

用填充函数法改进的人脸比对算法

钟以维¹, 徐应涛², 张莹²

(1. 浙江广播电视大学 三门学院, 浙江 台州 317100;

2. 浙江师范大学 数理与信息工程学院, 浙江 金华 321004)

摘 要: 人脸识别技术在国家安全、金融、执法、司法等领域都有广泛应用, 其中比对分类算法是人脸识别系统的重要算法。目前所用 BP 神经网络的分类方法收敛速度慢、易陷入局部最优, 而填充函数法是确定型全局优化方法, 能够快速跳出当前局部极小点, 得到一个更低的极小点, 重复此过程得到全局极小点。用填充函数法改进的 BP 神经网络实现分类器的方法可以提高算法的收敛速度, 降低误判率, 增强其全局寻优的能力。实验表明该人脸比对算法能够提高比对准确率, 减少计算量, 提高比对速度。

关键词: 人脸比对; 填充函数; 分类器; BP 神经网络

中图分类号: TP391.4; O221

文献标识码: A

文章编号: 1673-629X(2009)08-0078-04

Face Comparison Algorithm Based on Filled Function Method

ZHONG Yi-wei¹, XU Ying-tao², ZHANG Ying²

(1. Sanmen College, Zhejiang Radio & TV University, Taizhou 317100, China;

2. College of Mathematics, Physics and Information Science, Zhejiang Normal University, Jinhua 321004, China)

Abstract: Face recognition serves national security, finance, law enforcement, etc., and face comparison algorithm is an important component in face recognition system. Aiming at the handicaps in current methods such as slow convergence or easiness of getting into local optimization, works out an improved BP neural network classifier combining the filled function method. The filled function method can find a lower local minimizer by leaving the local minimizer previously found, and by repeating these processes, a global minimizer can be obtained. It can enhance the convergence speed, reduce the error recognition rate, and improve the ability of finding the global solution. Experiments show that this face comparison algorithm enhances the accuracy of comparison precision, decreases the amount of calculation and improves the speed of comparison.

Key words: face comparison; filled function; classifier; BP neural network

0 引言

人脸识别技术^[1]涉及模式识别、图像处理、计算机视觉、神经网络等诸多学科, 是一个多学科交叉的边缘应用, 在国家安全、金融、执法、司法等领域都具有巨大的应用需求。人脸识别系统一般由人脸图像输入、人脸检测、面部特征定位、多姿态人脸生成、人脸库、人脸比对、结果输出等模块组成, 如图 1 所示。文中主要讨论图 1 中框线部分, 目的是用改进的 BP 神经网络实现人脸比对。

分类器的性能对人脸比对的效果具有重要的影响, 利用 BP 神经网络作为分类器是一种常用的方

法^[2]。但 BP 神经网络有收敛速度慢、容易陷入局部最优的缺点。提出了用填充函数法改进的 BP 神经网络实现人脸比对分类器的方法。该方法中的填充函数法是确定型全局优化, 能够在极小化问题搜索过程中检测出局部极小点后, 跳出该局部极小点, 同随机型方法相比较, 具有寻优速度快、优化效果好的特点。

通过人脸比对实验验证该人脸比对方法能够减少计算量, 提高比对的准确率和比对速度。

1 BP 神经网络

神经网络技术^[3]是把一组样本输入输出问题转化为一个非线性优化问题, 并通过梯度算法利用迭代运算求解权值问题的一种学习方法, 其中 BP 神经网络^[4]应用最为广泛, 在层次型网络结构上采用误差逆传播学习方式。

设有 n 组训练数据对, 网络输出节点数为 m , 采

收稿日期: 2008-11-01; 修回日期: 2009-02-01

基金项目: 国家自然科学基金项目(10571116)

作者简介: 钟以维(1981-), 男, 浙江金华人, 助讲, 研究方向为计算机网络与软件工程。

用 sigmoid 型激励函数。总误差函数和第 k 个样本的误差函数为:

$$E(\theta) = \frac{1}{N} \sum_{k=1}^N E(k, \theta) \quad (1)$$

$$E(k, \theta) = \frac{1}{2} \sum_{i \in C} (y_i(k) - \hat{y}_i(k, \theta))^2 \quad (2)$$

其中, $y_i(k)$, $\hat{y}_i(k, \theta)$, 分别为输出层节点 i 对第 k 个样本的网络输出和期望输出, C 包括所有输出单元, $\theta \in R^n$ 为权值向量。训练 BP 神经网络, 就是利用已知训练数据对, 调整连接权系数以使总误差 $E(\theta)$ 最小。

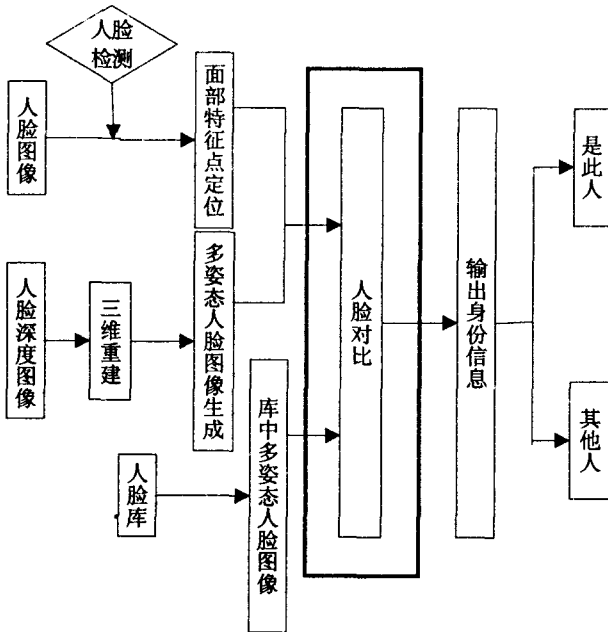


图1 一般人脸识别系统模块图

标准的 BP 算法存在容易形成局部极小、训练陷入瘫痪和收敛速度缓慢的问题。改进方法主要有两类^[5,6]:

- 1) 基于标准梯度下降的改进方法, 如附加动量因子的 BP 算法、自适应学习率调整法、弹性 BP 算法等;
- 2) 基于标准数值优化的改进算法, 如共轭梯度法、拟牛顿法和 LM 法等。

人脸处于高维空间, BP 算法以及各种改进的 BP 算法是通过梯度下降方法来最小化二次误差目标函数推导出来的, 均为局部优化算法。其训练结果与初始权值的选择有关。虽可以选取多组初始权值, 多次训练, 选用最好的一组结果, 但需要大量时间, 如何选取初始权值, 满足什么条件终止训练, 尚无理论指导, 使算法的设计显得更加困难。

2 填充函数法

在改进葛人溥^[7]定义的填充函数后, 构造了一类新的单参数填充函数, 此填充函数的分析无需局部极

小点的个数有限的假设, 参数的选取与局部极小点的谷域半径无关。

考虑数学模型: $(P) \min_{x \in \Omega} f(x)$

其中 Ω 为紧集, $f: R^n \rightarrow R$ 是 Ω 上的可微函数。假设 x_1^* 是问题 (P) 的当前极小点。

葛人溥^[7]的填充函数定义依赖于 $f(x)$ 的盆和山丘的概念, 需要假设 $f(x)$ 在 Ω 上的极小点仅有有限个 (从而极小点均为孤立的)。若不利用函数的盆和山丘的概念, 则可将填充函数的定义作如下改进:

定义 1: 函数 $p(x, x_1^*)$ 称为 $f(x)$ 在局部极小点 x_1^* 处的填充函数, 如果 $p(x, x_1^*)$ 满足:

- (1) x_1^* 为 $p(x, x_1^*)$ 的一个严格局部极大点。
- (2) 对任意的 $x \in \Omega_1$, 有 $\nabla p(x, x_1^*) \neq 0$, 这里 $\Omega_1 = \{x \in \Omega \mid f(x) \geq f(x_1^*), x \neq x_1^*\}$ 。
- (3) 如果 x_1^* 不是全局极小点, 那么 $p(x_1^*)$ 一定在 $\Omega_2 = \{x \in \Omega \mid f(x) < f(x_1^*)\}$ 上有局部极小点。

定义 1 改进了葛人溥的定义中在线上存在极小点的条件, 更易于实际运算。若 $p(x, x_1^*)$ 是满足定义 1 的填充函数且 x_1^* 不是全局极小点, 则必然存在一个 $p(x, x_1^*)$ 的稳定点 \bar{x} 满足 $f(\bar{x}) < f(x_1^*)$, 从 \bar{x} 出发利用局部搜索必可达到一个函数值比 $f(x_1^*)$ 低的极小点, 从而跳出当前局部极小点, 重复此过程直到找到全局极小点。

下面给出 (P) 的一个单参数填充函数:

$$p(x, x_1^*, \mu) = -||x - x_1^*|| + \mu \{ \max[0, f(x) - f(x_1^*)] + \frac{1}{\mu} \min[f(x), f(x_1^*)] \}, \mu \text{ 是参数。}$$

当 $f(x) \geq f(x_1^*)$ 时, 有

$$p(x, x_1^*, \mu) = -||x - x_1^*|| + \mu[f(x) - f(x_1^*)] + \frac{1}{\mu}f(x_1^*)$$

当 $f(x) < f(x_1^*)$ 时, 有

$$p(x, x_1^*, \mu) = -||x - x_1^*|| + \frac{1}{\mu}f(x)$$

本节新构造的填充函数克服了以往填充函数^[8,9]的缺点, 参数的选取比较简单。在实际计算中, 更具可操作性。下面说明只要 $\mu > 0$ 充分小, $p(x, x_1^*, \mu)$ 即为 $f(x)$ 在 x_1^* 处满足定义 1 的填充函数。

首先, 当 $\mu > 0$ 充分小时, 对任意的 $x \in O(x_1^*, \delta_1)$, 这里 $O(x_1^*, \delta_1)$ 是 x_1^* 的一个邻域, $\delta_1 > 0$, 有 $p(x, x_1^*, \mu) < \frac{1}{\mu}f(x_1^*) = p(x_1^*, x_1^*, \mu)$, 则 x_1^* 是 $p(x, x_1^*, \mu)$ 的严格局部极大点。

其次, 假设 $x_1, x_2 \in O(x_1^*, \delta_1)$ 满足 $0 < ||x_1 - x_1^*|| < ||x_2 - x_1^*||$, $f(x_1) > f(x_1^*)$, $f(x_2) >$

$f(x_1^*)$ 。若 $\mu > 0$ 充分小, 则有 $p(x_2, x_1^*, \mu) < p(x_1, x_1^*, \mu) < p(x_1^*, x_1^*, \mu)$ 。说明 $p(x, x_1^*, \mu)$ 有一个很好的性质, 即距离 x_1^* 越远的点, 函数值越小, 从而保证在搜索 $p(x, x_1^*, \mu)$ 的极小点时, 不再回到原来的盆。

再次, 假设 x 满足 $f(x) \geq f(x_1^*)$, 若 $\mu > 0$ 充分小, 则 $\nabla p(x, x_1^*, \mu) \neq 0$, 即若 $x \in \Omega_1$, 则 x 不是 $p(x, x_1^*, \mu)$ 的稳定点。说明 $x - x_1^*$ 是 $p(x, x_1^*, \mu)$ 在 x 处的下降方向, 且在算法实现中有利于删除函数值比 $f(x_1^*)$ 高的极小点。从而 $\mu > 0$ 充分小时, $p(x, x_1^*, \mu)$ 一定在 $\Omega_2 = \{x \in \Omega \mid f(x) < f(x_1^*)\}$ 上有局部极小点。

以下给出一维情况下的问题(P) 及其填充函数示意图。

$$\text{例 1: } \min f(x) = 2x^2 - 1.05x^4 + \frac{1}{6}x$$

$$\text{s. t. } -10 \leq x \leq 10$$

图 2 为一维情况下填充函数示意图。

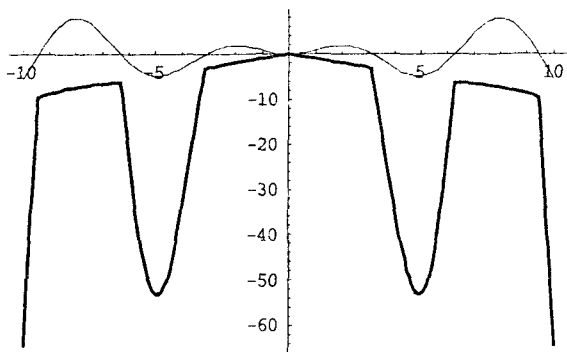


图 2 一维情况下填充函数示意图

图 2 中细线为 $f(x)$, 粗线为 $p(x, x_1^*, \mu)$ 。

3 用填充函数法训练 BP 神经网络实现人脸比对分类器

考虑总误差函数式(1), 下面给出基于填充函数法训练 BP 神经网络的算法步骤。

● 初始化。给定容许度 $\epsilon > 0$; 参数 μ 的下界 $\mu_L > 0$; 在 $[0, 1]$ 区间取很小的随机数作为初始权值 θ_1 ; 令 $k := 1$ 。

● 主步。

步 1: 以 θ_1 为初始点, 利用 BP 算法(经加入动量因子改进) 得到 $E(\theta)$ 的一个局部极小点 θ_1^* 。

步 2: 选择初始点集合 $\{\theta_{k+1}^* : i = 1, 2, \dots, m\}$ 使得对于某个 $\delta_k > 0$ 有 $\theta_{k+1}^* \in \Omega \setminus O(\theta_k^*, \delta_k)$ 。

步 3: 令 $\mu = 1$ 。

步 4: 令 $i = 1$ 。

步 5: 若 $i \leq m$, 则令 $\theta := \theta_{k+1}^*$, 下一步; 否则认为使用初始点集合 $\{\theta_{k+1}^*\}$ 已经找不到更好的局部极小点, 算法停止, θ_1^* 为全局极小点。

步 6: 若 $E(\theta) \leq E(\theta_1^*)$, 则以 θ 为初始点, 利用 BP 算法(经加入动量因子改进) 得到 $E(\theta)$ 的另一个局部极小点 θ_{k+1}^* 使得 $E(\theta_{k+1}^*) \leq E(\theta_1^*)$ 。令 $\theta_1^* = \theta_{k+1}^*$, $k := k + 1$, 返回步 2; 否则下一步。

步 7: 若 $\|\nabla p(\theta, \theta_1^*, \mu)\| \geq n\epsilon$, 转内循环步 1⁰; 否则下一步。

步 8: 减小 μ (如 $\mu := 0.1 \times \mu$)。若 $\mu \geq \mu_L$, 则返回主步 4; 否则返回主步 5。

● 内循环。

1⁰: 令

$$\theta_k := \theta, g_{k'} := \nabla p(\theta_k, \theta_1^*, \mu), k' := 1.$$

2⁰: 令 $d_{k'} := -g_{k'}$ 。

3⁰: 若 $d_{k'}^T(\theta_k - \theta_1^*) \geq 0$, 下一步; 否则返回主步 8。

4⁰: 计算搜索步长 $\alpha_{k'}$, 并令 $\theta_{k'+1} = \theta_k + \alpha_{k'} d_{k'}$ 。若在极小化过程中 θ 到达 Ω 的边界, 则令 $i := i + 1$ 返回主步 5; 否则下一步。

5⁰: 若 $E(\theta_{k'+1}) \leq E(\theta_1^*)$, 返回主步 6; 否则下一步。

6⁰: 若 $\|\nabla p(\theta_{k'+1}, \theta_1^*, \mu)\| \geq n\epsilon$, 则令 $g_{k'+1} = \nabla p(\theta_{k'+1}, \theta_1^*, \mu)$, 下一步; 否则返回主步 8。

7⁰: 若 $k' > n$, 令 $\theta = \theta_{k'+1}$, 返回步 1⁰; 否则下一步。

8⁰: 令 $d_{k'+1} = -g_{k'+1} + \beta_{k'} d_{k'}$, 这里

$$\beta_{k'} = \frac{g_{k'+1}^T (g_{k'+1} - g_{k'})}{g_{k'}^T g_{k'}}. \text{ 令 } k' := k' + 1 \text{ 返回步 } 3^0.$$

用填充函数法训练 BP 神经网络的算法是一种全局优化算法, 分为局部极小化和填充两个阶段:

阶段 1: 利用 BP 算法(经加入动量因子改进) 得到 $E(\theta)$ 的一个局部极小点 θ_1^* ;

阶段 2: 构造填充函数 $p(x, x_1^*, \mu)$ 且极小化 $p(x, x_1^*, \mu)$, 当找到满足 $E(\theta) \leq E(\theta_1^*)$ 的且在定义域内的 θ 时, 算法跳出阶段 2 并返回阶段 1, 把 θ 作为新的初始点寻找 $E(\theta)$ 的另一个局部极小点 θ_2^* (若存在)。

算法在主步 3 中令 $\mu = 1$, 以上两个阶段循环运算, μ 逐步减小直到 $\mu < \mu_L$ 时, 算法再不能找到更好的 $E(\theta) < E(\theta_1^*)$ 时, 则最后找到的局部极小点即为全局极小点, 算法终止。

4 实验与结果分析

本节用多幅真实人脸图像对提出的方法做了实

验,并进行了定量分析。利用立体视觉原理获取实验对象的正面、左侧面、右侧面三幅不同姿态人脸图像及所对应的深度图;通过手工选择和计算机校正确定人脸特征点位置,获得人脸姿态,实现人脸的侧面图和正面图的初步融合;然后利用 ICP 算法实现人脸精细融合,产生三维人脸模型,结合欧氏空间的平移、旋转变换以及投影矩阵,生成人脸不同姿态下的图像,再用改进的 BP 神经网络进行分类识别。在实验中,采用常见的三层结构,39 个输入层,40 个输出层,隐层的数目为 20 个。实验对象特征元素的提取主要分为眼睛、鼻子、眉毛和嘴巴(如图 3 所示)。



图 3 人脸图像

图 3 中,左图为利用三目摄像机拍摄的人脸图像,右图为三维人脸模型。

用 Win XP, Celeron 1.8, Ram 256M 的计算机进行实验,从浙江省金华市公安局的人脸图像库里取出 300 张人脸图像,其中 250 个作为训练样本,50 个作为识别样本,用改进的 BP 神经网络进行分类识别,准确率达到 83.3%。识别结果比较见表 1。

表 1 识别结果比较

方法	比对准确率	比对时间(s)
未改进的人脸识别方法	78.3%	10.215
改进的人脸识别方法	83.3%	2.994

由表 1 可以看出,用改进的人脸识别方法处理样本后,算法计算量降低,比对时间减少,准确率提高。

5 结束语

比对分类器是人脸识别系统的重要模块,一般采用 BP 神经网络进行分类识别。该方法存在着收敛速

度较慢、容易陷入局部最优的缺点。把填充函数法引入 BP 算法,提出了用填充函数法改进的人脸识别方法。填充函数法是确定型全局优化方法,能够在极小化问题搜索过程中检测出局部极小点后,跳出该局部极小点,得到一个更低的极小点,重复此过程求得全局最优解,在高分辨精度条件下可提高算法的收敛速度,降低误判率,增强其全局寻优的能力。实验结果表明该方法能够提高比对的准确率,减少计算量,提高比对速度。

参考文献:

- [1] 徐勇,张海,周森鑫,等.基于统计学习理论的人脸识别方法研究[J].计算机技术与发展,2007,17(11):118-120.
- [2] 单承赣,李葆华,胡庆新.基于深度信息的人脸特征识别[J].计算机应用,2007,27(10):2541-2543.
- [3] 马恋,何铭.基于神经网络的数据压缩研究[J].计算机技术与发展,2007,17(2):12-15.
- [4] Fan J. An Approach to Fault Diagnosis of Chemical Processes via Neural Networks[J]. Journal of AIChE, 1993, 39(1): 82-87.
- [5] 陈凤娟.时滞细胞神经网络的指数稳定性[J].浙江师范大学学报,2007,30(2):35-38.
- [6] 杨风,白艳萍.基于 BP 网络的涡流探伤裂纹信号特征提取的研究[J].应用基础与工程科学学报,2005,13(1):106-108.
- [7] Ge R P. The Theory of Filled Function Methods For Finding Global Minimizers of Nonlinearly Constrained Minimization Problems[J]. Journal of Computational Mathematics, 1987(5):1-9.
- [8] Liang Y M, Zhang L S, Li M M, et al. A Filled Function Method for Global Optimization[J]. Journal of Computational and Applied Mathematics, 2007, 205(1): 16-31.
- [9] Zhang L S, Ng C K, Li D, et al. A New Filled Function Method for Global Optimization[J]. Journal of Global Optimization, 2004, 28(1):17-43.

(上接第 77 页)

- [6] Rosenblum D S, Wolf A L. A Framework for Internet Scale Event Observation and Notification[C]//Proceedings of the 6th European Software Engineering Conference /ACM SIGSOFT 5th Symposium on the Foundations of Software Engineering. Zurich:[s. n.], 1997:344-360.
- [7] 张菊芳,魏峻.复合事件检测技术的综述与评价[J].计算机应用研究,2005(10):1-8.
- [8] 李华飏. Java 中间件开发技术[M].北京:中国水利水电出版社,2005:312-338.
- [9] Bai Y, Wang F S, Liu P Y. Efficiently filtering RFID data

streams[C]//Proc of the 1st Int VLDB Workshop on Clean Databases. Seoul:In CleanDB, 2006:50-57.

- [10] Hermes P P. A scalable event-based middleware[D]. Cambridge, UK: University of Cambridge, 2004.
- [11] 姚刚,邓江沙.基于 JMS 的消息过滤改进算法[J].计算机技术与发展,2006,16(7):91-93.
- [12] Mansouri-Samani, Sloman M, GEM M. A Generalized Event Monitoring Language for Distributed Systems[J]. IEE/IOP/BCS Distributed Systems Engineering, 1997, 4(2):96-108.