

基于改进 BP 神经网络的人脸识别算法

伊力哈木·亚尔买买提, 哈力旦·A

(新疆大学 电气工程学院, 新疆 乌鲁木齐 830008)

摘要:神经网络具有运行计算速度慢, 不容易收敛的缺点, 文中针对此问题提出了图像的光照校正、图像降维与改进型神经网络相结合的人脸识别算法。运用了图像进行光照校正, 人脸图像进行降维及不同的光照条件下的人脸图像运用改进型的 BP 神经网络对进行识别。讨论了基于网络中的参数数据选择问题, 对网络学习速度和 Sigmoid 函数进行了明显改善。实验结果表明, 其识别率有了显著的提高; 改进后的 BP 网络收敛速度在得到相同识别率的效果下显著加快。

关键词:神经网络; 小波; 人脸图像; 光照校正

中图分类号: TP183

文献标识码: A

文章编号: 1673-629X(2010)12-0130-03

Face Recognition Algorithm Based on Improved BP Neural Network

Yilihamu Yaermaimaiti, Halidan A

(College of Electric Engineering, Xinjiang University, Urumq 830008, China)

Abstract: As the neural network computing to run slow, not easy to convergence problem, put forward for this image illumination correction, image dimensionality combined with the improved neural network face recognition algorithm. Use the image illumination correction, reduce the dimension of face images and different lighting conditions, the use of human face images improved the BP neural network for recognition. Also discussed the parameters of the network-based data selection problem, learning speed and Sigmoid function was significantly improved. The experimental results show that the recognition rate has improved significantly; improved convergence rate of BP network get the same recognition rate in effect, were significantly accelerated.

Key words: neural network; wavelet; face image; illumination correction

0 引言

由于在人脸识别应用神经网络的优势, 设计了一个神经网络的人脸识别技术的 BP 算法。其算法如图 1 所示。

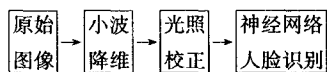


图 1 BP 神经网络的人脸识别技术算法

1 基于图像降维的小波变换

人脸是一个可视化的模型^[1], 一副灰度图像就有 18900 个数据参数, 直接应用于神经网络的输入结点, 网络融合等问题不容易导致产生, 因而, 一定要对人脸图像进行降维处理。为了减少图像的尺寸对其利用小波变换的算法, 这是一个给定的三级的原始图像处理

分解, 第三级非高频率作为神经网络结点的输入组件 LL3 使用, LL3 确保基本信息的人脸数据, 减少数据量并帮助提高 BP 网络的运算速度, 维护及确保网络的稳定性。

2 基于其光照率图像的光照校正

为改进因光照影响下而引起的质量下降问题^[2], 进而提高神经网络识别率, 在对人脸图像进行降维后, 其进行光照校正采用基于图像光照率的方法。

假定其人脸是郎伯凸表面^[3], $\rho(x, y)$ 是基于人脸图像中点 (x, y) 处的反射点, s 为点照射方向, 其光照强度最大; $n(x, y)$ 是该点处的表平面方向。即可利用郎伯凸反射方程式表示人脸在单个点光照下的图像, 即

$$I(x, y) = \rho(x, y) n(x, y)^T \cdot s \quad (1)$$

理想的类似物体在光照 s_i 下相对于 s_0 的光照图像设为 $R_i(x, y)$:

$$R_i(x, y) = \frac{n(x, y)^T s_i}{n(x, y)^T s_0} \quad (2)$$

很明显其光照图像只取决于光照的变化, 即与具

收稿日期: 2010-03-23; 修回日期: 2010-06-16

基金项目: 国家自然科学基金(60865001)

作者简介: 伊力哈木·亚尔买买提(1978-), 男(维吾尔族), 讲师, 硕士生, 研究方向为图像文字处理, 模式识别; 哈力旦·A, 教授, 硕士生导师, 研究方向为多媒体通信、数字图像处理。

体的个体没有关系与表面反射率无关^[4],因此可以运用人脸 k 在标准光照源 s_0 下的图像 $I_{k0}(x, y)$ 和光照源 s_i 下的图像 $I_{ki}(x, y)$ 来进行计算光照源 s_i 相对于标准光照源 s_0 的光照率图像 $R_i(x, y)$:

$$R_i(x, y) = \frac{\rho_i(x, y) n(x, y)^T \cdot s_i}{\rho_i(x, y) n(x, y)^T \cdot s_0} = \frac{I_{ki}(x, y)}{I_{k0}(x, y)} \quad (3)$$

在实际运用中训练不同条件下光照的光照率图像 $R_i(x, y)$ 。文中利用统计学方法^[5],设 N 为基于数量的人连数据库,将所有人的光照条件为 s_i 的光照率图像相加后取其平均数值,可以得到平均光照率图像:

$$R_i(x, y) = \frac{1}{N} \sum_{k=1}^N \frac{I_{ki}(x, y)}{I_{k0}(x, y)} \quad (4)$$

给定人脸 k 光照条件为 s_i 的图像 $I_{ki}(x, y)$,将其光照射到光照 s_0 ,最后产生改正后的图像 $I_{k0}'(x, y)$:

$$I_{k0}' = \frac{I_{ki}(x, y)}{R_i(x, y)} \quad (5)$$

3 基于改进的 BP 神经网络

3.1 BP 网络参数的选择

BP 网络参数的选择包括隐层神经元数、输出层和输入层的选取^[6]。输出层神经元数为人脸类别编号;输入层神经元数是图像经小波分解后 LL3 分量的像素数目。可是怎样选择隐藏层神经元数,以便让网络学习能够达到所要求的正确度,还没有理论上的说明。如果隐藏神经元的数目太少,则将不能够创建非简便的判断界,使网络不产生训练,或不能正确识别以前从来没有的样品。如果隐层神经元数过于庞大,会增加网络的训练时间,即便能够使网络收敛的训练次数会变少,可是会降低分类器的提升能力。文中所采用的经验公式为^[7]:

$$n_i = \sqrt{n + m} + \alpha \quad (6)$$

式中 m 为输出神经元数;

α 为 1 ~ 10 之间的常量;

n 为输入神经元数。

3.2 Sigmoid 函数的改进

在确定网络的训练数据和拓扑结构之后,总的误差函数 E 就都由 f 给定了^[8],因此 Sigmoid 函数用于梯度学习,其对于一个神经网络的激活函数的收敛性具有十分重要的意义,在实验过程中将产生较大的误差时,Sigmoid 函数的标准形式用来生成输出的分类,

并可能会出现不收敛^[9]。因此为了解决这个问题的办法是采取 Sigmoid 功能函数:

$$f(x) = \frac{1}{1 + e^{-kx}} \quad (7)$$

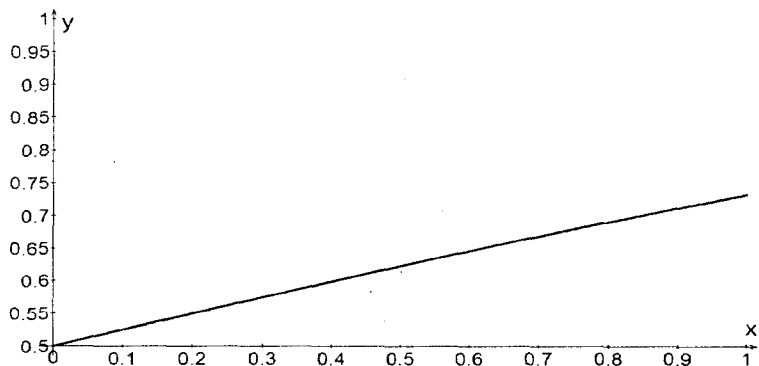
k 的网络值越大越容易收敛,但收敛速度较慢; k 较小可以使得 Sigmoid 函数较稳定,其收敛速度快,但容易产生不稳定。经多次不同值的实验,最终选定 $k = 3.5$ 。图 2 为 $k = 1$ 和 $k = 3.5$ 的 Sigmoid 函数对比图。

3.3 输入矢量正常化

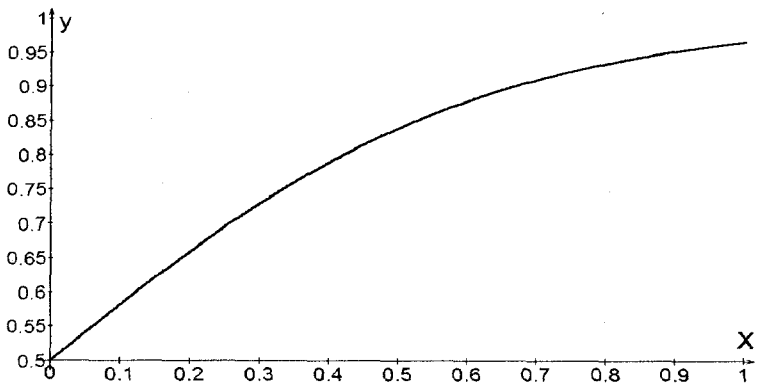
网络输入样本是列向量的相应特征,如果将神经网络的训练直接输入向量,就会产生一个较大的数值,必将影响到网络的效率和收敛速度的计算^[10]。所以,在进行输入列向量的神经网络处理前应实施正常化。假设原来的输入矢量为 x ,那么归一化后输入矢量为 x' , x_{\max} 是输入矢量 x 中的极大值, x_{\min} 为极小值,则输入矢量正常化进程可叙述为:

$$x' = \frac{x - x_{\min}}{x_{\max} - x_{\min}} \quad (8)$$

很明显,输入向量正常化必须施加映射,即所谓的线性映射。将输入向量元素界限限制在 $[0, 1]$ 之间,为后续的神经网络阈值和权值的调整和计算起到方便作用。



(a) $k=1$ 的 Sigmoid 函数



(b) $k=3.5$ 的 Sigmoid 函数

图 2 Sigmoid 不同函数值的对比

3.4 学习速度自动网络调整的改善

一般 BP 算法是通过传统的学习速度 η 和误差梯度的相乘积来调整衡量权值 ΔW , η 是一个常数即不小于零^[11]。光滑表面的变化在错误的地方, 曲线坡度逐渐缩小, 假定自学习速度 η 不大, 则 ΔW 也会不大, 因次需要重复几次以调整从平坦地区脱离以造成学习缓慢; 相反, 如果在错误的地方超曲面上的急剧变化大, 就需要一个小的学习率, 否则容易导致网络梯度差异曲线。

传统的 BP 网络学习率不容易改变, 很容易出现减缓的速度学习或分歧的问题, 文中采用动能量势头的方法以提高学习速度, 保证其收敛, 所以将其权值公式修改为:

$$\Delta W(t+1) = -\eta \frac{\partial E}{\partial W} + \alpha \Delta W(t) = \Delta W'(t+1) + \alpha \Delta w(t) \quad (9)$$

α 为动量因素, 它让网络的学习速度变得不是常数。

4 实验结果分析

4.1 人脸图像库

文中算法采用 Yale 数据库进行人脸实验, 该实验数据库提出了光照源的方向位与仰视角, 并把全部图像按照光源角度分成了 5 个图像子集。

对人脸数据库中的人脸图像进行大小正常化并除去背景图像, 得到眼睛定位、其尺寸为 64×64 的图像为实验图像, 如图 3 所示。

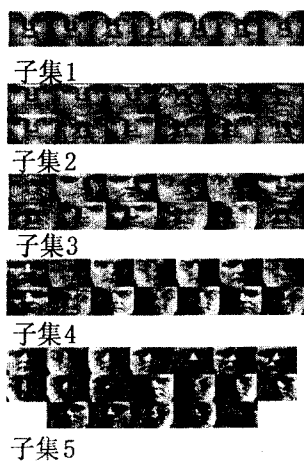


图 3 按照光源的角度对实验图像进行分组的结果

4.2 实验结果

在实验中使用其子集 1 作为学习集, 将当中 90 幅作为示例子集, 将其余 4 个学习子集做为实验示例子集。

a) 光照修正的实验测试比较。

图 4 为部分人脸图像运用光照进行图像校正效果

的对比, 由图可见人脸图像经过光照校正后, 质量都有了很大的改进。

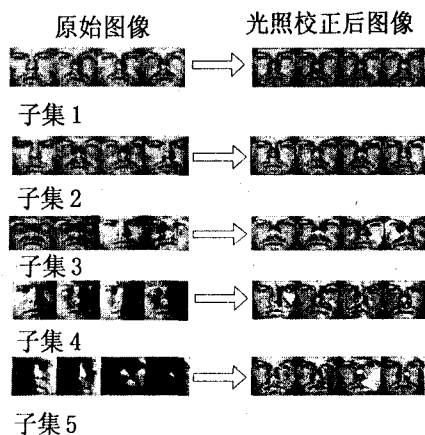


图 4 光照校正前后的图像质量对比

由表 1 可以得出其图像光照修正之后, 识别认识率有了明显的改善提高。同时光照对少数测试集识别率的程度是不同的, 因为改正了原始图像的质量。

表 1 光照校正前后的的识别率对比

	子集 2 (120 幅)	子集 3 (120 幅)	子集 4 (120 幅)	子集 5 (120 幅)
未光照校正	100%	86%	37%	22%
光照校正	100%	90%	58%	55%

b) 非改进 BP 算法与改进 BP 算法的对比之处。

在得到相同情况的识别率之后比较了文中提出的改进型 BP 算法对收敛速度的改善, 对比了两收敛次数的情况 (见表 2)。

表 2 改进型 BP 算法和非改进型 BP 算法的收敛对比

识别率	非改进型网络	改进型网络
85.87% (测试集 3)	45829	1364
87.17% (测试集 3)	30952	10482
46.86% (测试集 4)	5230	1854
50.43% (测试集 4)	43724	9812

可见, 改进网络可以用更快的速度得到和非改进网络同样的识别结果。

5 结束语

基于改进型的 BP 神经网络的人脸识别算法并论证了网络的参数选取问题。实验结论表明, 通过文中提出的算法显著地提高了其识别率; 改进型的 BP 网络算法在同样的识别率下其收敛速度加快。

参考文献:

[1] Wu Jianxin, Brubaker S C, Mullin M D, et al. Fast Asymmetric

(下转第 136 页)

参考文献:

- [1] Cody R L, Cosmas J, Tsekleves E. Open - standards rich media mobile platform & rapid service creation tool [C]// Global Mobile Congress. [s.l.]: IEEE, 2009: 12 - 14.
- [2] 程其江, 吕述望, 刘越男. WAP 增值业务中终端适配的研究[J]. 计算机应用, 2006, 26(12): 345 - 346.
- [3] 纪合宝, 杨明极, 刘萌萌. WAP 增值业务中图片处理的研究[J]. 哈尔滨理工大学学报, 2004, 9(5): 74 - 75.
- [4] 喻 斌. 内容管理系统中模板技术的研究与应用[D]. 南昌: 南昌大学, 2007.
- [5] Mukherjee D, Delfosse E, Kim J G, et al. Optimal adaptation decision - taking for terminal and network quality - of - service[J]. IEEE Transactions on Multimedia, 2005, 7(3): 454 - 462.
- [6] 童名文, 杨宗凯, 张景中. 面向服务的内容适配框架研究[J]. 计算机应用研究, 2008(3): 749 - 751.
- [7] 刘瑞祥, 方 济. 自适应移动终端框架的研究与开发[J]. 计算机工程, 2009, 35(18): 266 - 268.
- [8] XSL style sheets [EB/OL]. 2009 - 11 - 12. <http://www.w3.org/Style/XSL/>.
- [9] Kurt Cagle. XSL 高级编程[M]. 北京: 机械工业出版社, 2002: 4 - 100.
- [10] 李 江, 张 威. 实例解析 XML/XSL/Java 网络编程[M]. 北京: 希望电子出版社, 2002.
- [11] B'Far R. Mobile Computing Principles: Designing and Developing Mobile Applications with UML and XML[M]. Cambridge: Syndicate of the University of Cambridge Press, 2005: 12 - 56.
- [12] 陈海山. 深入 Java servlet 网络编程[M]. 北京: 清华大学出版社, 2002: 56 - 161.

(上接第 129 页)

- 机系统, 2009, 30(5): 963 - 966.
- [2] 王剑锋, 乔 冬, 麻丽娜, 等. 基于潜在语义分析的网页文本分类研究[J]. 应用能源技术, 2009(11): 41 - 44.
- [3] 李 雷, 罗红旗, 丁亚丽. 一种改进的模糊 C 均值聚类算法[J]. 计算机技术与发展, 2009, 19(12): 71 - 73.
- [4] Deerwester S, Dumais S T, Furnas G W, et al. Indexing by latent semantic analysis[J]. J. Amer. Soc. Info. Sci, 1990, 41: 391 - 407.
- [5] Landauer T K, Foltz P W, Laham D. Introduction to latent semantic analysis[J]. Discourse Processes, 1998, 27(25): 259 - 284.
- [6] 乌庆敏, 杨思春. 基于潜在语义分析的智能答疑系统研究与实现[J]. 计算机技术与发展, 2008, 18(9): 251 - 253.
- [7] Golub G H, Van loan C F. Matrix computations[M]. 2nd ed. Baltimore: John - Hopkins, 1986: 56 - 60.
- [8] 刘云峰, 齐 欢. 潜在语义分析权重计算的改进[J]. 中文信息学报, 2005, 19(6): 64 - 69.
- [9] Dunn J C. Well - separated clusters and the optimal fuzzy partition[J]. Journal of Cybernetic, 1974, 4: 95 - 104.
- [10] Bezdek J C. Pattern recognition with fuzzy objection function algorithms[M]. New York: Plenum Press, 1981.
- [11] 吴 瑛. 模糊 C 均值聚类算法在 Web 使用挖掘上的应用研究[J]. 计算机技术与发展, 2008, 18(6): 32 - 35.
- [12] McBrantney A B, Moor A W. Application of fuzzy set to climatic classification[J]. Agricultural and Forest Meteorology, 1985, 35: 165 - 185.
- [13] Sebastiani F. Machine learning in automated text categorization[J]. ACM Computing Surveys, 2002, 34(1): 1 - 47.

(上接第 132 页)

- Learning for Cascade Face Detection[J]. IEEE Trans on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2007, 30(3): 369 - 382.
- [2] Li Zhifeng, Lin Dahua, Tang Xiaou. Nonparametric Discriminant Analysis for Face Recognition[J]. IEEE Trans on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2008, 31(4): 755 - 761.
- [3] Pentland A, Starner T, Etcoff N, et al. Experiments with eigenfaces[J]. IEEE Trans Pattern Anal Machine Intell, 2004, 26(5): 572 - 581.
- [4] Shi J Z, Reichenbach S E. Image interpolation by two - dimensional parametric cubic convolution[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2006, 15(7): 1857 - 1870.
- [5] 孙 亚. 基于粒子群 BP 神经网络人脸识别算法[J]. 计算机仿真, 2008, 25(8): 201 - 204.
- [6] 袁 健, 姚明海. 基于简化局部二元法的人脸特征提取[J]. 计算机技术与发展, 2009, 19(6): 84 - 90.
- [7] 张 熠, 张桂林. 基于总变分模型的光照不变人脸识别算法[J]. 中国图象图形学报, 2009, 14(2): 208 - 213.
- [8] 姚同庆, 房 斌, 尚赵伟. 基于 CSVD - NMF 的人脸识别算法[J]. 计算机工程, 2009, 35(3): 214 - 216.
- [9] 王李冬. 一种新的人脸识别算法[J]. 计算机技术与发展, 2009, 19(5): 147 - 149.
- [10] 贾淑华, 李星野, 姜共乾. 基于小波分解和分类的人脸识别[J]. 计算机测量与控制, 2009(1): 167 - 169.
- [11] 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 - 124.
- [12] 王 辉. 主成分分析及支持向量机在人脸识别中的应用[J]. 计算机技术与发展, 2006, 16(8): 24 - 26.