

基于 Gabor 小波与分形维的人脸情感特征提取

叶吉祥^{1,2}, 胡秀丽²

(1. 中南大学信息科学与工程学院, 长沙 410001; 2. 长沙理工大学计算机与通信工程学院, 长沙 410076)

摘 要: 提出一种基于 Gabor 小波变换与分形维的人脸情感特征提取算法, 对包含情感信息的静态灰度图像进行预处理, 对表情子区域实行 Gabor 小波变换, 提取情感特征矢量, 对人脸兴趣区图像求盒维数和差分分形维数, 将经过 Gabor 小波变换所得的特征矢量和分形维数作为所提取的特征。分析比较了不同测试者 7 种基本情感的识别效果, 实验表明该方法能有效提取与情感变化有关的特征。

关键词: 模式识别; 情感特征提取; Gabor 小波变换; 分形维

Facial Affective Features Extraction Based on Gabor Wavelet and Fractal Dimension

YE Ji-xiang^{1,2}, HU Xiu-li²

(1. School of Information Science and Engineering, Central South University, Changsha 410001;

2. School of Computer & Telecommunication Engineering, Changsha University of Science & Technology, Changsha 410076)

【Abstract】 This paper introduces an algorithm of facial affective features extraction. It preprocesses a still image with facial affective information, extracts affective feature vectors of the expression sub-regions with Gabor wavelet transformation and calculates fractal box dimension and difference fractal dimensions of a facial expression image. These vectors and dimensions are seen as the extracted features. Experiment shows that different affective features are extracted, and the result is better when different subjects display seven basic affectivity, so affective features can be extracted effectively based on Gabor wavelet transformation and fractal dimension.

【Key words】 pattern recognition; affective feature extraction; Gabor wavelet transformation; fractal dimension

本文提出一种利用 Gabor 小波变换与分形维提取人脸情感特征的算法。首先对包含情感信息的灰度图像(采用 JAFFE 日本人脸表情库^[1])进行预处理。因为对情感影响最大的是眼睛、眉毛和嘴巴, 所以将图像分割成 2 个子区域: 眼睛眉毛部分和嘴巴部分, 并进行归一化处理, 即灰度均衡化和尺度归一化。修正情感子图像的灰度直方图来调整图像的均值和方差可完成图像的均衡化处理; 尺寸归一化处理的目的是使所有人脸图像的眼睛眉毛部分和嘴巴部分分别为相同的像素。为增强识别效果, 将归一化后的情感图像网格化, 以便精确地提取反映情感变化的关键特征点, 即眼角、眉毛、嘴角等处的特征^[2]。为尽量使关键特征点包含在某几个网格中, 将特征区域网格化为 20×20 像素的网格。对情感子图像的每一个网格进行 Gabor 小波变换, 取变换后的小波系数模值的均值和方差作为该网格的特征矢量; 将 1 个 $M \times M$ 的人脸情感图像划分成 $s \times s$ 的互不重叠的方形小格, 求该图像的盒维数和差分分形维数, 将所得的分形维数也作为情感特征矢量。

1 情感图像的预处理

1.1 情感图像的分割

对情感图像进行分割, 可以在 Matlab 中分割出感兴趣的区域, 对于情感图像, 该区域是眼睛眉毛区域和嘴巴区域, 然后利用 Matlab 库函数对其作均衡化处理^[3], 使灰度级为 256, 目的是消除光照变化的影响, 尺寸归一化是将所有情感子图像变换为标准尺寸的图像, 以便于情感特征的提取。

眼睛和眉毛部分分割图像的归一化处理结果如图 1 所示。



图 1 眼睛和眉毛部分分割图像的归一化

1.2 情感图像的网格化

对归一化后的情感子图像进行网格化处理, 即使用固定像素的网格进一步分割情感子图像。网格的大小主要取决于对特征图像的细化程度以及计算的实时性要求, 分割过细虽能更精确地提取情感特征, 在一定程度上提高识别率, 但会大大增加计算量^[2]。实验中采用 20×20 像素的网格对特征区域网格化, 其结果如图 2 所示。



图 2 眼睛眉毛部分表情图像的网格化

基金项目: 湖南省教育厅自然科学基金资助项目(05C254)

作者简介: 叶吉祥(1963 -), 男, 副教授、博士研究生, 主研方向: 情感计算, 图像处理与模式识别; 胡秀丽, 硕士研究生

收稿日期: 2007-03-29 E-mail: huxiuli606@163.com

2 基于 Gabor 小波变换与分形维数的特征提取

2.1 基于 Gabor 小波的特征提取

Gabor特征广泛应用于视觉信息理解,其变换系数有着良好的视觉特性,对图像的边缘敏感,能够提供良好的方向选择和尺度选择特性,很容易调整Gabor滤波器的方向、基频带宽及中心频率,其在时空域和频率域中有较高的分辨能力,且对于图像的光照变化不敏感。与傅里叶变换相比,Gabor小波变换具有良好的时频局部化特性。在情感特征提取方面,与其他几种典型方法相比,Gabor小波变换处理的数据量较少,能满足系统的实时性要求;另一方面,其对光照变化不敏感,且能容忍一定程度的图像旋转和变形^[2]。因此,模拟视觉表象时采用Gabor变换更为合理。

二维 Gabor 小波核函数定义为

$$g_{u,v}(x,y) = \frac{k^2}{\sigma^2} \exp\left(-\frac{k^2(x^2+y^2)}{2\sigma^2}\right) \left(\exp(ik \cdot \begin{pmatrix} x \\ y \end{pmatrix}) - \exp\left(-\frac{\sigma^2}{2}\right)\right)$$

$$k = \begin{pmatrix} k_x \\ k_y \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} k_v \cos \varphi_u \\ k_v \sin \varphi_u \end{pmatrix}$$

其中, i 为复数算子; v 的取值决定了 Gabor 滤波的波长; u 的取值表示 Gabor 核函数的方向; k 表示总的方向数取 6; 参数 σ/k 决定了高斯窗口的大小,可取 $\sigma = \sqrt{2}\pi$, 其中, $k_v = 2^{-(v+2)/2} \pi$, 表示小波的不同核频率; $\varphi_u = u \frac{\pi}{k}$ 表示小波的不同方向,由于人脸情感表现为高频特征,因此可取较高频率的小波函数与网格图像作卷积。实验中取频率 $v = 0, 1, 2$, 每种核频率的小波可进一步衍生出 6 个方向的小波,即

$$\varphi_u = \frac{\pi}{6}, \frac{2\pi}{6}, \frac{3\pi}{6}, \frac{4\pi}{6}, \frac{5\pi}{6}, \pi$$

这样就定义了由 3×6 个 Gabor 小波组成的小波族用于提取情感特征。

输入图像 $I(x, y)$ 与 Gabor 小波核函数作卷积定义为

$$r(x, y) = \iint I(\varepsilon, \eta) g(x - \varepsilon, y - \eta) d\varepsilon d\eta$$

其中, $I(\varepsilon, \eta)$ 为对应像素坐标 (ε, η) 的像素值。Gabor 小波变换后结果是复数,取复数的模 $\|r(x, y)\|$ 的均值和方差作为小波变换的结果。按上式使用 3×6 个不同频率和方向的 Gabor 小波对每一个网格作变换,变换结果模值的均值和方差即为提取的特征。嘴巴部分的提取同眼睛眉毛。

2.2 人脸分形维数的计算

分形提供了一种数学框架,用来描述研究对象在一定尺度范围内所展示的自相似性及不规则性,并采用分形维数来定量描述。人脸中包含丰富的纹理(如皮肤),且它们存在一定的自相似性。由于分形维数可定量地表述一个物体的形状和复杂性^[4],而不同的情感具有不同的表情纹理及复杂性,因此可以将分形维数作为特征来进行识别。当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。本文提出基于分形特征——分形维数(盒维数、差分分形维数)纹理的分析方法对人脸情感图像求维数。

2.2.1 盒维数的计算方法

将 $M \times M$ 的人脸情感图像划分成大小为 $s \times s$ 的互不重叠的方形小格^[5],其中, $M/2 < s < M$, s 是整数,令 $r = s/M$ 。把图像看作三维空间 (x, y, z) , 其中, (x, y) 表示图像像素的二维位置, z 表示灰度值。 (x, y) 平面被划分为 $s \times s$ 大小的网格,在每一个网格 z 方向处有一列 $s \times s \times s'$ 大小的小立方体,其中, $s' = s \times G/M$ (G 代表灰度级 256)。设图像灰度在第 (i, j)

网格中的最大和最小灰度值分别为 K 和 $L(0 \sim 255)$, $n_r(i, j)$ 表示覆盖第 (i, j) 网格中的图像所需的盒子数:

$$n_r(i, j) = K - L + 1$$

而覆盖整个图像的盒子数 N_r 为: $N_r = \sum_{i,j} n_r(i, j)$, 对于不同的

r 值,计算对应的 N_r 。应用最小二乘法计算集 $(\log_n N_r, \log_n (1/r))$ 的线性回归斜率,得到该目标的盒维数 D 。

2.2.2 差分分形维数的计算方法

分割人脸情感图像为 $M \times M$ 个像素,灰度图为 $f(i, j)$ 则

$$gd(k) = \frac{\sum_{i=0}^{M-1} \sum_{j=0}^{k-1} |f(i, j) - f(i, j+k)|}{4M(M-k-1)} + \frac{\sum_{i=0}^{M-k-1} \sum_{j=0}^{M-1} |f(i, j) - f(i+k, j)|}{4M(M-k-1)} + \frac{\sum_{i=0}^{M-k-1} \sum_{j=0}^{M-k-1} |f(i, j) - f(i+k, j+k)|}{4M(M-k-1)} + \frac{\sum_{i=0}^{M-1} \sum_{j=k}^{M-1} |f(i, j+k) - f(i+k, j)|}{4M(M-k-1)}$$

其中,尺度 k 从 1 变化到最大的选择值 S (实验中选为 7), k 为整数。通过最小二乘法就可以计算 $gd(k)$ 曲线相对于 k 的斜率,即参数 H , $D = T + 1 - H$, 而图像的拓扑维数 $T = 3$, 因此,差分分形维数 $D = 4 - H$ 。

3 实验结果及分析

本文采用上述二维小波核函数定义的小波族及分形维数提取灰度图像中的情感特征。眼睛眉毛部分划分成 18 个网格,嘴巴部分划分成 12 个网格,分别提取高兴、愤怒、悲哀、惊讶、厌恶、恐惧、正常 7 种基本情感对应的情感特征。7 种情感的分形维如表 1 所示。对网格进行 Gabor 小波变换,每个网格特征矢量由 18 个均值分量和 18 个方差分量组成,分别对应 3 个高频小波在 6 个不同方向上的小波变换系数模的均值和方差。对人脸求得 2 个分形维数。则一幅人脸情感图像的特征矢量共有 $(18+18)(18+12)+2=1082$ 个。

表 1 7 种情感的分形维

	高兴	愤怒	悲哀	惊讶	厌恶	恐惧	正常
盒维数	1.538~1.621	1.549~1.608	1.501~1.622	1.581~1.684	1.549~1.625	1.578~1.669	1.496~1.617
差分维	3.637~3.884	3.668~3.829	3.766~3.852	3.683~3.911	3.634~3.819	3.691~3.904	3.726~3.845

只以分形维数作为特征矢量尚不能识别别人的情感,因为每种情感的分形特征维数在一个特定的范围内,且一些情感的分形特征矢量有交叉。实验分别用 Gabor 小波和 Gabor 小波与分形维结合进行识别,Gabor 小波变换后特征矢量数据量较大,使用同样的样本数据,采用 BP 神经网络进行训练分类。统计得出,只使用 Gabor 小波变换平均识别率为 81.8%,两者结合平均识别率达到了 84.2%。实验结果如表 2~表 4 及图 3 所示。结果表明,Gabor 小波变换与分形维结合能有效提取人脸情感特征。

表 2 7 种基本情感的识别结果

	高兴	愤怒	悲哀	惊讶	厌恶	恐惧	正常	识别率(%)
高兴	26	0	0	2	1	1	0	86.6
愤怒	1	26	2	0	0	0	1	86.6
悲哀	0	2	22	0	3	0	3	73.3
惊讶	0	0	0	28	0	2	0	93.3
厌恶	1	1	2	0	23	0	3	76.6
恐惧	1	0	0	2	0	27	0	90.0
正常	0	1	3	0	1	0	25	83.3

(下转第 230 页)