

文章编号: 1003—6199(2011)02—0115—03

基于粒子群算法和神经网络的人脸识别分类器研究

段 向 军

(南京信息职业技术学院 机电分院, 江苏 南京 210046)

摘 要: 针对 BP 神经网络作为人脸识别分类器具有的收敛速度慢、易陷入局部极小等缺点, 提出利用改进的粒子群优化算法(PSO)改善 BP 网络训练的方法, 建立一种基于改进的 PSO-BP 神经网络, 更合理有效地确定神经网络的连接权值和阈值, 将其应用到人脸识别系统中的分类环节中, 并与单独使用 BP 神经网络分类的结果相比较, 实验表明, 该方法识别速度快, 识别效果更好。

关键词: 人脸识别; 奇异值分解; BP 神经网络; 粒子群优化算法

中图分类号: TP391 **文献标识码:** A

Face Recognition Classifier Based on PSO and Neural Network

DUAN Xiang-jun

(Nanjing College of Information Technology, Nanjing 210046 China)

Abstract Because BP neural network for face recognition classifier has slow convergence and easy to fall into the local minimum, using particle swarm optimization (PSO) to improve the BP network training method, establishing an algorithm based on the improved PSO-BP neural network, which can more reasonable and effectively to determine the neural network connection weights and thresholds, applying this method to the classification of the face recognition system, and compared results with using the BP neural network classification only, experiment shows that the recognition speed is quicker and recognition result is better.

Key words: face recognition; singular value decomposition; BP neural network; particle swarm optimization

1 引 言

通常情况下, 一个人脸自动识别系统包括以下三个主要技术环节: 人脸检测、人脸特征提取、人脸识别。人脸识别即将人脸特征提取结果与库中人脸对比得出分类结果, 即识别分类; 分类器的选择在人脸识别系统整个过程中起着成败与否的关键作用。因此, 要慎重选择研究分类器的设计, 确保具有优秀的识别结果。

目前, 应用较广泛的人脸识别分类器主要有: 最小距离分类器^[1]、基于 PCA 的分类法^[2]、支持向量机识别方法^[3]、人工神经网络^[4] 等模式识别方法。由于人工神经网络具有较强的容错能力、自适应学习能力以及并行信息处理结构、速度快等三大优势, 在模式识别领域有广泛的应用, 而人工神经

网络模型又以标准三层 BP 神经网络最为经典。但由于传统的 BP 算法是基于梯度下降法的, 而梯度下降法通常具有收敛速度慢、易陷入局部极小等缺点而导致学习失败, 另外, BP 网络学习时间较慢, 不适合大规模的网络求解^[5]。而粒子群算法 (Particle Swarm Optimization, PSO)^[6] 源于对鸟群捕食行为的研究, 系统初始化为一组随机解, 粒子在解空间追随最优的粒子进行搜索, 通过迭代搜寻最优值, 所以用它来完成前期的搜索能较好的克服 BP 算法的缺点。

2 BP 神经网络分类器

BP 算法的基本思想是: BP 神经网络的学习过程由信号的正向传播与误差的反向传播两部分组成。正向传播时, 输入样本从输入层输入, 经各隐

含层逐层处理后, 传向输出层。若输出层的实际输出与期望的输出(教师信号)不符, 则转入误差的反向传播阶段。误差的反向传播是将输出误差以某种形式通过输出层向隐含层逐层反传, 并将误差分摊给各层的所有单元, 从而获得各层单元的误差信号, 以此误差信号来修正各单元权值。权值不断调整的过程, 也就是网络的学习训练过程。此过程一直进行到网络输出的误差减少到可接受的程度, 或进行到预先设定的学习次数为止。其用于人脸识别的结构模型图如图 1 所示。

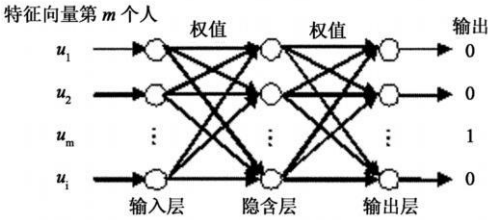


图 1 人脸识别中 BP 神经网络的结构模型

3 粒子群算法原理

如果我们把一个优化问题看作是在空中觅食的鸟群, 那么在空中飞行的一只觅食的“鸟”就是 PSO 算法在解空间中进行搜索的一个“粒子”(Particle), 也是优化问题的一个解, “食物”就是优化问题的最优解。粒子的概念是一个折衷的选择, 它只有位置和速度, 没有质量和体积。

PSO 算法中每个粒子就是解空间中的一个解, 它根据自己的飞行经验和同伴的飞行经验来调整自己的飞行状态。每个粒子在飞行过程中所经历过的最好位置, 就是粒子本身找到的最优解。整个群体所经历过的最好位置, 就是整个群体目前找到的最优解。前者叫做个体极值(pBest), 后者叫做全局极值(gBest)。每个粒子都通过上述两个极值不断更新自己, 从而产生新一代群体。实际操作中通过由优化问题所决定的适应度函数值(fitness value)来评价粒子的“好坏”程度。很显然, 种群中每个粒子的行为都是: 追随着当前的最优粒子, 在解空间中进行搜索^[7]。

1998 年, Shi 和 Eberh 给出了标准 PSO 算法的数学描述如下^[8]: 设搜索空间为 D 维, 群体中的粒子总数为 N, 第 i 个粒子的位置表示为向量 $X_i = (x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{id})$; 第 i 个粒子“飞行”历史中的最优位置(即该位置对应解最优)为 $P_i = (p_{i1}, p_{i2}, \dots, p_{id})$, 或者记为 pBest, 其中所有 $P_i (i=1, 2, \dots, N)$ 中的最优个体, 也就是全局最优个体被记作 P_g , 或者记为 gBest; 第 i 个粒子的位置变化率(速度)为向量 $V_i = (v_{i1}, v_{i2}, \dots, v_{id})$ 。每个粒子的位置按如下公式进行迭代变化:

$$v_{id}(t+1) = \omega \times v_{id}(t) + c_1 \times rand() \times (p_{id}(t) - x_{id}(t)) +$$

$$c_2 \times rand() \times (p_g(t) - x_{id}(t)) \quad (1)$$

$$x_{id}(t+1) = x_{id}(t) + v_{id}(t+1) \quad (2)$$

式中: ω —惯性因子, c_1 、 c_2 —正常数, 被称为加速因子, $rand()$ 为 $[0, 1]$ 之间的随机数, t 为当前迭代的代数。粒子群初始位置和速度随机产生, 然后按式(1), 式(2)进行迭代, 直至满足终止条件。

式(1)由 3 部分组成, 第 1 部分为粒子先前的速度, 表示粒子对当前自身运动状态的信任, 依据自身的速度进行惯性运动; 第 2 部分为“认知”部分, 表示粒子本身的思考, 鼓励其飞向自身曾经发现的最佳位置; 第 3 部分为“社会”部分, 表示粒子间的信息共享与相互合作, 鼓励其飞向整个粒子群曾经发现的最佳位置。

在标准 PSO 算法中, 当 ω 较大时, 粒子的全局搜索能力强; 当其较小时, 粒子主要在当前解的附近搜索, 局部搜索能力强; 当 $\omega=0$ 时, 粒子就失去记忆性。而且 PSO 算法容易“早熟”, 并且粒子在算法后期容易在全局最优解附近出现振荡现象, 我们通常可采取将 ω 从最大惯性权重到最小惯性权重线性减小的办法。为此本文采用改进的非线性动态自适应粒子群优化算法, 以实现 ω 能够随适配值自动改变。惯性权重 ω 的计算公式为^[9-10]:

$$\omega = \begin{cases} \omega_{\max} - \frac{(\omega_{\max} - \omega_{\min})(f - f_{ave})}{f_{\max} - f_{ave}} & (f \geq f_{ave}) \\ \omega_{\min} & (f < f_{ave}) \end{cases} \quad (3)$$

式(3)中, f 为粒子的适配值; f_{ave} 为每代粒子的平均适配值; f_{\max} 为粒子群中最大的适配值。

4 基于 PSO 的 BP 神经网络分类器

应用改进的 PSO 算法训练 BP 神经网络的权值和阈值, 最终搜索出粒子适应度函数最小时的 BP 网络最优权值和阈值。算法流程为:

1) 首先对训练样本、测试样本进行归一化, 建立一个三层的 BP 网络拓扑结构, 输入层节点数 I 为样本选择特征维数 M, 输出层节点数 O 为人脸类别数 P, 隐含节点数选为输入节点数 I 和输出节点数 O 的几何均值。将神经元之间所有的连接权值和阈值编码成实数向量表示种群中的个体粒子。则 PSO 中每个粒子的维数大小 D 可以表示为: $D = (I \times H) + (H \times O) + H + O$ 。

2) 适应度函数设计: 适应度函数是评价神经网络解决问题能力的指标, 用神经网络输出值的均方误差 MSE 生成目标函数, 其倒数作为适应度函数, 误差越小, 则对应粒子的性能越好。目标函数的计算公式为:

$$MSE = \frac{1}{mp} \sum_{i=1}^p \sum_{j=1}^m (d_{ij} - y_{ij}) \tag{4}$$

式中： m —输出节点个数； p —训练样本数； d_{ij} —网络期望输出值； y_{ij} —网络实际输出值。

3) 初始化及参数设置: 粒子的个数, 初始位置及速度(范围控制在 0 至 1 之间)、粒子的位置与速度矢量的维数等于 D , 最大和最小惯性权重, 加速因子 c_1 、 c_2 , 最大迭代次数等。

4) 根据输入、输出样本, 根据 (4) 式计算出种群中的每一个个体粒子适应度函数值, 并将每个粒子的最好位置作为其历史最佳位置, 开始迭代。

5) 利用 PSO 算法的式 (1)、(2)、(3) 对粒子的速度和位置进行更新。

6) 检查粒子速度和位置是否越界, 如越界, 排除越界并重新更新粒子速度和位置。

7) 重新计算粒子的适应度值, 并根据适应度自动改变惯性权重, 搜索出粒子最佳位置。

8) 检验是否符合结束条件。如果当前位置或最大迭代次数达到预定的误差要求时, 则停止迭代, 输出神经网络的最终权值和阈值, 否则转至 4) 执行。

5 实验分析

5.1 实验模型

以 5 人正面静止人脸图片特征数据作为训练和测试样本进行人脸识别分类的神经网络模型为例。每个样本前期已经过基于肤色检测的脸部提取和基于奇异值的特征提取两大环节, 得到 16 维的特征向量。由此可知, 网络输入层节点数为 16, 输出层节点数为 5。

5.2 结果分析

用样本中前 10 组(即 5 个人每人 2 幅图片)数据作为神经网络的训练样本, 后 5 组(5 个人每人 1 幅图片)数据作为测试样本集, 将输入样本类别判定为 BP 网络实际输出中具有最大值的节点对应的类别。分别采用基于普通 BP 网络和基于 PSO-BP 网络的分类识别算法进行实验比较。其中 PSO-BP 网络的分类识别算法参数设置为: 种群规模 n 取为 40, 最大迭代次数为 100, $c_1 = c_2 = 2$, $\omega_{\max} = 0.9$, $\omega_{\min} = 0.4$ 。分类结果如表 1、表 2 所示, 比较结果如表 3 所示。

表 1 BP 神经网络分类结果				
输出结果				
O ₁	O ₂	O ₃	O ₄	O ₅
0.9703	0.0021	0.0147	0.0097	0.0053
0.0056	0.9236	0.1375	0.0722	0.0835
0.0078	0.0251	0.8965	0.0132	0.0147
0.0310	0.1202	0.0524	0.9090	0.0352
0.0108	0.0098	0.0952	0.1002	0.9357

表 2 PSO-BP 神经网络分类结果				
输出结果				
O ₁	O ₂	O ₃	O ₄	O ₅
0.9965	0.0019	0.0094	0.0051	0.0072
0.0032	0.9762	0.0876	0.0098	0.0013
0.0053	0.0129	0.9832	0.0065	0.0013
0.0153	0.0873	0.1052	0.9913	0.0061
0.0097	0.0108	0.0841	0.0783	0.9696

表 3 两种神经网络分类性能比较表		
分类方法	训练时间/s	训练误差
BP 神经网络	13.578	0.066 1
PSO-BP 神经网络	9.762	0.004 1

从表 1、表 2 及表 3 可以看出, 基于 PSO-BP 网络的分类识别算法分类性能、精确度较基于普通 BP 网络的更好, 且训练耗时短、识别精度高。

6 结 论

本文针对采用基本的 BP 神经网络作为人脸识别分类器具有的训练时间长、容易陷入局部极小值等的缺点, 将粒子群算法用于 BP 神经网络权值和阈值的训练, 且 PSO 算法中引入一种非线性动态自适应的惯性权重来平衡 PSO 算法的收敛性, 构成新型的 PSO-BP 神经网络。将其应用到人脸识别系统中的分类环节进行实验研究, 并与基于 BP 神经网络人脸识别分类器进行比较, 表明本文算法具有训练时间更短、分类精确度更高的优点。基于该方法的人脸智能识别技术, 可广泛用于政府、军队、航空、银行、社会福利保障、电子商务、安全防务等智能化管理领域。

参考文献

[1] 李弼程, 彭天强, 彭波. 智能图像处理技术[M]. 北京: 电子工业出版社, 2004: 37—59.

[2] SIROVICH L, KIRBY M. Low-dimensional procedure for the characterization of human faces[J]. J. Opt. Soc. 1987, 4: 519—524.

[3] 张燕昆, 杜平, 刘重庆. 基于主元分析与支持向量机的人脸识别方法[J]. 上海交通大学学报, 2002, 36(6): 884—886.

[4] 周昕. 基于 BP 神经网络的人脸识别技术的研究[D]. 南京理工大学硕士学位论文, 2007.

[5] MARTIN T H, HOWARD B D, MARK H B. 神经网络设计[M]. 戴葵, 译. 北京: 机械工业出版社, 2002.

[6] EBERHART R C, SHI Y. Particle swarm optimization: developments, applications and resources[C]//Proceedings of IEEE Congress On Evolutionary Computation, Piscataway NJ: IEEE Press, 2001: 81—86.

[7] LOVBJERG M, RASMUSSEN T K, KRINK T. Hybrid particle swarm optimization with breeding and subpopulations[C]. San Francisco, USA: Proc of the Third Genetic and Evolutionary Computation Conference, 2001.

[8] Van den BERGH F, ENGELBRECHT A P. Training product unit networks using cooperative particle swarm optimizers[C]. San Francisco, USA: Proc of the Third Genetic and Evolutionary Computation Conference, 2001.

[9] 乔维德. 基于改进粒子群算法神经网络的电力电子电路故障诊断[J]. 电气传动自动化, 2008, 30(5): 29—31.

[10] 潘昊, 候清兰. 基于粒子群优化算法的 BP 网络学习研究[J]. 计算机工程与应用, 2006(16): 41—42.