

基于鲁棒稀疏表示的人脸识别算法

曹振亮

(曲阜师范大学 信息技术与传播学院)

摘要: 提出了一种基于LBP算子和鲁棒稀疏表示的人脸识别方法。首先,提取训练样本和测试样本的LBP特征。其次,在原有稀疏表示分类器(SRC)的基础上添加一个权值矩阵W来解决L1正则化最小二乘问题。最后,利用鲁棒稀疏表示分类器(RSRC)分类测试人脸图像所属类别。在AT&T人脸库上进行实验的结果表明,此方法是优于其他经典算法的。

关键词: 人脸识别; LBP算子; 稀疏表示; RSRC

Face Recognition Based on Robust Sparse Representation

Cao Zhenliang

(Information Technology and Communication College, Qufu Normal University)

Abstract: This paper proposes a new face recognition method based on LBP operator and RSR (Robust Sparse Representation). Firstly, the LBP features of the training data and testing data are extracted. Secondly, on the basis of SRC, a weighted matrix W is added to solve a L1-regularized least square problem. Finally, RSRC is used to judge which class the face images belong to. Experimental results on AT&T database demonstrate the new method has very good performance and superior over other classical methods.

Key words: face recognition; LBP operator; sparse representation; RSRC

0 引言

LBP(局部二值模式)算子是一种有效的图像纹理描述算子,后来Ahonen^[1]等将其成功地应用到人脸识别领域,并得到了显著的成果。该方法首先是将人脸分成若干个区域,然后对每个区域提取LBP算子,最后把若干个区域的LBP算子连接到一起,形成整个图像的LBP算子,这也就是我们所说的LBP特征。

SR(稀疏表示)最近是计算机视觉领域比较热门的研究话题, Ma Y等^[2]将其成功用到了人脸识别领域。简单理解为,测试人脸图像可以用它所在类的训练样本图像线性表示,用 l_0 范数或者 l_1 范数最小化问题来表示编码系数矢量的稀疏性,传统的稀疏表示模型用公式表示:

$$\min_{\beta} \|\beta\|_1 \quad \text{s.t.} \quad \|y - D\beta\|_2 \leq \varepsilon$$

其中, $\varepsilon > 0$ 是一个常数, y 是测试人脸图像, D 是训练样本构成的字典矩阵, β 是编码系数矢量。该模型存在的问题是对编码系数矢量 β 施加 l_1 范数约束是否能够有效地表示人脸图像的稀疏性; 对于该问题研究者已经做了很多工作。例如: Liu等人^[3]对编码

系数 β 施加一个非负约束; Gao等人^[4]在稀疏编码里加入了系数的拉普拉斯余项; 在现实的人脸识别问题中由于噪音、表情的干扰, l_1 范数项或 l_2 范数项有可能不能鲁棒地和有效得衡量重构人脸图像的准确性。

本文提出了一种基于LBP特征的鲁棒SR人脸识别算法, 首先提取训练样本和测试样本的LBP特征, 在原有稀疏表示分类器(SRC)里添加一个权值函数W来去除人脸图像中的噪声或异常值, 最后用鲁棒稀疏表示分类器(RSRC)来对测试样本进行分类。

1 LBP算子

LBP算子最先是Ojala等首先提出的, 是一种用来描述图像纹理的方法。原始的LBP算子是基于以下思想: 相邻的图像像素之间具有相似性, 因此我们可以首先选定一个 3×3 的邻域, 用该邻域的周围的像素值和邻域的中心像素值相比较, 如果该点像素值大于邻域中心像素值, 那么我们记为1; 反之, 如果该点像素值小于邻域中心像素值那我们记为0。依次计算完所有点的邻域周围像素值, 然后我们从左上角按顺时针排序得到一个8位的二进制数,

将此二进制数转化为十进制数, 即为该邻域的LBP算子值。

2 RSRC分类器

定义训练样本矩阵 $D=[r_1, r_2, \dots, r_n]$, 其中, 行矢量 r_i 是 D 的第 i 行元素, 定义编码误差 $e=y-D\beta=[e_1, e_2, \dots, e_n]$, 则 e 中的元素为 $e_i=y_i-r_i\beta$ 。假设 e_1, e_2, \dots, e_n 是独立同分布的, 并且概率密度为 $f_\theta(e_i)$, 其中 θ 表示分布参数集, 不考虑编码系数矢量 β , 编码误差 e 的最大似然估计表示为 $L_\theta(e_1; e_2; \dots; e_n) = \prod_{i=1}^n f_\theta(e_i)$, 两边取对数, $-\ln L_\theta = \sum_{i=1}^n \rho_\theta(e_i)$, 其中 $\rho_\theta(e_i) = -\ln f_\theta(e_i)$ 。

编码系数矢量 β 的最大似然估计, 即鲁棒稀疏表示(RSRC), 可以用公式表示为: $\min_\beta \sum_{i=1}^n \rho_\theta(y_i - r_i \beta) \text{ s.t. } \|\beta\|_1 \leq \varepsilon$ 。

RSRC模型实际上是一个稀疏约束最大似然估计问题, 换句话说它是一个更一般的稀疏编码模型, 传统的稀疏编码模型式(1)当编码误差服从高斯或者拉格朗日分布时的一种特殊情况, 为了解决式(2)我们可以对 β 施加稀疏约束, 一个关键的问题在于如何决定概率分布函数 $f_\theta(e_i)$, 简单地假设 $f_\theta(e_i)$ 服从高斯或者朗格朗日分布过于简单并且也不够有效, 这里我们把式(4)的最小化问题转化为一个迭代赋权值的稀疏编码(IRSRC)问题: $\min_\beta \|W^{(t)}\|^{1/2} (y - D\beta)_2^2 \text{ s.t. } \|\beta\|_1 \leq \varepsilon$, 其中, W 是诱导权值矩阵,

$W_{i,j}$ 是一个对角矩阵它的元素由下面的表达式给出: $W_{i,j} = w_\theta(e_{0,i}) = \rho'_\theta(e_{0,i})/e_{0,i}$, 考虑到权值矩阵 W 是一个对角矩阵, 它的元素是给测试图像像素赋权值的, 我们把异常值像素(如: 遮挡、腐蚀部分的像素)赋予较低的权重, 我们采用SVM^[5]的权值函数 $w_\theta(e_i) = \exp(\mu\sigma - \mu e_i^2)/(1 + \mu\sigma - \mu e_i^2)$, 其中 μ 和 σ 是正的标量, 参数 μ 控制从1到0减少的速率, μ 控制分界点的位置。综合式(7)、式(6)和 $\rho_\theta(0)=0$, 得到 $\rho_\theta(e_i) = \frac{-1}{2\mu} (\ln(1 + \exp(\mu\delta - \mu e_i^2)) - \ln(1 + \exp(\mu\delta)))$ 传统的SRC模型由于迭代次数很难估计, 因此导致识别率较低。我们通过下式很好地解决了这个问题: $\|W^{(t)} - W^{(t-1)}\|_2 / \|W^{(t-1)}\|_2 < \omega$, 其中, ω 是一个很小的正标量, 当等式成立时迭代结束。最后我们根据文献^[2]相同的方法来分类测试图像所属类别。

计算稀疏编码系数 β 的算法如下:

输入: 用单位 l_2 范数标准化测试图像 y , 训练样

本矩阵 D (D 的每一列具有单位 l_2 范数),

初始化为 y_{ini} , $y_{ini}=m_d$ 是所有训练样本均值图像。

输出: β

Start from $t=1$:

(1) 计算误差 $e^{(t)} = y - y_{rec}^{(t)}$

(2) 用下式估计权值

$$w_\theta(e_i^{(t)}) = \frac{\exp(\mu^{(t)}\delta^{(t)} - \mu^{(t)}(e_i^{(t)})^2)}{1 + (\mu^{(t)}\delta^{(t)} - \mu^{(t)}(e_i^{(t)})^2)}$$

其中, $\mu^{(t)}$ 和 $\delta^{(t)}$ 是在第 t 次迭代过程的参数。

(3) 稀疏编码:

$$\min_\beta \|W^{(t)}\|^{1/2} (y - D\beta)_2^2 \text{ s.t. } \|\beta\|_1 \leq \varepsilon$$

其中, $W^{(t)}$ 是对角权值矩阵, 它的对角元素

$$W_{i,i}^{(t)} = w_\theta(e_i^{(t)})$$

(4) 更新稀疏编码系数:

$$\text{If } t=1, \beta^{(t)} = \hat{\beta};$$

$$\text{If } t>1, \beta^{(t)} = \beta^{(t-1)} + \lambda^{(t)} \left(\hat{\beta} - \beta^{(t-1)} \right)$$

其中, $0 < \lambda^{(t)} < 1$ 是步长, $\lambda^{(t)}$ 应满足

$$\sum_{i=1}^n \rho_\theta(e_i^{(t)}) < \sum_{i=1}^n \rho_\theta(e_i^{(t-1)})$$

(5) 计算重构测试图像:

$$y_{rec}^{(t)} = D\beta^{(t)} \text{ 且 } t=t+1$$

(6) 返回第一步直到满足式(8)收敛条件, 或者直接到最大的迭代次数。

3 实验验证及结果分析

AT&T人脸库: 由剑桥大学AT&T实验室创建, 包含40人共400张面部图像, 每张图片尺寸是92×112, 部分志愿者的图像包括了姿态、表情和面部饰物的变化。该人脸库在人脸识别研究中经常被人们采用, 图1为AT&T人脸库里部分人脸图像。



图1 AT&T人脸库里部分人脸图像

我们采取与参考文献^[6]一样的方法取每个对象的5张图像用于训练, 剩余的5张图像用于测试, 训练样本集和测试样本集均由200张图像构成。首先将

训练样本和测试样本图像划分为 3×3 的block, 然后分别对每个区域选取 $LBP_{8,2}^{u2}$ 模式下提取LBP算子, 再将这些区域的LBP算子组合成整幅图像的LBP特征, 再利用RSRC分类器对测试样本进行分类, 将实验结果与其他几种识别算法做了比较, 如表1所示。为了比较RSRC分类器和其他分类器的分类效果, 将人脸图像划分为不同的block。

表1 不同识别算法在AT&T人脸库上的识别结果

算法	识别率
ICA	85%
LBP+NN	94%
SRC	91%
RSRC	97.5%

从表1可以看出, 几种不同方法在AT&T人脸库上均取得比较好的识别结果, 我们的方法最后实验测得的识别率是97.5%, 明显优于其他几类识别算法。可以得出我们的方法在人脸识别方面具有较强的识别能力的结论。

4 小结

本文提出了一种基于LBP特征的鲁棒稀疏表示人脸识别方法, 首先提取训练样本和测试样本的LBP特征, 再用RSRC分类器进行分类, 本方法在处理人脸识别问题上在减少训练样本和测试样本维数的基础上不仅可以大幅度提高识别精度, 并且在应对由于人脸表情、光照等变化引起的识别率偏低问题上具有较强的鲁棒性。

参考文献:

[1] Ahonen T, Hadid A, Pietik?inen M. Face description with local binary patterns: Application to face recognition[J]. IEEE Trans on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2006,28(12):2037-2041.

[2] Wright J, Yang A Y, Ganesh A, et al. Robust face recognition via sparse representation[J]. IEEE Trans on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2009,31(2): 210-227.

[3] Liu Y N, Wu F, Zhang Z H, et al. Sparse representation using nonnegative curds and whey [C]//Proceedings of IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition 2010: 3578-3585.

[4] Gao S H, Tsang I W H, Chia L T, et al. Local features are not lonely-laplacian sparse coding for image classification[C]//Proceedings of IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2010: 3555-3561.

[5] Zhang J, Jin R, Y. M. Yang Y M, et al. Modified logistic regression: An approximation to SVM and its applications in large-scale text categorization [C]//Proceedings of the Twentieth International Conference on Machine Learning, 2003: 888-895.

[6] Yang J, Zhang D, Frangi A F, et al. Two-dimensional PCA: A new approach to appearance-based face representation and recognition[J]. IEEE Trans on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2004, 26(1): 131-137.

作者简介:

曹振亮, 曲阜师范大学信息技术与传播学院, 硕士
电话: 15065571505
电子信箱: 470306540@qq.com
联系地址: 山东省日照市烟台北路80号曲阜师范大学信息技术与传播学院

