

文章编号:1001-9081(2010)02-0430-03

基于 Gabor 滤波器和 BP 神经网络的人脸皮肤皱纹区域自动识别

项改燕^{1,2,3,4}, 徐 华^{2,3,4}, 翟忠武^{2,3,4}, 葛庆平¹

(1. 首都师范大学 信息工程学院, 北京 100048; 2. 清华大学 智能技术与系统国家重点实验室, 北京 100084;
3. 清华大学 信息科学与技术国家实验室(筹), 北京 100084; 4. 清华大学 计算机科学与技术系, 北京 100084)
(gyleeo@126.com)

摘 要:由于色斑和毛孔等强噪声的干扰,人脸皱纹识别特别是对面部细纹理的识别受到了严重影响。针对上述问题提出了一种基于 Gabor 滤波器和 BP 神经网络相结合的人脸皱纹识别算法。通过训练好的 BP 神经网络人脸皮肤图像首先识别是否存在皱纹,再分别自动标注存在皱纹的区域。本算法首先基于不同年龄的多幅人脸照片创建皱纹样本库,采用样本库训练神经 BP 网络。其次分别选取含皱纹和不含皱纹的图片,然后用 Gabor 滤波器组计算出图片的频谱特征,将它们作为训练样本,训练得到用于识别的 BP 神经网络。大量测试结果表明,本算法能够消除或减少色斑、毛孔等噪声的干扰,对有皱纹区域和无皱纹区域的识别率可达到 85% 以上。

关键词:Gabor 变换;BP 神经网络;纹理分析;皱纹识别;模式识别

中图分类号:TP391.41 **文献标志码:**A

Human facial wrinkles recognition based on Gabor filter and BP neural network

XU Gai-yan^{1,2,3,4}, XU Hua^{2,3,4}, ZHAI Zhong-wu^{2,3,4}, GE Qing-ping¹

(1. Information Engineering College, Capital Normal University, Beijing 100048, China;
2. State Key Laboratory on Intelligent Technology and Systems, Tsinghua University, Beijing 100084, China;
3. National Laboratory for Information Science and Technology, Tsinghua University, Beijing 100084, China;
4. Department of Computer Science and Technology, Tsinghua University, Beijing 100084, China)

Abstract: For the impact of strong noises such as splashes and pores, human facial wrinkles recognition was severely disrupted, especially for the recognition of facial fine texture. This paper proposed a recognition method based on Gabor filter and BP neural network to recognize facial wrinkles. Firstly, BP neural network was trained to identify the existence of texture by Gabor filtering results and then whether the wrinkles exist or not was judged. One wrinkle sample database was created from a number of face photos with different ages, and the database had been used to train BP neural network. In this paper, wrinkled and non-wrinkled pictures were selected, and then Gabor filter bank was used to calculate their frequency spectrum as the training samples. Then, the trained neural network could be used to recognize human facial wrinkles. A large number of test results show that the algorithm can eliminate or reduce interference of splashes and pores and over 85% recognition accuracy can be got.

Key words: Gabor transformation; Back Propagation (BP) neural network; texture analysis; wrinkles recognition; pattern recognition

0 引言

人脸皮肤老化的标志之一是皱纹,皱纹纹理深度和变化的测定研究一直是皮肤衰老和抗衰老研究的重要课题。目前国际上流行先采用硅胶复膜复制皮肤表面的细微结构再结合计算机图像分析系统进行皱纹识别与测量。与此同时,图像分析已是当前研究人脸纹理的主要手段,就是采用数字化手段分析面部肌肤特征,从而为化妆品疗效提供科学依据。近年来,国外已经采用激光扫描或共聚焦显微镜结合计算机图像分析识别技术进行皮肤表面结构研究,并有一系列的仪器投入生产应用。国内基于彩色图像分析算法的数码智能皮肤分析系统,初步给出了对人脸皮肤表面指标的整体检测,其相关图像处理算法需要深入的研究与改进。本文在深入研究纹理分析的基础上,引入了模式识别中的神经网络纹理识别技术对人脸皱纹进行识别,取得了较好的效果。

皱纹属于不规则纹理、微纹理,而且由于色斑、毛孔等噪声干扰皱纹的准确检测,给皱纹纹理研究带来困难。为了解决这个问题,提出一种基于 Gabor 滤波器的方法进行皱纹区域识别,通过划定有皱纹和无皱纹的区域来减少噪声的影响,同时可以改善皱纹检测的效果。

Gabor 变换^[1-5]已被证明是在 2D 测不准情况下,对信号空间域和频率域的最优描述。生物学实验表明,Gabor 滤波器和人类视觉系统的纹理认知机制相一致,能够很好地表达和提取纹理特征。在这些基础上,本文将研究一种新的皱纹识别算法,实验表明,该算法的皱纹识别率基本在 85% 以上。

1 Gabor 变换提取频谱特征

Gabor 滤波器由 Daugman^[6]最早提出,用于模拟灵长类动物可视表层中的简单细胞功能。Gabor 变换属于加窗傅里叶变换,可以在频域不同尺度、不同方向上提取相关的特征。其

收稿日期:2009-07-26。 基金项目:国家自然科学基金资助项目(10603009);北京市教委项目(200710028018)。

作者简介:项改燕(1982-),女,河北石家庄人,硕士研究生,主要研究方向:机器视觉、数字图像处理;徐华(1975-),男,河北石家庄人,副研究员,博士,主要研究方向:控制软件建模、机器学习、图像处理;翟忠武(1983-),男,湖北黄冈人,博士研究生,主要研究方向:观点挖掘、机器学习、人工智能;葛庆平(1951-),男,北京人,副教授,主要研究方向:机器视觉、数字图像处理。

一般表达式:

$$\psi(x, y) = \frac{1}{2\pi\sigma_x\sigma_y} \exp\left[-\frac{1}{2\pi}\left(\frac{x^2}{\sigma_x^2} + \frac{y^2}{\sigma_y^2}\right)\right] \times \exp[i2\pi(\mu x + \nu y)] \quad (1)$$

对式(1)作傅里叶变换为:

$$\begin{aligned} \psi(\mu, \nu) &= \exp[-2\pi^2(\sigma_x^2\mu^2 + \sigma_y^2\nu^2)] \times \\ &\sigma(\mu - W_x) * \sigma(\nu - W_y) = \\ &\exp[-2\pi^2(\sigma_x^2W_x^2 + \sigma_y^2W_y^2)] = \\ &\exp\left[-\frac{1}{2}\left(\frac{W_x^2}{\sigma_\mu^2} + \frac{W_y^2}{\sigma_\nu^2}\right)\right] \end{aligned} \quad (2)$$

其中: W 为高斯函数的复调制频率; σ_x, σ_y 分别是信号在空间中 x 方向和 y 方向上的窗半径。利用 Gabor 小波的多尺度和多方向性的特点,对图像进行多分辨率分析,提取图像的纹理特征, σ_μ, σ_ν 分别是信号在频率域中的窗半径,且:

$$\sigma_\mu = \frac{1}{2\pi\sigma_x}, \sigma_\nu = \frac{1}{2\pi\sigma_y} \quad (3)$$

Gabor 函数构成了一个完备的正交基^[7]。多尺寸多方向 Gabor 滤波器组^[8]是在基本 Gabor 滤波器 $g(x, y)$ 的基础上通过适当尺寸变换和旋转变换得到的自相似的一组滤波器,设图像大小为 $M \times N$, $m = \text{lb}(N/4)$, 本实验选取的滤波器尺度参数为 $\sqrt{2}\{1, 2, \dots, 2^m\}$ 的 4 个最高频率, 4 个方向 (0° 、 45° 、 90° 和 135°) 的多通道滤波方案。

2 神经网络的选择

神经网络已经在基于图像的模式识别领域中得到了广泛的应用,并且是当前的研究热点之一。神经网络模型和学习算法多样,但是使用最为广泛最有影响力的基于 BP 算法的前馈网络,即 BP 网络。其他学习算法都可以说是 BP 学习算法的一种变形和修改。BP 网络可看作是从输入到输出的高度非线性映射^[9-10], 即 $f: \mathbf{R}^n \rightarrow \mathbf{R}^m$, 在理论上,从输入 $x_i \in \mathbf{R}^n$ 到输出 $y_i \in \mathbf{R}^m$ 存在着一个映射 $g(\cdot)$ 使 $g(x_i) = y_i (i = 1, 2, \dots, N)$, 要求出映射 f , 一般是使得在某种意义下误差最小,从而 f 是 g 的最佳逼近。 g 的存在性可由 Kommogorow 定理及 BP 定理^[11]给出。

BP 网络模型一般由输入层、隐含层和输出层组成。这里使用的模型如下:

1) 网络层数的选择。使用输入节点 32, 输出为 2 个节点的 3 层 BP 网络结构。一般隐含层的隐藏节点数目为 $2M+1$, 但实验过程中出现“过拟合”现象, 逐渐减少隐节点、降低网络精度时识别率反而提高, 当隐含层节点数目为 32 时, 效果较好。

2) 传递函数和训练学习算法。隐含层使用 S 型函数 tansig , 输出层使用线性函数 purelin , 两者的结合理论上可以逼近任何有理函数。训练算法是 trainlm ^[12], 采用了更有效的 Levenberg-Marquardt 优化算法^[12], 该算法以空间换时间, 比启发式学习和标准的 BP 算法^[12] 速度快、精度高。学习算法采用带动量梯度下降的权重和偏差学习算法 learnsgdm ^[12]。

3 基于 Gabor 滤波器和 BP 网络的皱纹识别

3.1 皱纹图片库的创建

首先选择不同年龄段的人脸照片, 分类成 20~30 岁, 30~40 岁, 40~50 岁三组。为了进一步提高识别率, 依据皮肤特点又对不同年龄段的人脸肤质评价后划分为油性皮肤和

干性皮肤两类。然后手工对每张照片的人脸有皱纹区域和无皱纹区域分别选取 32 像素 \times 32 像素的子图并保存到相应年龄段的图像库中, 比如选择一张 20~30 岁的油性皮肤的人脸图片, 手工取出多个有皱纹和无皱纹的样本, 然后保存在样本库中。要保证样本的多样性和典型性, 而且要有大于 193 的样本数量。如图 1 是训练样本的例子。

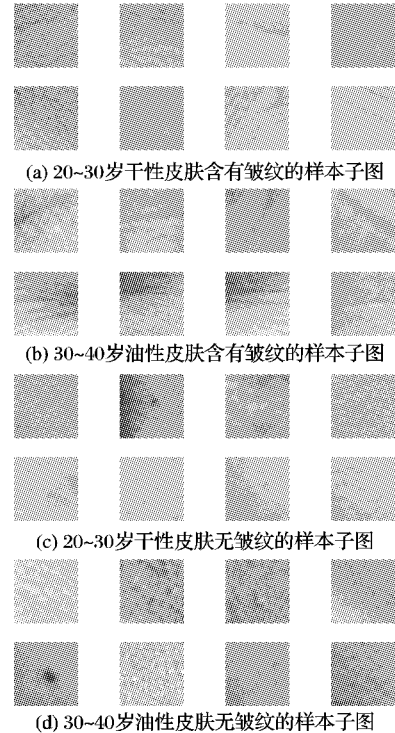


图1 样本图

3.2 训练网络

选取上述分类中的一个子类的样本库中的样本 200 个, 用设计好的 16 通道 Gabor 滤波器组卷积得到特征能量图并计算它们的均值和方差, 共得到 32 个特征值, 将其作为 BP 神经网络的输入向量。当含有皱纹时输出向量为 $[1, 0]$, 当不含有皱纹时输出向量为 $[0, 1]$, 用给定的输入输出向量训练上述 BP 网络模型, 得到可用于识别子图有无皱纹的网络。对于样本库的每个子类都需要重复这个训练过程, 得到若干个可用于识别相应年龄段相应肤质的子图中有无皱纹的网络。BP 神经网络针对训练样本的正确识别率为 93.7%, 针对测试样本的正确识别率为 91.6%。

3.3 对整幅图像的识别

在没有能够获取整个人脸皮肤精确区域的基础上进行本实验, 手工取出额头或左右脸的皮肤照片, 作为待处理的大图来模拟。图 2 是识别后的结果图片例子。

首先, 对大图进行切割, 切割的大小以 32×32 (即等于训练样本的大小) 为最佳。在识别率低的情况下通过调整切割块的大小可以提高识别率。生成一幅与彩色大图相同大小的黑白结果图并把它像素点全部赋值为 255, 对切出的每个子图计算 32 个 Gabor 滤波特征, 作为神经网络输入向量。将 200 个输入向量同时输入神经网络进行训练。如果输出向量的第一个分量大于第二个分量, 将黑白结果图中的相应区域像素点赋值为 0; 反之, 保持黑白结果图中的相应区域像素点值 255。以黑白结果图的区块作为参考, 在原来的彩色大图用方框标明判定为有皱纹的皮肤区域。表 1 给出了各年龄

段的识别率。

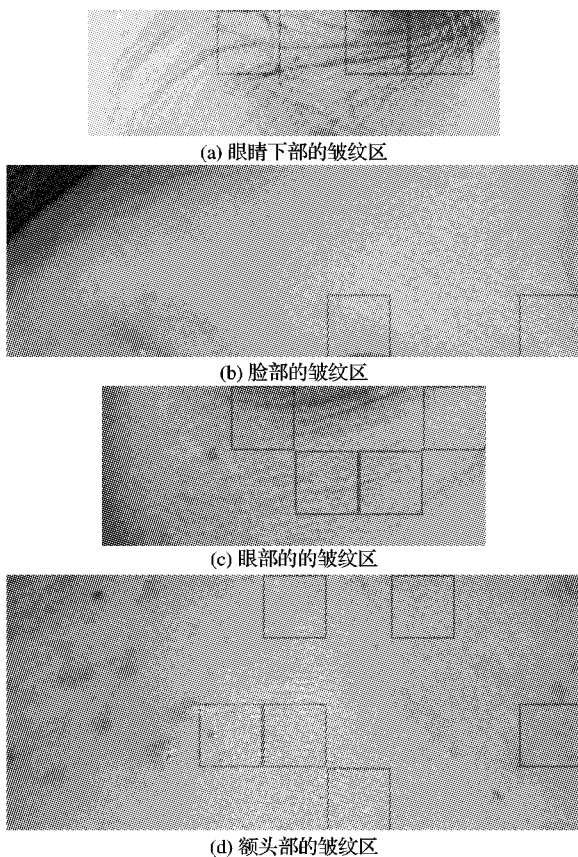


图2 识别结果

表1 各年龄段的皱纹识别率

| 实际年龄 | 测试图片数量 | 最优识别率/% | 最差识别率/% | 识别率>85%的图片数 |
|-------|--------|---------|---------|-------------|
| 20~30 | 10 | 100.0 | 74.0 | 7 |
| 30~40 | 30 | 92.8 | 82.5 | 28 |
| 40~50 | 30 | 92.5 | 66.7 | 25 |

综上所述,给出上述算法的总体框图如图3所示。

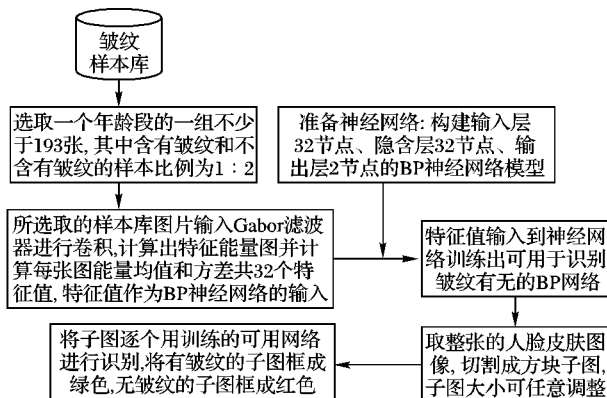


图3 基于 Gabor 滤波器和 BP 网络的皱纹识别算法

3.4 实验结果

通过实验总结了影响网络识别率的一些规律:

1) 无论测试图像上有没有皱纹,放大检测窗口,总是会减少有纹理图像块的数目,缩小检测窗总是会增加有纹理图像块的数目,在检测窗口变化过程中,总是存在着一定大小的窗格,此种大小的窗格对有皱纹的区域位置识别最准确,而且识别率最高。

2) 训练样本越丰富时,检测窗口大小的最优值越接近于

训练样本的大小。比如在 32×32 训练样本时,如果用 32×32 检测一张有纹图时识别为无纹图,先缩小窗口 8 个像素再进行一次识别,效果更好。样本选择^[13-14]的科学性也影响到识别率。

3) 使用油性皮肤的样本库训练的网络能够纠正肤质造成的皮肤亮区的错误识别。一般灰度均衡应该在用于训练的样本的预处理中,如果灰度均衡用于被测图,总是向着有纹理图像块的方向减少的。因此不能任意改变被测图亮度,减少偏振光的被测图的识别效果优于一般被测图。

4 结语

本文以多通道 Gabor 滤波器和基于 Matlab 的 BP 神经网络为基础,根据年龄和肤质创建了皱纹样本库,训练了可用于识别的网络,对人脸皮肤区域中有皱纹和无皱纹的区域进行识别,解决了在检测皱纹时遇到的色斑、油性皮肤的油光及毛孔大等噪声干扰皱纹的检测问题,总结出影响识别率的规律,这对于提高识别率有实际的指导意义。

参考文献:

- [1] CLAUSI D A, JERNIGAN M E. Designing Gabor filters for optimal texture separability[J]. Pattern Recognition, 2000, 33(11): 1835-1849.
- [2] IDRISSE M, ACHEROHY M. Texture classification using Gabor filters[J]. Pattern Recognition Letters, 2002, 23(9): 1095-1102.
- [3] MANTHALKAR R, BISWAS P K, CHATTERJI B N. Rotation invariant texture classification using even symmetric Gabor filters[J]. Pattern Recognition Letters, 2003, 24(12): 2061-2068.
- [4] WU XING, BHANU B. Gabor wavelet representation for 32D object recognition [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 1997, 6(1): 47-64.
- [5] GRIGORESCU S E, PETKOV N, KRUIZINGA P. Comparison of texture features based on Gabor filters [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2002, 11(10): 1160-1166.
- [6] DAUGMAN J G. Uncertainty relations for resolution in space, spatial frequency, and orientation optimized by two-dimensional visual cortical filters[J]. Journal of the Optical Society of America A, 1985, 2(2): 1160-1169.
- [7] 张敏,许廷发. 基于 Gabor 小波纹理特征的目标识别新方法[J]. 物理实验, 2004, 24(4): 12-15.
- [8] 汪海洋,潘德炉,夏德深. 航空图像中水面纹理的自动提取[J]. 中国图象图形学报, 2008, 13(2): 251-256.
- [9] 邹晓红. 基于 TEBP 网络的人脸皮肤纹理识别方法[J]. 传感技术学报, 2005, 18(2): 262-268.
- [10] 胡金滨,唐旭清. 人工神经网络的 BP 算法及其应用[J]. 信息技术, 2004, 28(4): 1-4.
- [11] 王士同,陈慧萍,赵跃华,等. 人工智能教程[M]. 北京: 电子工业出版社, 2001.
- [12] 陈艳艳,朱跃华,王振报,等. 基于 MATLAB 神经网络工具箱的公交出行比例预测[J]. 北京工业大学学报, 2008, 34(2): 173-176.
- [13] 虞欣,郑肇葆. 基于 Q 型因子分析的训练样本的选择[J]. 测绘学报, 2007, 36(1): 67-71.
- [14] 虞欣,郑肇葆. 基于对应分析的训练样本的选择[J]. 测绘学报, 2008, 37(2): 190-195.
- [15] PETKOV N, WIELING M B. Gabor filter for image processing and computer vision[EB/OL]. [2009-07-01]. http://matlabserver.cs.rug.nl/edgedetectionweb/web/edgedetection_params.html.