



基于判别式字典的正则化稀疏表示人脸识别算法

摘要

为了克服非约束性(光照、表情变化)条件下会大大降低人脸识别率的缺陷,提出一种基于 Fisher 判别准则的正则化稀疏表示人脸识别算法.首先将人脸图像经过 Gabor 滤波器滤波得到 Gabor 幅值图像,提取其统一化的局部二进制直方图,然后利用 Fisher 判别准则学习得到新的字典,最后通过正则化的稀疏表示判断测试图像所属类.利用 AR 数据库的数据进行实验的结果表明,与 SRC、FDDL、RSC 识别算法相比,本文算法在非约束性条件下具有最佳的识别率.

关键词

人脸识别;正则化的稀疏表示;统一化的局部二进制模式;Gabor 滤波;学习字典

中图分类号 TP391.4

文献标志码 A

收稿日期 2015-09-07

资助项目 国家自然科学基金(61473334);江苏省高校优势学科建设工程项目

作者简介

陆振宇,男,博士,副教授,主要研究领域:模式识别、智能控制.luzhenyu76@163.com

1 南京信息工程大学 电子与信息学院,南京,210044

2 南京信息工程大学 江苏省大气环境与装备技术协同创新中心,南京,210044

0 引言

人脸识别是模式识别领域的研究热点之一,它通过计算机来分析人脸图像,从而提取出有效的识别信息,以辨认身份,广泛应用于安全、身份鉴别、数字监控等领域.正常情况下,经典的人脸识别算法(如主成分分析法^[1]、线性判别分析法^[2]、独立主元分析法^[3]、支持向量机^[4]等)可达到很高的识别率,但在非约束性条件下,算法性能会大大降低,即光照、姿态、表情变化较大时算法的鲁棒性不是很强.针对这一点,Wright 等^[5]于 2009 年提出基于稀疏表示的人脸识别算法(Sparse Representation based Classifier, SRC).SRC 算法是基于过完备字典对测试样本的表示具有稀疏性这一先验知识,将识别问题看作是多个线性回归模型的分类问题,从稀疏的角度得到对图像最紧致的表示,然后据此计算出测试样本的重构误差,最后通过寻找最小的残差完成分类识别.算法的鲁棒性主要由稀疏字典和稀疏逼近求解两部分决定,所以学者们针对这两点分别提出了改进的算法.

1) 稀疏字典方面.Yang 等^[6]提出了 GSRC 算法,该算法将 Gabor 特征和 SRC 相结合,降低了计算的复杂度,提高了人脸的识别率;Yang 等^[7]提出了基于元学习的稀疏表示人脸识别算法,通过增加字典的约束条件,为每一类样本学习一个更加紧凑的字典;Ramirez 等^[8]指出,通过增加不相干限制条件可以使每一类对应的子字典尽可能相互独立;Aharon 等^[9]提出了 KSVD 算法,通过寻找梯度下降的最优步长达到全局最小收敛,得到稀疏表示的最佳字典;胡正平等^[10]提出的基于判别字典学习的稀疏表示图像识别算法,首先对人脸图像进行 Gabor 变换得到 Gabor 字典,然后将 Fisher 判别准则用于稀疏表示,不仅提高了人脸识别率,还降低了算法的识别时间.

2) 逼近求解方面.Yang 等^[11]提出的平滑 l_0 算法,通过平滑连续函数逼近 l_0 范数,可以较快地重构稀疏信号;Yang 等^[12]就已有的 l_1 范数逼近求解算法进行了总结概括.

然而上述求解测试样本的最稀疏表示是基于保真项服从高斯或拉普拉斯分布的假设,但在现实应用中这种假设是不准确的,尤其当人脸图像存在遮挡、表情变化时.针对这一问题,Yang 等^[13]提出了最大似然的 SRC 人脸识别算法,它通过将保真度表达式改写为余项的最大似然分布函数,并将其转化为加权优化问题,有效地提高了人脸识别率,但当训练样本较多时算法仍然存在计算复杂度大、成本高、

运算速度慢的问题,对此,郭业才等^[14]进一步提出了正则化的稀疏表示人脸识别算法(RRC),该算法假设残差和稀疏系数独立同分布,基于最大后验概率原则重构测试样本。

本文提出了一种改进算法——基于 Fisher 准则的正则化稀疏表示人脸识别算法。该算法充分利用不同光照情况下 Gabor 滤波图像的 LBP (局部二值模式)的特征具有更好的鲁棒性, Fisher 判别准则对于编码系数的约束以及稀疏表示在人脸识别中的优越性,提高了非约束性人脸的识别率。

1 基于 Gabor 小波的 ULBP 特征提取

1.1 Gabor 小波变换

Gabor 小波核函数^[15]不仅能够捕捉图像中不同的空间频率、位置和方向的信息,且能够有效地提取图像局部的细微变化,它的特性与人类大脑皮层简单细胞的二维反射区是相同的。对于人脸图像进行滤波处理,不仅能增强人脸中的一些关键特征,而且对图像的局部形变有较好的鲁棒性。

Gabor 小波核函数定义为

$$\Psi_{\mu,v}(z) = \frac{\|\mathbf{k}_{\mu,v}\|}{\delta^2} e^{-(\|\mathbf{k}_{\mu,v}\|^2 \|z\|^2 / 2\delta^2)} [e^{i\mathbf{k}_{\mu,v} \cdot z} - e^{-\delta^2/2}], \quad (1)$$

其中, μ, v 是 Gabor 滤波器的方向和大小, $z = (x, y)$, $\|\cdot\|$ 是范数描述符,波向量 $\mathbf{k}_{\mu,v}$ 定义为 $\mathbf{k}_{\mu,v} = k_v \cdot \exp(i\varphi_\mu)$, 其中, $k_v = k_{\max} / \lambda^v$, $\varphi_\mu = \pi\mu/8$, k_{\max} 为最大采样频率, λ 是频域中滤波器间的空间因子,参数 δ 决定了高斯窗口的大小。

人脸图像的 Gabor 表示人脸图像函数与滤波器的卷积, $f(z)$ 表示人脸图像,其与滤波器 $\Psi_{\mu,v}(z)$ 的卷积为

$$\mathbf{G}_{\mu,v}(z) = f(z) * \Psi_{\mu,v}(z), \quad (2)$$

其中, $v \in \{0, 1, \dots, 4\}$, $\mu \in \{0, 1, \dots, 7\}$, $*$ 表示卷积运算。

Gabor 滤波器系数矩阵 $\mathbf{G}_{\mu,v}(z)$ 中的每一个元素为一复数值,对每一元素取其幅值得到矩阵 $\mathbf{A}_{\mu,v}(z)$,并对其进行下采样得到矩阵 $\mathbf{A}'_{\mu,v}(z)$ 。如图 1 所示。

1.2 ULBP 直方图

LBP 是机器视觉领域中用于分类的一种特征,它将各个像素 f_c 与其附近的像素 f_p 进行比较,并把结果保存为二进制数(如图 2 所示):

$$S(f_p - f_c) = \begin{cases} 1, & f_p \geq f_c, \\ 0, & f_p < f_c, \end{cases}$$

陆振宇,等.基于判别式字典的正则化稀疏表示人脸识别算法.

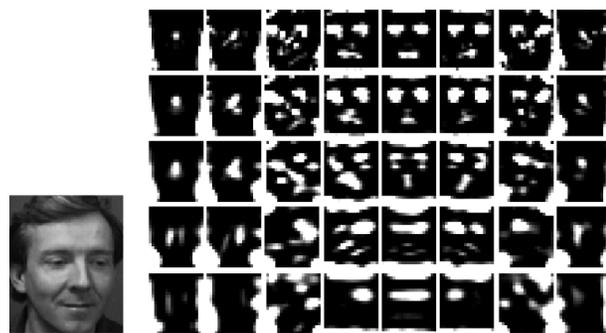


图 1 Gabor 小波变换的幅值图像

Fig. 1 Amplitude images after Gabor wavelet transform

然后按一定的顺序(如顺时针)将二值化的结果组成一个 8 位二进制,该点的响应就是此二进制的值(0 ~ 255),即:

$$L_{BP} = \sum_{p=0}^7 S(f_p - f_c) 2^p.$$

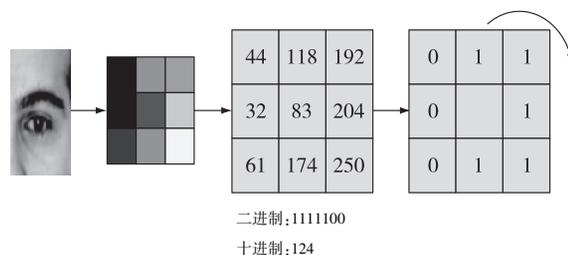


图 2 LBP 提取过程

Fig. 2 LBP extraction process

因为标准 LBP 算子是对图像中的各个分区分别进行计算的,得到的二进制模式数将会远远大于该分区实际像素的数目,故得到的直方图将过于稀疏,所以在本文中采用统一化的 LBP 模式(Uniform LBP, ULBP)。将 LBP 的二进制位串视为循环时,如果其中包含的转变(从 0 到 1 或从 1 到 0 转变)不多于 2 个,则该 LBP 可视为 ULBP。通常情况下,统一化的模式用来反映比较重要的信息,而非统一化模式是用来反映随机噪声引起的信息的,因此非统一化的可以忽略不作考虑。

1.3 基于 Fisher 准则的特征字典学习

将一幅大小为 $a \times b$ 的人脸图像 $f(z)$ 进行 μ 尺度和 v 方向的 Gabor 小波变换,按前述 μ 和 v 的取值范围,可以得到 40 张 Gabor 幅值图像,按从左到右、从上到下的顺序分别计算每幅 Gabor 图像的统一化直方图特征,并将所有子块的直方图特征依次连接成一个复合的特征向量,作为代表整个图像的 Gabor

幅值信息的 ULBP 直方图(Uniform Local Binary Pattern of Gabor image, ULGBP) 特征.

令 $G = [G_1, G_2, \dots, G_c]$ 表示 c 类样本的 ULGBP 特征字典, G_i 是来自第 i 类训练样本的 ULGBP 特征子集. 学习一个结构化的字典 $D = [D_1, D_2, \dots, D_c]$, 其中 D_i 表示第 i 类的子字典. G 在 D 上的编码系数矩阵用 X 来表示, 即 $G = DX (X = [X_1, X_2, \dots, X_c], X_i$ 为字典 D 上编码系数的子矩阵). 为了得到相较于 G 更适合分类的字典 D , 本文采用 Fisher 判别准则进行字典学习, 其模型为

$$J_{(D,X)} = \operatorname{argmin} \{ r(G, D, X) + \lambda_1 \|X\|_1 + \lambda_2 f(X) \}. \quad (3)$$

式中, $r(G, D, X)$ 表示判别保真项, $\|X\|_1$ 为稀疏性约束, $f(X)$ 是加在系数矩阵 X 上的判别性约束, λ_1 和 λ_2 是平衡因子.

假设, G_i 在字典 D 上的编码系数 X_i 可表示为 $X = [X_i^1, X_i^2, \dots, X_i^c]$ (X_i^j 是 G_i 在子字典 D_j 上的编码系数), 字典 D_k 对 G_i 的表示记为 $R_k = D_k X_i^k$. 因为字典 D 可以表示字典 G_i , 以及字典 D_i 是与第 i 类相关联的子字典, 故期望 G_i 能被子字典 D_i 稀疏表示, 即 X_i^i 中的系数使 $\|G_i - D_i X_i^i\|_F^2$ 较小, 同时系数矩阵 X_i^i 为稀疏矩阵, $\|D_j X_i^j\|_F^2$ 很小. 因此式(3) 中的保真项可表示为(直观解释如图 3 所示)

$$r(G_i, D, X_i) = \|G_i - DX\|_F^2 + \|G_i - D_i X_i^i\|_F^2 + \sum_{j=1, j \neq i}^c \|D_j X_i^j\|_F^2. \quad (4)$$

对编码系数 X 施加 Fisher 判别准则可使 D 对图像特征更具判别性, 该准则是通过最小化 X 的类内误差 $S_W(X)$ 和最大化 X 的类间误差 $S_B(X)$ 来实现约束的. 其中, $S_W(X)$ 、 $S_B(X)$ 的定义如下:

$$S_W(X) = \sum_{i=1}^c \sum_{x_k \in X_i} (X_k - m_i)(X_k - m_i)^T,$$

$$S_B(X) = \sum_{i=1}^c n_i (m_i - m)(m_i - m)^T,$$

式中, m_i 和 m 分别表示 X_i 和 X 的均值向量, n_i 为第 i 类中样本的数目.

判别式约束 $f(X)$ 可定义为 $\operatorname{tr}(S_W(X)) - \operatorname{tr}(S_B(X))$, 但这样的 $f(X)$ 是非凸且不稳定的, 故为了解决这个问题, 添加一个松弛项 $\|X\|_F^2$ 到 $f(X)$ 中, 则 $f(X)$ 可表示为

$$f(X) = \operatorname{tr}(S_W(X)) - \operatorname{tr}(S_B(X)) + \eta \|X\|_F^2, \quad (5)$$

式中, η 为平衡因子.

将式(4)、(5) 代入式(3), 可得

$$J_{(D,X)} = \operatorname{argmin} \left\{ \sum_{i=1}^c r(G_i, D, X_i) + \lambda_1 \|X\|_1 + \lambda_2 (\operatorname{tr}(S_W(X)) - \operatorname{tr}(S_B(X)) + \eta \|X\|_F^2) \right\}.$$

下面给出目标函数的求解步骤:

- 1) 初始化 D 和 X ;
- 2) D 固定, 根据 $J_{(D,X)}$ 计算得到新的 X ;
- 3) 固定 X , 根据公式 $J_{(D,X)} = \operatorname{argmin} \left\{ \sum_{i=1}^c r(G_i, D, X_i) \right\}$ 更新 D ;
- 4) 回到步骤 2 直到收敛条件满足为止, 最终输出新的字典 D .

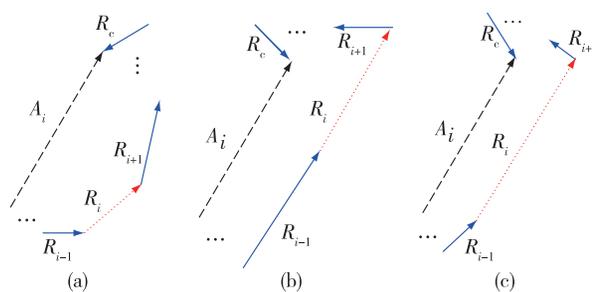


图 3 判别保真项图解

Fig. 3 Diagram of fidelity term identification

2 基于 Fisher 字典的 RRC 人脸识别

首先将上节得到的判别字典 D 改写为 $D = [r_1, r_2, \dots, r_n]$, 其中 r_i 是 D 的第 i 行元素, $e = y - D\alpha = [e_1, e_2, \dots, e_n]$ 表示残差, e 的每一个元素 $e_i = y_i - r_i \alpha, i = 1, 2, \dots, n$. 假设 e_1, e_2, \dots, e_n 独立同分布, 概率密度函数为 $f_\theta(e_i)$, 其中 θ 表示该分布的参数, 忽略稀疏约束时, 可将余项 e 的似然函数表示为

$$\operatorname{argmax} L_\theta(e_1, e_2, \dots, e_n) = \prod_{i=1}^n f_\theta(e_i),$$

或者

$$\operatorname{argmin} F_\theta(e) = -\ln L_\theta = \sum_{i=1}^n \rho_\theta(e_i),$$

式中, $\rho_\theta(e_i) = -\ln f_\theta(e_i)$.

通常, 假设概率密度函数 $f_\theta(e_i)$ 是对称的, 并满足当 $|e_i| > |e_j|$ 时, $f_\theta(e_i) < f_\theta(e_j)$. 因此, $\rho_\theta(e_i)$ 有以下特性:

- 1) $\rho_\theta(0)$ 是 $\rho_\theta(e_i)$ 全局最小值;
- 2) 对称性, 即 $\rho_\theta(e_i) = \rho_\theta(-e_i)$;
- 3) 当 $|e_i| > |e_j|$ 时, 有 $\rho_\theta(e_i) > \rho_\theta(e_j)$.

考虑稀疏约束时, 正则化 SRC 模型为

$$\hat{\alpha} = \operatorname{argmin}_\alpha \sum_{i=1}^n \rho_\theta(e_i) + \sum_{j=1}^m \rho_0(a_j), \quad (6)$$

式中, $\rho_0(a_j) = \lambda |a_j|^\beta + b_{\alpha_0}$, λ , β 及 b_{α_0} 是常量.

将 $F_\theta(\mathbf{e})$ 在 \mathbf{e}_0 处进行泰勒展开(\mathbf{e}_0 是定义域内的点), 可得到

$$\tilde{F}_\theta(\mathbf{e}) = F_\theta(\mathbf{e}_0) + (\mathbf{e} - \mathbf{e}_0)^T F'_\theta(\mathbf{e}_0) + R_1(\mathbf{e}),$$

式中, $F'_\theta(\mathbf{e}) = [\rho'_\theta(e_{0,1}), \dots, \rho'_\theta(e_{0,m})]$, $R_1(\mathbf{e})$ 表示高阶余项.

在稀疏编码中, 保真项通常是严格凸的, 所以可设 $R_1(\mathbf{e}) = \frac{1}{2}(\mathbf{e} - \mathbf{e}_0)^T \mathbf{W}(\mathbf{e} - \mathbf{e}_0)$, 其中, \mathbf{W} 是一个对角阵, 因为 $F_\theta(\mathbf{e})$ 在 $\mathbf{e} = \mathbf{0}$ 处达到最小值, 故在这点的导数 $\tilde{F}'_\theta(\mathbf{e}) = F'_\theta(\mathbf{e}_0) + R'_1(\mathbf{e}) = 0$, 即

$$W_{i,i} = \omega_\theta(e_{0,i}) = \rho'_\theta(e_{0,i})/e_{0,i}.$$

因为 $W_{i,i}$ 是非负的标量, 则式(6) 可改写为

$$\hat{\boldsymbol{\alpha}} = \operatorname{argmin}_\alpha \|\mathbf{W}^{1/2} \mathbf{e}\|_2^2 + \sum_{j=0}^m \rho_0(\alpha_j), \quad (7)$$

其中, 权值矩阵 \mathbf{W} 的每一个元素 $W_{i,i}$ 表示分配给每个像素的不同权值, 选择 hinge loss 函数作为权值函数, 不断迭代优化 \mathbf{W} , 最终求得稀疏系数.

对某一未知类别的测试样本的 RRC 分类流程(图 4) 如下:

1) 输入: 包含 M 个对象的训练集(共 N 张图

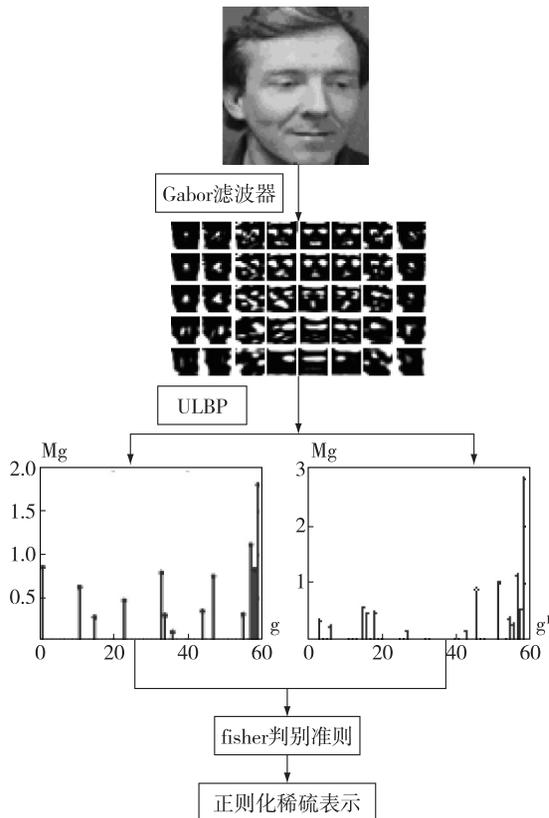


图 4 本文算法流程

Fig. 4 Flow chart of the proposed face recognition algorithm

陆振宇, 等. 基于判别式字典的正则化稀疏表示人脸识别算法.

像), 测试图像 \mathbf{y} .

2) 利用式(2) 将样本图像 $f(z)$ 与式(1) 的 Gabor 小波核函数进行卷积, 得到系数矩阵 $\mathbf{G}_{\mu,v}(z)$, 对其中的元素取幅值得到 $\mathbf{A}_{\mu,v}(z)$, 并对其进行下采样, 得到矩阵 $\mathbf{A}'_{\mu,v}(z)$.

3) 按从左到右、从上到下的顺序分别计算每一子块的统一化直方图特征, 最后将所有块的直方图特征依次连接成一个复合的特征向量, 作为代表整个图像的 ULGBP 直方图特征.

4) 对 ULGBP 直方图特征进行归一化处理.

5) 通过 Fisher 判别准则得到新的训练字典, 初始化稀疏系数 $\boldsymbol{\alpha}^{(1)}$ 及最大迭代次数 $K, t = 1$.

6) 计算测试样本残差: $\mathbf{e}^{(t)} = \mathbf{y} - \mathbf{D}\boldsymbol{\alpha}^{(t)}$.

7) 根据文献[15], 计算权值 $\omega_\theta(e_i^{(t)})$.

8) 利用式(7) 计算稀疏系数 $\boldsymbol{\alpha}^*$.

9) 更新稀疏系数: 如果 $t = 1, \boldsymbol{\alpha}^{(t)} = \boldsymbol{\alpha}^*$; 如果 $t > 1, \boldsymbol{\alpha}^{(t)} = \boldsymbol{\alpha}^{(t-1)} + \mathbf{v}^{(t)}(\boldsymbol{\alpha}^* - \boldsymbol{\alpha}^{(t-1)})$ (步长因子 $\mathbf{v}^{(t)}$ 的取值范围为 $(0, 1]$).

10) 计算重构的测试样本: $\mathbf{y}_{\text{rec}}^{(t)} = \mathbf{D}\boldsymbol{\alpha}^{(t)}$, 且 $t = t + 1$.

11) 重复循环 5) — 10), 到 $t > K$ 或者满足收敛条件时停止.

3 实验仿真

为了验证本文所提方法的性能, 采用标准的 AR 数据库来验证. AR 数据库在人脸识别研究领域是标准的算法验证数据库, 包含了 126 个人的正面彩色图像, 共 3 000 多幅, 其中每个人平均有 26 张图片. 本实验中选取了 100 人的图片(每人 14 张, 每张图片的光照、表情会有不同), 将它们分成两部分, 每部分由 7 张图片组成, 一部分作为训练样本, 另一部分作为测试样本, 所有图像裁剪为像素 80×60 . 图 5 给出了部分 AR 数据库的人脸示例.



图 5 AR 数据库的部分人脸示例

Fig. 5 Face examples in AR database

本实验验证了本文算法的优越性(不同光照及不同表情下), 如表 1 所示. 可以看出本文算法具有最佳的识别率, 可达到 99.86%. 与 SRC、FDDL 和 RSC 相比, 本文算法的识别率有了很大提高. 从图 6

可以看出本文算法的识别时间最短(横坐标 1 表示 SRC 算法, 2 表示 RSC 算法, 3 表示本文算法), 1 s 左右就可以识别一幅人脸图像, 达到了实际应用的要求。

表 1 AR 数据库上几种算法的识别率比较

Table 1 Recognition accuracy comparison between the proposed algorithm and algorithms in AR database

算法	识别率/%
SRC	88.80
FDDL	92.00
RSC	96.90
本文算法	99.86

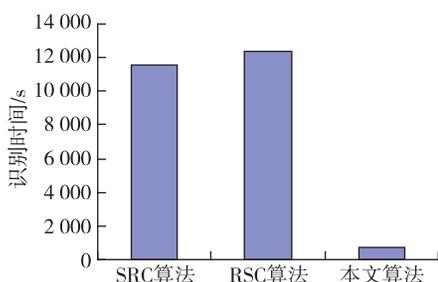


图 6 3 种算法的识别时间比较

Fig. 6 Recognition time comparison between SRC, RSC and the proposed algorithm

4 结论

在前人研究的基础上, 充分利用 Fisher 判别准则及 RRC 的优点, 提出了基于 Fisher 判别准则的正则化稀疏表示人脸识别算法。首先将人脸图像经过 Gabor 滤波器滤波得到 Gabor 幅值图像, 其次提取其统一化的局部二进制直方图, 然后利用 Fisher 判别准则对所得的训练字典进行学习, 得到表示能力和分类能力更好的字典, 最后通过正则化的稀疏表示判断测试图像所属类。该算法用具有判别性的重构误差和稀疏编码系数来对输入的图像进行分类, 使人脸识别率得到提高, 有效地克服了光照不均匀时人脸识别率下降的问题。基于深度学习的相关算法在人脸识别领域的应用将是今后研究的热点, 本项目组今后将在前期相关研究内容的基础上引入深度学习理论对人脸识别进行研究。

参考文献

References

[1] 宁佐廷. 基于 PCA 的人脸识别算法研究 [D]. 长沙: 中

南林业科技大学计算机与信息工程学院, 2012
 NING Zuoting. The research of human face recognition algorithm based on PCA [D]. Changsha: School of Computer and Information Engineering, Central South University of Forestry and Technology, 2012
 [2] 余冰, 金连甫, 陈平. 利用标准化 LDA 进行人脸识别 [J]. 计算机辅助设计与图形学报, 2003, 15 (3): 302-306
 YU Bing, JIN Lianfu, CHEN Ping. Normalized LDA method for face recognition [J]. Journal of Computer Aided Design & Computer Graphics, 2003, 15 (3): 302-306
 [3] 靳洋. 基于 PCA/ICA 的图像特征提取算法研究 [D]. 西安: 西安电子科技大学工程学院, 2014
 JIN Yang. Research on image feature extraction algorithm based on PCA/ICA [D]. Xi'an: School of Electronic Engineering, Xidian University, 2014
 [4] Liu Z Y, Zhang L X, Zhu L N. An improved face recognition method based on Gabor wavelet transform and SVM [C] // Proceedings of the 5th International Symposium on Computational Intelligence and Design, 2012, 1: 378-381
 [5] Wright J, Yang A Y, Ganesh A, et al. Robust face recognition via sparse representation [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2009, 31 (2): 210-227
 [6] Yang M, Zhang L. Gabor feature based sparse representation for face recognition with Gabor occlusion dictionary [M] // Daniilidis K, Maragos P, Paragios N. Computer Vision-ECCV 2010. Springer-Verlag Berlin Heidelberg, 2010: 448-461
 [7] Yang M, Zhang L, Yang J, et al. Metaface learning for sparse representation based face recognition [C] // Proceedings of the International Conference on Image Processing, 2010, 119 (5): 1601-1604
 [8] Ramirez I, Sprechmann P, Sapiro G. Classification and clustering via dictionary learning with structured incoherence and shared features [C] // Proceedings of IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2010, 23 (3): 3501-3508
 [9] Aharon M, Elad M, Bruckstein A. K-SVD: An algorithm for designing overcomplete dictionaries for sparse representation [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2006, 15 (11): 4311-4322
 [10] 胡正平, 徐波, 白洋. Gabor 特征集结合判别式字典学习的稀疏表示图像识别 [J]. 中国图像图形学报, 2013, 18 (2): 189-194
 HU Zhengping, XU Bo, BAI Yang. Sparse representation for image recognition based on Gabor feature set and discriminative dictionary learning [J]. Journal of Image and Graphics, 2013, 18 (2): 189-194
 [11] Yang Y A, Zhou Z H, Balasubramanian A G, et al. Fast L1-minimization algorithms for robust face recognition [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2013, 22 (8): 3234-3246
 [12] Yang M, Zhang D, Yang J, et al. Robust sparse coding for face recognition [C] // Proceedings of the 2011 IEEE Conference on Computer Vision and Image Recognition, 2011: 625-632

- [13] Yang M, Zhang L, Yang J, et al. Regularized robust coding for face recognition[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2013, 22(5):1753-1766
- [14] 郭业才,张铃华.统一化的LGBP特征及稀疏表示的人脸识别算法[J].计算机辅助设计与图形学学报, 2015, 27(3):400-405
GUO Yecai, ZHANG Linghua. Face recognition algorithm based on LGBP and SRC[J]. Journal of Computer-Aided Design & Computer Graphics, 2015, 27(3):400-405
- [15] Zhang J, Jin R, Yang Y, et al. Modified logistic regression; An approximation to SVM and its applications in large-scale text categorization[C]//Proceedings of the 20th International Conference on Machine Learning, 2003:888-895

Face recognition algorithm based on discriminative dictionary learning and regularized robust coding

LU Zhenyu^{1,2} ZHANG Linghua¹ HE Jueshan¹

1 School of Electronic & Information Engineering, Nanjing University of Information Science & Technology, Nanjing 210044

2 Jiangsu Collaborative Innovation Center on Atmospheric Environment and Equipment, Nanjing University of Information Science & Technology, Nanjing 210044

Abstract To address the reduced face recognition accuracy in uncontrolled conditions such as the change of illumination, countenance or posture, a face recognition algorithm was proposed based on discriminative dictionary learning and regularized robust coding. Firstly, a face image is filtered by the Gabor filter to obtain the Gabor amplitude images, and the uniform local binary histogram is extracted. Then the Fisher criterion is used to gain a new discriminative dictionary, finally the regularized sparse representation is employed to test and classify the image. The experimental results based on AR face database show that the proposed algorithm has the highest face recognition rate in the existing uncontrolled environments, compared with algorithms such as Sparse Representation based Classifier, Fisher Discrimination Dictionary Learning, and Robust Sparse Coding for face recognition.

Key words face recognition; regularized sparse representation; uniform local binary pattern; Gabor filtering; dictionary learning