

基于小波变换和图像矩特征的人脸识别算法

An Efficient Algorithm of Face Image Recognition Using Moment Feature Based on The Wavelet Transform

崔新春^{1,2} 张文龙² 宫 剑²

(曲阜师范大学电教系 曲阜273165)¹ (上海师范大学数理信息学院 上海200234)²

Abstract Since the moment method is introduced by Hu in 1962, more and more attention was payed on it and has been widely used in the field of image processing. As it has the congenital weakness of large amount of computing, it is difficult to use it in realtime image retrieval. Wavelet transform is an efficient way to deduce the demention of an image. In this paper, An efficient algorithm of face image recognition using moment feature based on wavelet transform is presented. First, applying wavelet transform on the images to be processed, and then get the moment feature of the imgs and then begin face image recognition.

Keywords Face image recognition, Wavelet transform, Moment feature

自从1962年 Hu^[1]提出在模式识别中采用矩不变性以来,矩函数由于具有不随图像平移、变比、旋转而变化的不变性质被广泛用于图像分析^[2]中,如不变模式识别,物体分类姿态估计图像编码与重构纹理分割等。同时它所提供的各类几何信息也广泛应用于计算机视觉和机器人技术中。但计算量大和高阶矩受噪声影响较大,一直困扰着矩方法。小波变换可以将图像分解成不同的子波带,低频部分中包含了原始图像的主要信息。这就启发我们:首先,利用小波变换提取图像的低频部分,这就有效地降低了处理图像的维数。然后提取图像的矩特征,以达到减少运算量、实现图像的快速匹配的目的。

1. 图像的小波分解

小波变换^[3,4]是一种信号的时-频分析方法,它具有多分辨率分析(Multiresolution Analysis)的特点,而且在时域和频域都具有表征信号局部特征的能力。通过小波变换可以将图像分解成不同的子波带,其低频部分包含了原始图像的主要信息。

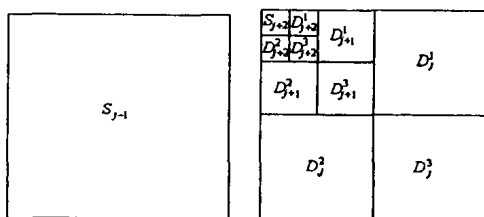


图 1.1 原始图像 图 1.2 三次小波分解图像

1.2 小波系数分析^[3]

一个图像经小波分解后,可得到一系列不同频率的子图像,从各子图像可以看出,高频子图像上大部分点的数值都接近零,越是高频越明显。通过对小波系数的统计分析可知,随着分解层数的增加,小波系数的范围越来越大,说明较低层的小波系数具有更重要的地位。

可见,通过小波变换将图像 $f(x, y)$ 分解成不同的子波带,逼近图像 S_j (低频部分) 中包含了原始图像的主要信息,这提示我们,它可以有效地降低处理图像的维数,减少冗余信息量。例如:一幅 512×512 的数字图像进行三次小波分解,数据量由 262144 减少到 $64 \times 64 = 4096$,减少倍数为 64。若进行五

1.1 二维 Mallat 算法

对于一幅二维图像,我们有二维 Mallat 分解算法^[3]:

$$\begin{cases} C_{j+1} = H_c H_c C_j \\ D_{j+1}^1 = H_c G_c C_j \\ D_{j+1}^2 = G_c H_c C_j \\ D_{j+1}^3 = G_c G_c C_j \end{cases} \quad (j = J_1, J_1 + 1, \dots, J_2 - 1) \quad (1-1)$$

对应的完全重构 Mallat 算法如下:

$$C_j = H_c^* H_c^* C_{j+1} + H_c^* G_c^* D_{j+1}^1 + G_c^* H_c^* D_{j+1}^2 + G_c^* G_c^* D_{j+1}^3 \quad (j = J_2 - 1, J_2 - 2, \dots, J_1) \quad (1-2)$$

在图像处理中,二维空间 V_j 一般设为可分离的,这样尺度函数也是可分离的。不同的是空间 W_j 分解成三个正交子空间 W_j^1, W_j^2 和 W_j^3 , 相应的小波函数为 $\psi_1(x, y), \psi_2(x, y)$ 和 $\psi_3(x, y)$ 。 $f(x, y)$ 在分辨率 2^{-j} 下可用逼近图像 S_j 和对应的细节图像 D_j^1, D_j^2, D_j^3 来表示。在每一层分解中, S_{j-1} 被分解成 S_j, D_j^1, D_j^2 和 D_j^3 (如图 1.1~图 1.4)。小波的重建算法同样可以应用到图像中,此时,图像 S_{j-1} 由 S_j, D_j^1, D_j^2 和 D_j^3 重建生成。



图 1.3 原始图像 图 1.4 三次小波分解图像

次小波分解,则数据量由 262144 减少到 256,减少倍数为 64。

2. 矩特征抽取^[5]

2.1 坐标变换

为了计算小波变换所得图像的各阶矩函数,并能用于下面的图像识别中,首先要按下面步骤对图像平面的坐标作某些变换。其中图像 $f(x, y)$ 的 $p+q$ 阶矩记为

$$m_{pq} = \iint_D x^p y^q f(x, y) dx dy \quad (2.1)$$

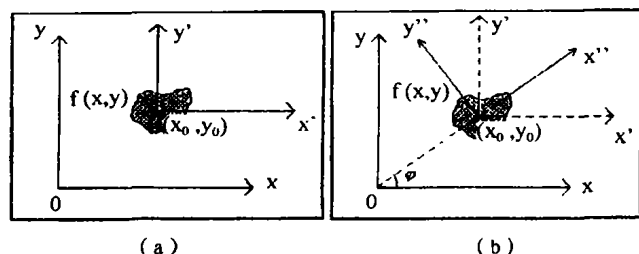
区域 D 为图像 $f(x, y)$ 定义域。

(1) 计算图像 $f(x, y)$ 的矩心 (x_0, y_0)

设 $f(x, y)$ 在坐标系 (x, y) 中的零阶矩和一阶几何矩分别用 m_{00}, m_{10}, m_{01} 表示, 则

$$x_0 = \frac{m_{10}}{m_{00}}, y_0 = \frac{m_{01}}{m_{00}} \quad (2.2)$$

把 (x, y) 坐标系原点移至矩心得到新的参照系 (x', y') 。(如图 2(a) 所示)



(a) 原坐标系

(b) 新坐标系

图 2 坐标系的变换

(2) 求本原坐标系^[1]

在新的坐标系 (x', y') 下计算的几何矩称为中心矩, 其二阶矩又称为惯量矩, 它们分别用 $\mu_{11}, \mu_{20}, \mu_{02}$ 表示。穿过图像矩心的某一参考坐标系。若在该坐标系下的 $\mu_{11} = 0$, 则该坐标系称为本原坐标系。设在非本原坐标系 (x', y') 之下的惯量矩 $\mu_{11}, \mu_{20}, \mu_{02}$ 已经求得, 则本原坐标系的某一坐标轴与 x' 坐标轴之间的夹角为:

$$\varphi = \frac{1}{2} \tan^{-1} \left(\frac{2\mu_{11}}{\mu_{20} - \mu_{02}} \right) \quad (2.3)$$

如图 2(b) 所示, (x'', y'') 为本原坐标系。为了计算方便, 本文中规定在本原坐标系下计算得到 μ_{20}, μ_{02} 中小的一个相应的坐标轴为 x 轴, 同样为了说明方便把本原坐标系重新记为 (x, y) , 如图 (3) 所示, 而在此坐标系下的图像函数仍旧记为 $f(x, y)$ 。

现在, 在本原坐标系 (x, y) 之下对图像 $f(x, y)$ 作 Radon 变换 (如图 3 所示)。把 $0 \sim \pi$ 分成 n 等分, θ 的离散取值为 $\theta_0, \theta_1, \dots, \theta_{n-1}$ 则由 (2) 式可得相应的 Radon 函数为 $g_0(t), g_1(t), \dots, g_{n-1}(t)$ 。

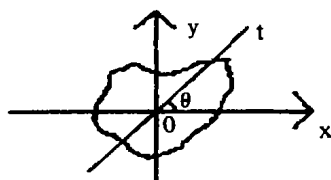


图 3

2.2 矩特征的计算和矩特征矩阵 M 的组成

定义 1 设对每个 $\theta_i, g_i(t)$ 的 K 阶矩可用下式求得

$$G_i^{(K)} = \int_{-\infty}^{\infty} t^K g_i(t) P_K(t) dt \quad (2.4)$$

其中 $P_K(t)$ 是 k 阶矩核。在本文例中采用 $P_K(t) = t^K$ 形式。由于偶阶矩的抗干扰能力比奇阶矩更强, 所以在组成矩特征矩阵时, 其元素都采用偶阶矩。

定义 2 矩特征矩阵定义为:

$$M = \begin{bmatrix} G_0^{(0)} & G_1^{(0)} & \dots & G_{n-1}^{(0)} \\ G_0^{(1)} & G_1^{(1)} & \dots & G_{n-1}^{(1)} \\ G_0^{(2)} & G_1^{(2)} & \dots & G_{n-1}^{(2)} \\ \vdots & \vdots & \dots & \vdots \\ G_0^{(m)} & G_1^{(m)} & \dots & G_{n-1}^{(m)} \end{bmatrix} \quad (2.5)$$

其中 $G_i^{(K)}$ 如 (5) 式所示 ($i=0, \dots, n-1; K=0, 2, 4, \dots, 2(m-1)$), M 是 $m \times n$ 阶矩阵。

3. 基于小波和矩的图像匹配算法

为了验证本算法的有效性, 这里将其用于目前在图像识别里较为困难和热门的人脸识别中。对有若干 N 个人脸图像所组成的图像库, 用 (2.5) 式分别计算每个人脸图像的矩特征矩阵 $F_i (i=1, 2, \dots, N)$ 。由这些特征矩阵构成图像的特征库。一个待识别的人脸图像由 (2.5) 式计算其相应的矩特征矩阵。

定义 3 两个 $m \times n$ 的矩阵 A, B 的相关系数

$$r = \frac{\sum_m \sum_n (A_{mn} - \bar{A})(B_{mn} - \bar{B})}{\sqrt{(\sum_m \sum_n (A_{mn} - \bar{A})^2)(\sum_m \sum_n (B_{mn} - \bar{B})^2)}} \quad (3.1)$$

其中 $\bar{A}, \bar{B}$ 分别为矩阵 A, B 的均值。

识别步骤:

(1) 选择小波和小波分解的层次, 按照 (2-1) 对原始图像 I_i 进行 N 层小波分解, 得到 $W_i, i \in [1, N]$;

(2) 对小波分解所得图像 W_i 按照 2 中所述步骤求其矩特征矩阵 M_i , 作为图像特征库 M ;

(3) 对待测样本图像分别按 (2.5) 式计算出它的相应的矩特征矩阵 M' ;

(4) 按 (3.1) 式计算 M' 和 $M_i (i \in [1, N])$ 之间的相关系数 $r_1, r_2, \dots, r_n$;

(5) 取 $r_1, r_2, \dots, r_n$ 中最小的为待测样本图像的匹配图像。

4. 实验结果和分析

取 400 (10 幅 * 40 人) 幅不同的人脸图像组成图像库; 另用 4 组图像用上述算法做识别运算。其中, 第一组为源图像库同一人的不同图片 40 幅; 第二组取自源图像库的 100 幅并加入均值和方差均为 0.01 的高斯噪声; 第三组将取自源图像库的 100 幅并加入强度为 0.02 的椒盐噪声。第四组将取自源图像库的 100 幅并加入强度为 0.02 的乘性噪声。实验结果如下:

表 1 对图像做不同处理时的匹配效果

组别	所作处理	待匹配图像数	正确匹配数	正确率
1	同一人的不同图片	200	199	99.5%
2	加高斯噪声 (0.01, 0.01)	100	98	98%
3	加椒盐噪声 (0.02)	100	97	97.0%
4	加乘性噪声 (0.02)	100	99	99.0%

另外, 为研究噪声强度对本算法的影响, 选取现实中较为常见的高斯噪声, 对含有不同强度噪声的图像按照本文所述算法作匹配实验, 结果如下表:

表 2 不同噪声强度对匹配效果的影响

组别	所作处理	待匹配图像数	正确匹配数	正确率
1	加高斯噪声 (0.01, 0.01)	100	98	98%
2	加高斯噪声 (0.02, 0.02)	100	83	83%
3	加高斯噪声 (0.02, 0.04)	100	51	51%

可见, 本算法对弱的噪声具有不敏感性。当噪声强度显著增大时, 匹配效果受到一定的影响。

结束语 本文利用小波变换从图像中抽取其主要成分作 (下转第 46 页)

标应该适当放宽、或加入新的参数。同时由于参数间可比性不强,参数的权重无法具体衡量,因此很难用一个式子综合衡量三个参数的综合权重,也就无法衡量同一精度等级上两个模型的优劣。但是我们可以知道参数变化方向的意义(如百分比误差越小越好),故只要记录参数改变的方向,即使在同一个精度等级内,只要参数一致变“好”,则可以认为模型精度提高了。

4.1.3 修正模块 模型优化过程中修正的作用是有限的,随着修正次数的增加,修正公式的迭加效果越来越不明显,因此存在着一种运算时间和精度的权衡,在实践中我们取一定修正次数内(如100次)的最优预测模型进行预测。同时预测建模数据要求为正,但在修正过程中利用残差建模时残差可能为负,应该加一适当的偏移量后再建模,在产生修正数据时应该去掉偏移量,然后再与前次预测值相加作为新的预测值与实际值比较,注意每次计算残差时必须以实际数据为基准数据。

4.1.4 预测效果 一般来说,一组数据的修正效果要么逼近高精度,要么逼近低精度(修正后模型各个参数变坏)。在设计时为了获得最佳的预测效果,可以初始化精度等级为0级,每次产生模型后先判断是否为最高等级,如果是则退出修正部分直接进行后面的预测部分,如果不是最高等级,则判断当前等级是否优于上一步的等级,如果优于则将原预测模型替换为当前模型。算法最后必然产生指定修正次数内的最佳预测模型(对不能预测的数据来说,无法建立预测模型也是一种“最佳”)。

4.2 预测系统应用实例

对以上预测系统进行编程实现后(源代码略)^[2],我们对某省民用车辆拥有量中民用汽车合计量(辆)进行了预测,取得了较好的效果。下面对其中关键步骤的实际数据做出说明,通过这些数据,可以对这一预测算法有一个直观的认识。

4.2.1 原始数据

年份	1987	1988	1989	1990	1991	1992	1993	1994
合计量	148780	169056	180989	187524	203538	229094	265534	321074

4.2.2 精度表(经验值)

等级 阈值	好	较好	合格	勉强	不合格
$\bar{e}$	< 0.05	< 0.08	< 0.10	< 0.15	≥ 0.15
C	< 0.80	< 0.85	< 0.95	< 1.10	≥ 1.10
P	> 0.80	> 0.60	> 0.40	> 0.27	≤ 0.27

前四个等级中参数必须全部满足阈值,“不合格”等级只需一个参数满足条件则可。最大修正次数为100次,预测

修正次数	A	U	$\bar{e}$	C	P
0	-0.1131	128344.94	0.0511	0.2247	0.9999
1	0.1431	22699.07	0.0428	0.2167	0.9999

(上接第77页)

为其逻辑图像,然后,提取图像的矩特征进行图像匹配,从而显著减少了运算量提高了匹配效率。以上实验源图片均来自标准图像库,未涉及光照度变化的情况。

参考文献

- 1 Hu M K. Visual pattern recognition by moment invariants. IEEE

1995,1996年的合计量。

4.2.3 修正次数

模型首先达到等级“较好”,继续修正,发现新的等级“好”优于原来的等级“较好”,将原模型替换为新模型。由于等级“好”为最高等级,模型即退出修正过程,输出最佳等级“好”。对应的预测公式为两个预测公式的迭加:

$$\hat{x}^{(0)}(k) = [x^{(0)}(0) - u_0/a_0](1 - e^{a_0}) \cdot e^{-a_0 k} + [x^{(0)}(0) - u_1/a_1](1 - e^{a_1}) \cdot e^{-a_1 k}$$

分别令 $k=8$ 和 9 可得 1995、1996 年合计量的预测值分别为 339719.64 和 380276.98,因车辆单位为辆,取整后为 339720 和 380277。比较 1995 和 1996 年合计量的实际数据:339112 和 379702 辆,该预测模型具有很高的精度。

4.2.4 预测结果的灰色平面分析 根据历年来的政策法规和民用车辆合计量的增长情况,可知合计量高增长率为 30%,低增长率为 5%。因此 $\sigma_{\max}$ 和 $\sigma_{\min}$ 分别为 0.30 和 0.05。由输入的 1987~1994 年拥有量的原始数据, $x^{(1)}(8) = 1705589$,根据式(14),可作灰平面如图 2,图中 $n=8$ 时对应 1994 年的一次累加和 1705589 辆, n 为 9 和 10 时分别对应 1995 和 1996 年的一次累加和的预测值 $\hat{x}^{(1)}(9)$ 和 $\hat{x}^{(1)}(10)$,它们落在了灰色平面里,预测结果可信。

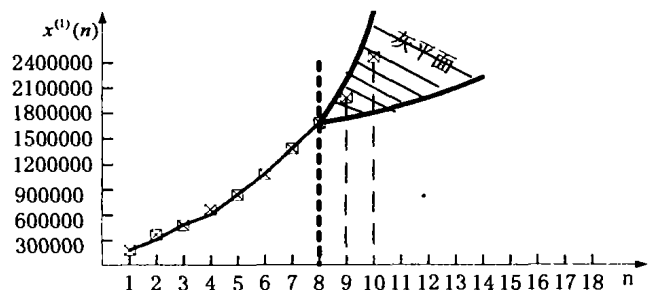


图 2

结束语 本文在对灰色理论的研究基础上,对基于灰色理论的预测算法进行了详细的推导,提出了一种预测系统结构框架,具体实现了一个基于灰色理论的预测系统。在系统的实现过程中,充分考虑了系统自身的特点,占用尽可能少的系统资源,同时注意提高执行效率,节约时间开销。预测系统不需要大量样本(三个以上数据就可以),也不需要数据群存在典型的统计分布规律,和其他预测系统相比,具有计算工作量大,预测精度高的优点。因此它很适于社会经济领域的预测,具有较高使用价值。

参考文献

- 1 邓聚龙. 灰色控制系统. 华中理工大学出版社, 1985
- 2 [美] Jamie Jaworski. JAVA 开发指南. 北京: 中国水利水电出版社, 1997

Trans on information Theory, 1962, 8(1): 179~187

- 2 Mukundan R. Moment function in Image analysis: theory and application. World Scientific Publishing Co. Pte, Ltd 1998
- 3 刘贵忠, 邱双亮, 著. 小波分析及其应用. 西安电子科技大学出版社, 1992. 5
- 4 杨福生, 著. 小波变换的工程分析与应用. 科学出版社, 2000. 1
- 5 王耀明, 严炜. 基于 Radon 变换的图像矩特征抽取及其在图像识别中的应用. 计算机工程, 2000, 9