pmatrix} I_1 \\ \dots \\ I_x \\ \dots \\ I_k \end{pmatrix} = (I_1^T, \dots, I_x^T, \dots, I_k^T)^T \quad (12)$$

$$M_n(x) = \int_{-\infty}^{\infty} K_n(t) S(x+t) dt, n = 0, 1, 2, 3 \quad (13)$$

$$K_n(t) = g(t, \sigma) H_n(t/\sigma) \quad (14)$$

$$H_n(t) = (-1)^n \exp(t^2) \frac{d^n \exp(-t^2)}{dt^n} \quad (15)$$

其中,  $I_x$  代表第  $x$  行像素的灰度值,  $M$  代表  $S_i$  信号中所包含的行数(文献[5]中为 6),  $N$  代表图像每一列所包含的信号个数(文献[5]中为 10)。图像中的每一列最终转变成 10 个一维信号,每个信号代表连续 6 个像素的灰度值的平均值,再利用四阶不同的( $i = 0, 1, 2, 3$ )一维 Gaussian-Hermite 矩(见公式(13))处理每一个信号,形成  $10 \times 4$  个特征向量。原图像共 512 列,所以最后得到 20480( $512 \times 10 \times 4$ )个特征值。

本文所提算法与该算法相比,有以下优点:

1)文献[5]中,将二维图像转变成一维信号的同时,使构成每个信号的基元(即像素)丢失了各自的位置信息(即坐标值),本文所提算法保留了图像的二维属性。

2)本文所提算法对信号的细加工的深度大于文献[5]中的方式。本文算法是对信号进行了 1225 种模式的处理,而文献[5]中只对信号进行了 4 种模式的处理,可见其对信号细节的描述不及本文中算法细致。观察图 6 也很容易发现,随着阶次的增加,对图像细节差异的反映就越明显。

## 5 结语

正交 Legendre 矩在图像分析和模式识别领域是很有用的工具。本文将其引用到虹膜识别中,用其完成特征提取,得到的特征值中既包括像素点的灰度信息,又包括像素点的位置信息,且具有很强的鲁棒性。但为使其更加完善还有大量工作要做。

#### 参考文献:

[1] HU MK. Visual pattern recognition by moment invariants[J]. IRE Transactions on Information Theory, 1962, 8(1): 179-187.  
 [2] PROKOP RJ, REEVES AP. A survey of moment-based techniques

文章编号:1001-9081(2006)04-0790-03

## 基于改进 NMFSC 方法的人耳识别

张 玉,穆志纯

(北京科技大学 信息工程学院,北京 100083)

(wangzhangsun2@yahoo.com.cn)

**摘 要:**针对人耳识别问题,提出了一种改进的稀疏性受限的非负矩阵因子(NMFSC)方法,通过增加一个使系数矩阵尽可能正交的约束条件来定义原目标函数,给出求解该目标函数的迭代规则,并证明迭代规则的收敛性。同时对人耳进行子区域划分,根据聚类规则对各子区域选择适当的权值,实现局部相似度到整体相似度的最佳映射。实验结果表明了该算法的优越性。

**关键词:**人耳识别;非负矩阵因子;稀疏性

**中图分类号:**TP391.41 **文献标识码:**A

## Ear recognition based on improved NMFSC

ZHANG Yu, MU Zhi-chun

(School of Information Engineering, University of Science and Technology Beijing, Beijing 100083, China)

**Abstract:** Based on ear recognition, an improved NMFSC (Non-negative Matrix Factorization with Sparseness Constraints) method was proposed by imposing an additional constraint on the objective function of NMFSC, which could capture the semantic relations of coefficient matrix as orthogonal as possible. The iterated rules to solve the objective function with the constraint were presented, and its convergence was proved. The suitable weights were chosen for sub-region based on class-cluster rule, which could get the optimal mapping overall similarity from sub-region similarity. The experiment results show that the proposed method can obtain better performance.

**Key words:** ear recognition; Non-negative Matrix Factorization(NMF); sparseness

### 0 引言

人耳识别在模式识别研究领域是一种新的尝试。由于人耳特殊的生理位置使得人耳识别具有一定的研究价值和应用前景<sup>[1]</sup>。如何选择适于人耳识别的特征提取方法是一个亟待解决的问题。相关研究表明,利用对象的局部稳定性有时对识别对象是非常有利的<sup>[2]</sup>。非负矩阵因子<sup>[3]</sup>(Non-negative Matrix Factorization, NMF)正是一种基于局部的子空间方法。这种基于基向量组合的表示形式具有很直观的语义解释,它反映了人类思维中“局部构成整体”的概念。正是因为这一特点, NMF 可以较好地处理遮挡、光照等识别问题,受到了广泛关注<sup>[4]</sup>。

本文提出了一种基于局部遮挡的人耳识别改进算法。基本思路是:首先对人耳图像进行子区域划分,然后对每个子区

域用改进的稀疏性受限的非负矩阵因子(NMF with Sparseness Constraints, NMFSC)方法进行特征提取,再根据聚类规则对各子区域选择适当的权值,实现局部相似度到整体相似度的最佳映射。实验结果表明了该算法的优越性。

### 1 非负矩阵算法

非负矩阵因子的思想<sup>[7]</sup>就是想找一线性子空间  $W$ , 使原样本  $V$  在  $W$  上的投影  $H$  和  $V$  之间的关系满足:  $V \approx Y = WH$ , 且  $W, H$  中的所有元素都是非负的。非负矩阵分解是个 NP 问题,可转化为优化问题用迭代方法求解  $W$  和  $H$ 。文献[3]提出了一种基于简单迭代的求解  $W$  和  $H$  的乘法迭代算法,具体的乘法迭代规则参见文献[7]。

#### 1.1 传统的带有稀疏性限制 NMF 方法<sup>[5]</sup>

传统的 NMFSC 方法是为了得到较好的基空间或系数矩

收稿日期:2005-10-26 基金项目:国家自然科学基金资助项目(60375002)

作者简介:张玉(1980-),女,湖北人,硕士研究生,主要研究方向:模式识别、图像处理; 穆志纯(1953-),男,天津人,教授,博士生导师,主要研究方向:模式识别、生物特征识别、复杂系统的建模与控制。

- for unoccluded object representation and recognition[J]. Graphical Models and Image Processing, 1992, 54(5): 438-460.
- [3] HADDADNIA J, FAEZ K, MOALLEM P. Neural network based face recognition with moment invariants[A]. Proceedings of International Conference on Image Processing[C]. Thessaloniki, Greece, IEEE 2001. 1018-1021.
- [4] QJIDAA H, RADOUANE L. Robust line fitting in a noisy image by the method of moments[J]. IEEE Transactions Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1999, 21(11): 1216-1223.
- [5] MA L, TAN T, WANG Y, et al. Local intensity variation analysis for iris recognition[J]. Pattern Recognition, 2004, 37(6): 1287-1298.
- [6] SHEN J, SHEN DF. Image characterization by fast calculation of Legendre moments[A]. European Symp. Satellite Remote Sensing'96[C]. Taormina, Italy, 1996. 295-306.
- [7] SHEN J, SHEN DF. Orthogonal Legendre moments and their calculation[A]. Proceedings of the 13th International Conference on Pattern Recognition[C]. Vienna, Austria, IEEE 1996. 241-245.
- [8] SANSONE G. Orthogonal Functions[M]. New York, Dover Publications, Inc, 1991.
- [9] LIAO SX, PAWLAK M. On Image Analysis by Moments[J]. IEEE Transactions On Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1996, 18(3): 254-266.