

一种基于改进弹性束图匹配的人脸识别

An Improved Face Recognition Algorithm Based on Elastic Bunch Graph Matching

武京伟 黄春庆 (厦门大学信息学院自动化系,福建 厦门 361005)

摘要

针对基于弹性束图匹配(EBGM)算法的正面人脸识别,提出了一种新的优化理论。在 EBGM 算法中,在抽取脸部图像特征之前,需要首先预设好 Gabor 小波的波长。为了对 EBGM 算法进行优化,提出了采用遗传算法(GA)对 Gabor 小波波长进行最佳选择。为了对改进的算法进行评估,实验对 300 个 FERET 人脸数据库类进行了测试。在训练阶段,每个类中只取出一幅图像用来训练。经过优化后的 EBGM 算法匹配运算大幅度减少,识别率大约为 90%,运行速度提高至原 EBGM 算法的 1.5 倍。

关键词:弹性束图匹配(EBGM),人脸识别,Gabor 小波,遗传算法

Abstract

In this paper a new method for optimization of Elastic Bunch Graph Matching (EBGM) algorithm in frontal face recognition is presented. In EBGM algorithm, some predetermined wavelength of Gabor wavelet is used to extract features from face image. For optimization of EBGM algorithm, Genetic Algorithm (GA) is used to select the best wavelengths of Gabor wavelet. For evaluation, algorithm has been tested on 300 classes of FERET face database. In training phase, only one image per class is trained.

Keywords: Elastic Bunch Graph Matching (EBGM), face recognition, Gabor wavelet, genetic algorithm

人们对于人脸识别的普遍性的定义是:给出静态的图像或者视频系列,通过使用相关身份数据库,能够对场景中单个人或者多个人进行识别。考虑到有关非限制性方面的原因,有些问题还有待解决。如场景的不同光照、图片中人物位置和方向的改变、脸部的闭塞等,这些都是需要我们处理和解决的问题。本文为了方便起见,将研究置于可控的环境之下,从而使问题得到了简化。总的来说可以将条件总结为:每幅图像中只有一个人,可知的背景,统一的照明,正面位姿,面部表情没有闭塞。

一般来说,人脸识别系统涉及两个基本的而又概念上独立的问题,即场景中人脸的检测以及对已经检测出来的人脸的识别。本文中主要将研究放在识别阶段,利用已经检测出来的人脸作为算法的输入。其中,人脸识别又可分为两个阶段:第一、特征抽取阶段,用来保存区分不同人脸的重要信息。第二、匹配阶段,用人脸数据库给出相应的识别结果。

在过去的三十年中,研究者提出了多种人脸识别理论。较为著名的有:主分量分析法、线性判别分析法、局部特征分析法、独立分量分析法、隐马尔可夫模型法、弹性图匹配法、神经网络法、支持向量机等。其中弹性束图匹配(EBGM)法是现有人脸识别算法中较有影响的一种,该算法在 1997 年 FERET 的评测中表现优异,另外在 FRVT 2000 中排名前列的 C-VIS Computer Vision and Automation 和 FRVT 2002 排名前列的 Eyematic Interfaces Inc 的核心技术均采用了相关算法。弹性束图匹配算法是从弹性图匹配算法发展而来的,该算法采用标号图表示人脸图像,标号图的节点用描述人脸局部特征的二维 Gabor 小波变换系数来表示,标号图的边用描述人脸局部特征拓扑关系的相邻两个节点的相对位置向量来标示,利用弹性匹配确定人脸局部特征的位置,通过比较不同的人脸图像对应局部特征之间的相似程度来实现人脸识别。弹性束图匹配人脸识别算法对光照、表情、姿态等模式变化具有一定的鲁棒性。

在本文中,采用的便是弹性束图匹配法(EBGM)并在此基础上加以改进来进行人脸识别。

1 基于 EBGM 的算法描述

在基于 EBGM 的人脸识别算法中,首先定位一定数量的脸部特征点,用来获取局部信息。为了获取脸部局部信息,我们通

常采用不同方向和不同频率的 Gabor 滤波器组成二维 Gabor 小波来提取图像不同频率尺度和方向的纹理信息。特征点的选取首先考虑图像灰度变化的部位,如眉、眼睛、鼻子、嘴巴以及脸部轮廓等。图 1 所示的方块图对基于 EBGM 的算法的流程进行了描述。从方块图中可以看到,首先对图像进行归一化,来补偿不同光照对脸部图像所造成的影响。接着,使用人脸束图模型对已经归一化的人脸图像进行特征点的定位。然后对已经定位的特征点计算一组 Gabor 滤波响应。最后在匹配阶段,用获得的人脸标号图与数据库中的标号图进行比较,对目标进行识别。

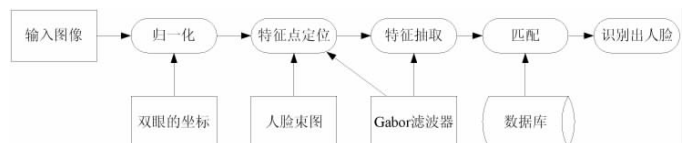


图 1 人脸识别系统方块图

1.1 图像的归一化

为了减少由图像的获取以及光照等原因所造成的图像的多变性,我们首先对图像进行归一化,预处理阶段是基中的理论,并且由以下步骤所组成:

- 1) 通过一个几何仿射变换使眼睛定位到预定的坐标,将图像缩放到 128×128 像素大小。
- 2) 对图像像素值进行调整,使之具有零均值以及标准偏差。
- 3) 为避免几何变换所引起的缺陷,我们对靠近图像边缘的 30 个像素进行平滑处理。每个像素值被赋予 $d/30$ 的权重值,其中 d 代表像素到图像边缘的距离,对距离超出 30 像素的像素点则不用处理。

其中步骤 2 和步骤 3 为可选项,因为由光照所引起的图像多变性可以通过直方图均衡化的方法进行归一化。

1.2 Gabor 小波变换

二维 Gabor 小波变换是图像的多尺度表示和分析的有力工具,作为唯一能够取得空域和频域联合不确定关系下限的 Gabor 函数经常被用作小波基函数,对图像进行各种分析。小波变换是用一组滤波器函数与给定信号的卷积来表示或者逼近一个信号。二维 Gabor 滤波器的核函数形式可以表示为:

$$\psi_j(\vec{x}) = \frac{\|\vec{k}_j\|^2}{\sigma^2} \exp\left(-\frac{\|\vec{k}_j\|^2 \|\vec{x}\|^2}{2\sigma^2}\right) \left[\exp(i\vec{k}_j \cdot \vec{x}) - \exp\left(-\frac{\sigma^2}{2}\right) \right]$$

Gabor 滤波器为:

$$J_j(\vec{x}) = \int I(\vec{x}') \psi_j(\vec{x} - \vec{x}') d^2 \vec{x}'$$

其中波矢量为:

$$\vec{k}_j = \begin{pmatrix} k_{jx} \\ k_{jy} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} k_v \cos\varphi_{j\mu} \\ k_v \sin\varphi_{j\mu} \end{pmatrix} \text{ 其中 } k_v = 2^{\frac{v+2}{2}} \pi, \varphi_{j\mu} = \mu \frac{\pi}{8}$$

\vec{x} 为给定位置的图像坐标; \vec{k}_j 为滤波器的中心频率; $\varphi_{j\mu}$ 体现了滤波器的方向选择性。

本文中选择频率系数 $v=0, \dots, 4$; 方向系数 $\mu=0, \dots, 7$, 这样

形成 40 个相关系数来描述灰度图像中 \vec{x} 点附近领域的特征。

1.3 特征点定位

首先定义一幅人脸标号图, 标号图的节点由先前选择好的脸部特征点组成, 这些点选择在那些容易区分不同脸的位置。图 2 所示的是一幅样本图像的标号图结构。

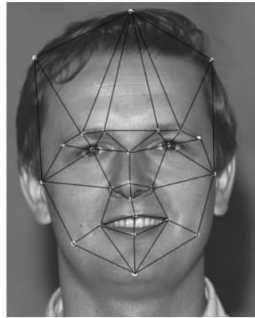


图 2 样本图像标号图

我们将 Gabor 滤波在每一个特征点上的响应称之为 jet, 将包含相应 jets 的标号图称之为人脸图, 用来对人脸进行描述。对于每个节点, 将其特征点的位置以及相应的 jet 进行存储, 用节点与节点之间的距离来标定标号图的边缘。

对于新的人脸图像, 要自动定位特征点时, 系统需要对普通人脸有一个代表性的描述。该描述需要涵盖具有较广相貌特征范围的人脸图像, 例如: 各种形状特征的眼睛、鼻子、嘴巴, 各种类型的胡须, 各种各样的肤色等。为了实现这一点, 一批具有代表性的人脸标号图通过复合而成人脸束图(FBG), 每一个标号图有着同样的结构以及特征点, 人脸束图中的每一个节点为多个人脸标号图的对应节点的 Gabor 小波变换系数的集合, 其每一条边为多个人脸标号图的对应边的平均。通过这样的方式, 人脸束图则对各种人脸都具有代表性的描述。在文献中, 建议使用 70 幅人脸标号图组成人脸束图, 这样可以满足弹性匹配的需要。由于人脸束图的构建是在离线状态下进行的, 所以可通过手工的方式确定用于构建人脸束图的人脸图像的特征点的位置。

在人脸束图构建完成之后, 接下便是对输入图像进行特征点定位, 该过程可以通过最大化相似度来实现。文献中论述了几种不同的实现途径, 总的来说, 可以概括为以下几个步骤:

1) 根据先前定位的节点位置估算出新的节点位置, 此过程中, 需要用到人脸束图节点间的平均距离。

2) 给出一个节点的初始估计位置, 从已经归一化的输入图像中抽取相应的 jet。计算该节点与人脸束图中每个 jet 的相似度, 目的是对相似度进行最大化, 最后将具有最大相似度节点的坐标进行存储。

3) 对于人脸图中的其他剩余节点重复以上步骤。

1.4 特征抽取

在完成对特征点进行定位之后, 紧接着将进行特征的抽取。在每个定位好的特征点上进行 Gabor 滤波响应, 将相关信息存储起来用于身份的识别。

1.5 匹配

文献[8]中提及了几种相似度的测量方法, 这些方法都是对

jets 之间的相似度进行估计, 然后将所有节点的相似性进行平均化, 唯有不同之处便是从 jets 中获取不完全一样的信息。可能的模型有: Gabor 滤波响应模型, 相位模型或者两者相结合。本文中, 选择的是前者; 不考虑角度的相似度函数模型。因为在对不同的选项进行测试之后, 我们发现它不仅简单而且也能够获得很好的性能, 表达式如下:

$$L(G, G') = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n S_a(J_i, J'_i)$$

其中 J_i 和 J'_i 分别为图像 G 和 G' 的第 i 个 jets, n 代表每一个人脸标号图的节点个数, S_a 代表 jets 之间的相似度, 并且有以下表达式:

$$S_a(J, J') = \frac{\sum_{i=1}^N a_i a'_i}{\sqrt{\sum_{i=1}^N a_i^2 \sum_{i=1}^N a'_i^2}}$$

a 和 a' 为相应 Gabor 滤波响应的复系数的幅值, N 则代表 Gabor 滤波器的个数。

2 弹性束图匹配算法的改进

遗传算法(GA)是一种有力的优化工具, 由美国密歇根州大学的 J.Holland 教授于 1975 年首先提出。GA 是一种随机算法, 最初的思想来自于达尔文的遗传选择和自然淘汰的生物进化过程。GA 算法包括三个部分: 选择、组合交叉以及变异。图 3 所展示的是一个普通 GA 算法的原理。

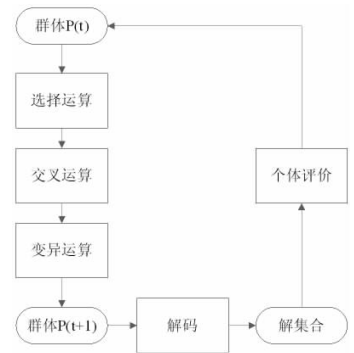


图 3 普通基因原理图

我们提出一种基于 GA 的算法来对先前 EBGM 算法

中 Gabor 小波的波长进行优化。在本文所采用的 GA 算法中, 采用的是整数表示并且每个染色体上含有 6 个基因。基因整数值的大小可以从数值 0 到 25 中进行选择, 染色体中的每个零值表示波长的数目减一。因此, GA 算法能够针对 Gabor 小波波长选择最佳的数目及取值大小。

在每一代中, 种群的数量为 50, 通过优胜劣汰的方法对父代进行个体选择, 保留父代中最佳分子, 其余全部被子代所取代。GA 算法中的交叉为统一的交叉, 而变异则是受噪音干扰随机进行的。交叉的概率为 0.8, 而变异的概率则为 0.1。在种群的代数到达 100 之前, GA 算法将会不断地进行搜索。适应度函数理论上一致于相应的识别率, 为了对波长集进行评估, 需要在模型集上运行一个识别程序。我们所用的模型集中包含 70 幅任意的人脸图。

Wiskott and Bolme 分别在每一张人脸图像上选用 20 和 25 个特征点, 然而这些选用的特征点当中有些是环绕脸部周围的, 对于人脸的识别所起的作用甚微。为了减少计算的复杂性, 我们忽略了一些多余的特征点, 从而对特征点的个数加以减少。本文所采用的方法中, 在每幅图像中仅仅选择 14 个特征点, 它们的大多数都位于眼睛的周围。图 4 所显示的是对一幅样例人脸图的特征点定位。

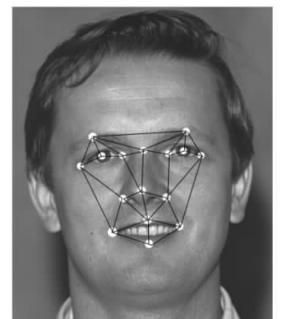


图 4 本文提出的特征点定位示意图

3 实验结果

为了对算法进行评估,我们在 FERET 数据库中选取 300 幅人脸类图像,每一个人脸类中仅仅选取两幅正面人脸图像,一幅用来训练,一幅则用来进行测试,并且对所用的图像的脸部特征点进行手工选取。

在预处理阶段,使用先前手工选出的眼睛点的位置,对所有脸部图像进行归一化处理。归一化后的双眼之间的距离为 50 像素,然后将整个人脸图像缩放至 128×128 像素大小。选用 70 幅不同的人脸图像来创建人脸束图,组成的人脸束图中含有 14 个节点,每个节点都含有 70 层。一开始,人脸束图的所有节点都是空的,通过使用最佳 Gabor 波长,它们将被 Gabor 系数所填充。

在优化阶段将进行束图的创建。也就是说,对于每一代种群中的个体而言,都要进行束图的创建,在整个优化过程结束后,将获得一个最佳束图。通过使用模型集,GA 算法开始进行搜索,并为每一个个体建立相应的束图。在束图创建完毕之后,将在模型集上对模型进行测试。个体的适应度理论上致于相应的识别率。图 3 所示的是各代中适应度变化的示意图。当 GA 算法进行到 100 代之后,使用最佳 Gabor 波长构建的束图模型将被获得。使用最佳波长集,在模型集上进行测试,可以获得高达 97.1% 的识别率。最佳波长集由 3、6、9、13、17、21 六个元素所组成,此时,最终的人脸束图的所有节点都被最佳 Jets 所填充。

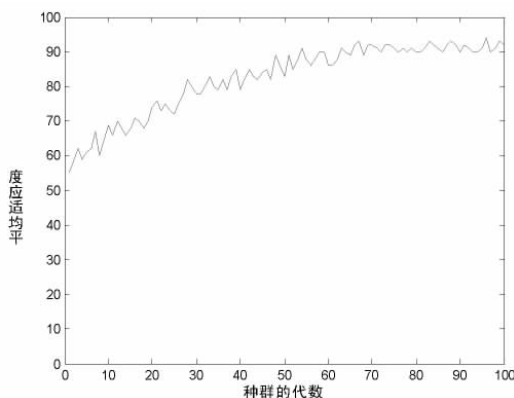


图 5 各代中平均适应度变化示意图

在 Gabor 小波波长优化之后,为了对提出的理论进行评估,在 300 张来自 FERET 人脸数据库中的正面人脸图像上对算法进行测试。在训练阶段,每一个类中仅仅使用一张人脸图像,最后可获得的识别率为 90.2%。Wiskott 的 EBGM 算法以及本文中所提出的优化 EBGM 算法都是采用 MATLAB 6.5 进行编程,并在 Pentium IV(2.4GHz)微处理器和 512M 内存的计算机上进行的。Wiskott 的 EBGM 算法在每一张图像上选取 30 个特征点,平均识别一张人脸的时间为 18s。然而经过优化后的 EBGM 算法,由于减少了特征点的个数,平均识别一张人脸只要 12s 的时间。因此,尽管优化后的 EBGM 算法在识别率上比原先的低 7.3%,但是速度确是原先的 1.5 倍。假如将图 2 中所标出的 14 个特征点使用在 Wiskott 的 EBGM 算法中时,则识别一张人脸的时间为 9s,识别率为 83%。

本实验中我们对 Wiskott 的 EBGM 算法,特征点减少之后的 Wiskott 的 EBGM 算法以及本文所提出的 EBGM 算法在识别率以及识别时间上做了相应的比较。比较结果显示在表 1 中。从表中可以看出,在原先的 EBGM 算法中,使用 14 个特征点替代 30 个特征点,大约降低了 15% 的识别率。但是优化后的 EBGM 算法在使用同样的 14 个特征点的同时,却可以获得更高的识别率。

表 1 不同 EBGM 算法之间的比较

所采用的算法种类	特征点个数	识别率	识别一幅人脸图像所消耗的时间
Wiskott 的 EBGM 算法	30	98%	18s
改进的 Wiskott 的 EBGM 算法	16	83%	9s
本文提出的优化的 EBGM 算法	16	90.2%	12s

4 结束语

在试验中,我们仅对 14 个特征点进行特征的抽取。由于这些修改,优化后的 EBGM 算法在识别速度上比原先的要快 0.5 倍,不过识别率将会减少到 90.2%,换言之,Wiskott 的 EBGM 算法要比本文提出的优化 EBGM 算法在识别率上高出 7.3%。

在提出的算法中,优化的目标是提高识别率,也就是提升相应的适应度函数。对于既要提高识别率又要减少计算复杂度来说,我们不得不改变遗传算法的适应度函数。识别率的增加和计算复杂度的减少是两个相反的进程,因此,为了在提高识别率的同时又要减少计算复杂度,在未来的工作中,我们将尝试多目标遗传算法的使用。

参考文献

- [1]Aguerrebere C,Capdehourat G, Delbracio M,et al.Aguara: An improved face recognition algorithm through gabor filter adaptation [C]// 5th IEEE Workshop on Automatic Identification Advanced Technologies. Alghero, ITALY:Proc of WAIAT, 2007:74-79
- [2]W.Zhao,R.Chellappa,P.J.Phillips, A.Rosenfeld.Face recognition: A literature survey [J].ACM Computing Surveys,2003,35 (4): 399-458
- [3]Phillips P J, Moon H, Rizvi S A, et al. The FERET Evaluation Methodology for Face recognition Algorithms. IEEE Transaction on Pattern Analysis and Machine Intelligence,2000 22 (10):1090-1 104
- [4]Phillips P J,Wechsler H, Huang J, et al.The FERET database and evaluation procedure for face-recognition algorithms. Image and Vision Computing, 1998, 16 (5): 295-306
- [5]Blackburn D M, Bone J M, Phillips P J. Face Recognition Vendor Test 2000. Evaluation Report Appendices, 2001
- [6]Phillips P J, Grother P, Micheals R J, et al. Face Recognition Vendor Test 2002: Overview and Summary. Gaithersburg, MD: National Institute of Standards and Technology, 2003
- [7]L.Wiskott,J.M.Fellous,N.Kruger,C.V.D Malsburg. Face Recognition by Elastic Bunch Graph Matching [J]. In Intelligent Biometric Techniques in Fingerprint and Face Recognition,1999 (11): 355-396
- [8]D.S.Bolme.Elastic bunch graph matching [D].Colorado,USA: Colorado State University,2003
- [9]Lades M, Vorbrüggen J C,Buhmann J, et al. Distortion invariant object recognition in the dynamic link architecture [J]. IEEE Transactions on Computers,1993,42(3):300-311
- [10]李云峰.基于 Gabor 小波变换的人脸识别[D].大连:大连理工大学, 2006
- [11]J.H. Holland. Adaption in Natural and Artificial Systems[M]. Ann Arbor,MI: The University of Michigan Press,1975
- [12]Sigari MH. Best wavelength selection for Gabor wavelet using GA for EBGM algorithm [C]// International Conference on Machine Vision. Islamabad, PAKISTAN:Proc.ICMV,2007: 35-39

[收稿日期:2009.5.13]