

基于热红外光谱的人脸特征提取算法

栗科峰*, 黄全振, 卢金燕

河南工程学院电气信息工程学院, 河南 郑州 451191

摘要 基于可见光谱人脸识别技术的效率和精度受光照、姿态、遮挡、表情变化和照片欺诈等因素的影响较大, 尤其是夜视环境下的人脸识别难题亟待解决。为此, 提出了一种基于热红外光谱的人脸特征提取算法。对热红外人脸图像进行数据建模获取极大化数据模型, 估计并调整混合模型参数到高斯混合模型; 提取热红外高斯混合人脸图像的等温特征, 实现热特征图像的重建; 最后通过计算概率邻近指数来度量个体间的相似度, 给出识别结果。UCHThermalFace 数据库的实验结果表明: 该方法应对夜视环境下的多姿态、特征变化、随机遮挡和眼部噪声样本具有较高的识别精度和稳健性, 极大地提高了人脸识别系统夜视环境下的抗干扰能力。

关键词 图像处理; 热红外光谱; 人脸识别; 热特征图像重建; 高斯混合模型; 夜视环境

中图分类号 TP391.4

文献标识码 A

doi: 10.3788/LOP56.023001

Extraction Algorithm of Face Features Based on Thermal Infrared Spectra

Li Kefeng*, Huang Quanzhen, Lu Jinyan

School of Electrical Information Engineering, Henan University of Engineering, Zhengzhou, Henan 451191, China

Abstract At present, the efficiency and accuracy of face recognition based on visible spectra are strongly influenced by the factors such as lighting, pose, occlusion, expression change and photo fraud, especially the face recognition problems in the night vision environments need to be solved. A face feature extraction algorithm based on thermal infrared spectra is proposed. The thermal infrared face images are modeled to obtain a maximal data model, and the mixed model parameters are estimated and adjusted as a Gaussian mixture model. The isothermal features of thermal infrared Gaussian mixture face images are extracted, and the thermal feature images are reconstructed. The similarity between individuals measured by the calculation of probabilistic proximity index is used to present the recognition results. The experimental results based on the UCHThermalFace database show that the proposed method has relatively high recognition precision and robustness to multiple attitudes, feature changes, random occlusion and eye noise samples, which greatly improves the anti-interference ability of face recognition system in night vision environments.

Key words image processing; thermal infrared spectrum; face recognition; thermal feature image reconstruction; Gaussian mixture model; night vision environment

OCIS codes 300.6340; 100.3010; 100.3020; 100.5010

1 引言

当前, 人脸识别技术已经广泛应用到公共安全监测与身份认证领域, 极大地提高了司法机关案件取证、罪犯追逃、身份认证和公共安全管理效率。然而, 当前的可见光人脸识别系统无法应对实际非

控制环境的各种挑战, 如光线变化、人脸表情变化、姿态变化、妆容变化和用照片代替人脸欺诈等^[1-2]。

使用红外热像仪拍摄的热红外人脸图像比可见光人脸图像具有更高的稳定性, 可以弥补可见光图像的诸多缺陷。热红外人脸图像的特征是由人的脸部肌肉组织和血管分布等固有因素所决定, 以较强稳健

收稿日期: 2018-06-21; 修回日期: 2018-07-25; 录用日期: 2018-07-30

基金项目: 国家自然科学基金(61403123)、河南省科技攻关项目(182102210253, 182102210251)

* E-mail: kefengli922@126.com

性的解剖学细节作为主要特征,由人的遗传基因结构决定,不同的人脸具有完全不同的热辐射模式,不可复制,更不受环境光照等因素的影响,在夜间监测、相似人脸识别(双胞胎)、易容化妆、局部遮挡和照片欺诈等应用条件下具有较强的稳健性,在夜间公共安全监测与身份认证领域具有广泛的应用前景^[3]。

光照变化是影响人脸识别系统精度的主要因素,热红外人脸识别技术成为光照问题的稳健解决方案。热红外成像技术是利用8~14 μm人体辐射的长波红外光谱来成像,取决于辐射率和温度,不需要外部光源来反射可见光谱,它的识别性能对外部环境光照的依赖很小,所以可以将热红外人脸识别技术应用于夜视环境下的人脸识别^[4]。

近几年,热红外人脸识别已经成为生物特征识别领域的一个具有挑战性的研究方向,大多数研究可以通过使用以下两种途径来改善人脸识别的性能:

1) 仅使用红外光谱成像。此类方法可以分为基于外观和基于特征的方法。基于外观的方法使用主成分分析(PCA)^[5]、线性判别分析(LDA)^[6]、独立分量分析(ICA)^[7]和广义高斯混合方法^[8]等技术来处理人脸热图像;基于特征的方法使用局部二值模式(LBP)^[9]、Weber局部描述符^[10]、局部导数模式(LDP)^[11]、定向梯度直方图(HOG)^[12]和Gabor描述符(GJD)^[13]等方法来提取人脸热特征。

2) 使用可见光谱和红外光谱结合的多光谱成像。可见光谱和红外光谱的融合方法需要解决一些问题,这是因为如眼镜阻挡红外光谱问题、可见光不足的照明问题等会影响识别性能。这些技术方案在良好的室内采集条件下可呈现令人满意的结果,但是在不受控制的室外条件下性能不佳^[14-15]。

本文仅使用热红外光谱成像技术,并引入一个新的概念,即高斯混合模型等温特征。通过极大化数据模型的似然度将热红外人脸图像调整到高斯混合模型,然后提取等温特征,实现人脸热特征图像的重建,用概率邻近指数度量不同个体间的相似度,给出精确的识别结果。

2 热红外人脸特征提取算法设计

2.1 热红外人脸图像数据建模

将热红外人脸图像尺度归一化为125 pixel×225 pixel(共28125个特征点)的测试图像,计算热红外人脸图像每个像素的概率密度函数和整个数据模型的联合概率。

设 $M = \{x_i \in \mathbf{R}^p \mid i = 1, 2, \dots, n, p \in \mathbf{N}\}$ 是测试图

像的像素集, x_i 表示测试图像第*i*个像素, \mathbf{R}^p 表示*p*维的实数集, n 表示测试图像像素的个数, \mathbf{N} 为自然数;将测试图像分成*K*个区域,其中, $R_k = \{x_s \in \mathbf{R}^p \mid s = 1, 2, \dots, n_k, p \in \mathbf{N}\}$ 是形成第*k*个区域的像素集, $k = 1, 2, \dots, K, n_k$ 表示第*k*个区域的像素个数;像素 x_i 属于第*k*个区域的概率密度函数为 $g_k(x_i \mid \theta_k)$,其中, θ_k 为第*k*个区域估计得到的最大值点,像素 x_i 用区域像素分布的随机矩阵表示为

$$\mathbf{X} = [x_1 \ x_2 \ \dots \ x_K]. \quad (1)$$

混合模型参数 ϕ 是由随机矩阵 \mathbf{X} 的概率密度函数定义的未知参数集,表示为

$$\phi = \{p_1, p_2, \dots, p_k, \mu_1, \mu_2, \dots, \mu_k, \sigma_1, \sigma_2, \dots, \sigma_k\}, \quad (2)$$

式中: p_k 为像素 x_s 在第*k*个区域的分布概率; μ_k 为第*k*个区域的所有像素 x_s 的平均值; σ_k 为第*k*个区域所有像素 x_s 的标准方差。

随机矩阵 \mathbf{X} 的概率密度函数可表示为

$$f[x_i \mid \phi(p_k, \mu_k, \sigma_k)] = \sum_{k=1}^K [p_k \times g_k(x_i \mid \theta_k)], \quad (3)$$

整个测试图像数据模型的联合概率可表示为

$$L[\mathbf{X} \mid \phi(p_k, \mu_k, \sigma_k)] = f[\mathbf{X} \mid \phi(p_k, \mu_k, \sigma_k)] = \prod_{i=1}^n f[x_i \mid \phi(p_k, \mu_k, \sigma_k)]. \quad (4)$$

2.2 热红外高斯混合人脸图像重建

为了使热红外人脸图像的像素分布更均匀,通过极大化数据模型的似然度获取混合模型参数,然后执行类似合算法计算极大化数据模型的熵和高斯度,将数据模型调整到高斯混合模型(高斯度 $G \rightarrow 0$),并重建热红外高斯混合人脸图像,具体步骤如下:

1) 计算测试图像每个像素属于区域*k*的期望概率。令 c_{ik} 为概率矩阵 \mathbf{C} 的元素, c_{ik} 表示像素 x_i 属于测试图像中区域*k*的期望概率,使用混合模型参数 ϕ 中分布概率 p_k 的当前估计值计算概率矩阵 \mathbf{C} 中的元素 c_{ik} 作为期望概率,表达式为

$$c_{ik} = \frac{p_k \times g_k(x_i \mid \theta_k)}{\sum_{k=1}^K [p_k \times g_k(x_i \mid \theta_k)]}. \quad (5)$$

2) 计算每个像素8个邻域隶属概率的加权平均 P_{ik} ,更新概率矩阵 \mathbf{C} 和分配权重 P'_i ,步骤如下。

(1) 计算像素 x_i 的8个领域隶属概率的加权平均值 P_{ik} 。设矩阵 \mathbf{P} 是一个大小为 $n \times K$ 的矩阵,其元素 P_{ik} 可表示为

$$P_{ik} = \sum_{x_j \in \Sigma_8(x_i)} (c_{jk} \times v_{ij}), \quad (6)$$

式中: $\Sigma_8(\mathbf{x}_i)$ 表示近邻像素 \mathbf{x}_j 属于中心像素 \mathbf{x}_i 的 8 个邻域; v_{ij} 表示近邻像素 \mathbf{x}_j 对像素 \mathbf{x}_i 的影响; c_{jk} 表示近邻像素 \mathbf{x}_j 属于区域 k 的概率。

(2) 更新概率矩阵 \mathbf{C} : 如果像素 \mathbf{x}_i 为非自由像素, 则用加权平均值 P_{ik} 替换概率 c_{ik} 来更新概率矩阵 \mathbf{C} ; 如果像素 \mathbf{x}_i 为自由像素, 则分配给概率 c_{ik} 的类与由元素 P_{ik} 获得的类相同。

(3) 利用更新后的概率矩阵 \mathbf{C} 计算每个像素的权重

$$P'_i = \begin{cases} 1, & \mathbf{x}_i \notin \Sigma_8(\mathbf{x}_i) \\ 0, & \text{other} \end{cases}. \quad (7)$$

3) 极大化数据模型的似然度获取混合模型参数 $\phi = \{p_1, p_2, \dots, p_k, \boldsymbol{\mu}_1, \boldsymbol{\mu}_2, \dots, \boldsymbol{\mu}_k, \boldsymbol{\sigma}_1, \boldsymbol{\sigma}_2, \dots, \boldsymbol{\sigma}_k\}$ 。混合模型参数的估计可表示为

$$\hat{p}_k = \frac{\sum_{i=1}^n (c_{ik} \times P'_i)}{\sum_{i=1}^n P'_i}, \quad (8)$$

$$\hat{\boldsymbol{\mu}}_k = \frac{\sum_{i=1}^n (c_{ik} \times \mathbf{x}_i \times P'_i)}{\sum_{i=1}^n (c_{ik} \times P'_i)}, \quad (9)$$

$$\hat{\boldsymbol{\sigma}}_k^2 = \frac{\sum_{i=1}^n [c_{ik} \times (\mathbf{x}_i - \hat{\boldsymbol{\mu}}_k)^2 \times P'_i]}{\sum_{i=1}^n (c_{ik} \times P'_i)}, \quad (10)$$

式中: \hat{p}_k 为分布概率 p_k 的估计; $\hat{\boldsymbol{\mu}}_k$ 为平均值 $\boldsymbol{\mu}_k$ 的估计; $\hat{\boldsymbol{\sigma}}_k$ 为标准方差 $\boldsymbol{\sigma}_k$ 的估计。

利用估计 \hat{p}_k 、 $\hat{\boldsymbol{\mu}}_k$ 和 $\hat{\boldsymbol{\sigma}}_k$ 分别更新混合模型参数中相应的值, 并代入(4)式计算整个测试图像的联合概率 $L(\mathbf{X}|\phi)$ 。若当前迭代的 $L(\mathbf{X}|\phi)$ 值大于先前迭代值, 则继续执行步骤 1)、2)和 3)进行迭代; 若当前迭代的 $L(\mathbf{X}|\phi)$ 值小于先前迭代值, 则迭代过程结束, 执行样本分类, 并估计每个像素的隶属概率。在每次迭代后更新像素集 R_k , 若要完成对像素 \mathbf{x}_i 所属区域的判断, 需使像素 \mathbf{x}_i 的条件概率 $g_k(\mathbf{x}_i | \theta_k)$ 最大化, 即

$$k_i = \arg \max_{k=1 \text{ to } K} [g_k(\mathbf{x}_i | \theta_k)]. \quad (11)$$

4) 执行类似合算法将模型调整到高斯混合模型(高斯度 $G \rightarrow 0$), 步骤如下。

(1) 计算区域像素集 R_k 的理论最大熵

$$H_{\max}(\mathbf{x}_k) = \frac{1}{2} \ln(2\pi e \boldsymbol{\sigma}_k^2), \quad (12)$$

式中: $\boldsymbol{\sigma}_k^2$ 是步骤 3)中(10)式参数更新后的计算结果。

(2) 计算区域像素集 R_k 的真实熵

$$H_{\text{real}}(\mathbf{x}_k) = - \sum_{j=1}^{n_k} [f_{r_j} \times \ln(f_{r_j})], \quad (13)$$

式中: f_{r_j} 为区域像素集 R_k 所有近邻像素 \mathbf{x}_j 的相对频率。

(3) 计算出极大化数据模型的高斯度 G 。执行步骤 1)、2)和 3)进行迭代, 直到模型的似然度达到最大值, 然后利用(14)式计算模型的高斯度

$$G = \sum_{k=1}^K \left[p_k \times \left| \frac{H_{\max}(\mathbf{x}_k) - H_{\text{real}}(\mathbf{x}_k)}{H_{\max}(\mathbf{x}_k)} \right| \right]. \quad (14)$$

如果高斯度 $G \rightarrow 0$, 表明此时数据模型可以准确调整到高斯混合模型, 类似合算法结束, 得到重建的热红外高斯混合人脸图像。

2.3 热红外人脸图像等温特征的提取

在重建的热红外高斯混合人脸图像中选择区域特征点(由区域像素 \mathbf{x}_s 的行、列定义), 标注为圆心 $O_s, s=1, 2, \dots, n_k$, 计算区域的像素集 R_k 中每个像素与区域边缘的欧几里得距离 d 以获取半径 r_{jk} , 由具有最大半径 r_{jk} 的 η 个圆标出 η 个特征点集合作为等温特征集 Y_η , 并使这些圆彼此不重叠, 即

$$B_k(O_s, r_{jk}) = \{\mathbf{x}_i \in \mathbf{R}^p \mid i = 1, 2, \dots, n, d(O_s, O_i) < r_{jk}\}, \quad (15)$$

式中: 在像素 \mathbf{x}_i 的位置(行、列)标注圆心 O_i ; $B_k(O_s, r_{jk})$ 为测试图像中的第 s 个圆; $d(O_s, O_i)$ 表示圆心 O_s 和圆心 O_i 的欧几里得距离。

由提取的等温特征集 Y_η 来重建人脸等温特征图像 I_η , η 个特征点组成的等温特征集为

$$Y_\eta = \{B_l\}_{l=1 \text{ to } \eta}, \quad (16)$$

式中: B_l 对应于测试图像中第一个最大半径的第 l 个圆, $B_l \cap B_m = \emptyset, B_m \in Y_\eta, l \neq m$ 。

2.4 热特征图像相似度的判决

通过计算一对重建人脸热特征图像间的概率近邻指数来实现相似度的判决。

设 $I = \{R_k\}_{k=1 \text{ to } K}$ 是测试样本的热特征, I_η 是由一组 η 个特征通过(16)式重建的等温特征图像, 对于热特征 I 的每个区域, 等温特征图像 I_η 中的所有像素具有与区域像素集 R_k 中像素相同的空间位置, Q_k 为热特征图像像素集与区域像素集的交集, 表示为

$$Q_k = R_k \cap I_\eta, Q_k = \{\mathbf{x}_q \in \mathbf{R}^p \mid q = 1, 2, \dots, H, \mathbf{x}_q \in R_k, \mathbf{x}_q \in Q_k\}, \quad (17)$$

式中: H 为交集 Q_k 区域的像素个数。一对重建人脸等温特征图像间的概率近邻指数 P_{PIX} 为

$$P_{\text{PIX}} = \sum_{k=1}^K \frac{p_k}{H} \times \sum_{q=1}^H \left[\frac{g_k(\mathbf{x}_q | \theta_k)}{g_k(\boldsymbol{\mu}_k | \theta_k)} \right], \quad (18)$$

式中:条件期望 $g_k(\boldsymbol{\mu}_k | \theta_k)$ 为平均值 $\boldsymbol{\mu}_k$ 在最大值点 θ_k 的概率密度函数。

$P_{\text{PIX}} \rightarrow 0$ 表示最大样本差距, $P_{\text{PIX}} \rightarrow 1$ 表示完美的相似度, 最终由概率近邻指数 P_{PIX} 的值给出识别结果。

3 实验及分析

为了评估所提出方法的识别精度和稳健性, 选

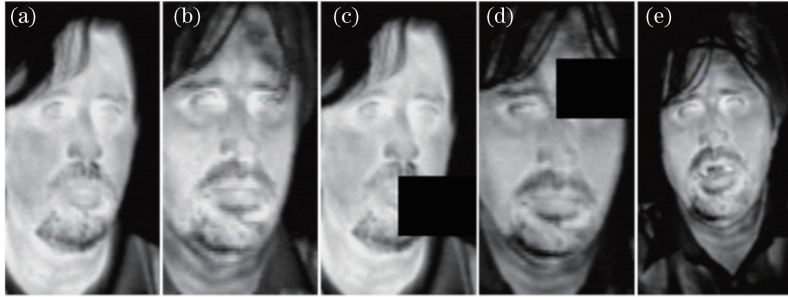


图1 UCHThermalFace 数据库样本图像。(a)室内;(b)室外;(c)室内遮挡;(d)室外遮挡;(e)室外讲话
Fig. 1 Sample images in UCHThermalFace database. (a) Indoor; (b) outdoor; (c) indoor occlusion; (d) outdoor occlusion; (e) outdoor speech

3.1 实验参数的设置

3.1.1 高斯度 G 的阈值设置

通过极大化高斯混合模型的似然度来寻找合适的模型参数, 如果样本足够多, 高斯混合模型能够以任意精度逼近任意的连续分布。但是, 高斯混合模型的收敛性较差, 可通过设置最大重复迭代次数和高斯度 G 的阈值来提高该模型的收敛速度。

在本次实验中, 选取 UCHThermalFace 数据库 100 个训练对象的 10 类样本(姿态样本 5 类、噪声样本 3 类、表情样本 2 类), 共计 1000 个训练数据进行高斯混合模型的参数估计和算法的收敛性分析。执行(8)式、(9)式和(10)式进行模型参数的迭代更新, 每次迭代完成后计算当前迭代的似然度 $L(\mathbf{X} | \phi)$ 和高斯度 G , 如果连续两次迭代的高斯度的变化小于某个极小值 ϵ , 则算法结束, 即

$$|G^{(j)} - G^{(j+1)}| < \epsilon, \quad (19)$$

式中: j 为迭代次数。本次实验设定 $\epsilon = 0.0001$ 和最大迭代次数为 $j_{\text{max}} = 600$, 得到高斯度 G 随迭代次数的变化曲线如图 2 所示。

由图 2 知, 当迭代次数大于 200 时, 高斯度 G 下降不明显, 模型趋于稳定; 当迭代次数等于 582 时, $|G^{(582)} - G^{(583)}| < 0.0001$, 迭代停止。为了进一步提高算法的收敛速度, 减少迭代次数, 加速逼近最优解, 在本次实验过程中, 迭代时间设为 $t_{200} =$

取 UCHThermalFace 数据库进行多姿态样本的特征变化实验和随机遮挡与眼部噪声实验。

UCHThermalFace 数据库的姿态集 ($R_1 \sim R_{11}$ 子集) 和语音集 ($S_1 \sim S_3$ 子集) 是在不同的偏转角度和俯仰角度下对象讲话时获得的室内和室外热红外人脸图像, 俯仰角在 $-15^\circ \sim 15^\circ$ 、偏转角在 $-30^\circ \sim 30^\circ$ 之间变化; 表情集是在室内获得的 3 个表情(快乐、悲伤和愤怒)共 102 个对象的热红外图像。UCHThermalFace 数据库样本图像如图 1 所示。

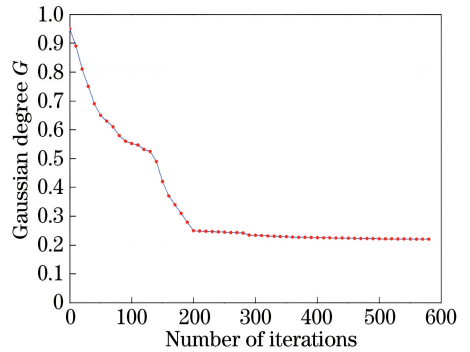


图2 高斯度 G 的迭代曲线

Fig. 2 Iterative curve of Gaussian degree G

87 ms, $t_{582} = 465$ ms。对比图 2 的实验数据, 设定 $G = 0.25$ (迭代 200 次时的 G 值) 作为本次实验的阈值, 可以在满足模型准确性的条件下大幅度提高算法的收敛速度, 迭代运算效率提高了 81.3%。

执行类拟合算法计算模型的高斯度, 如果 $G > 0.25$, 表明模型没有调整准确, 则寻找高斯度 G 最差的区域, 并引入新的类别, 重新返回步骤 1) 进行迭代, 以找到更好的拟合; 如果 $G \leq 0.25$, 表明此时数据准确调整到高斯混合模型, 类拟合算法结束, 输出重建的热红外高斯混合图像。

3.1.2 概率近邻指数 P_{PIX} 的阈值设置

概率近邻指数 P_{PIX} 可以用于比较具有不同大小和分辨率的重建图像, 考虑到噪声会造成同一类

别测试样本的 P_{PIX} 指数下降,本研究设置合适的 P_{PIX} 阈值作为相似度判决的度量。

为了评估噪声大小对概率近邻指数 P_{PIX} 的影响,本次实验选取 UCHThermalFace 数据库 R_6 子集(偏转角为 0° 、俯仰角为 0°)的样本进行了识别实验,计算 R_6 子集无噪声样本与具有不同噪声水平样本的 P_{PIX} 指数。噪声样本添加均值 $\mu = 0$ 和方差 σ^2 从 $0 \sim 30$ 的高斯加性噪声, P_{PIX} 指数与高斯噪声方差的变化关系曲线如图 3 所示。

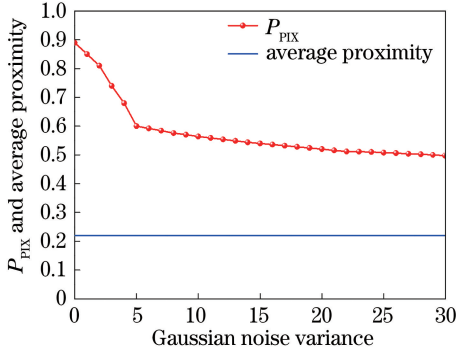


图 3 P_{PIX} 指数随高斯噪声方差变化曲线

Fig. 3 P_{PIX} index versus Gaussian noise variance

在图 3 中,蓝色水平线表示每个对象与数据集中其他对象比较时获得的平均 P_{PIX} 指数,即该值表示任何对象具有的平均相似度,在本次实验中计算

R_6 子集平均相似度为 0.22。

当使用无噪声图像($\sigma^2 = 0$)时 P_{PIX} 指数接近 0.9,随着噪声方差的增加,当 $\sigma^2 = 30$ 时 P_{PIX} 指数逼近 0.5。如果 P_{PIX} 阈值设置过高,易造成漏识别;如果 P_{PIX} 阈值设置过低,易造成误识别,因此本研究设定 P_{PIX} 的阈值为 0.5,此时噪声方差 $\sigma^2 = 30$,完全满足常规的噪声环境。若 $P_{\text{PIX}} \geq 0.5$,则表明两测试样本类别相同;若 $P_{\text{PIX}} < 0.5$,则表明两测试样本为不同类别。

3.2 多姿态样本的特征变化实验

实验选取 UCHThermalFace 数据库 6 个姿态集($R_1 \sim R_6$ 子集)进行特征数变化的识别实验,来验证算法应对多姿态样本的稳健性。高斯混合模型等温特征的提取过程如图 4 所示。

原始热红外人脸图像如图 4(a)所示;通过更新概率矩阵和分配权重,得到重建后的热红外高斯混合人脸图像如图 4(b)所示;然后选择特征点像素位置标注圆心,计算半径,获取特征点图像如图 4(c)所示;由具有最大半径 r_{jk} 的 η 个圆标出 η 个特征点集合构成的等温特征集 Y_η 来重建人脸等温特征图像,如图 4(d)所示;最后再通过(18)式计算一对重建人脸热特征图像间的概率近邻指数 P_{PIX} 来完成人脸识别。

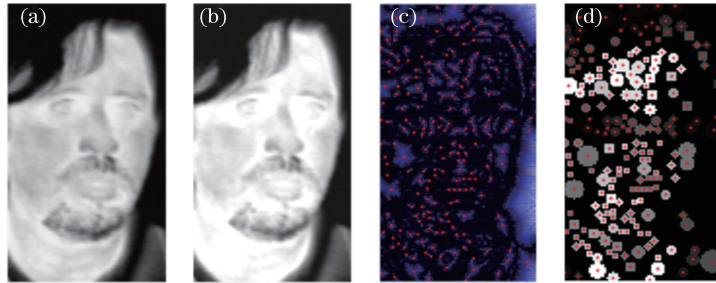


图 4 高斯混合模型等温特征的提取过程。(a)原始图像;(b)高斯混合图像;(c)特征点图像;(d)等温特征图像

Fig. 4 Extraction process of isothermal features in Gaussian mixture model. (a) Original image;

(b) Gaussian mixture image; (c) feature point image; (d) isothermal feature image

选取 UCHThermalFace 数据库 6 个姿态集($R_1 \sim R_6$ 子集)进行不同特征数的识别实验,测试对象到红外热像仪(FLIR, TAU 320)距离固定为 120 cm,测试图像在室内采集,室内温度为 22°C ,尺寸为 $125 \text{ pixel} \times 225 \text{ pixel}$,最大特征数为 28125, $R_1 \sim R_6$ 子集分别对应以下姿态: R_1 : (偏转角为 -15° 、俯仰角为 15°), R_2 : (偏转角为 0° 、俯仰角为 15°), R_3 : (偏转角为 15° 、俯仰角为 15°), R_4 : (偏转角为 -30° 、俯仰角为 0°), R_5 : (偏转角为 -15° 、俯仰角为 0°), R_6 : (偏转角为 0° 、俯仰角为 0°), 选

取 53 个对象 6 个姿态图像,共计 318 个测试样本,分别进行特征数 $\eta = 20, 40, 60, 80, 100, 300, 1000, 5000, 10000, 20000$ 和 28125 时的对比实验,实验数据如表 1 所示。

由表 1 数据分析可知,对于夜视环境下的多姿态样本,500 个特征点是必要的(相对于全尺寸图像 28125 个特征),算法的平均识别率可以稳定达到 95% 以上。通过提取高斯混合模型等温特征,仅需要全部特征集 1.8% 的特征数就能达到与全尺寸特征相当的识别率, R_6 子集为正面姿态,其识别率最

表1 多姿态样本特征数变化的实验数据

Table 1 Experimental data for different feature numbers of multi-pose samples

Number of features η	Recognition rates of different subsets / %						Average recognition rate / %	Average recognition time / ms
	R_1	R_2	R_3	R_4	R_5	R_6		
20	81.46	92.17	83.01	77.12	84.65	98.75	87.14	18
40	86.75	93.32	89.23	82.16	91.38	99.42	91.10	25
60	89.27	94.71	90.52	83.45	90.56	100.00	91.85	63
80	91.31	95.72	92.86	84.25	91.24	100.00	92.81	71
100	92.63	96.01	93.19	85.16	92.97	100.00	93.33	103
300	94.26	96.63	94.38	86.25	94.34	100.00	94.31	176
500	95.21	97.04	95.37	87.22	95.53	100.00	95.06	231
1000	95.60	97.52	95.68	87.69	95.72	100.00	95.37	379
5000	95.73	98.16	95.81	88.14	95.85	100.00	95.62	635
10000	95.88	98.65	95.92	89.41	95.96	100.00	95.97	962
20000	96.04	98.87	96.44	90.26	96.53	100.00	96.36	1237
28125	96.32	99.14	96.65	91.37	96.44	100.00	96.65	1642

高,当样本特征数大于 60 后可以稳定达到 100% 的高识别率; R_4 子集识别率最低,其偏转角最大,但仍然可以达到 91.37% 的识别精度,完全可以满足夜视环境下姿态变化的识别需求;此外,全尺寸特征的平均识别时间为 1.642 s, $\eta=500$ 时平均识别时间仅为 231 ms,完全可以满足高精度下的实时性要求。

本文算法与其他方法如:独立分量分析(ICA)^[7]、局部二值模式(LBP)^[9]、局部导数模式(LDP)^[11]和 Gabor 描述符(GJD)^[13]在应对多姿态样本($R_1 \sim R_6$ 子集)时的性能如图 5 所示。

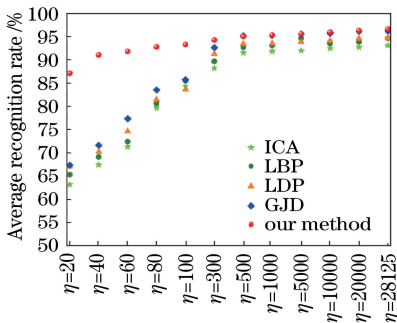


图5 不同方法特征变化的识别率对比

Fig. 5 Recognition rate comparison of feature changes by different methods

由图 5 可知,在样本特征点不足时,本文算法的精度远远高于其他 4 种方法,本文算法在特征数 $\eta=40$ 时的平均识别率与其他 4 种方法特征数 $\eta=300$ 时相当,突显了本文算法在夜视环境下识别特征采集不足样本时的优越性;随着特征数的增加,本文算法与 GJD 方法精度比较接近,但均高于 ICA、LBP

和 LDP 3 种方法。

3.3 随机遮挡与眼部噪声实验

本实验选取 UCHThermalFace 数据库随机遮挡比例为 10% 的遮挡数据集和在眼睛区域分别添加 2.5%、5% 和 10% 的噪声数据集进行识别实验,来验证本文算法应对夜视环境下随机遮挡样本时的优越性和人眼检测的准确性。

选取 UCHThermalFace 数据库中佩戴墨镜的测试样本再进行 10% 随机遮挡的热红外图像,执行本文算法的实验过程,如图 6 所示。

如图 6(d) 所示,提取出具有最大半径的 η 个圆并标出 η 个特征点集合来构成等温特征集 Y_η ,然后再通过(18)式计算一对热特征图像间的概率近邻指数 P_{PIX} 来完成人脸识别。

夜视环境下眼睛检测的准确性直接影响人脸对准与否,决定人脸识别的精度,选用 3 种眼部噪声比例 2.5%、5% 和 10% 的噪声子集样本来检验本文算法的稳健性。测试图像在室内采集,测试对象到红外热像仪(FLIR, TAU 320)距离固定为 120 cm,室内温度为 22 °C,尺寸为 100 pixel \times 185 pixel,最大特征数为 18500。遮挡子集样本是将图像分为 10 个不同区域,随机选取一个区域作为遮挡块,并将其像素值设置为 0 来模拟 10% 的随机遮挡,选取 53 个对象的 5 类热红外图像(正常、10% 遮挡、2.5% 噪声、5% 噪声、10% 噪声)共计 265 个测试样本,随机遮挡与添加眼部噪声的热红外图像如图 7 所示。

本文算法与其他方法在应对随机遮挡和眼部噪声样本时的性能对比如图 8 所示。

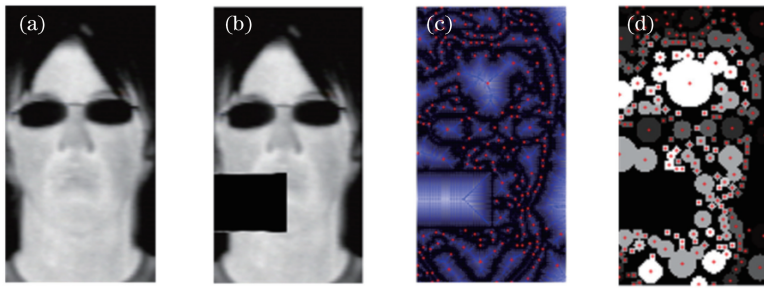


图6 随机遮挡样本的等温特征提取过程。(a)原始图像;(b)10%遮挡图像;(c)特征点图像;(d)等温特征图像

Fig. 6 Isothermal feature extraction process for random occlusion samples. (a) Original image; (b) 10% occlusion image; (c) feature point image; (d) isothermal feature image

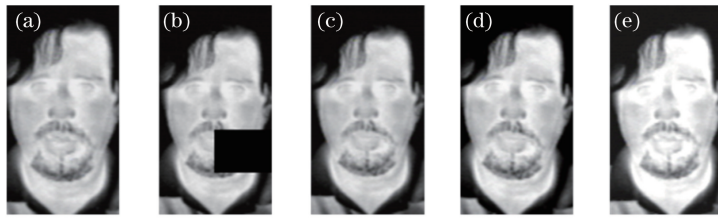


图7 随机遮挡与眼部噪声样本图像。(a)正常;(b)10%遮挡;(c)2.5%噪声;(d)5%噪声;(e)10%噪声

Fig. 7 Images of random occlusion and eye noise samples. (a) Original image; (b) 10% occlusion image; (c) 2.5% noise; (d) 5% noise; (e) 10% noise

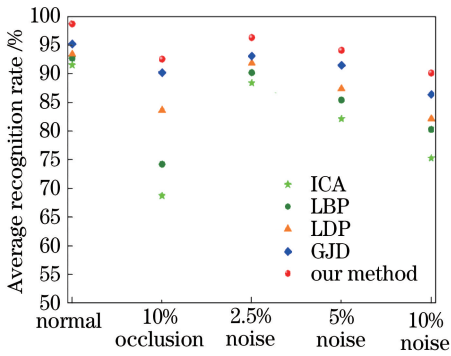


图8 随机遮挡与眼部噪声样本识别率对比

Fig. 8 Recognition rate comparison among random occlusion and eye noise samples

在图8中,面对夜视环境下的5种测试样本,GJD方法与本文算法比较接近,但是当眼部噪声比例变大,GJD方法的识别率下降比较快;ICA方法的性能随着眼部噪声比例的增加下降最快,这是因为眼部噪声使特征点之间的独立性降低,极大地影响了人眼定位的准确性。本文算法相对于其他4种红外光谱识别方法均取得了较高的识别精度,10%随机遮挡样本的平均识别率达到92.59%,即使添加10%的眼部噪声,识别率也达到了90.17%。

尽管遮挡和眼部噪声的影响使本文算法的识别精度有所降低,但是提取等温特征后计算一对热特征图像间的概率近邻指数,足以完成人脸分类过程,

这是因为等温特征向量以较强稳健性的解剖学细节作为主要特征,受环境光照及局部遮挡和噪声的影响较小,所以,基于高斯混合模型等温特征的热红外人脸识别技术特别适用于夜间公共安全监控与身份认证。

4 结 论

为了解决当前可见光识别技术难题,通过提取热红外光谱下人脸图像的高斯混合模型等温特征,实现人脸热特征图像的重建,并通过计算一对热特征图像间的概率邻近指数得出识别结果。在UCHThermalFace数据库上进行了夜视环境下的多姿态、特征变化、局部遮挡和眼部噪声样本的实验,获得了有竞争力的性能。

1) 在多姿态样本的特征变化实验中,本文算法仅需要全部特征集1.8%的特征数就能达到与全尺寸特征相当的识别率,平均识别率可以稳定达到95%以上;全尺寸特征的平均识别时间为1.642 s, $\eta=500$ 时平均识别时间仅为231 ms,完全可以满足高精度下的实时性要求。

2) 在随机遮挡与眼部噪声实验中,10%随机遮挡样本的平均识别率达到92.59%,即使添加10%的眼部噪声,识别率也达到了90.17%,精度均高于其他4种红外光谱识别方法。

因此,基于热红外光谱的人脸特征提取算法可以广泛应用于夜视环境下的安全监控和身份认证,具有极大的市场前景。

参 考 文 献

- [1] Xia J, Pei D, Wang Q Z, *et al.* Face recognition based on local adaptive ternary derivative pattern coupled with Gabor feature [J]. *Laser & Optoelectronics Progress*, 2016, 53(11): 111004.
夏军, 裴东, 王全州, 等. 融合 Gabor 特征的局部自适应三值微分模式的人脸识别[J]. *激光与光电子学进展*, 2016, 53(11): 111004.
- [2] Li Y Q, Li Y J, Li H B, *et al.* Fusion of global and local various feature for facial expression recognition [J]. *Acta Optica Sinica*, 2014, 34(5): 0515001.
李雅倩, 李颖杰, 李海滨, 等. 融合全局和局部多样性特征的人脸表情识别[J]. *光学学报*, 2014, 34(5): 0515001.
- [3] Chen M S, Cai Z S. Study on fusion of visual and infrared images based on NSCT [J]. *Laser & Optoelectronics Progress*, 2015, 52(6): 061002.
陈木生, 蔡植善. 基于 NSCT 的红外与可见光图像融合方法研究[J]. *激光与光电子学进展*, 2015, 52(6): 061002.
- [4] Hermosilla G, Ruiz-del-Solar J, Verschae R. A comparative study of thermal face recognition methods in unconstrained environments [J]. *Pattern Recognition*, 2012, 45(7): 2445-2459.
- [5] Chen X, Flynn P J, Bowyer K W. PCA-based face recognition in infrared imagery: Baseline and comparative studies [C] // 2003 IEEE International SOI Conference. Proceedings, October 17, 2003, Nice, France, France. New York: IEEE, 2003: 127-134.
- [6] Socolinsky D A, Selinger A, Neuheisel J D. Face recognition with visible and thermal infrared imagery [J]. *Computer Vision and Image Understanding*, 2003, 91(1/2): 72-114.
- [7] Bartlett M S, Movellan J R, Sejnowski T J. Face recognition by independent component analysis [J]. *IEEE Transactions on Neural Networks*, 2002, 13(6): 1450-1464.
- [8] Akhloufi M A, Bendada A. Infrared face recognition using distance transforms [J]. *International Journal of Computer, Electrical, Automation, Control and Information Engineering*, 2008, 2(4): 1002-1005.
- [9] Ahonen T, Hadid A, Pietikainen M. Face description with local binary patterns: Application to face recognition [J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2006, 28(12): 2037-2041.
- [10] Chen J, Shan S G, He C, *et al.* WLD: A robust local image descriptor [J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2010, 32(9): 1705-1720.
- [11] Chen X, Hu F Y, Liu Z L, *et al.* Multi-resolution elongated CS-LDP with Gabor feature for face recognition [J]. *International Journal of Biometrics*, 2016, 8(1): 19-32.
- [12] Xie Z H, Jiang P, Zhang S. Fusion of LBP and HOG using multiple kernel learning for infrared face recognition [C] // 2017 IEEE/ACIS 16th International Conference on Computer and Information Science, May 24-26, 2017, Wuhan, China. New York: IEEE, 2017: 81-84.
- [13] Hermosilla G, Gallardo F, Farias G, *et al.* Fusion of visible and thermal descriptors using genetic algorithms for face recognition systems [J]. *Sensors*, 2015, 15(8): 17944-17962.
- [14] Ghiass R S, Arandjelovic O, Bendada A, *et al.* Infrared face recognition: A comprehensive review of methodologies and databases [J]. *Pattern Recognition*, 2014, 47(9): 2807-2824.
- [15] Fonnegra R D, Molina A, Pérez-Zapata A F, *et al.* MSpeFace: A dataset for facial recognition in the visible, ultra violet and infrared spectra [C] // Botto-Tobar M, Esparza-Cruz N, León-Acurio J, *et al.* International Conference on Technology Trends 2017: Communications in Computer and Information Science, Cham: Springer, 2017, 798: 160-170.