

11 371-376

# 基于分形和遗传算法的人脸识别方法\*

陈刚 戚飞虎

(上海交通大学计算机科学与工程系, 上海, 200030)

TP391.41

**摘要** 对有限人群提出一种采用分形特征和遗传聚类的识别方法: 将图像分成很多小区域, 分别计算各个区域的分形特征, 以充分利用图像二维信息; 同一个模式有多个样本, 通过遗传算法进行聚类以得到最优解实现不变性识别. 最后采用 ORL 人脸图像库的一组图像对比了新方法、本征脸法和自联想神经网络方法, 结果表明该方法的识别率, 与本征脸法相似, 比自联想神经网络高.

**关键词** 分形, 遗传算法, 人脸识别.

模式识别 计算机图形学

## FACE RECOGNITION BASED ON FRACTAL AND GENETIC ALGORITHMS\*

CHEN Gang QI Fei-Hu

(Department of Computer Science & Engineering, Shanghai Jiaotong University, Shanghai 200030, China)

**Abstract** This article proposed a new face recognition approach based on fractal and genetic algorithms for limited population. A face image was divided into many small regions to keep 2D information and then fractal features of each region were calculated. The same mode has multiple samples and the best cluster solution was got by using genetic algorithm. Thus an invariant recognition was reached. Finally a face recognition experiment using ORL face database was presented. Eigenface, auto-associative neural network and the new method were compared and the result shows that the recognition rate of the new method is close to that of eigenface and is better than that of auto-associative neural network.

**Key words** fractal, genetic algorithm, face recognition.

### 引言

人脸识别<sup>[1]</sup>在模式识别领域的发展和應用方面都有着重要意义, 但至今为止, 大部分相关研究工作还仅仅是一个开端, 离实用相距甚远. 人脸识别困难较多, 主要有: (1) 人脸不是一个刚体, 而有着复杂丰富的表情, 严格的特征匹配并不一定能奏效; (2) 人脸图像的数据量一般都较大, 使输入成为高维向量, 且传统算法中图像通过被一维化而丢失一维空间信息; (3) 人脸模式如不加限制, 就是庞大的人口数.

传统人脸识别采用匹配几何参数(如嘴的大小), 识别率较低, 近年来研究了一种模板匹配的变形——弹性匹配法<sup>[2]</sup>, 这种方法适应性强, 但速度较慢; 本征脸图<sup>[2,3]</sup>把图像看作矩阵, 用矩阵的本征值

及对应的本征向量作为特征进行识别, 该方法简单且识别率较好而得到广泛研究; 人工神经网络<sup>[2,4]</sup>由于学习和容错功能也得到了重视和研究.

本文针对有限人群, 提出了一种采用分形特征和遗传聚类的识别方法. 为减小处理的数据量, 图像被归一化到一个较小尺寸. 选择分形特征是基于这样一个认识: 人脸中包含丰富的纹理, 如头发和皮肤, 且它们存在一定的自相似性, 而分形能较好地描述自然纹理; 另一方面, 在人脸图像被看作函数  $f(x, y)$  时, 其表现出参差不齐和凹凸不平的不规则形状, 显示出一定的自相似性, 这些都说明人脸图像中存在着分形特征. 将图像分成很多的小区域, 分别计算各个区域的分形特征, 以充分利用图像的局部二维信息. 同一个模式有多个样本, 通过遗传算法进行聚类, 得到最优解实现不变性识别. 文章首先结合人脸图像识别对分形和遗传算

\* 国家自然科学基金(69772002)资助项目

稿件收到日期 1999-10-21, 修改稿收到日期 2000-01-03

\* The project supported by the National Natural Science Foundation of China (No. 69772002)

Received 1999-10-21, revised 2000-01-03

法作了简单介绍,最后给出了采用 ORL 人脸图像库中一组图像的实验结果和讨论。

## 1 分形特征

自从 20 世纪 70 年代法国数学家 Mandelbrot 引入分形概念来研究自然现象,分形理论已经广泛应用到计算机图形学、图像处理和图像压缩等方面。分形维数<sup>[5]</sup>常用来描述和测量分形的特性,对于图像来说,分形维数是图像物体表面不规则度的度量,即表面纹理粗糙度。分形维数越大,对应的图像表面越粗糙,因而分形维数常被用于作为纹理的一个重要特征。

分数布朗运动  $B_H(t)$  是一个非平稳的零均值高斯随机函数,定义为

$$\begin{cases} B_H(0) = 0, \\ B_H(t) = \frac{1}{\Gamma(H+0.5)} \left( \int_{-\infty}^0 [(t-s)^{H-0.5} - (-s)^{H-0.5}] dB(s) + \int_0^t (t-s)^{H-0.5} dB(s) \right), \end{cases} \quad (1)$$

其中  $0 < H < 1$ 。设  $X, \Delta X \in R^2$ ,  $F(y)$  是零均值高斯随机函数,  $P_r(\cdot)$  表示概率测度,  $\|\cdot\|$  表示范数,若随机场  $B_H(X)$  满足

$$P_r \left\{ \frac{|B_H(X + \Delta X) - B_H(X)|}{\|\Delta X\|^H} < y \right\} = F(y), \quad (2)$$

则  $B_H(X)$  为图像的分数布朗随机场,  $X$  代表空间坐标,  $B_H(X)$  为像素灰度值,具体定义可参见文献[6]。其中的  $H$  参数反映了分形图像表面的粗糙度。由  $H$  参数可得图像表面分形维数  $D_H = D_r + 1 - H$ , 式中  $D_r$  为图像表面的拓扑维数。图像的分数布朗随机场  $B_H(X)$  具有如下性质:

$$E|B_H(X\Delta + X) - B_H(X)|^2 = E|B_H(X+1) - B_H(X)|^2 \|\Delta X\|^{2H} = \sigma^2 \|\Delta X\|^{2H}. \quad (3)$$

由此,可以得到图像的特征参数  $H$  和灰度正态分布方差  $\sigma^2$  的提取方法:(1) 计算空间距离为  $\Delta X$  的所有像素的亮度差期望值  $E|B_H(X+\Delta X) - B_H(X)|^2$ ; (2) 在大尺度时,确定尺度  $\Delta X$  的极限;(3) 由公式(3),用最小二乘法解方程计算特征参数  $H$  和  $\sigma^2$ 。

人脸中包含着丰富的纹理,如头发和皮肤,而分形能较好地描述自然纹理,故选用分形特征  $H$  和  $\sigma^2$  描述人脸图像。为充分利用图像的二维信息,将人脸图像分成  $N$  个小区域,分别计算反映各个区域二维信息的分形特征  $H_i$  和  $\sigma_i^2$  ( $i=1, 2, \dots, N$ ), 得到整幅

图像的特征矢量为

$$F = (H_1, \sigma_1^2, H_2, \sigma_2^2, \dots, H_N, \sigma_N^2).$$

用分形特征  $H$  和  $\sigma^2$  描述图像的方法优于采用均值和  $\sigma^2$  的方法,这一点可由以下对简单纹理图像的分析看到。图 1(a)、(b)和(c)像素大小为  $24 \times 28$ , 均只由两种灰度构成,(a)和(b)属同类纹理。图 1(a)中灰度值为 10 和 200, 1(b)中灰度值为 50 和 240, 1(c)中灰度值为 10 和 200。采用  $4 \times 4$  窗口,分别计算  $H$  和  $\sigma^2$  及均值和  $\sigma^2$ , 所有窗口的结果求和后取平均值作为各图的  $H$  和  $\sigma^2$  及均值和  $\sigma^2$ 。由图 1(d)可见,反映图像粗糙度的  $H$  值相同且  $\sigma^2$  相同,因此用  $H$  和  $\sigma^2$  可将(a)和(b)归为同类纹理,但图 1(e)表明,两幅图的均值不同,用均值  $\sigma^2$  将认为两图不是一类。对于图 1(a)和(c)均值与  $\sigma^2$  相同,不能辨别是两类纹理,(如图 1(g), 而  $H$  值不同,故可正确区别,如图 1(f)。

## 2 遗传算法

遗传算法<sup>[7]</sup>是 J. Holland 在 70 年代受生物进化论思想启发而提出的一种基于自然选择和群体遗传机理搜索最优解的概率算法,对自然选择和自然遗传过程中发生的繁殖、杂交和变异现象进行模拟。在求解问题时,一个可能的解被编码成一个染色体,若干染色体即个体构成种群。产生初始种群后,根据目标函数或适应度估算公式给出染色体的适应度值,利用该值选择个体构成种群。产生初始种群后,根据目标函数或适应度估算公式给出染色体的适应度值,利用该值选择个体作为父代来复制子代。选择操作体现了适者生存原理,适应度值高的个体被选中的机会也大。选择出的父代再以一定的交叉概率和变异概率进行交叉和变异操作而产生子代。这样,通过复制、杂交和变异逐代进化,积累染色体的优势,直到某个子代中出现适应度值足够高的满意解,标准的遗传算法流程图如图 2。

本文中同一个模式有多个样本,设共有  $M$  个人脸模式,每个模式有  $S_m$  个样本,第  $m$  模式第  $S_m$  样本的分形特征矢量为  $F_{m_s}$  ( $s_m=1, 2, \dots, S_m; m=1, 2, \dots, M$ )。采用遗传算法进行聚类,得到最优聚类中心  $(F_1, F_2, \dots, F_M)$ 。其步骤为:(1) 染色体编码,对参数  $(F_{1_1}, F_{1_2}, \dots, F_{M_{S_M}})$  采用实数编码;(2) 目标函数或适应度评估公式,把根据参数  $(F_{1_1}, F_{1_2}, \dots, F_{M_{S_M}})$  识别人脸图像的正确数目作为该组参数的适应度值;(3) 选择算子结合留优和转盘选择方法从

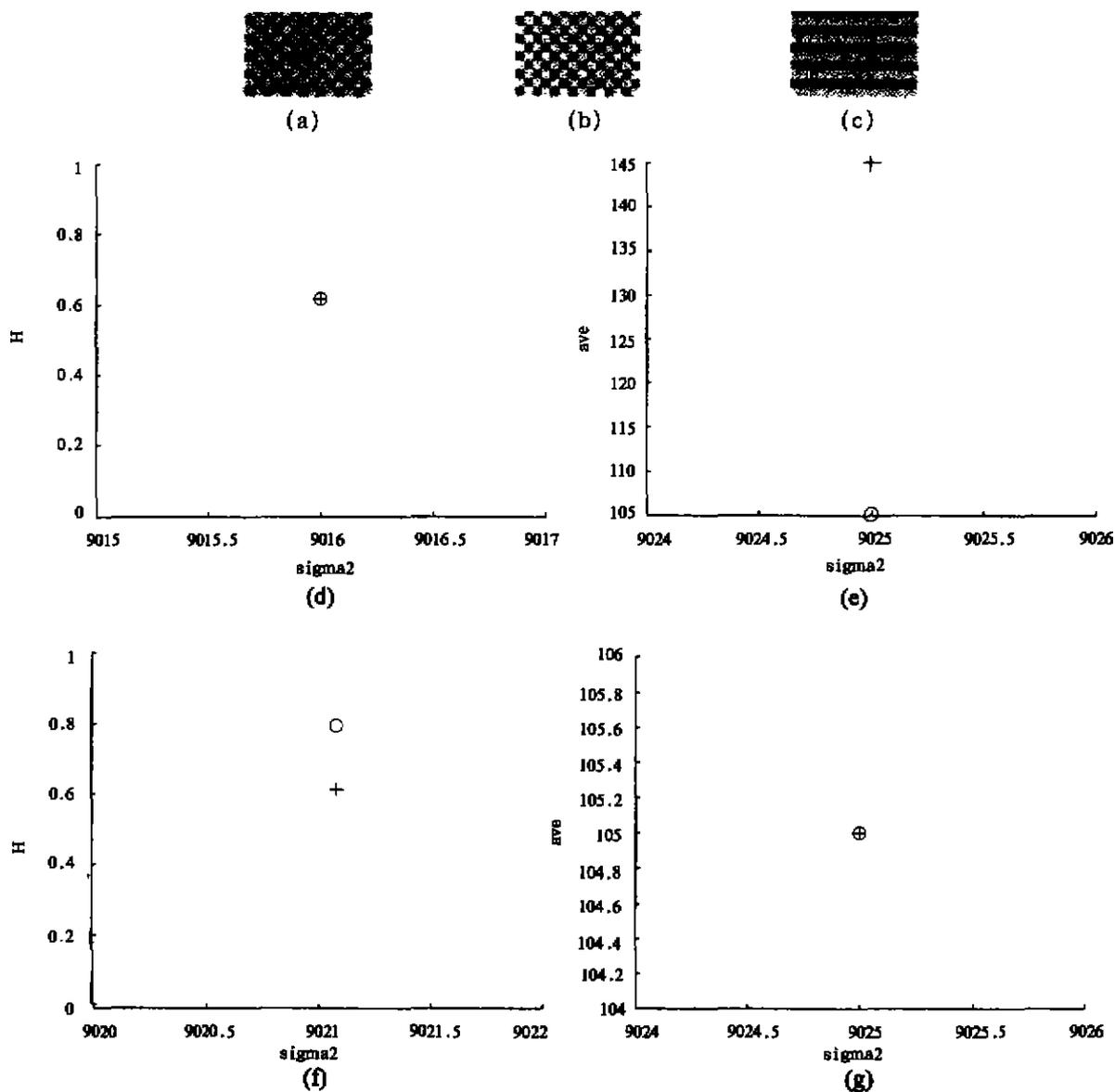


图 1 纹理图像示例

(a)纹理 1,(b)纹理 2,(c)纹理 3,(d) (a)和(b)的  $H-\sigma^2$  图,(e) (a)和(b)的  $ave-\sigma^2$  图,  
 (f) (a)和(c)的  $H-\sigma^2$  图,(g) (a)和(c)的  $ave-\sigma^2$  图

Fig. 1 Texture image example

(a) tuxtore 1, (b) tuxtore 2, (c) tuxtore 3, (d)  $H-\sigma^2$  graph of (a) and (b), (e)  $ave-\sigma^2$  graph of (a) and (b),  
 (f)  $H-\sigma^2$  graph of (a) and (c), (g)  $ave-\sigma^2$  graph of (a) and (c)

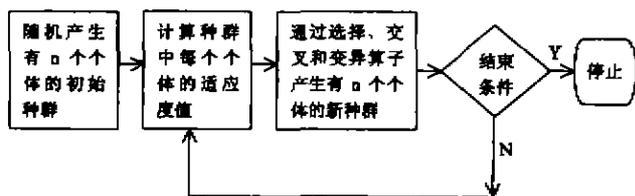


图 2 遗传算法流程图  
 Fig. 2 Basic steps of GAs

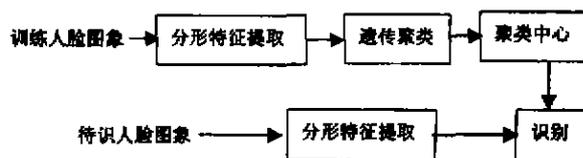


图 3 人脸图像识别框图  
 Fig. 3 Basic steps of face recognition

种群中选出父代, 先进行留优, 将部分优异的染色体即适应度值高的染色体直接保留到子代中, 再在种群剩余染色体中通过转盘选择父代, 适应度值越高, 被选中的机会就越大; (4) 交叉算子, 采用算术交叉交换父代染色体的信息生成子代; (5) 变异算子, 根据实数编码方式选用加减值方法改变子代染色体的信息。

### 3 实验与讨论

基于以上算法, 采用分形特征和遗传聚类的识别方法如图 3。

实验采用 ORL 人脸图像库中的 10 个标准人脸模式, 每个模式 10 个样本, 样本有表情变化、头部转动和戴脱眼镜等情况。原图为 256 级灰度图大小  $92 \times 112$ (宽 \* 高) 像素, 算法用双线性插值法将其归一化到  $24 \times 28$ (宽 \* 高) 尺寸。用于训练的人脸图像如图 4 所示, 每个人脸模式各有两个样本。

人脸图像被分为  $4 \times 4$  像素点大小的许多正方形小区域, 以计算局部分形特征。遗传算法中各参数

选择如下, 最大繁衍代数 100, 留优概率 0.01, 交叉概率 0.9, 变异概率 0.1, 若繁衍代数已到最大繁衍代或已产生满意解时停止计算。算法用 Matlab5.2 实现, 计算得到一组最优聚类中心  $(F_1, F_2, \dots, F_{10})$ , 10 个人脸模式的 10 个样本共 100 幅图像进行识别。其中一些用于测试的人脸图像见图 5。

对人脸测试图像进行识别, 平均识别率为 94% (含训练样本), 具体识别结果见表 1。使用 PII 400 在 Matlab5.2 解释型执行环境下, 对一幅人脸图像进行读取图像文件、计算分形特征和识别所需的计算机时间平均为 2.06s, 若采用编译型程序实现算法则还可减小识别时间。较好的实验识别结果证实了选取分形特征作为人脸特征和应用遗传算法这种全局寻优方法在识别中解决类内聚类的最优问题的有效性。识别错误的人脸图像有人脸 A 的样本 9、人脸 D 的样本 6 及 10、人脸 F 的样本 9 和人脸 I 的样本 6 及 7, 可参见图 5。人脸 A、人脸 F 和人脸 I 识别错误的原因主要在于头部转动角度较大, 人脸 D 识别错误是因为未戴眼镜。

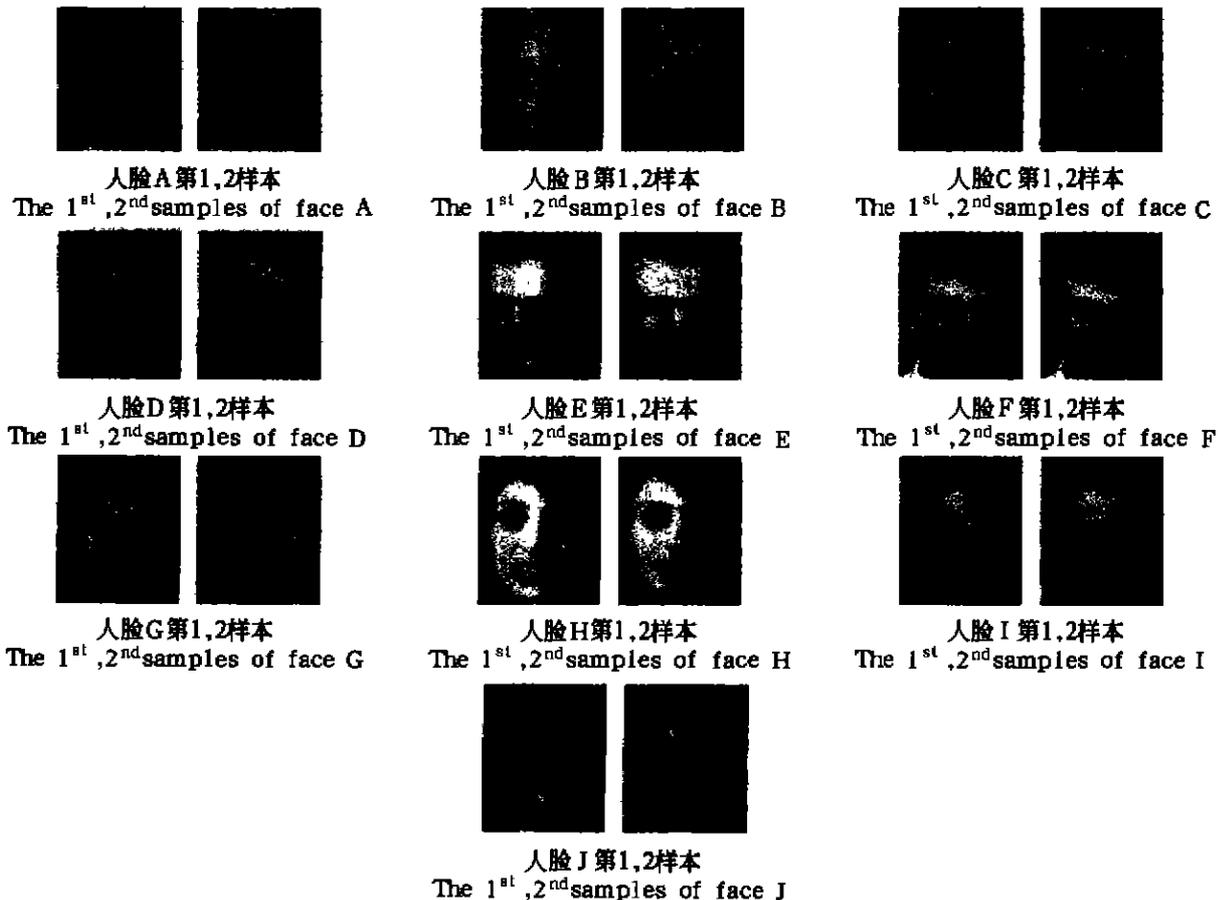


图 4 用于训练的人脸图像  
Fig. 4 Face images for training



表2 3种方法对比  
Table 2 Comparison of three methods

	识别率 (含训练样本)	识别时间 (含读取文件)
分形特征和遗传聚类方法	94%	2.06s
本征脸法	96%	0.05s
自联想神经网络(特征维数 80)	74%	0.03s

#### 4 结论

本文针对有限人群,提出了一种采用分形特征和遗传聚类的识别方法.人脸具有丰富的纹理,而分形适于对自然纹理的描述,选取分形特征作为人脸特征是自然的,实验证实了其有效性.文中将图像分成很多的小区域,分别计算局部分形特征,以充分利用图像二维信息,进一步的研究可以探讨采用其它分形特征的方法.遗传算法是一种全局寻优方法,应用在识别中来解决类内聚类的最优问题是可行的,实验识别结果证实了这一点.不变性识别依靠增加模式的样本来实现,实验给出了较好的结果,识别错误原因主要在于有无戴眼镜和头部转动角度较大,

好的解决方案仍需进一步的研究.

#### REFERENCES

- [1] Harry Wechsler P, Jonathon Philips, Vicki Bruce, *et al.* *Face Recognition from Theory to Applications*. Berlin: Springer-Verlag, 1998
- [2] ZHANG Jun, YAN Yong, Martin Lades. Face recognition: eigenface, elastic matching, and neural nets, *Proc. of IEEE*, 1997, **85**(9): 1423—1435
- [3] Belhumeur P N, Hespanha J P, Kriegman D J. Eigenfaces vs. fisherfaces; recognition using class specific linear projection, *IEEE Trans. on PAMI*, 1997, **19**(7): 711—720
- [4] Lawrence Steve, Lee C Giles, Tsoi Ah Chung, *et al.* Face recognition: a convolution neural-network approach, *IEEE Trans. on Neural Networks*, 1997, **8**(1): 98—113
- [5] Chaudhuri B B, Sarkar Nirupam. Texture segmentation using fractal dimension, *IEEE Trans. on PAMI*, 1995, **17**(1): 72—77
- [6] Fortin C S. Fractal dimension in the analysis of medical images, *IEEE Engineering in Medical and Biology Magazine*, 1992, **11**(2): 65—71
- [7] Sankar Pal, Wang Paul P. *Genetic Algorithms for Pattern Recognition*. Boca Raton: CRC Press, Inc., 1996