

基于动态 RBF 神经网络的遥感图像中烟辨识

魏 勇 , 王汝凉 , 张 卫

(广西师范学院计算机与信息工程学院, 南宁 530023)

摘 要: 针对森林火灾的突发性和分散性特点, 根据森林火灾中的烟影像的特征, 结合 RBF 神经网络分类器通用性的特点, 采用 PCA 方法降低图像的维数和 Fisher 线性判别方法提取遥感图像中烟的影像特征, 用特征值数代替训练样本数, 并作为 RBF 网络输入数, 在对样本训练的过程中提出一种改进型的混合算法。仿真实验表明, 该算法对烟图像识别的准确率较高。

关键词: RBF 神经网络; 图像辨识; 影像特征

0 引 言

图像辨识是当前神经网络、计算机视觉和模式识别领域中一个研究热点也是一个难点。由于图像的高维度和高噪声的影响, 使得图像识别成了当今研究领域的一个热点。文献[1]对图像的 RGB 三色特征的提取来实现对林火中烟的监测, 该方法在有火光且燃烧临界点上能有效地实现烟图像的识别, 但对于无人机动态拍摄的图像要及时地进行辨识就显得有些缓慢。文献[5]虽然采用了模糊神经网络对森林的火情能准确的预测, 但受火情传感器等设备的限制, 不能大范围的进行。文献[4]采用改进的 BP 网络进行图像的识别, 在一定程度上加速了其辨识的速度, 但由于图像的维数高和高噪声的影响, 在辨识的精度上也有所影响。针对上述辨识过程中存在的不足, 本文在结合他人的研究基础上, 根据 RBF 神经网络的优良的函数逼近性和自学率的特点, 通过 PCA 算法对烟图像进行降维和线性辨别式法(FLD)实现图像分类特征, 以图像特征向量来取代原始的图像数据, 并在线对 RBF 网络的权值的高斯基函数的中心值和宽度进行动态调整。

1 动态 RBF 神经网络的构建和初始化

RBF 神经网络结构设计的关键是如何确定隐含层

节点数和相应的数据中心, 现在我们利用最邻近聚类算法建立初步的中选择点, 再用模糊 K-均值聚类等算法对初选结果进行调整。动态的 RBF 神经网络构建和初始化过程如下:

现设 $P=[p_1, p_2, \dots, p_n]^T$ 为 RBF 神经网络的输入向量, $R=[R_1, R_2, \dots, R_i]^T$ 为 RBF 神经网络的径向基向量, 其中 R_i 为高斯函数, 有:

$$R_i(P) = \exp\left[-\frac{\|p_k - C_i\|^2}{\sigma^2}\right] \quad k=1, 2, 3, \dots, n \quad (1)$$

式子中: p_k 为输入向量, R_i 为第 i 个隐含层节点的输出, C_i 为高斯函数的中心向量, σ 为高斯隶属函数的宽度。

①假设初始化隐层节点数为 RBF 单元的输出数量, 即假定每个类含有一个子类。此时可以先选择一个适当的高斯隶属函数的宽度 σ , 并设定义向量 $O(m)$ 记录各类的输出向量和, 定义计数类 $S(m)$ 来统计各类样本的个数, 其中 m 为类数。

②首先考虑第一个训练的样本数据 $P_1=(X_1, Y_1)$, 在数据 P_1 上建立一个类中心 $C_1=P_1$, 则 $O(1)=X_1, S(1)=Y_1$ 。此时所建立的 RBF 神经网络只是一个以 C_1 为中心的隐单元。

③当有 k 个样本数据时, $k=1, 2, \dots, m$, 对于 m 个 RBF 隐含单元则存在 m 个聚类中心, 其中心点即为

收稿日期: 2011-04-14 修稿日期: 2011-04-30

作者简介: 魏勇(1978-), 男, 湖南人, 硕士研究生, 研究方向为智能控制及应用

C_1, C_2, \dots, C_m , 当考虑第 k 个样本数据时, 可以求出数 P_k 到每个聚类中心的距离 $|P_k - C_i| (i=1, 2, \dots, m)$ 。设 $|P_k - C_j|$ 是其中的最小距离, 则 C_j 是数据 P_k 最近的聚类。

④重复第③步的最近邻近聚类算法操作可以得数据集 $P=[p_1, p_2, \dots, p_n]^T$ 中的各个样本数据到聚类中心的聚类。

$$C_i = \left\{ \min_{i=1,2,3,\dots,m} \sqrt{\sum_{j=1}^m (p_j - c_i)^2} \right\}, i=1, 2, \dots, l \quad (2)$$

⑤计算第 i 个神经元的均值聚类中心;

$$C_i^* = \frac{1}{n_i} \sum_{x \in c_i} x, i=1, 2, \dots, l \quad (3)$$

式中: n_i 是类 i 的样本总数。

计算新聚类中心到旧聚类中心的距离:

$$d_c = \|C_i^* - C_i\| \quad (4)$$

现任意指定一个小的实数 D , 如果 $d_c < D$, 则分类完成; 如果 $d_c > D$, 则令 $C_i = C_i^*, i=1, 2, \dots, l$, 将第 i 个类细分为两个聚类, 再转到第④步重新新的聚类算法。

完成上述聚类步骤后整个动态的 RBF 神经网络的结构随之建立如图 2 所示, 网络的输出为:

$$y_m(p) = \frac{\sum_{i=1}^n w_i \exp\left(-\frac{\|P_i - C_i\|^2}{\sigma^2}\right)}{\sum_{i=1}^n \exp\left(-\frac{\|P_i - C_i\|^2}{\sigma^2}\right)} \quad (5)$$

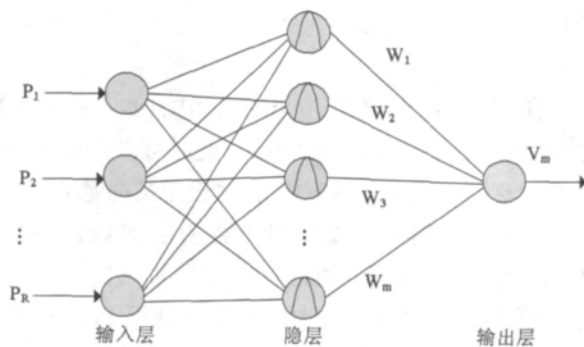


图 2 动态径向基神经网络

经过上面步骤所建立的 RBF 神经网络是一个动态构建过程, 它在构建过程中采用最近邻近聚类算法来对输入的训练样本数进行聚类, 并对聚类中心进行优化从而确定网络的中心, 初步建立网络的框架。

2 遥感图像中烟特征提取

遥感图像是无人机在高空运动中拍摄的图像, 由于受到气流、温度、太阳光线和无人机运动等因素的影响, 所获取的图像有噪声的影响, 其图像清晰度和对比度不高, 而整个图像的色彩复杂, 图像的维数高。文献[7]利用 PCA 算法较好地提取了人脸的图像特征, 但是不能对训练的样本提供有效的分类信息, 在此我们采用主元分析法(PCA)和 Fisher 线性差别式(FLD)相结合的方法, 动态对烟识别时不但能降低图像特征的维数, 而且能为分类找到一个最佳的子空间, 使类间和类内距离之比最大化。

假定一张遥感图像 $f(x, y)$ 为二维灰度图像 $M \times M$ 维向量表示, 定义 N 张遥感图像训练集 $X=[X_1, X_2, \dots, X_n]$, 则这 N 张图像的平均向量为:

$$\mu_x = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N X_i \quad (6)$$

每张烟图像 X_i 与平均烟图像 Φ 的差值向量是:

$$\Phi_i = X_i - \mu_x (i=1, 2, \dots, N) \quad (7)$$

得出训练图像的协方差矩阵为:

$$\tau = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (X_i - \mu_x)(X_i - \mu_x)^T = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \Phi_i \Phi_i^T \quad (8)$$

式中 $\Phi=[\Phi_1, \Phi_2, \dots, \Phi_N]$, 令 $W=(W_1, W_2, \dots, W_r)$, 其中 $r < n$ 作为 r 个最大的特征值所对应的 r 个特征向量, 用矩阵 Φ 对训练样本矢量进行霍特林(Hotelling)变换(即 K-L 变换), 求出图像中烟的特征值和对应的特征向量, 这样我们就可以把一组原始的遥感烟图像 X 通过式(9)映射到基于特征烟的空间:

$$Y = W^T X \quad (9)$$

通过 PCA 方法就可以把训练样本投影到特征烟空间 $Y=(Y_1, Y_2, \dots, Y_N)$, 这样就对原始图像进行了降维操作, 但是为了更准确地判别森林中发生的是烟还是雾或是其他类似的飘浮物, 通过 PCA 变换后, 还要寻找最佳的烟类的分类空间, 使系统对森林的火灾预报更准确。首先定义类间散布矩阵和类内散布矩阵。

$$S_B = \sum_{i=1}^c n_i (\bar{Y}^i - \bar{Y})^T (\bar{Y}^i - \bar{Y})$$

$$S_W = \sum_{i=1}^c \sum_{Y_k \in n^i} (Y_k - \bar{Y}^i)^T (Y_k - \bar{Y}^i) \quad (10)$$

以上两式中, $\bar{Y} = \frac{1}{n} \sum_{j=1}^n Y_j$ 是全体训练烟图像样本

的均值,并且 $\bar{Y}^i = \frac{1}{n^i} \sum_{j=1}^{n^i} Y_j^i$ 是第 i 类平均烟图像, n^i 是第 i 个类中样本的数量, c 是类的数量。

通过 FLD 差别准则^[10]来转化经过类内散布归一化后类间散布,从而找到一个最佳的投影矩阵 V ,使高维的样本投影到最佳的鉴别矢量形成的空间,这样投影后的样本能在低维空间中具有最小的类内距和最大的类间距,最终训练样本能在低维空间中达到最佳可分。

$$V = \operatorname{argmax} \left| \frac{v^T S_B v}{v^T S_W v} \right| \quad (11)$$

因此在对于无人机所拍得的任一待识别烟图像 Z ,可由公式 $\lambda = V^T \cdot W \cdot Z$ 求得图像的特值,现以其特征值替代原始图数据作为 RBF 网络的输入值,以获取最佳的特征图像。

3 实验仿真

在对烟识别的过程中,先对待辨识的图进行降维操作,这里选取 150 幅无人机拍摄的图片,每张图像的规格为 640×480 ,如图 1 所示。

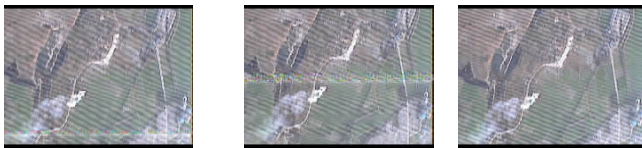


图 1 部分无人机拍摄的图片

在训练的样本中,虽然可以通过 MatLab 软件的 `imread()` 函数将训练样本读入并将其存储在一个矩阵中,但是每张图像对应的协方差矩阵为 288000×288000 的矩阵,对于大规模的矩阵,如果直接求取其矩阵的特征向量和特征值是不太容易也不太现实的。因此必须对训练样本图像进行降维操作,这里我们先用自定义的函数将原始彩色图像变为 288000×288000 的二维的灰度图像。

转换后的训样本为二维灰度,但从图 2 中还是不能很清晰地分辨出烟的特征(如图 2 中的白色岩石就给烟的识别带来了噪声),此时根据(式 11)的线性判别式的方法统计二维灰度图像的特征向量 λ ,再将得到的特征值作为原始图像的数据。再把 FLD 得到的图像特征向量 λ 作为动态 RBF 网络的输入部分,通过调整 RBF 节点参数值来获得最佳的特征图像或辨识的目标

图像(如图 3)。

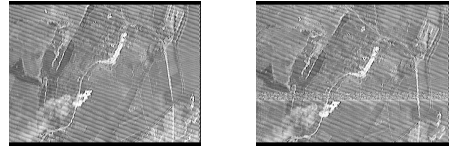


图 2 部分二维灰度图像



图 3 辨识的特征图像

本次采用 40 张训练图像进行 MatLab 7 仿真实验,通过特征提取后的训练样本图像与辨识特征图像的灰度值的对比,如图 4 所示:

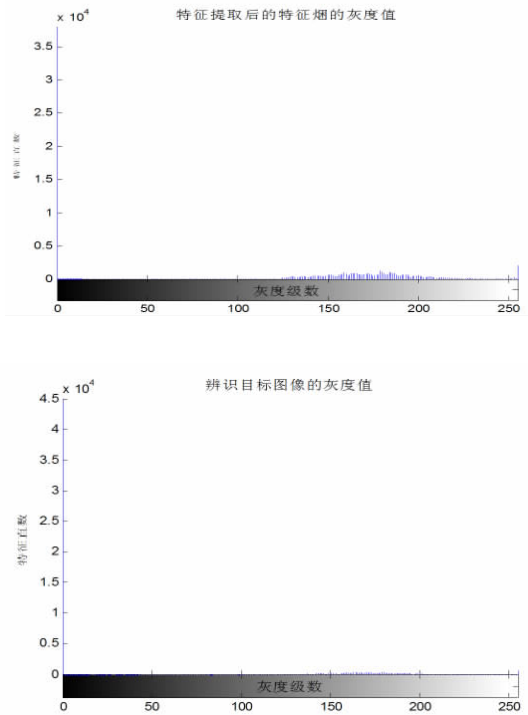


图 4

对比以上两图,可以看出两者的灰度值均落在灰度级(100~200)之间且它们的特征值数变化不大。由于原始训练图像经过降维和特征提取后,其图像所含的噪

声不可以完全消除,所以两者不可能完全拟合,但其拟合的偏差不大,可以从误差曲线图 5 看出。整个辨识的过程,其辨识的效果还是比较理想的。

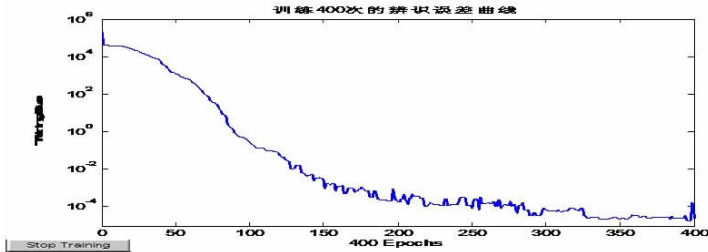


图5

在仿真实验中分别采用PCA法、PCA+FLD法和直接从训练样本中提取特征值法在软件MatLab 7平台上进行仿真实验比较,其结果见表1:

表1 不同算法在同一台计算机上运行时间比较

	特征个数	特征提取时间(s)	匹配时间(s)	辨识时间(s)
PCA	160	22.52	2.488	24.967
PCA+FLD	160	11.952	1.989	15.781
直接提取法	160	43.37	8.426	87.819

从表中我们可以看出采用先降维再进行分类算法无论是在特征提取时间还是辨识时间上均占有优势。因而在对图像进行识别时,能够在较短的时间内有效地提取训练样本的特征值。虽然用PCA+FLD的方法能够实现训练样本数据并达到较好的性能,但是如果被测试的数据含有很多的噪声且是在较短时间内变化时,其泛化的能力是很差的。本文用动态的RBF神经网络作为分类器在MatLab 7进行仿真后与文献[11]采用最近邻分类器进行对烟图像辨识的性能进行了比较(在相同的特征维数下),见表2。

表2 不同算法识别性能比较

分类器	烟图像特征	特征维数	平均识别时间(s)	识别率
最近邻法	PCA+FLD	480	40.265	96.9%
动态RBF	PCA+FLD	480	24.937	98.08%

通过以上的仿真实验和不同算法的性能对比分析可以看出,采用PCA+FLD方法的综合性能较好,特别是对训练样本图像的特征提取速度要快,再结合RBF神经网络的快速学习能力和较强的拟合能力的特点,

能够实现在较复杂环境下实现对辨识图像的动态辨识的能力。

4 结 语

从以上的分析可以看出,在对训练样本进行用神经网络识辨前,采用先降维操作后用图像的特征向量代替原始图像数据进行网络的训练数据输入,能实现对烟图像进行较好的辨识,其辨识的精度也提高了很多。同时也可以看到对图像进行分类和特征提取时,对聚类点的选取和高斯函数的调整也是一个难点,直接影响到分类的正确性。这也是一个亟待解决的问题。

参考文献

- [1]杨斌等. 基于颜色特征的遥感图像中烟的识别方法. 计算机工程, 2009.4
- [2]管燕,李存华等. 基于稳定特征的鞋印图像识别方法研究. 计算机工程与应用, 2008.4
- [3]张俊虎. 人脸图像识别中的PCA算法实现. 微计算机信息, 2010, 26, 7-1
- [4]姚慧娟, 奕晓明. 改进的BP网络算法在图像识别中的应用. 电子科技, 2010.9
- [5]张雷, 陆建华等. 基于模糊神经网络的森林火情预测. 清华大学学报(自然科学版), 2010.50(8)
- [6]Kwang C M, Lewis F L. Robust Back Stepping Control of Induction Motors Using Neural Networks[J]. IEEE Transactions on Neural Networks, 2000, 11(5):1178~118
- [7]张俊虎等. 人脸图像识别中的PCA算法实现. 微计算机信息, 2010, 26, 7-1
- [8]Belhumeur P N, Hespanha J P, Kriegman D J. Eigenfaces Versus Fisherfaces. Recognition Using Class Specific Linear Projection. IEEE Trans. Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1997.9:711~720
- [9]成新民, 蒋云良, 胡文军等. 基于核的Fisher非线性最佳鉴别分析在人脸识别中的应用[J]. 中国图形图像学报, 2007, 12(18):1936~1400
- [10]谢志华, 王征孜, 何翠群等. 基于分块DCT+FLD加权的血流红外人脸识别方法. 武汉理工大学学报, 2010.10
- [11]王晓哲, 李晨阳, 吴成东. 基于快速小波变换和FLD的人脸识别算法. 东北大学学报(自然科学版), 2009.2

Smoke Identification of Remote Sensing Images Based on Dynamic RBF Neural Network

WEI Yong , WANG Ru-liang , ZHANG Wei

(Institute of Computer and Information Engineering, Guangxi Normal University, Nanning 530023)

Abstract: Aiming at the characteristics and the dispersion sudden of the forest fires, and according to the characteristic of smoke in the forest fire, combined with RBF neural network classifiers universal characteristics, uses the PCA method reduce the dimension of the image and the Fisher linear discriminant method to extract imaging features of the smoke of the remote sensing images, uses the number of eigenvalues instead of the number of training samples, and as the RBF network input number, proposes an improved hybrid algorithm in the training sample process. Simulation result shows that the algorithm of smoke image recognition has high accuracy.

Keywords: RBF Neural Network; Image Recognition; Image Feature

~~~~~

(上接第 25 页)

# Research on Socket Efficient Network Services

HUANG Jin-xue

(Department of Computer, Zengcheng College, South China Normal University, Guangzhou 511363)

**Abstract:** Based on the analysis of the research and implementation of the socket program framework under the TCP/IP protocol, proposes the improved hierarchical asynchronous server architecture based on socket programming architecture and realizes it under Linux. Experimental result shows that the optimized hierarchical asynchronous server architecture, has great performance with respect to the relative classic server architecture, for multi-client applications, can provide easy, efficient, high-performance network services.

**Keywords:** Socket; Network Services; Hierarchical Asynchronous