

基于 EMRBF 情感神经网络的人脸识别

杨国亮¹, 漆娟娟¹, 张丽²

(1. 江西理工大学 电气工程与自动化学院, 江西 赣州 341000;

2. 玉溪师范学院 信息技术工程学院, 昆明 玉溪 653100)

摘要: 在现有 RBF 神经网络基础上引入情感因子, 提出了一种情感径向基神经网络 (EMRBF), 给出了 EMRBF 的结构, 定义了新的训练准则函数, 推导出了 EMRBF 网络权值训练算法, 把 EMRBF 网络用于人脸识别系统。先采用 PCA 和 LDA 相结合进行人脸特征提取, 然后设计 EMRBF 人脸分类器。在 ORL 人脸库上的实验结果表明, EMRBF 网络的识别率达到 98%, 与普通 RBF 神经网络相比, 性能明显提高。

关键词: 人脸识别; 情感因子; 准则函数; RBF 神经网络; 情感神经网络

中图分类号: TP391.4

文献标识码: A

文章编号: 1674-7720(2013)19-0048-04

Face recognition based on emotional RBF neural network

Yang Guoliang¹, Qi Juanjuan¹, Zhang Li²

(1. School of Electrical Engineering & Automation, Jiangxi University of Science and Technology, Ganzhou 341000, China;

2. School of Information Technology and Engineering, Yuxi Normal University, Yuxi 653100, China)

Abstract: This paper proposes a face recognition method based on emotional RBF (EMRBF) neural network which introduces an emotional factor to the traditional RBF neural network. It provides the structure of the EMRBF, defines a new training criterion function, deduces EMRBF network weight training algorithm. The method firstly extractes face feature by PCA and LDA, and then designes EMRBF face classifier. The experiment on ORL face database shows that EMRBF network recognition rate reach 98%. EMRBF performance has significantly improve compared to the normal RBF network.

Key words: face recognition; emotional factor; criterion function; RBF neural network; emotional neural network

人脸识别作为一门既有理论价值又有应用价值的研究课题, 应用在公安、海关、金融、军队、安防等多个重要行业及领域, 具有广阔的市场应用前景。与基因、指纹^[1]、虹膜^[2]等生物特征识别技术相比, 人脸识别具有更友好、操作简单、直接等优点。在基于几何特征^[3]、特征脸^[4]和神经网络^[5]等主要的人脸识别中, 应用神经网络进行人脸识别方法是近几年比较活跃的研究方向。而随着情感智能在人工智能的发展和神经网络技术研究的不断深入, 将情感智能与神经网络技术进行有机结合可有效地发挥其各自优势并弥补其不足, 提高整个系统的学习能力和表达能力。

本文结合情感心理学相关理论^[6], 通过引入情感智能中的情感因子(焦虑和信心), 在传统神经网络结构中添加情感因素分量建立情感神经网络模型, 以此改进神

经网络的学习和决策过程。在普通 RBF 神经网络基础上引入情感神经元, 构建包括情感神经元在内的各个神经元输入输出关系, 建立 EMRBF 情感神经网络结构, 推导出 EMRBF 学习算法, 把该算法用于人脸分类。整个系统结构如图 1 所示。

1 EMRBF 情感神经网络结构与算法

1.1 EMRBF 情感神经网络结构

(1) 输入层神经元

输入层中没有进行信号加工, 因此输入层神经元输入输出信号相同:

$$YI_i = XI_i \quad (1)$$

(2) 隐含层神经元

隐含层神经元采用激活函数采用高斯函数, 每个隐含层神经元的输出定义为:

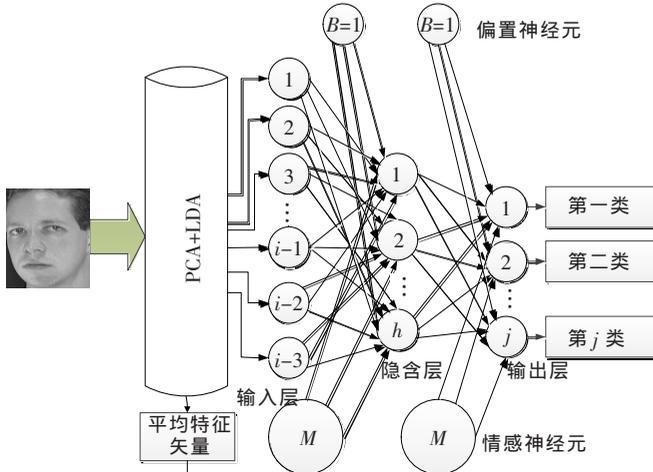


图1 EMRBF人脸识别系统结构图

$$YH_h = \exp\left(-\frac{\|XH_h - C_j\|^2}{2b_j^2}\right) \quad (2)$$

隐含层节点输入输出关系如图2所示,每个隐含层神经元输入端均连接了一个情感神经元,隐含层神经元总输入 XH_h 经高斯函数作用后得到输出为 YH_h , XH_h 由输入层神经元与对应权值乘积和组成,包括3部分:

$$XH_h = TP_{hc} + TP_{hb} + TP_{hm} \quad (3)$$

其中, TP_{hc} 表示的是普通 RBF 输入层神经元输入信号总和, TP_{hb} 由隐含层偏值和与之相连的权值组成, TP_{hm} 由情感神经元和与之相连的权值成,且有 $TP_{hc} = \sum_{i=1}^r W_{hi} \cdot YI_i$,

$TP_{hb} = W_{hb} \cdot X_b$, $TP_{hm} = W_{hm} \cdot X_m$ 。 W_{hi} 示输入层神经元 i 与隐含层神经元 h 之间的连接权值; YI_i 表示输入层神经元 i 的输出值; r 表示输入层神经元的最大个数; W_{hb} 表示偏置神经元 b 与隐含层神经元 h 之间的连接权值; X_b 表示偏置神经元 b 的输入值, $X_b = 1$; W_{hm} 为情感神经元对应权值; X_m 为情感神经元输入信号,一般设定为神经网络输入信号的某种变换(例如可以取平均值),本文设定 $X_m =$

$Y_{PAT} = \sum_{x=1, y=1}^{X_{max} \cdot Y_{max}} p(x, y) / X_{max} \cdot Y_{max}$ 。 Y_{PAT} 表示输入像素点 $p(x, y)$ 总体输入图像平均值,其中 X_{max} 和 Y_{max} 表示像素点在 x, y 轴的最大值。

图2 单个隐含层神经元输入/输出结构图

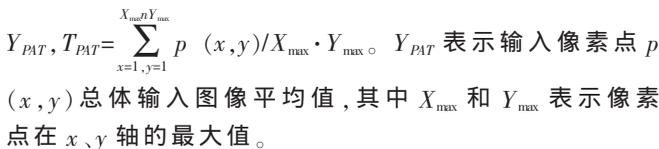


图2 单个隐含层神经元输入/输出结构图

(3) 输出层神经元

图3表示单个输出层神经元的输入/输出结构图。每

个输出层神经元的输出均是线性的,每个输出层神经元输出定义为:

$$YJ_j = XJ_j \quad (4)$$

其中, XJ_j 和 YJ_j 分别表示输出层神经元 j 的总输入值和输出值。 XJ_j 包括3部分:第1部分为隐含层神经元输出加权和,第2部分为偏值神经元与对应权值的乘积,第3部分情感神经元与对应权值乘积,即:

$$XJ_j = TP_{jc} + TP_{jb} + TP_{jm} \quad (5)$$

其中, $TP_{jc} = \sum_{h=1}^l W_{jh} \cdot YH_h$, $TP_{jb} = W_{jb} \cdot X_b$, $TP_{jm} = W_{jm} \cdot X_m$ 。 W_{jh} 、

W_{jb} 、 W_{jm} 分别为普通 RBF 网络隐含层权值、偏值权值和输出层情感神经元连接权值。

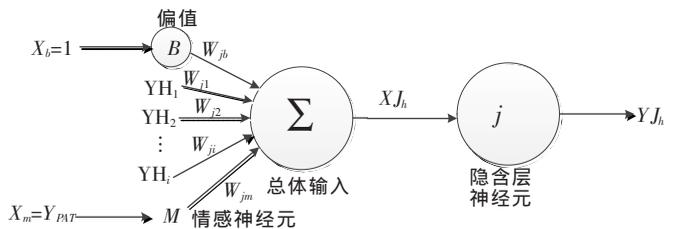


图3 单个输出层神经元的输入/输出结构图

1.2 EMRBF 情感神经网络训练算法

普通 RBF 神经网络含有一个隐含层,隐含层神经元采用径向基函数作为其输出特性,输入层与隐含层神经元之间的权值固定为1,输出层神经元为线性求和单元,径向基函数中心值、基宽、隐含层与输出层之间连接权值均可调。本文的 EMRBF 神经网络算法引进了两个新参数:焦虑系数 μ 和自信系数 k 。作出如下假设:

假设1:情感因素依赖于学习状态,而新的学习任务刚开始时焦虑因素较高,自信指数最低,因此设置初始焦虑因子为1,初始自信系数设置为0;

假设2:焦虑因子和自信系数会随学习过程发生变化,通过一段时间的学习后,网络实际输出与目标值之间的误差缩小,焦虑因子也减小,自信系数逐渐增强。

基于以上的假设,焦虑系数 μ 定义为: $\mu = Y_{AVPAT} + E$, 其中 E 为训练误差, Y_{AVPAT} 表示神经网络每一次迭代过程中所得的输入信号平均值: $Y_{AVPAT} = \sum_{p=1}^{N_p} Y_{PAT} / N$, 自信系数

定义为: $k = \mu_0 - \mu_i$ 。其中, μ_0 表示初始焦虑系数, μ_i 表示经过 i 次迭代后的焦虑系数。

定义 EMRBF 网络总误差性能指标函数为:

$$E = \sum_{p=1}^N E_p = \frac{1}{2} \sum_{p=1}^N \sum_{k=1}^L (T_{pj} - YJ_j) \quad (6)$$

其中, T_{pj} 为目标值, N 为训练样本总数, L 为输出层神经元个数。

(1) 隐含层与输出层连接权值调整

根据梯度下降法,其输出权值的迭代算法如下:

$$\frac{\partial E}{\partial YJ_j} = -(T_j - YJ_j) \quad (7)$$

$$\frac{\partial YJ_j}{\partial W_{ji}} = \frac{\partial}{\partial W_{ji}} (W_{j1}X_b + W_{j1}YH_1 + \dots + W_{jh}YH_h + W_{jm}X_m) = YH_h \quad (8)$$

因此得出：

$$\nabla W_{ji} = -\eta \sum_{j=1}^{N_j} \frac{\partial E}{\partial W_{ji}} = \eta \sum_{j=1}^{N_j} (T_j - YJ_j) YH_h \quad (9)$$

EMRBF 情感网络隐含层到输出层权值调整公式为：

$$W_{ji}(\text{new}) = W_{ji}(\text{old}) + \nabla W_{ji}$$

为了避免权值学习过程收敛速度慢及振荡问题，加入动量因子 α ，学习率 η 则权值调整为：

$$W_{ji}(\text{new}) = W_{ji}(\text{old}) + \Delta W_{c_{ji}}(\text{old}) + \alpha [W_{ji}(\text{old}) - W_{ji}(\text{old} - 1)] + \Delta W_{n_{ji}} \quad (10)$$

其中， $\Delta W_{c_{ji}} = \eta \sum_{j=1}^{N_j} (T_j - YJ_j) YH_h + \alpha [\delta W_{c_{ji}}(\text{old})]$

$\Delta W_{c_{ji}}$ 是普通 RBF 神经网络权值调整增量， $\Delta W_{n_{ji}}$ 是情感神经权值的调整增量，且有：

$$\frac{\partial YJ_j}{\partial W_{jm}} = \frac{\partial}{\partial W_{jm}} (W_{j1}X_b + W_{j1}YH_1 + \dots + W_{jh}YH_h + W_{jm}X_m) = X_m$$

同理可得：

$$\Delta W_{n_{ji}} = \mu \sum_{j=1}^{N_j} (T_j - YJ_j) Y_{PAT} + k [\delta W_{n_{ji}}(\text{old})] \quad (11)$$

(2) 基宽参数调整

对基宽参数的调整也是利用梯度下降法进行多次迭代：

$$\frac{\partial YJ_j}{\partial YH_h} = \frac{\partial}{\partial YH_h} (W_{j1}X_b + W_{j1}YH_1 + \dots + W_{jh}YH_h + W_{jm}X_m) = W_{ji} \quad (12)$$

$$\frac{\partial YJ_j}{\partial b_j} = -YH_j \frac{\|X - C_j\|^2}{b_j^3} \quad (13)$$

由式(7)、式(12)、式(13)3式联立可以推导出：

$$\Delta b_j = \sum_{j=1}^{N_j} \frac{\partial E}{\partial b_j} = \sum_{j=1}^{N_j} \frac{\partial E}{\partial YJ_j} \frac{\partial YJ_j}{\partial YH_h} \frac{\partial YH_h}{\partial b_j} = \sum_{j=1}^{N_j} (T_j - YJ_j) W_{ji} YH_h \frac{\|X - C_j\|^2}{b_j^3}$$

通过上式可知，在求解新节点基宽参数时，要把前一次基宽权值考虑进去，还要考虑情感因子，因此得出基宽参数调整公式如下：

$$b_j(\text{new}) = b_j(\text{old}) + \Delta b_{c_j}(\text{old}) + \alpha [b_j(\text{old}) - b_j(\text{old} - 1)] + \Delta b_{n_j} \quad (14)$$

且有 $\Delta b_{n_j} = \mu \sum_{j=1}^{N_j} (T_j - YJ_j) YH_j \frac{\|X - C_j\|^2}{b_j^3} Y_{PAT} + k [\delta b_{n_j}(\text{old})]$ ， Δb_{c_j} 是传统 RBF 神经元基宽参数调整增量，是情感神经元引起的基宽参数调整增量， α 为动量因子。

(3) 中心值参数调整

由式(2)可得：

$$\frac{\partial YH_h}{\partial C_{ji}} = \frac{\partial}{\partial C_{ji}} (\exp(-\frac{\|X - C_j\|^2}{2b_j^2})) = -YH_j \frac{\|X - C_j\|}{b_j^2} \quad (15)$$

式(7)、式(12)、式(14)联立可以得出：

$$\Delta C_{ji} = -\eta \sum_{j=1}^{N_j} \frac{\partial E}{\partial C_{ji}} = -\eta \sum_{p=1}^N \frac{\partial E}{\partial YJ_j} \frac{\partial YJ_j}{\partial YH_h} \frac{\partial YH_h}{\partial C_j} = -\eta \sum_{j=1}^{N_j} (T_j - YJ_j) W_{ji} YH_j \frac{\|X - C_j\|}{b_j^2}$$

$$YJ_j) W_{ji} YH_j \frac{\|X - C_j\|}{b_j^2} \quad (16)$$

考虑情感神经元影响，因此得出新中心值参数调整如下：

$$C_{ji}(\text{new}) = C_{ji}(\text{old}) + \Delta C_{c_{ji}}(\text{old}) + \alpha [\delta C_{c_{ji}}(\text{old})] + \Delta C_{n_{ji}} \quad (17)$$

其中普通 RBF 神经网络调整增量为：

$$\Delta C_{c_{ji}}(\text{old}) = C_{ji}(\text{old}) - C_{ji}(\text{old} - 1)$$

由上面3个式子联立可以推导出：

$$\Delta C_{c_{ji}}(\text{old}) = \eta \sum_{j=1}^{N_j} (T_j - YJ_j) W_{ji} YH_j \frac{\|X - C_j\|}{b_j^2} + \alpha [\delta C_{c_{ji}}(\text{old})]$$

情感神经元引起的调整增量为：

$$\Delta C_{n_{ji}} = \mu \sum_{j=1}^{N_j} (T_j - YJ_j) YH_j Y_{PAT} \frac{\|X - C_j\|}{b_j^2} + k [\delta C_{c_{ji}}(\text{old})]$$

2 EMRBF 人脸识别系统

2.1 EMRBF 情感神经网络分类器设计

本文将 EMRBF 情感神经网络用于人脸识别系统。首先确定 EMRBF 的结构，在此设定 EMRBF 网络为 3 层，输入层由人脸特征提取后的特征向量维数决定，人脸图像经过 PCA 和 LDA 变换后得到 d 维特征向量，由此 EMRBF 输入层节点为 d 个，输出层由待识别人脸类别数决定，隐含层节点个数由实验调整。

2.2 算法步骤

具体算法步骤如下。

训练过程：

- (1) 将人脸库划分为训练库和测试库；
- (2) 将训练库中所有人脸图像预处理后进行 PCA 与 LDA 变换，得到 W_{PCA} 、变换矩阵 W_{LDA} 和人脸样本的 d 特征向量；
- (3) 依据特征向量维数和类别数建立 EMRBF 情感神经网络结构，各节点连接权值初始化；
- (4) 采用 k-means 对训练样本聚类，选择每类的中心作为隐含层节点径向基函数的中心 c_i 初始值，同时对径向基函数的宽度 b_j 初始化；
- (5) 设定自信系数和焦虑系数、权值学习系数；
- (6) 计算各层神经元节点的输入、输出和输出层节点的误差，利用前面推导的 EMRBF 情感神经网络训练算法修正节点权值和隐含层径向基函数参数；
- (7) 重复步骤(6)，直到达到设定的迭代步数或满足设定的精度要求为止。

测试过程：

- (1) 将测试人脸库进行预处理后通过变换，得到特征向量 $y = W_{LDA}^T W_{PCA}^T x$ ；
- (2) 把测试样本的特征向量 y 作为训练好的 EMRBF 情感神经网络输入信号；
- (3) 计算 EMRBF 网络输出并作出分类判决。

系统的整个算法的流程图如图 4 所示。

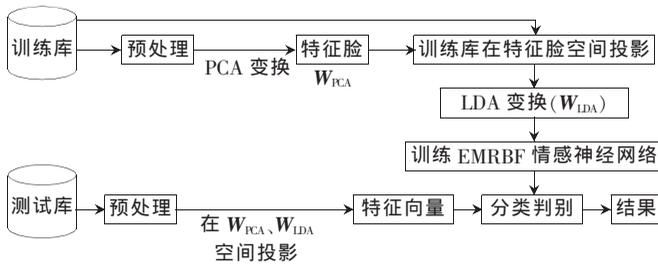


图 4 算法流程图

3 实验及结果分析

实验中使用了英国剑桥大学 AT&T 实验室的 ORL 人脸库 (Olivetti Research Laboratory in Cambridge), 被测试者是 40 个人不同的人, 给定每人 10 张人脸图像, 每幅图片的大小是 112×92, 为灰度图像, 灰度级为 256, 一共 400 张人脸图片。实验分析比较了 EMRBF 学习算法与传统 RBF 学习算法的性能。

将训练样本库中 200 幅人脸图像进行 PCA 变换, 样本协方差矩阵特征值分布如图 5 所示。经过计算可知, 前面 71 个最大的特征值占 90.13%, 由此 PCA 变换后, 人脸图像维数压缩为 71, 从而达到降维的目的。

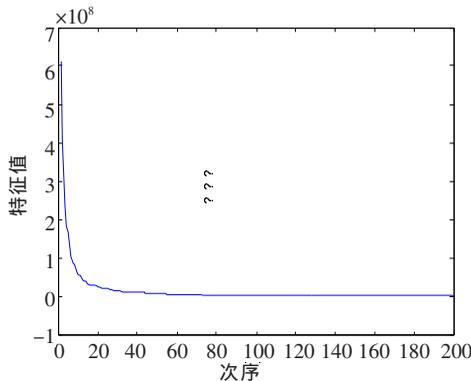


图 5 特征值分布

选择 PCA 变换的维数为 71, 根据训练样本计算出协方差矩阵特征向量, 选择 71 个最大值对应的特征向量组成变换空间, 得到训练样本的 PCA 特征向量, 再进行 LDA 变换, 最终可以得到用来训练 EMRBF 神经网络的特征向量。对 EMRBF 神经网络参数初始化并进行网络训练。为便于比较, 同时测试了普通 RBF 神经网络的分类结果, 测试结果如图 6 所示。从图 6 可以看出, 在一定范围内, 随着隐含层神经元节点个数的增加, 两种神经网络的识别率逐渐提高, 当节点个数增加到 50 左右时, 两种神经网络的识别率达到了最佳状态, 此时 EMRBF 网络达到 98% 的识别率, 而 RBF 神经网络达到 96% 的识别率。

本文引入情感因子构建了一种 EMRBF 情感神经网络, 并推导了网络学习算法, 在此基础上, 设计了基于 EMRBF 的人脸识别算法。首先对人脸图像进行了 PCA 信息压缩, 并利用 LDA 变换进行了二次特征提取, 得到人脸特征向量, 然后把该特征向量作为 EMRBF 情感神经网络输入信号, 设计了 EMRBF 情感神经网络的结构并进行网络训练。实验结果表明, 与 RBF 神经网络相比, EMRBF 情感神经网络识别率有了一定的提高。

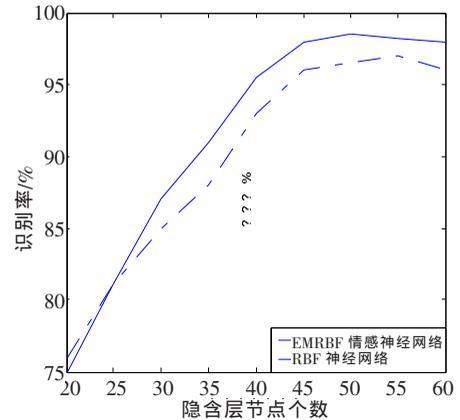


图 6 隐含层节点数不同时两种神经网络识别率比较

参考文献

参考文献

- [1] 王莹, 苏成利. 指纹图像增强算法研究[J]. 科学技术与工程, 2010, 10(1): 94-98.
- [2] 余节慰, 沈永增, 稽新浩. 基于小波的虹膜定位算法的研究[J]. 浙江工业大学学报, 2005, 33(21): 181-183.
- [3] KAZIMOV T, MAHMUDOVA S. Estimation of the impact of geometrical characteristics on the recognition to identify a human face on the basis of photo portraits[C]. Problems of Cybernetics and Informatics (PCI), 2012 IV International Conference, 2012.
- [4] 龚雯, 陈丽华, 沈建国. 基于几何特征的人脸正面图像特征提取[J]. 现代计算机, 2005(9): 61-63.
- [5] 胡波, 徐蔚鸿. 一种新的基于模糊 RBF 神经网络的人脸识别方法[J]. 微计算机信息, 2010(28): 176-178.
- [6] GREASE J D, SOMMERVILLE R B, NYSTORM L E, et al. An MRI Investigation of emotional engagement in moral judgement[J]. Science, 2001, 293(5537): 2105-2108.

(收稿日期: 2013-07-24)

作者简介:

杨国亮, 男, 1973 年生, 博士, 副教授, 主要研究方向: 图像处理与模式识别。

漆娟娟, 女, 1988 年生, 硕士, 主要研究方向: 图像处理与模式识别。

张丽, 女, 1981 年生, 硕士, 主要研究方向: 图像处理与模式识别。