

基于 MBC 和 POEM 特征的人脸识别方法

张祥德, 朱和贵, 李倩颖, 唐青松
(东北大学 理学院, 辽宁 沈阳 110819)

摘 要: 针对人脸识别中单一特征难以取得理想效果的问题, 提出了基于 MBC 和 POEM 特征融合的人脸识别方法. 首先, 在归一化的人脸图像上提取 MBC 编码图和 POEM 编码图, 在每个编码图块上生成特征向量, 应用线性判别分析对特征向量进行低维映射, 并对其进行赋权相加得到最终相似度. 所提算法在 FERET 的 Dup1, Dup2, Fb 和 Fc 4 个测试库上取得了较高的识别率, 分别为 93.77%, 90.60%, 99.58% 和 99.49%; 在误识率为 0.1% 的条件下, 在 4 个测试库上的认证率分别为 95.70%, 92.31%, 99.75% 和 100%, 进一步验证了该方法的有效性.

关 键 词: 人脸识别; MBC 特征; POEM 特征; 特征融合; 赋权分段线性判别分析

中图分类号: TP 391.41 **文献标志码:** A **文章编号:** 1005-3026(2015)11-1526-04

Face Recognition Algorithm Based on MBC and POEM Feature

ZHANG Xiang-de, ZHU He-gui, LI Qian-ying, TANG Qing-song

(School of Sciences, Northeastern University, Shenyang 110819, China. Corresponding author: ZHU He-gui, E-mail: zhuhegui@mail.neu.edu.cn)

Abstract: Due to the representation difficulty of a face image by a single type feature used in face recognition, a MBC feature and POEM feature-based face recognition scheme was proposed. Firstly, MBC and POEM coding patterns were extracted from normalized face images. Secondly, feature vector of every block was generated by dividing the MBC and POEM coding patterns into blocks. Finally, the classification capacity of features was enhanced by using weighted piecewise LDA algorithm. Recognition and verification test were carried out using the proposed algorithm on Dup1, Dup2, Fb and Fc, respectively, which were the four subsets of FERET. The recognition rates were 93.77%, 90.60%, 99.58%, and 99.49%, respectively, and the verification rates (false accepted rate is 0.1%) were 95.70%, 92.31%, 99.75%, and 100%, respectively. All these results indicated the effectiveness of the proposed algorithm.

Key words: face recognition; MBC feature; POEM feature; feature fusion; weighted piecewise LDA

人脸识别技术是一种重要的生物特征识别技术. 本文提出一种融合 MBC 和 POEM 特征的人脸识别方法, 通过特征融合提高特征丰富度, 应用加权方法提升特征的可分类能力.

1 特征提取

首先使用 Adaboost 算法进行人脸检测, 再进行特征点定位, 根据特征点位置信息归一化人脸,

最后利用 Retinex 滤波^[1]处理图像.

1.1 MBC 特征的提取

MBC^[2] 全称为单演二值编码, 其采用了不同策略的编码方式进行二值化. MBC 特征建立在 Reisz 变换的基础上, 一幅二维图像 $f(x, y)$ 的 Riesz 变换可表示为

$$f_{\text{Riesz}}(x, y) = \begin{pmatrix} f_x(x, y) \\ f_y(x, y) \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} h_x * f(x, y) \\ h_y * f(x, y) \end{pmatrix}. \quad (1)$$

收稿日期: 2014-10-21

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(61202085); 辽宁省自然科学基金资助项目(201202074); 中央高校基本科研业务费专项资金资助项目(N140503004).

作者简介: 张祥德(1963-), 男, 山东昌乐人, 东北大学教授.

其中, $(h_x, h_y) = (\frac{x}{2\pi \| (x, y) \|^3}, \frac{y}{2\pi \| (x, y) \|^3})$.

本文在 Riesz 变换前对图像进行带通滤波操作, 以保留信号的不变 - 同变性^[3]. Log - Gabor 滤波器的频率响应表示为

$$G(\omega) = \exp\{-[\lg(\omega/\omega_0)]^2 / (2[\lg(\sigma/\omega_0)]^2)\}. \quad (2)$$

其中: ω_0 是中心频率; σ 是带通宽度的比例系数. 本文将 σ/ω_0 设为一个常数, 采用 Log - Gabor 滤波器对图像进行滤波操作.

本文采用多重解析的单演信号表示, 用多个不同中心频率、带通宽度比例系数的 Log - Gabor 滤波器提取信号不同范围的频率信息, 设定 $\sigma = \sigma_{\text{ratio}} \omega_0$, $\omega_0 = (\lambda_{\min} \mu^{n-1})^{-1}$, 其中 λ_{\min} 是设定的最小波长, μ 是波长的倍增系数, n 是尺度比例, σ_{ratio} 是比例因子.

对经过 Log - Gabor 滤波器滤波的二维图像 $f_{\lg}(x, y)$ 来说, 其二维单演信号表示为

$$f_{\lg-M}(x, y) = (f_{\lg}(x, y), f_{\lg-x}(x, y), f_{\lg-y}(x, y)). \quad (3)$$

式中: $f_{\lg}(x, y)$ 为单演信号的实部; $f_{\lg-x}(x, y)$ 和 $f_{\lg-y}(x, y)$ 为单演信号的虚部. 从而图像 $f(x, y)$ 可以被分解成局部振幅 A_{\lg} , 局部相位 φ_{\lg} , 局部方向 θ_{\lg} , 3 个部分表达式为

$$\left. \begin{aligned} A_{\lg} &= \sqrt{f_{\lg}^2 + f_{\lg-x}^2 + f_{\lg-y}^2}, \\ \varphi_{\lg} &= -\text{sign}(f_{\lg-x}) \arctan(\sqrt{f_{\lg-x}^2 + f_{\lg-y}^2} / f_{\lg}), \\ \theta_{\lg} &= \arctan(f_{\lg-y} / f_{\lg-x}). \end{aligned} \right\} \quad (4)$$

采用如下 3 种编码方式得到局部振幅图、局部相位图和局部方向图的二进制编码图.

1) 局部振幅的二进制编码. 在一个局部区域中, 用 $A(x, y)$ 表示区域中心像素点 (x, y) 的振幅值, $A(i)$ 表示中心像素点 (x, y) 的第 i 个相邻像素振幅值, 那么第 i 个相邻像素的振幅二值化值为

$$C_i^A(x, y) = \begin{cases} 1, & A(i) \geq A(x, y); \\ 0, & \text{其他情况}. \end{cases} \quad (5)$$

用 $C_A(x, y)$ 表示中心像素点 (x, y) 的局部振幅二进制编码, 则

$$C_A(x, y) = \sum_{i=1}^N 2^{i-1} C_i^A(x, y). \quad (6)$$

2) 局部相位和局部方向的二进制编码. 首先将 $[0^\circ, 360^\circ)$ 离散化到 K 个区域. 在一个局部区域中, 用 $\varphi(x, y)$ 表示中心像素点 (x, y) 的局部相位值, $\varphi(i)$ 表示第 i 个相邻像素的局部相位值, 则第 i 个相邻像素的局部相位二值化值为

$$C_i^P(x, y) = \begin{cases} 1, & Q(\varphi(i)) = Q(\varphi(x, y)); \\ 0, & \text{其他情况}. \end{cases} \quad (7)$$

其中,

$$Q(x) = q, \frac{360(q-1)}{K} \leq x < \frac{360q}{K}, q = 1, \dots, K. \quad (8)$$

用 $C_P(x, y)$ 表示中心像素点 (x, y) 的局部相位二进制编码, 则

$$C_P(x, y) = \sum_{i=1}^N 2^{i-1} C_i^P(x, y). \quad (9)$$

局部方向的编码类似于局部相位编码, 用 $C_O(x, y)$ 表示中心像素点 (x, y) 的局部方向二进制编码, 类似地有

$$C_O(x, y) = \sum_{i=1}^N 2^{i-1} C_i^O(x, y). \quad (10)$$

3) 局部图像强度的二进制编码. 在单演信号表示中有两个虚部分量, 分别是 $f_{\lg-x}(x, y)$ 和 $f_{\lg-y}(x, y)$, 利用这两个分量在象限上的位置进行二进制编码, 单演信号表示在中心像素点 (x, y) 虚部编码方式为

$$C_d^I(x, y) = \begin{cases} 1, & f_{\lg-d}(x, y) > 0; \\ 0, & f_{\lg-d}(x, y) \leq 0. \end{cases} \quad (11)$$

式中 $d \in \{x, y\}$. 从而单演信号局部图像强度的二进制编码为 $[C_x^I(x, y), C_y^I(x, y)]$.

综上, 通过以上编码方式, 可以得到 MBC 编码图. 本文用 MBC - A, MBC - P 和 MBC - O 分别表示振幅、相位、方向的编码图. 对于图像上的每一个像素, 可以得到以下 3 个特征分量:

$$\left. \begin{aligned} \text{MBC - A}(x, y) &= [C_x^I(x, y), C_y^I(x, y), C_A(x, y)], \\ \text{MBC - P}(x, y) &= [C_x^I(x, y), C_y^I(x, y), C_P(x, y)], \\ \text{MBC - O}(x, y) &= [C_x^I(x, y), C_y^I(x, y), C_O(x, y)]. \end{aligned} \right\} \quad (12)$$

1.2 POEM 特征的提取

POEM^[4-5] 全称为基于方向的边缘振幅模式. POEM 特征的提取步骤如下:

1) 梯度图像的计算. 给定一幅图像, 计算梯度图, 然后得到振幅图和方向图, 并依据方向对振幅进行软划分, 形成 d 个不同方向的振幅图.

2) 基于方向的振幅累加. 在第 i 个方向的振幅图上, 将以像素点 p 为中心的 $w \times w$ 的图像块记为 Cell, 计算 Cell 所有像素点振幅并累加, 作为 p 在第 i 个方向振幅图上的特征 $\tilde{G}_i(p)$, 即 $\tilde{G}_i(p) = \sum_{p_j \in \text{Cell}} G_i(p_j)$, 其中 G_i 表示第 i 个方向的振幅图, 将所有 d 个方向的振幅累加值串联

起来,形成的向量 $[\tilde{G}_1(p), \dots, \tilde{G}_d(p)]$,即为像素点 p 的特征向量。

3) 自相关计算. 在像素点 p 上,对于第 i 个方向,POEM 特征的计算公式为

$$\text{POEM}_{w,n_p}^i(p) = \sum_{j=1}^{n_p} f(\tilde{G}_i(p) - \tilde{G}_i(c_j)) \cdot 2^j. \quad (13)$$

其中: c_j 是 p 的相邻像素点; n_p 是编码所选相邻像素点的总个数; \tilde{G}_i 表示第 i 个划分方向上的振幅累加图; w 是 Cell 的边长; f 的定义如下,如果 $x > 0, f(x) = 1$, 否则 $f(x) = 0$. 像素点 p 的 POEM 特征就是把 d 个方向的 POEM 值连接起来: $\text{POEM}_{w,n_p} = [\text{POEM}_{w,n_p}^1, \dots, \text{POEM}_{w,n_p}^d]$. 图 1 展示了一幅图像 POEM 特征的提取过程。

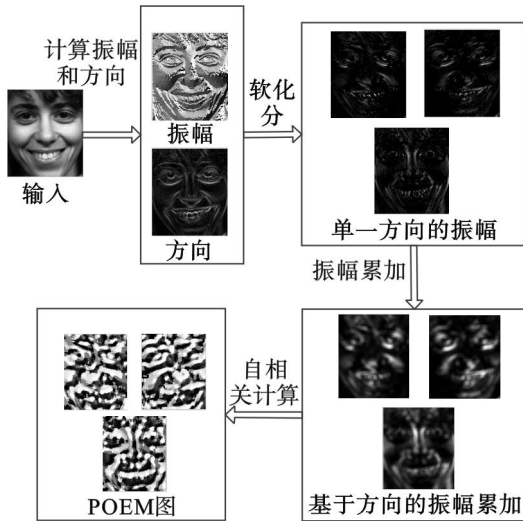


图 1 POEM 特征提取过程

Fig. 1 The process of extracting POEM feature

2 赋权分段线性判别分析分类

由于人脸图像存在局部变化,因此本文采用分段线性判别分析法,用每一段的局部线性拟合整体的非线性. 由于人脸局部子块对识别的影响不同,因此采用 Logistic Regression 对人脸分块进行赋权,提升分类效果。

2.1 图像分块

对一张人脸图像,根据 1 节中的叙述,每个人脸图像最终可以得到 MBC 特征编码图和 d 个方向上的 POEM 特征编码图. 在此基础上,按照相同的方式将每个特征编码图分成 $M \times N$ 块,分别统计每个图像块的某种特征编码图的直方图,生成一个特征直方图子序列,作为这个图像块对应特征编码图的特征. 把同一个特征图的 $M \times N$ 块特征直方图子序列按照分块顺序连接,即得到该人脸图像对应特征编码图的直方图序列描述: V_i

$= [H_1^i, H_2^i, \dots, H_{M \times N}^i]$, 其中 H_j^i 表示第 i 种编码图的第 j 个分块直方图子序列。

2.2 分段线性判别分析与图像分块的赋权算法

在得到 MBC 特征编码图直方图序列(振幅编码图、相位编码图以及方向编码图)和 d 个方向上的 POEM 特征编码图直方图序列后. 对第 i 种特征编码图直方图序列 V_i 第 j 个分块直方图子序列 H_j^i 上用 PCA 降维,再用 LDA 加强图像块直方图分类能力. 设 H_j^i 对应的 PCA 投影矩阵为 W_{ij}^{PCA} , 对应的 LDA 投影矩阵为 W_{ij}^{LDA} , 则每一块的低维表示为 $F_{ij} = (W_{ij}^{\text{PCA}} W_{ij}^{\text{LDA}}) H_j^i$, 整幅人脸图像在低维空间的第 i 个特征为 $F_i = (F_{i1}, \dots, F_{iM \times N})$.

本文采用 $S_i = \sum_{j=1}^{M \times N} w_{ij} \cdot \text{dist}(F_{ij}^1, F_{ij}^2)$ 衡量两幅图像第 i 个特征编码图之间的相似度, 其中 $F_{ij}^k (k=1,2)$ 表示第 i 个特征编码图的图像对第 k 幅图像中的第 j 个图像块的特征, $\text{dist}(x, y) = \frac{\langle x, y \rangle}{\|x\| \cdot \|y\|}$, $\langle x, y \rangle$ 表示 x 与 y 的内积, w_{ij} 对应第 i 个特征编码图第 j 个分块的权重, 本文采用 Logistic Regression 对分块进行赋权。

Logistic Regression 模型如下: $h_\theta(x) = g_\theta(x)$, 其中 $g(z) = 1/(1 + e^{-z})$, 针对二分类问题, 以此作为分类标准, 判断结果为 $y = \begin{cases} 1, & g(z) \geq 0.5, z \geq 0 \\ 0, & g(z) < 0.5, z < 0 \end{cases}$. 在二分类 Logistic

Regression 模型中, 考虑到 y 的取值只有 0 和 1, 损失函数的定义如下:

$$J(\theta) = -\frac{1}{m} \left[\sum_{i=1}^m y^i \lg h_\theta(x^i) + (1 - y^i) \lg(1 - h_\theta(x^i)) \right]. \quad (14)$$

为了求出最优参数 θ , 应该让损失函数最小, 则目标函数为 $\min_{\theta} J(\theta)$. 求出参数 θ_{opt} 后, 当给出一个新的观测值 x 时, 该 Logistic Regression 预测该结果为 1 的概率是 $h(x) = 1/(1 + e^{-\theta_{\text{opt}}^T x})$. 当 $h(x)$ 大于等于 0.5 时, 判定为 $y=1$, 否则, 判定为 $y=0$.

利用上述方式可以得到每个编码图对应的分块权重, 即可计算每个特征编码图的加权相似度, 为了便于描述, 按照类型将图像编码图分成 MBC - 振幅编码图 (MBC - A), MBC - 相位编码图 (MBC - P), MBC - 方向编码图 (MBC - O) 以及 POEM 编码图四类, 由四类编码图可以得到四类相似度, 分别记为 $S_{\text{MBC-A}}, S_{\text{MBC-P}}, S_{\text{MBC-O}}, S_{\text{POEM}}$. 最终两幅图像的相似度为

$$S = \varphi_{\text{MBC-A}} S_{\text{MBC-A}} + \varphi_{\text{MBC-O}} S_{\text{MBC-O}} + \varphi_{\text{MBC-P}} S_{\text{MBC-P}} +$$

$$\varphi_{\text{POEM}} S_{\text{POEM}} \quad (15)$$

其中 φ 只取 0 或者 1, 表示对应的特征分量在计算最终的相似度时是否适用。

3 实验结果及分析

实验中 MBC 特征中方向个数 K 取 4, POEM 的特征 Cell 大小 w 取 7, n_p 取 8。

3.1 数据库 FERET 上的实验

人脸数据库 FERET 有 Training 训练库和 Dup1, Dup2, Fb, Fc 4 个测试库。本文用 Training 库进行赋权分段线性判别分析训练, 在其 4 个测试库上进行测试, 图 2 为部分特征组合在 Dup1 库上的 ROC 曲线。实验证明, 当 MBC 特征的相位、方向和 POEM 特征结合时, 认证率最高。

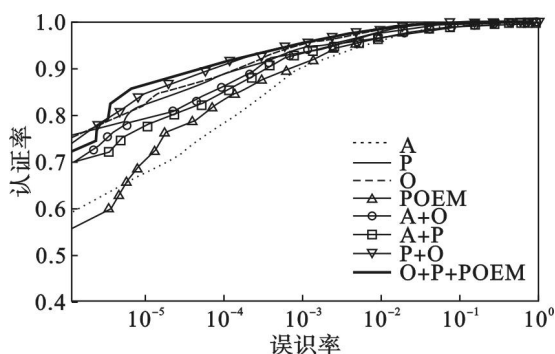


图 2 不同组合特征在 Dup1 上的 ROC 曲线

Fig. 2 The ROC curves of different features on Dup1

3.2 不同方法的识别率比较

表 1 给出本文方法与其他人脸识别算法的比较结果。由表 1 可得, 本文方法在没有增加特征量的前提下, 在 4 个测试库上都取得了与 MBC - F 方法相当的识别率, 优于其他比较方法。

表 1 FERET 子库上不同方法的识别率比较

Table 1 Recognition rates by different methods on FERET sub-databases %

方法	Dup1	Dup2	Fb	Fc
LGBPHS ^[6]	68	53	94	97
HGPP ^[7]	79.5	77.8	97.5	99.5
POEM - HS ^[8]	79.6	79.1	98.1	99
L - Gabor ^[9]	85	79.5	99.5	99.5
POEM - WPCA ^[8]	88.8	85	99.6	99.5
K - Gabor ^[10]	90	85	98	98
MBC - F ^[2]	93.6	91.5	99.7	99.5
本文方法	93.8	90.6	99.6	99.5

4 结 论

1) 本文方法通过特征融合, 增加特征丰富度, 解决了利用单一类型特征识别率不高的问题。

2) 利用赋权分段线性判别分析加强特征分类能力, 用逻辑回归对图像分块进行赋权, 将特征分量组合得到识别结果, 进一步提升识别率。

3) 本文算法在 FERET 4 个测试库上分别取得 93.77%, 90.60%, 99.58%, 99.49% 的识别率, 在误识率为 0.1% 时取得 95.70%, 92.31%, 99.75%, 100% 的认证率。

致谢 感谢 DARPA 和 NRL 提供的 FERET 数据库。

参考文献:

- [1] Tan X Y, Triggs B. Enhanced local texture feature sets for face recognition under difficult lighting conditions [J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2010, 19 (6): 1635 - 1650.
- [2] Yang M, Zhang L, Shiu S C K, et al. Monogenic binary coding: an efficient local feature extraction approach to face recognition [J]. *IEEE Transactions on Information Forensics and Security*, 2012, 7 (6): 1738 - 1751.
- [3] Felsberg M, Sommer G. The monogenic signal [J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2001, 49 (12): 3136 - 3144.
- [4] Vu N S. Exploring patterns of gradient orientations and magnitudes for face recognition [J]. *IEEE Transactions on Information Forensics and Security*, 2013, 8 (2): 295 - 304.
- [5] Vu N S, Caplier A. Face recognition with patterns of oriented edge magnitudes [C]//Computer Vision-ECCV 2010. Berlin: Springer- Heidelberg, 2010: 313 - 326.
- [6] Zhang W, Shan S, Gao W, et al. Local Gabor binary pattern histogram sequence (LGBPHS): a novel non-statistical model for face representation and recognition [C]//10th IEEE International Conference on Computer Vision 2005. New York: IEEE, 2005: 786 - 791.
- [7] Zhang B, Shan S, Chen X. Histogram of Gabor phase patterns (HGPP): a novel object representation approach for face recognition [J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2007, 16 (1): 57 - 68.
- [8] Vu N S, Caplier A. Enhanced patterns of oriented edge magnitudes for face recognition and image matching [J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2012, 21 (3): 1352 - 1365.
- [9] Zou J, Ji Q, Nagy G. A comparative study of local matching approach for face recognition [J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2007, 16 (10): 2617 - 2628.
- [10] Tan X, Triggs B. Fusing Gabor and LBP feature sets for kernel-based face recognition [C]// 10th IEEE International Conference on Computer Vision 2005. New York: IEEE, 2005: 786 - 791.