

一种改进的贝叶斯人脸识别算法^{*})

朱学毅¹ 王崇骏¹ 周新民² 张 焱¹ 陈世福¹

(南京大学计算机软件新技术国家重点实验室 南京 210093)¹ (江苏省公安厅刑警总队 南京 210099)²

摘 要 本文对人脸识别的贝叶斯方法 ML 中相似度计算公式进行了简化,对数据集的训练和人脸图像的预处理进行了修改,提出了一种改进的贝叶斯人脸识别算法 SML。在 FERET 人脸图像库的子集和南大人脸图像实验库上对识别算法进行了测试和比较。实验表明,SML 算法提高了 ML 算法的效率,克服了 ML 算法计算效率不高的缺陷,而且 SML 的识别效率明显高于 PCA 方法。

关键词 人脸识别,贝叶斯方法,类内差异,类间差异, SML 算法

An Improved Face Recognition Algorithm Based on Bayes

ZHU Xue-Yi¹ WANG Chong-Jun¹ ZHOU Xin-Min² ZHANG Yao¹ CHEN Shi-Fu¹

(National Key Laboratory for Novel Software Technology, Nanjing University, Nanjing 210093)¹

(Jiangsu Public Security Department, Nanjing 210099)²

Abstract This paper presents a face recognition algorithm, SML, which simplifies the similarity computation and modifies the training and preprocess of image. Based on a subset of FERRET face data set and the AI of NJU test human face database, experimental results indicate that SML improves the efficiency of ML algorithm and has a higher recognition accuracy than PCA method.

Keywords Face recognition, Bayes, Intrapersonal variations, Extrapersonal variations, SML

1 前言

人脸识别的研究最早始于 20 世纪 60 年代末, Bledsoe 以人脸特征点的间距、比率等特征实现了一个半自动人脸识别系统。近 20 年来,人脸识别成为了一个非常活跃的研究领域,并已成为研究的热点。

目前人脸识别算法主要采用统计方法、神经网络方法和 SVM 人脸识别方法等,基于子空间的人脸识别方法是目前基于统计方法的人脸识别技术中识别效率最好的方法之一,包括贝叶斯方法、PCA 方法等等。其中贝叶斯方法是识别率较高的方法。

1997 年 Moghaddam 等建立了一套完整的人脸统计模型^[1],他们建立了两种概率模型,并提出了贝叶斯人脸识别方法。他们基于概率的图像相似度度量方法,将人脸图像之间的差异分为:类间差异和类内差异个人的不同人脸图像之间的差异,并提出了类间差异和类内差异度量的概率模型和计算方法。由于贝叶斯相似度的计算涉及复杂的非线性计算, Moghaddam 等提出了一种线性的快速计算方法。这种人脸识别方法在美国 DAPAR 组织的 FERET 人脸测试中是效果最好的方法之一^[2]。

目前贝叶斯算法的主要问题在于类间差异的训练图像较难选取和识别算法的效率不高,这在使用大型人脸图像库的时候尤为突出。

针对目前贝叶斯人脸识别 ML 方法存在的问题,本文对贝叶斯的相似度计算公式进行了简化,对数据集的训练和人脸图像的预处理进行了修改,提出了一种改进的贝叶斯人脸识别算法(SML),实验和测试表明,该算法的效果很好。

2 贝叶斯人脸识别相关技术和算法

2.1 类间差异和类内差异

定义 1 定义类内差异为 Ω_i (intrapersonal variations): 同一个人的不同人脸图像之间的差异,如不同表情的图像之间的差异等。

定义 2 定义类间差异为 Ω_E (extrapersonal variations): 不同的人的人脸图像之间的差异。

贝叶斯人脸识别方法计算 $S(I_1, I_2)$ 的过程如下:

1) 对于已知的两张人脸图像 I_1, I_2 , 求出它们的差异 $\Delta = I_1 - I_2$ 。

2) 定义 $S(I_1, I_2) = S(\Delta) = p(\Omega_i / \Delta)$, 计算 Δ 属于类内差异 Ω_i 和类间差异 Ω_E 的概率哪一个大一些。

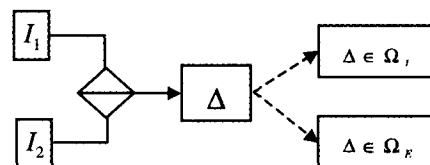


图 1 贝叶斯识别过程

通常的人脸识别是一个多类识别的过程,如图 1 所示。因为每一个不同的人的人脸图像都是一个类别,而贝叶斯人脸识别方法则是将多类识别转换成了二类识别,它通过对人脸图像的差异 Δ 进行类内差异 Ω_i 和类间差异 Ω_E 的分类,来得出最终的识别结果,下面我们主要介绍与本文算法相关的 MAP 和 ML 方法。

2.2 MAP 与 ML 算法

^{*}) 本文工作得到江苏省自然科学基金(BK2005075)的资助。

显然,从图1的贝叶斯识别过程可以看出,Δ要么属于Ω_I,要么属于Ω_E。所以类内差异Ω_I和类间差异Ω_E是一个完备事件组。那么根据贝叶斯公式p(Ω_I/Δ)可以用(1)式来计算:

$$S(\Delta) = p(\Omega_I/\Delta) = \frac{p(\Delta/\Omega_I)p(\Omega_I)}{p(\Delta/\Omega_I)p(\Omega_I) + p(\Delta/\Omega_E)p(\Omega_E)} \quad (1)$$

其中,p(Δ/Ω_I)和p(Δ/Ω_E)可以用高维高斯分布的概率估算来得到,如式(2)所示。

$$p(\Delta/\Omega_I) = p_F(\Delta/\Omega_I) = \frac{1}{(2\pi)^{M/2} |\Sigma_I|^{1/2}} \exp\left[-\frac{1}{2} \left(\sum_{i=1}^M \frac{y_{II}^2}{\lambda_{II}}\right)\right] \quad (2)$$

$$p(\Delta/\Omega_E) = p_F(\Delta/\Omega_E) = \frac{1}{(2\pi)^{M/2} |\Sigma_E|^{1/2}} \exp\left[-\frac{1}{2} \left(\sum_{i=1}^M \frac{y_{IE}^2}{\lambda_{IE}}\right)\right]$$

而先验概率p(Ω_I)和p(Ω_E)可以通过训练集图像数目的多少来确定,通常可以取为p(Ω_I) = p(Ω_E)。

这样将p(Ω_I/Δ)和p(Ω_E/Δ)均求出之后,就可以用极大后验(maximum a posteriori, MAP)假设来对Δ进行分类,即MAP方法的分类规则是:

1) 如果p(Ω_I/Δ) > p(Ω_E/Δ),则认为Δ ∈ Ω_I,即I₁和I₂是同一个人的人脸图像。

2) 反之若p(Ω_I/Δ) ≤ p(Ω_E/Δ),则认为Δ ∈ Ω_E,即I₁和I₂是不同的人脸图像。事实上p(Ω_I/Δ) > p(Ω_E/Δ)等同于p(Ω_I/Δ) > 1/2,因此只需计算p(Ω_I/Δ)即可。

我们可以对(1)式进一步简化,使用极大似然假设(maximum likelihood, ML),即在不考虑类间差异的情况下计算相似度S'(Δ) = p(Δ/Ω_I)。

使用ML算法计算相似度,仅会比MAP方法降低3%~5%的准确率^[3]。

3 一种改进的贝叶斯人脸识别算法 SML

3.1 算法描述

根据实际应用中的经验,在式(1)中,类内差异对于相似度的计算有着更大的贡献值,而类间差异仅仅起一个次要作用。事实上,用ML方法计算相似度就是再在极端情况下忽略类间差异,而仅仅考虑占主要作用的类内差异。

下面将分析ML的相似度计算公式,对其进一步改进和简化得出SML算法。

在ML方法中,有:S'(Δ) = p(Δ/Ω_I)。再根据式(2),有:

$$S'(\Delta) = p(\Delta/\Omega_I) = p_F(\Delta/\Omega_I) = \frac{1}{(2\pi)^{M/2} |\Sigma_I|^{1/2}} \exp\left[-\frac{1}{2} \left(\sum_{i=1}^M \frac{y_{II}^2}{\lambda_{II}}\right)\right] \quad (3)$$

经过对式(3)的观察,该公式由大量的指数操作组成,因此对其取对数是一种较好的降低计算复杂度的方法。由于0 ≤ S'(Δ) ≤ 1,为了避免出现负数,我们先将S'(Δ)取倒数得到1/S'(Δ),再对1/S'(Δ)取对数,得式(4)。

$$\ln(1/S'(\Delta)) = \ln\left(\frac{1}{(2\pi)^{M/2} |\Sigma_I|^{1/2}} \exp\left[\frac{1}{2} \left(\sum_{i=1}^M \frac{y_{II}^2}{\lambda_{II}}\right)\right]\right)^{-1} = \ln\left((2\pi)^{M/2} |\Sigma_I|^{1/2} \exp\left[\frac{1}{2} \left(\sum_{i=1}^M \frac{y_{II}^2}{\lambda_{II}}\right)\right]\right) = \frac{M}{2} \ln(2\pi) + \frac{1}{2} \ln$$

$$|\Sigma_I| + \frac{1}{2} \left(\sum_{i=1}^M \frac{y_{II}^2}{\lambda_{II}}\right) \quad (4)$$

在式(4)中, $\frac{M}{2} \ln(2\pi)$ 和 $\frac{1}{2} \ln |\Sigma_I|$ 均是事先计算好的常量,仅仅有部分 $\sum_{i=1}^M \frac{y_{II}^2}{\lambda_{II}}$ 是变量。也就是说,在公式中,起作用实际上是 $\sum_{i=1}^M \frac{y_{II}^2}{\lambda_{II}}$ 这个部分。

因此,式(4)可以进一步写为:

$$2\ln(1/S'(\Delta)) = M\ln(2\pi) + \ln |\Sigma_I| + \sum_{i=1}^M \frac{y_{II}^2}{\lambda_{II}} = \sum_{i=1}^M \frac{y_{II}^2}{\lambda_{II}} + C \quad (5)$$

在式(5)的基础上,我们定义一种新的相似度S_S(Δ):

$$S_S(\Delta) = \sum_{i=1}^M \left(\frac{y_{II}^2}{\lambda_{II}}\right) \quad (6)$$

其中,S_S(Δ)的性质如下:

1) S_S(Δ)相似度越小,则人脸差异Δ属于类内差异的可能性越大,也就是人脸的相似程度越大。

2) S_S(Δ)是类内差异空间上的一种Mahalanobis距离,它表示的是类内差异空间上的主成分的加权模,其差异权值矩阵S = {λ₁, ..., λ_M}。实际上S_S(Δ)更适合称为相似距离。

3) S_S(Δ)与S'(Δ)的不同在于:S_S(Δ)在S'(Δ)的 $\sum_{i=1}^M \frac{y_{II}^2}{\lambda_{II}}$ 部分中多除了一项λ_i。其目的在于增大差异权值,提高区分度,同时也简化了计算过程。

由以上分析可以看出:相似度S_S(Δ)是对ML方法中的相似度S'(Δ)的改进和简化,因此SML方法继承了ML方法的优点,即忽略了占次要地位的类间差异,这在基本保证准确率的前提下,增大了算法在实际应用中的可行性。同时SML方法去除了ML方法中不必要的计算步骤,并对相似度计算进行了修改和简化,使得相似度的计算过程更加简单明了,提高了算法的效率。

利用相似度线性计算的方法^[3],我们同样可以得出SML方法的相似度线性计算方法。

我们只需将相似度计算方法的定义:y_{ΔI} = Δ^{-1/2} V_I I_J,修改为y_{ΔI} = Δ⁻¹ V_I I_J就可以得到S_S(Δ)的线性计算公式如下:

$$S_S(\Delta) = \|y_{\Delta I} - y_{\Delta I}^*\|^2 \quad (7)$$

其中Δ和V是Σ_I或Σ_E的前m个最大的特征值和特征向量的矩阵。

3.2 SML算法识别流程

SML算法进行人脸识别的流程如下:

Step1:对已有的若干人脸图像x₁, x₂, ..., x_p(每人必须有两张以上的图像),对每一人的人脸图像使用穷举法进行互减,将获得的差向量组成矩阵X_I,并保证对于每一个Δ = I_j - I_k必有Δ_i = I_k - I_j,即X_I关于列向量零均值。

Step2:对矩阵X = [x₁', x₂', ..., x_p']做奇异值分解,求得前m个特征向量(主成分)和对应的特征值矩阵Δ_I和V_I。通常选取满足 $(\sum_{i=1}^m \lambda_i) / (\sum_{i=1}^M \lambda_i) \geq 90\%$ 的最小整数为m的值。

Step3:对应图像库中每幅图像I_k计算出y_{ΔI}并作为特征存储在数据库中。

Step4:对输入图像I_j计算出y_{ΔI},对图像库中每幅图像I_k计算出相似度S_S(Δ) = ||y_{ΔI} - y_{ΔI}*||²。S_S(Δ)值最小的图像即被认为是识别结果。



图2 训练图像示例

4 实验结果与分析

4.1 训练数据集

我们使用的训练数据集是 FERET 图像数据库中的部分图像,共计 992 人的 2931 张,每人的图像是 2 至 23 张。图 2 给出了部分训练图像。具体数据见表 1。

4.2 算法识别率的实验与比较

我们在测试算法识别效果时,使用的是南京大学人工智能教研室的实验人脸库(500 人)。在考虑人脸识别方法的效果时,不但要考虑正确识别率,即识别算法给出的识别结果与待识别人脸属于同一个人的情况(top 1 match rate),还要考虑待检测人脸在识别算法给出的前 n 幅人脸中的情况(top n match rate)。我们选取 $n=5$,也就是考察了前 5 幅人脸中的情况,这在公安系统中追踪嫌疑犯这样的需要大量排查的应用中是非常有用的。

表 1

每人张数	总张数	人数	类内插图数
2	1464	732	1464
3	21	7	42
4	544	136	1632
5	55	11	220
6	204	34	1020
7	77	11	462
8	248	31	1736
9	54	6	432
10	180	18	1620
12	48	4	528
13	13	1	156
23	23	1	506
总计	2931	992	9818

我们对特征脸方法和贝叶斯人脸识别方法(SML)进行了比较,结果如图 3 所示。

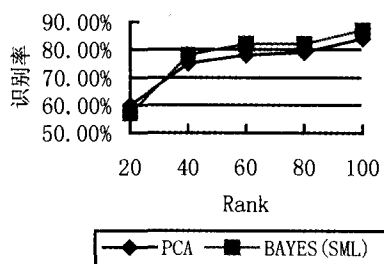


图3 人脸识别率比较(top 1 match)

图 3 显示了当使用特征向量的数目从 20 增到 100 时,特

征脸方法和贝叶斯人脸识别算法(SML)的识别率比较情况。图中 x 轴的 Rank 值表示的是所使用特征向量的数目, y 轴表示的是识别的百分比准确率。从图中可以看出,除了特征向量数目为较小的 20 时,贝叶斯人脸识别算法(SML)的识别率均高于特征脸方法 5%左右。

我们还测试了贝叶斯人脸识别方法(SML)的前 5 名识别率,结果如图 4 所示。图中 x 轴的 Rank 值表示的是所使用特征向量的数目, y 轴表示的是识别的百分比准确率。

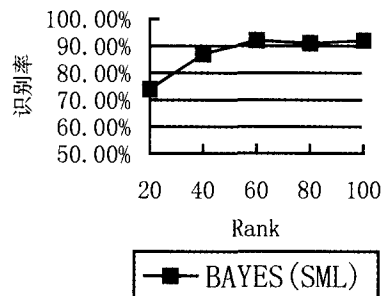


图4 SML 人脸识别率(top 5 match)

从图 4 可以看出,当特征向量数目在 60 到 100 之间时,贝叶斯人脸识别方法(SML)的前 5 名识别率大于 90%。前 5 名识别率在公安系统的追踪嫌疑犯应用中是非常有用的,它可以大量减少排查人数,提高工作效率。因此前 n 名识别率也是考察算法性能的重要指标。

4.3 算法识别速度的实验与比较

图 5 显示了贝叶斯人脸识别算法 ML 和 SML 的识别速度比较,从图中可以看出,SML 的识别速度比 ML 快 5%左右。不过在具体应用中算法的识别速度要低于测试速度,一般在 5000 人/秒左右。

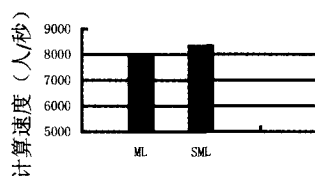


图5 人脸识别速度比较

结束语 本文描述了一种改进的贝叶斯人脸识别算法 SML,给出了对原有的 ML 贝叶斯算法的相似度计算公式进行简化和修改的具体方法,并与 PCA 和 ML 算法进行了实验和比较。实验表明:SML 算法克服了 ML 算法计算效率不高的缺陷,而人脸识别率明显高于 PCA 方法。目前,SML 正应用于南京大学研制的人脸识别系统,并已在江苏省公安厅刑警总队进行试用,其效果很好。

参考文献

- Moghaddam B, Pentland A. Probabilistic visual learning for object representation. IEEE Transactions on pattern analysis and machine intelligence, 1997, 19(7): 696~710
- Moghaddam B, Jebara T, Pentland A. Bayesian Face Recognition, 2000, 33(11): 1771~1782
- Redner R, Walker H. Mixture Densities, Maximum Likelihood and the EM Algorithm. SIAM Rev. ,1984, 26(2): 195~239
- Yang M-H, Ahuja N, Kriegman D. Face Recognition Using Kernel Eigenfaces. In: Proc. of the 2000 Intl. Conf. on Image Processing, September, Vancouver, Canada; vol I, 2000, 37~40
- Pentland A, Moghaddam B, Starner T. View-based and modular eigenspaces for face recognition. In: Proc. of the IEEE Conf. on Computer Vision and Pattern Recognition, Seattle, WA, 1994, 21~23