

# 基于神经网络学习的多姿态人脸图像识别算法

陆兴华,王凌丰,曾世豪,陈家坚  
(广东工业大学华立学院,广东 广州 511325)

**摘要:**在移动式拍摄环境下进行人脸识别受到抖动以及环境等因素的影响,导致人脸识别的准确性不好。因此,文中提出一种基于人工神经网络学习的多姿态人脸图像识别算法。将空间邻域信息融入到多姿态人脸图像的幅度检测中,提取多姿态人脸图像的动态角点特征,把多姿态人脸图像结构纹理信息类比为全局运动 RGB 三维位平面随机场,进行多姿态人脸图像的亮点检测和信息融合。在不同的尺度下选用合适的特征配准函数来描述多姿态人脸图像的特征点,进行多姿态人脸图像的目标像素视差分析和关键特征检测,结合人工神经网络学习和特征配准方法实现图像稳像处理和自动识别。仿真结果表明,采用该方法进行多姿态人脸图像识别的特征点配准性能较好,识别精度较高。

**关键词:**人脸识别;图像;人工神经网络;特征提取

**中图分类号:**TP391

**文献标识码:**A

**文章编号:**1673-629X(2019)11-0057-05

**doi:**10.3969/j.issn.1673-629X.2019.11.012

## Multi-pose Face Image Recognition Algorithm Based on Neural Network Learning

LU Xing-hua, WANG Ling-feng, ZENG Shi-hao, CHEN Jia-jian  
(Huali College Guangdong University of Technology, Guangzhou 511325, China)

**Abstract:** Face recognition in mobile shooting is affected by jitter and environment, which leads to poor accuracy of face recognition. Therefore, a multi-pose face image recognition algorithm based on artificial neural network learning is proposed. The spatial neighborhood information is integrated into the amplitude detection of the multi-pose face image, and the dynamic corner feature of the multi-pose face image is extracted. The texture information of the multi-pose face image is compared to a global moving RGB 3D bit plane random field. The bright spot detection and information fusion of multi-pose face image are carried out, and the appropriate feature registration function is selected to describe the feature points of multi-pose face image at different scales. The parallax analysis and key feature detection of multi-pose face image are carried out, and the image stabilization and automatic recognition are realized by combining artificial neural network learning and feature registration method. The simulation shows that the proposed method has better performance and higher recognition accuracy in multi-pose face image recognition.

**Key words:** face recognition; image; artificial neural network; feature extraction

## 0 引言

随着计算机图像处理技术的不断发展,采用计算机视觉特征提取方法进行人脸图像识别,提高对人脸的自动检测和身份识别能力。当前人脸图像识别技术广泛应用在安检、视频监控、银行支付以及人物目标监测跟踪等方面。在姿态变换和动态场景下进行人脸识别受到环境和人脸图像采集设备等因素的影响,导致人脸识别的准确性不好。为了提高人脸图像的自动识别能力,采用多姿态人脸图像特征点配准方法进行人

脸动态特征提取,实现人脸图像识别,研究多姿态人脸图像的自动识别方法具有重要的现实意义<sup>[1]</sup>。

对人脸识别的研究是建立在人脸的特征提取和分类的基础上,通过提取多姿态人脸图像的关键特征点和角点信息,结合特征分类器进行多姿态人脸图像识别,提高多姿态人脸图像的识别能力<sup>[2]</sup>。传统方法中,对多姿态人脸图像识别和特征提取的研究主要是采用块匹配方法和人工模板匹配方法,取得了一定的效果<sup>[3]</sup>。其中文献<sup>[4]</sup>采用 Harris 角点检测方法进行人

收稿日期:2018-12-18

修回日期:2019-04-22

网络出版时间:2019-06-27

基金项目:2019年“攀登计划”广东大学生科技创新培育专项资金立项项目(pdjh2019b0619)

作者简介:陆兴华(1981-),男,硕士,副教授,通讯作者,研究方向为嵌入式技术、无人机飞行稳定性控制方法、机器人运动控制方法;王凌丰(1997-),男,研究方向为计算机控制技术、传感器应用。

网络出版地址: <http://kns.cnki.net/kcms/detail/61.1450.TP.20190627.1105.046.html>

脸识别和动态特征提取,实现多姿态人脸图像特征点配准和自动识别,该算法在图像特征匹配中耗时最少,但对大规模人脸图像的自动识别性不好。文献[5]对多姿态人脸图像采用 RGB 分量边缘检测方法进行边缘轮廓检测和特征提取,实现多姿态人脸图像特征点配准,利用图像特征的加权特性,实现人脸自动识别。该方法的计算开销较大,对图像的自动识别的实时性不好。

针对上述问题,文中提出一种基于人工神经网络学习的多姿态人脸图像识别算法。将空间邻域信息融入到多姿态人脸图像的幅度检测中,提取多姿态人脸图像的动态角点特征,在不同的尺度下选用合适的特征配准函数来描述多姿态人脸图像的特征点,进行多姿态人脸图像的目标像素视差分析和关键特征检测,结合人工神经网络学习和特征配准方法实现图像稳像处理和自动识别。通过仿真实验分析,验证了该方法在提高人脸识别能力方面的优越性能。

## 1 多姿态人脸图像采集和特征预处理

### 1.1 人脸图像成像处理

为了实现对多姿态人脸图像识别,结合图像成像技术进行图像的生物属性特征检测和提取,首先采用激光三维扫描方法进多姿态人脸图像的成像处理<sup>[6]</sup>。假设采集的多姿态人脸图像的纹理信息和像素特征分量分别记为  $v_m = (\bar{R}_m, \bar{G}_m, \bar{B}_m)$ ,  $\text{aux}_m(I_m, \tilde{I}_m, f_m, \lambda_m, df_m, dl_m)$ , 多姿态人脸图像部位的灰度像素值记为  $\Psi_{11}$ 、 $\Psi_{12}$ 、 $\Psi_{13}$ 、 $\Psi_{14}$  和  $\Psi_{15}$ , 采用模糊特征识别方法进行多姿态人脸图像的边缘特征分解,得到边缘像素值为  $\eta = \{\eta_{ij} : (i, j) \in S, \eta_{ij} \in S\}$ 。对多姿态人脸图像的特征提取的待检测点可分为四类:孤立点、端点、连续点和分叉点<sup>[7]</sup>,得到多姿态人脸图像的成像模型如图 1 所示。

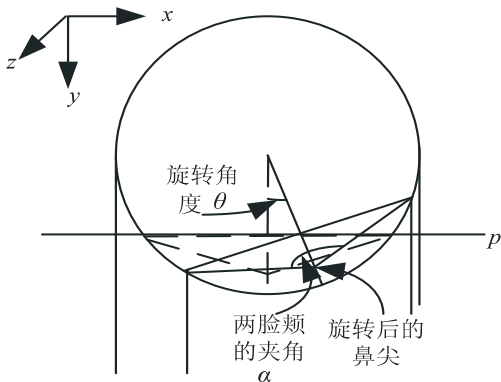


图 1 多姿态人脸图像的成像模型

图 1 中,人脸图像的曝光区域块的像素强度为:

$$g(t) = \sqrt{s} f(s[t - \tau]) \quad (1)$$

其中,  $f(t)$  为人脸图像的高频部分;  $s = (c -$

$v)/(c + v)$  表示多姿态人脸图像的边缘尺度因子;  $\sqrt{s}$  是归一化因子。

采用手工标注法进行人脸图像的尺度分解<sup>[8]</sup>,采用小波尺度分解方法进行图像降噪,得到小波函数为:

$$W_\psi y(a, b) = \langle y, \psi_{a,b} \rangle = \int_{-\infty}^{+\infty} y(t) \frac{1}{\sqrt{|a|}} \psi^*\left(\frac{t-b}{a}\right) dt \quad (2)$$

采用局部二值拟合,得到人脸的几何离散度为:

$$\psi_{a,b}(t) = [U(a, b)\psi(t)] = \frac{1}{\sqrt{|a|}} \psi\left(\frac{t-b}{a}\right) \quad (3)$$

其中,  $U(a, b)$  是人脸图像多姿态特征分量的酉变换函数。

采用分块匹配方法进行图像的信息融合,设  $a = 1/s$ ,  $b = \tau$ ,将式 3 重写为:

$$f_{s,\tau}(t) = [U(1/s, \tau)f(t)] = \sqrt{|s|} f(s(t - \tau)) \quad (4)$$

结合模板匹配方法,求得人脸的生物属性特征分布的边缘轮廓为:

$$u(t) = \frac{1}{\sqrt{T}} \text{rect} \frac{t}{T} \exp \{ -j[2\pi K \ln(1 - \frac{t}{t_0})] \} \quad (5)$$

其中,  $\text{rect}(t) = 1, |t| \leq 1/2$ 。

对采集的原始多姿态人脸图像进行向量量化特征分解,结合灰度流形分割技术进行多姿态人脸图像的边缘轮廓特征提取,提高人脸特征提取能力。

### 1.2 多姿态人脸图像的边缘轮廓检测

将空间邻域信息融入到多姿态人脸图像的幅度检测中,提取多姿态人脸图像的动态角点特征,构建图像的直方图,得到直方图分布函数为:

$$\theta(t) = 2\pi \int_{-T/2}^{t/a} \left( \frac{K}{t_0 - t} \right) dt' = -2\pi K \ln(1 - \frac{t}{at_0}) + \theta_0 \quad (6)$$

其中,  $\theta_0 = -2\pi K \ln(1 + \frac{T}{2t_0})$ 。

采用灰度直方图分割方法分割多姿态人脸图像,提高多姿态人脸图像的特征提取能力,根据图像的边缘轮廓信息进行人脸的特征点定位<sup>[9]</sup>,得到人脸特征提取的输出为:

$$\begin{bmatrix} x \\ y \\ 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & \frac{\delta * \sin \alpha}{\sin(\alpha - \theta)} & \frac{n}{2 \cos \alpha} - \frac{\delta * \text{nose} * \sin \alpha}{\sin(\alpha - \theta)} \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x \\ y \\ 1 \end{bmatrix} \quad (7)$$

结合人脸的生物特征不变性,得到人脸的噪点分离输出二值图像结果为:

$$M = \begin{bmatrix} u_{11} & u_{12} \\ u_{21} & u_{22} \end{bmatrix} = u(x, y, \sigma_I, \sigma_D) =$$

$$\sigma_D^2 G(\sigma_I) * \begin{bmatrix} L_x^2(x, y, \sigma_D) & L_x L_y(x, y, \sigma_D) \\ L_x L_y(x, y, \sigma_D) & L_y^2(x, y, \sigma_D) \end{bmatrix} \quad (8)$$

其中,  $G(\sigma_I)$  表示多姿态人脸图像的曝光区域块的像素强度; 对边缘像素点  $(x, y)$ , 用  $\sigma_I$  表示多姿态人脸图像的边缘轮廓积分尺度,  $\sigma_D$  为微分尺度,  $x, y$  为原图像序列的二值像素;  $L(x, y, \sigma_D)$  表示图像序列中的信息熵,  $L_x(x, y, \sigma_D)$ ,  $L_y(x, y, \sigma_D)$  分别表示多姿态人脸图像在横向平移  $x$  方向和纵向平移  $y$  方向的权值融合结果,  $L_{xx}(x, y, \sigma_D)$ ,  $L_{yy}(x, y, \sigma_D)$  为人脸的角度点分布的互相关特征量。

根据上述分析, 提取多姿态人脸图像的动态角点特征, 计算人脸的几何差异性特征值, 进行人脸特征分析和分类识别<sup>[10]</sup>。

## 2 人脸特征提取与识别算法的优化

### 2.1 人脸图像的特征提取

在人脸图像成像处理和边缘轮廓检测的基础上, 进行人脸图像的识别算法优化设计。文中提出一种基于神经网络学习的多姿态人脸图像识别算法。把多姿态人脸图像结构纹理信息类比为全局运动 RGB 三维位平面随机场<sup>[11]</sup>, 确定一个特征提取模板, 在图像中提取最能反映人脸特征的特征点, 得到多姿态人脸图像的 RGB 特征分解式为:

$$\begin{aligned} J_1(W_i) &= \sum_{r=1}^t \sum_{p=1}^{k_i} \| W_i^T x_{ir} - W_i^T x'_{irp} \|^2 A_{irp} = \\ &= \sum_{r=1}^t \sum_{p=1}^{k_i} \text{tr}(W_i^T x_{ir} - W_i^T x'_{irp})(W_i^T x_{ir} - W_i^T x'_{irp})^T A_{irp} = \\ &= \sum_{r=1}^t \sum_{p=1}^{k_i} \text{tr}(W_i^T [(x_{ir} - x'_{irp})(x_{ir} - x'_{irp})^T A_{irp}] W_i) = \\ &= \text{tr}(W_i^T [\sum_{r=1}^t \sum_{p=1}^{k_i} (x_{ir} - x'_{irp})(x_{ir} - x'_{irp})^T A_{irp}] W_i) = \\ &= \text{tr}(W_i^T H_1 W_i) \end{aligned} \quad (9)$$

其中,  $H_1 = \sum_{r=1}^t \sum_{p=1}^{k_i} (x_{ir} - x'_{irp})(x_{ir} - x'_{irp})^T A_{irp}$  表示输入的多姿态人脸图像的边缘特征值;  $A_{irp}$  表示 Delaunay 三角形区域内的人脸特征值;  $\text{tr}(\cdot)$  表示求多姿态人脸图像特征跟踪识别的像素迹;  $W_i^T$  表示近邻区域相关特征值。

根据多姿态人脸图像部分的局部特征进行信息复原, 得到多姿态人脸图像特征检测的 Potts 先验参数  $\beta_i$  为:

$$\beta_i = \exp \left\{ - \frac{|x_i - x_j|^2}{2\sigma^2} \right\} \frac{1}{\text{dist}(x_i, x_j)} \quad (10)$$

其中,  $x_i$  和  $x_j$  分别为人脸图像的生物特征点部位和信息验证部位的像素强度值。

进行多姿态人脸图像的亮点检测和信息融合, 在不同尺度下选用合适的特征配准函数来描述多姿态人脸图像的特征点, 得到人脸特征分布表达式为:

$$F = \tilde{p}(x, y) = p(x, y) \left( \frac{v(x)}{v(y)} \right)^{1/2} \quad (11)$$

其中:

$$\begin{cases} p(x, y) = \frac{k(x, y)}{v(x)} \\ v(x) = \sum_y k(x, y) \end{cases} \quad (12)$$

将空间邻域信息融入到多姿态人脸图像的幅度检测中, 采用图像分割算法进行人脸图像的模板匹配处理, 根据目标匹配结果, 采用人工神经网络学习算法进行图像识别<sup>[12]</sup>。

### 2.2 人工神经网络学习的人脸图像识别输出

在不同的尺度下选用合适的特征配准函数来描述多姿态人脸图像的特征点, 进行多姿态人脸图像的目标像素视差分析和关键特征检测, 根据特征提取结果, 采用人工神经网络进行人脸分类。人工神经网络为一个三层网络结构<sup>[13]</sup>, 人工神经网络分类器的输入输出迭代方程为:

$$W(n+1) = W(n) - \eta \frac{\partial E}{\partial W} + \partial \Delta W(n) \quad (13)$$

假设利用人工神经网络进行人脸识别的学习步长为  $\eta$ , 经过  $n$  步训练和学习后, 采用结构相似度特征分解算法<sup>[14]</sup>, 得到人脸特征分类器的加权系数为:

$$w_{sij}(n_0 + 1) = w_{sij}(n_0) - \eta_{sij} \frac{\partial J}{\partial w_{sij}} \quad (14)$$

提取人脸图像姿态分布信息特征量, 采用人工神经网络分类器进行特征标定, 得到输出的检测统计量为:

$$x(n) + \sum_{k=1}^p a_i x(n-k) = \sum_{r=0}^m b_r u(n-r) \quad (15)$$

为了提高人工神经网络进行人脸特征分类的准确性, 在神经网络的隐含层引入自适应学习系数  $X(x_1, x_2, \dots, x_n)$ , 提取遮挡人脸的隐含特征, 根据生物特征的差异性<sup>[15]</sup>, 得到多姿态人脸图像的识别结果为:

$$x_{k+1} = x_k - A_k^{-1} g_k \quad (16)$$

输入待识别人脸数据库中的测试样本  $y$  和训练样本集  $D$ , 得到人脸特征分布集  $\alpha^{(1)} = [\frac{1}{l}, \frac{1}{l}, \dots, \frac{1}{l}]^T$ , 其中  $l$  是训练集中人脸信息的个数。构建人工神经网络分类器, 得到神经网络分类器的加权值:

$$W_{ii}^{(i)} = \omega_{\theta}(e_i^{(i)}) = \frac{1}{1 + \exp[\mu(e_i^{(i)})^2 - \mu\delta]} \quad (17)$$

采用仿射变换进行人脸特征分离, 表示为:  $\hat{\alpha} =$

$(D^T W^{(t)} D + \lambda \cdot I)^{-1} D^T W^{(t)} y$ , 其中  $W^{(t)}$  是二值化拟合结果,  $W_{ii}^{(t)} = \omega_{\theta}(e_i^{(t)})$ 。在  $[0,1]$  范围内进行多姿态人脸特征的灰度采样,使  $\sum_{i=1}^n \rho_{\theta}(e^{(t)}) < \sum_{i=1}^n \rho_{\theta}(e^{(t-1)})$ , 得到识别输出结果:  $y_{rec}^{(t)} = D\alpha^{(t)}$ 。令  $t = t + 1$ , 然后进行全局收敛性分析,当满足数量条件,则结束迭代,实现人脸图像识别。

3 仿真实验分析

对文中方法在实现多姿态人脸图像特征提取中的应用性能进行仿真实验。实验采用 Matlab 设计,对动态人脸图像采集的帧频率为 1 200 kHz,多姿态人脸图像的采集样本数为 2 000,训练样本集为 200,噪声系数  $\hat{m} = 0.24$ ,多姿态人脸图像分块的数量为 120,结构相似度为 0.12。性能测试指标采用峰值信噪比,定义为:

$$PSNR = 20\lg \frac{255}{MSE} = 10 \text{ dB} \tag{18}$$

其中,  $MSE = \sqrt{\frac{1}{M \times N} \sum_i (f_i - \hat{f}_i)^2}$  表示归一化均方根误差,  $f$ 、 $\hat{f}$  分别表示原始图像和特征提取处理后输出的人脸图像,邻域窗口取为  $9 \times 9$ 。

根据上述仿真环境和参数设定,得到人脸图像识别的特征提取结果如图 2 所示。



(a) 样本 1



(b) 样本 2



(c) 样本 3



(d) 样本 4

图 2 多姿态人脸图像的特征提取和识别结果

分析图 2 得知,采用文中方法能有效实现对多姿态人脸图像的识别。人脸识别性能对比如图 3 所示,识别的准确性和时间开销对比见表 1。

表 1 识别的准确性和时间开销对比

神经网络 学习迭代次数	准确性/%		时间开销/ms	
	文中方法	传统方法	文中方法	传统方法
20	98.65	84.56	12.21	30.22
40	99.54	94.21	20.45	42.12
60	99.98	97.34	26.32	57.65

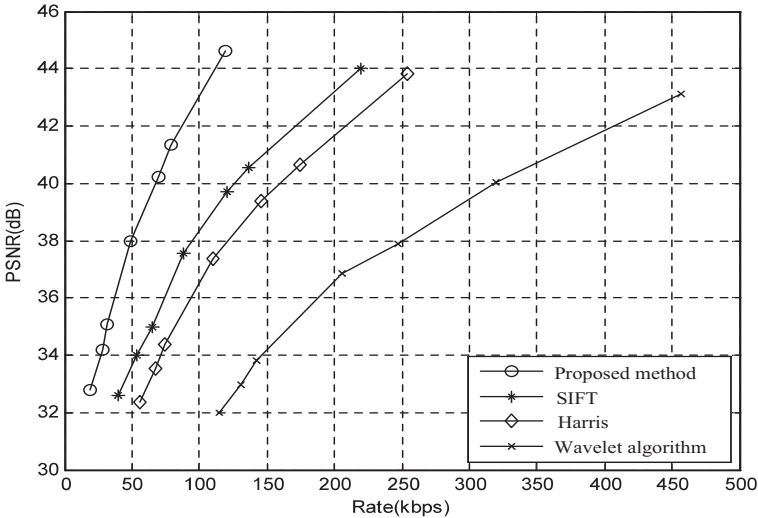


图 3 人脸识别性能对比



分析图 3 和表 1 得知,文中方法进行多姿态人脸图像识别的输出信噪比较高,表明人脸识别准确性较高,准确识别概率优于传统方法。

## 4 结束语

为了提高人脸图像的自动识别能力,采用多姿态人脸图像特征点配准方法进行人脸动态特征提取,实现人脸图像识别。文中提出一种基于人工神经网络学习的多姿态人脸图像识别算法。将空间邻域信息融入到多姿态人脸图像的幅度检测中,提取多姿态人脸图像的动态角点特征,把多姿态人脸图像结构纹理信息类比为全局运动 RGB 三维位平面随机场,进行多姿态人脸图像的亮点检测和信息融合。在不同的尺度下选用合适的特征配准函数来描述多姿态人脸图像的特征点,进行多姿态人脸图像的目标像素视差分析和关键特征检测,结合人工神经网络学习和特征配准方法实现图像稳像处理和自动识别。实验结果表明,利用该方法进行多姿态人脸图像识别的输出峰值信噪比较高,识别性能较好。

## 参考文献:

- [1] 陆兴华,梁建铭,袁文聪,等.一种融合角点特征匹配的人脸优化识别方法[J].计算机时代,2016(3):8-11.
- [2] 李昕昕,龚 勋.三维人脸建模及在跨姿态人脸匹配中的有效性验证[J].计算机应用,2017,37(1):262-267.
- [3] 张 娟.稀疏正交普鲁克回归处理跨姿态人脸识别问题[J].计算机科学,2017,44(2):302-305.
- [4] 杜柏圣.卷积网络的无监督特征提取对人脸识别的研究[J].计算机技术与发展,2018,28(6):17-20.
- [5] BENGIO Y, COURVILLE A, VINCENT P. Representation learning: a review and new perspectives[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2013, 35(8):1798-1828.
- [6] 邱 玉,赵杰煜,汪燕芳.结合运动时序性的人脸表情识别方法[J].电子学报,2016,44(6):1307-1313.
- [7] 傅天宇,金柳颀,雷 震,等.基于关键点逐层重建的人脸图像超分辨率方法[J].信号处理,2016,32(7):834-841.
- [8] 黄 森,王刘涛,张海朝.基于 Gabor 小波变换与 K-L 高斯黎曼流形判别的人脸识别[J].计算机工程,2016,42(9):208-213.
- [9] 刘 栋,周冬明,聂仁灿,等. NSCT 域内结合相位一致性激励 PCNN 的多聚焦图像融合[J].计算机应用,2018,38(10):3006-3012.
- [10] 王献锋,黄文准,张善文.基于加权局部判别 CCA 的多视角步态识别方法[J].计算机工程与应用,2018,54(21):90-94.
- [11] CHENG M M, MITRA N J, HUANG X, et al. Global contrast based salient region detection[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2015, 37(3):569-582.
- [12] LIU Nian, HAN Junwei. DHSNet: deep hierarchical saliency network for salient object detection [C]//IEEE conference on computer vision and pattern recognition. Las Vegas, NV, USA: IEEE, 2016:678-686.
- [13] RAZAVIAN A S, SULLIVAN J, CARLSSON S. Visual instance retrieval with deep convolutional networks [J]. ITE Transactions on Media Technology and Applications, 2016, 4(3):251-258.
- [14] HASSNER T, HAREL S, PAZ E, et al. Effective face frontalization in unconstrained images [C]//IEEE conference on computer vision and pattern recognition. Boston, MA, USA: IEEE, 2015:4295-4304.
- [15] YANG Lei. Technique for image de-noising based on non-subsampled shearlet transform and improved intuitionistic fuzzy entropy [J]. International Journal for Light and Electron Optics, 2015, 126(4):446-453.