

基于 BP 神经网络的医学图像分类^①

孙君顶, 李 琳

(河南理工大学 计算机科学与技术学院, 焦作 454000)

摘 要: 给出了一种基于 LBP 算子和 BP 神经网络的医学图像分类方法。该方法采用方向纹理谱描述符来描述图像的纹理特征, 并以此特征作为网络的输入对 BP 神经网络进行训练, 最后采用已训练的 BP 网络进行医学图像的分类。通过实验表明, 该方法可以很好地对医学图像进行分类识别。

关键词: 医学图像分类; 局部二值模式; 方向纹理谱; BP 神经网络

Classification of Medical Image Based on BP Neural Network

SUN Jun-Ding, LI Lin

(School of Computer Science and Technology, Henan Polytechnic University, Jiaozuo 454000, China)

Abstract: A method of medical images classification based on LBP operator and BP neural network is proposed in this paper. The method uses direction texture spectrum descriptor to describe the texture features, making them as the samples input of neural network for training. Finally, the trained network is used to classify the medical images. Experimental results show it is effective for medical images classification.

Key words: medical images classification; local binary patterns; direction texture spectrum; BP neural network

随着 Internet 的迅猛发展, 随着医学成像技术的发展和医院信息网络(如 PACS, HIS, RIS)的普及, 可供临床和研究使用的医学图像正在迅速膨胀, 同时也已成为现代临床诊断和医学研究中不可缺少的工具。由于医学图像识别难度大、分类精确度要求高等因素的影响, 使医学图像的识别成为一个复杂的非线性问题。如何快速准确的确定医学图像的类别, 已成为当前医学图像库研究的关键点之一。而纹理反映了图像本身的属性, 对医学图像具有重要意义^[1], 可用于计算机智能辅助诊断, 达到提高诊断效率和准确性的目的, 因此基于纹理特征的医学图像分类成为当前的研究热点。同时, 由于 BP 神经网络能很好将不同类别的图像分类, 近年来也被广泛的应用于医学图像的分类和识别。黄雪梅等^[2]将 BP 网络应用与肺癌诊断系统中, 能够对对细胞图像进行正确的分类, 具有较高的准确性, 有利于肺癌的早期发现和治疗。

本文利用方向纹理谱提取出图像的纹理特征, 并结合 BP 神经网络进行网络训练以实现医学图像的分类。

1 LBP算法

1.1 CS-LBP 算子

LBP 描述符通过刻画图像中每个像素点与其 8-邻域像素间的灰度变化来描述图像局部纹理特征, 其纹理直方图为 256 维, 但若用来描述图像的局部特征, 将导致特征维数快速增长。为了有效降低描述符的维数, 使其适用于描述图像的局部纹理特征, Heikkilä 等^[3]提出了中心对称局部二值模式 (CS_LBP, center-symmetric local binary pattern) 描述符, 该方法通过比较 8-邻域与中心像素相对称的四对像素间的灰度关系来定义局部纹理模式, 有效地将纹理谱描述符的维数降低到 16 维, 同时, 该方法还可通过设置全局阈值来判断纹理区域的平坦性。CS-LBP 值的计算如下式所示,

① 基金项目: 教育部科学技术研究重点项目(210128); 河南理工大学博士基金(B050901)

收稿时间: 2011-06-21; 收到修改稿时间: 2011-07-17

$$CS_LBP_T(x, y) = \sum_{i=0}^3 s_{CS-LBP}(p_i, p_{i+4}) \times 2^i \quad (1)$$

$$s_{CS-LBP}(p_i, p_{i+4}) = \begin{cases} 1, & p_i - p_{i+4} > T \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases}$$

1.2 方向纹理谱

虽然 CS_LBP 有效地降低了 LBP 描述符的维数, 但只考虑与中心像素对称的四对像素间的灰度关系, 忽略了中心像素对局部纹理特征的影响, 造成局部纹理信息的丢失。同时, 判断纹理区域的平坦性时的阈值很难确定, 确定后的阈值也难以适应其它类别的图像。为此本文引用一种新的描述子, 即方向纹理谱描述符 (D-LBP) [4]。其数学描述如下:

$$D_LBP(x, y) = \sum_{i=0}^3 s_{D-LBP}(p_i, p_c, p_{i+4}) \times 2^i \quad (2)$$

$$s_{D-LBP}(p_i, p_c, p_{i+4}) = d_1 \oplus d_2 \quad (3)$$

$$d_1(p_i, p_c) = \begin{cases} 1, & p_i \geq p_c, i = 0, 1, 2, 3 \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases} \quad (4)$$

$$d_2(p_{i+4}, p_c) = \begin{cases} 1, & p_{i+4} \leq p_c, i = 0, 1, 2, 3 \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases} \quad (5)$$

显然, 对于 D-LBP 描述符, 其特征维数为 16 维。在不提高纹理特征维数的基础上, 进一步考虑了区域中心像素与对称像素间相关性, 因而可以更有效地描述图像的局部纹理模式。

图 1 给出了 LBP、CS-LBP 以及 D-LBP 描述符计算方法的比较。

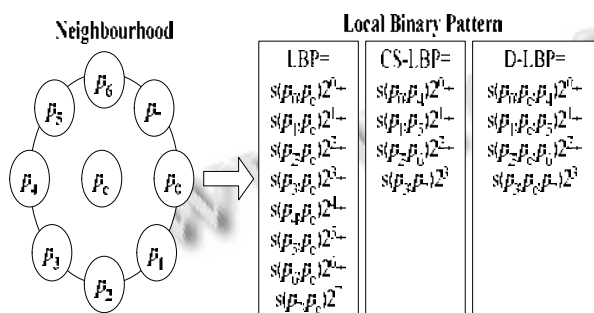


图 1 LBP、CS-LBP 及 D-LBP 描述符计算方法 ($S=8$)

2 BP神经网络

2.1 BP 神经元及其模型

BP 神经网络 [5] 是一种多层前馈神经网络, 由输入层、隐层和输出层组成。其网络结构如图 2 所示。

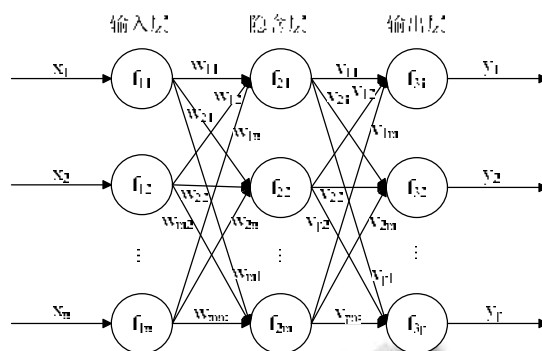


图 2 三层 BP 网络结构

设网络有 n 个输入神经元节点 $(x_1, x_2, \dots, x_n)$, k 个隐层神经元节点 $(z_1, z_2, \dots, z_k)$ 和 m 个输出神经元节点 $(y_1, y_2, \dots, y_m)$, 期望输出为 $T = (t_1, t_2, \dots, t_m)$, 输入层与隐层之间的权值为 w_{ij} , 阈值为 θ_j , 隐层与输出层之间的权值为 w_{jl} , 阈值为 θ_l 。输出节点的实际输出 y_l 、隐层节点的输出 z_j 及输出节点的误差 ε 如下:

$$y_l = f(\sum w_{jl} z_j - \theta_l) \quad (6)$$

$$z_j = f(\sum w_{ij} x_i - \theta_j) \quad (7)$$

$$\varepsilon = 0.5 \sum_{l=1}^m (t_l - y_l)^2 \quad (8)$$

2.2 训练 BP 神经网络

BP 网络权值调整采用反向传播 (Back Propagation) 的学习算法, 利用均方误差和梯度下降法来实现对网络连接权值的修正。

输出层的训练误差 δ_{jl} 及隐层的训练误差分别如下,

$$\delta_{jl} = y_l(1 - y_l)(t_l - y_l) \quad (9)$$

$$\delta_{ij} = \sum_{l=1}^m \delta_{jl} \times w_{jl} \left[1 - (x_j)^y \right] \quad (10)$$

在上述训练误差的作用下, 对于第 $n0$ 步迭代, 权值分别调整为:

$$w_{jl}(n0+1) = w_{jl}(n0) + \eta \delta_{jl} x_j + \alpha [w_{jl}(n0) - w_{jl}(n0-1)] \quad (11)$$

$$w_{ij}(n0+1) = w_{ij}(n0) + \eta \delta_{ij} x_i + \alpha [w_{ij}(n0) - w_{ij}(n0-1)] \quad (12)$$

阈值分别调整为:

$$\theta_j(n0+1) = \theta_j(n0) + \eta \delta_j + \alpha [\theta_j(n0) - \theta_j(n0-1)] \quad (13)$$

$$\theta_l(n0+1) = \theta_l(n0) + \eta \delta_l + \alpha [\theta_l(n0) - \theta_l(n0-1)] \quad (14)$$

式中 η 称为学习速率,是按梯度搜索的步长,在学习中,只要网络不振荡,则 η 尽量取较大值; α 是为了加速收敛并防止振荡在权值改变量中加入的一个动量因子,它通过对过去权重(阈值)的变化来影响目前权重(阈值)的变化。

在实际的网络训练过程中,给定输入样本和目标输出后,对每个训练样本重复式(8)~式(13)的迭代,即不断地计算误差、调整权重和阈值,直到所有样本训练完毕且误差满足精度要求,即停止训练。

3 BP神经网络进行医学图像分类

利用 BP 网络对医学图像进行分类的步骤如下,

1) 采用 D_LBP 方法提取出图像的 16 维纹理特征向量;

2) 将上面提取出来的 16 维特征向量作为网络的输入数据,本文输入每一类图像的前 80 幅共 320 幅图像的特征作为输入数据 P;

3) 写入期望数据 T,采用二进制方法表示,四类图像的目标输出分别为 00, 01, 10, 11;

4) 将 P 和 T 代入 BP 神经网络中进行训练,建立一个网络。其中网络的初始值设置如下:由于提取出的是 16 维特征向量,故取输入节点数 $I=16$;共有四类医学图像,取输出节点数 $J=2$;隐层节点数按经验公式 $L=\sqrt{(I+J)+a}$ ^[6]确定,其中 a 为 1 到 10 之间的常数,实验中取 $L=15$ 。学习函数采用梯度下降动量函数“learnsgdm”,学习率取 0.01,传递函数取 S 型的对数函数“logsig”,性能分析函数取均方差函数“mse”。标准的 BP 网络训练函数大都采用负梯度方向,即按误差下降方向进行搜索,这样的搜索策略可以使目标函数即网络训练误差下降速率最快,但是却不能保证网络最快收敛,因此本文采用共轭梯度算法^[7],搜索方向为共轭梯度方向。该算法不需要在每一次迭代中都进行线性搜索,从而避免了搜索方向计算的耗时问题。其基本思想采用了模型置信区间逼近的原理。避免了耗时巨大的线搜索过程,从而提高了网络的训练速度,其训练函数为“traincsg”;

5) 将其余的 80 幅图像作为测试样本代入上面已经建立好的网络,神经网络由于具备并行运行、自学习、自组织等特点,可以快速的计算,给出正确的分类结果。

4 实验结果及分析

为了验证本文提出方法的性能,从医影在线影像图库中选取 400 幅四种不同部位的 CT 图像组成医学图像库,其中,腹部、胸部、头部和其它部位的图像分别 100 幅。软件环境是 MATLAB 7.0 仿真实验系统。

从输出数据可以看出图像属于图像库中的哪一类。例如选取第 383 幅图像作为测试样本数据,其运行结果为:0.9999 0.0108 四舍五入为 10,即属于第三类图像。

网络对部分测试样本图像的分类结果如下表 1 所示:

图像	实际输出	期望输出	类别
腹部	0.0105 0.0059	00	第一类
胸部	0.0192 0.9896	01	第二类
头部	0.9999 0.0108	10	第三类
其它	0.9996 1.0000	11	第四类

产生网络训练效果图如图 3 所示

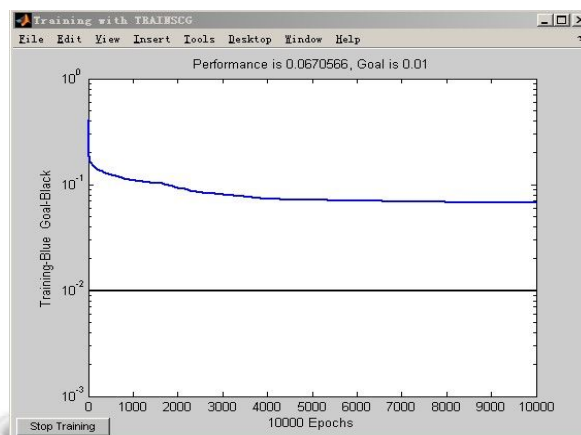


图 3 网络训练图

从图 3 可以看出训练参数的选择是合理的,训练的收敛速度快,下降趋势平稳。

采用上述网络对医学图像进行分类,针对不同类别的医学图像,分类正确率如下表 2 所示。

图像	训练样本	测试样本	分类正确率
腹部	80	20	87.9%
胸部	80	20	83.35
头部	80	20	92.3%
其它	80	20	93%

(下转第 212 页)

实际传输的帧速进行了测试,结果如表1所示。由此可知,在一般3G网络环境下,即使使用经典的CIF分辨率,帧速也能达到19FPS左右,可见能够满足视频监控的实际需求。

表1 不同格式图像的帧速测试

帧格式	分辨率	帧速(FPS)
QCIF	176*144	26
CIF	352*288	19
D1	704*576	5

4 结语

本文在研究新一代编码标准H.264的基础上设计了基于3G无线网络和H.264的嵌入式视频监控系统。该系统以高性能ARM11处理器为核心,控制采集视频数据,并对其进行H.264编码,最后采用RTP协议,实现了H.264视频流在3G网络中实时稳定地传输。实验测试也证明了该方案可行性较高,视频质量较好。适合于电力线路、移动平台、森林防火监控等众多领域,具有较为广阔的市场前景与较大的应用价值。

参考文献

- 1 钱华明,刘英明,张振旅.基于S3C2410嵌入式无线视频监控

系统的设计.计算机测量与控制,2009,17(6):1132-1134.

- 2 贺礼,陈前斌,唐伦等.基于3G无线网络实时传输MPEG-4流媒体的设计与实现.计算机应用研究,2008(25):1856-1859.
- 3 张宛方,苏鸿根.基于RTP/UDP/IP协议实时传输MPEG4流媒体文件.计算机工程与设计,2004,25(8):1409-1410.
- 4 Beg S, Khan M. Video over wireless networks: A brief review. Communication Systems Software and Middleware and Workshops, 2008. COMSWARE 2008. 3rd International Conference on. 2008,(6):692-698.
- 5 Li J, Hao WD. Research and Design of Embedded Network Video Monitoring System Based on Linux. Computer Science and Software Engineering, 2008 International Conference on. 2008,(12):1310-1313.
- 6 Connie A, Nasiopoulos T, Leung PVC, Fallah YP. Video Packetization Techniques for Enhancing H.264 Video Transmission over 3G Networks. Consumer Communications and Networking Conference, CCNC 2008. 5th IEEE. 2008, (12):800-804.
- 7 刘瑞祯,于仕琪.OpenCV教程.北京:北京航空航天大学出版社.
- 8 郭巧云,许雪梅.基于ARM11的无线视频监控系统的的设计.计算机测量与控制,2010,18(8),1786-1791.

(上接第162页)

5 结语

本文利用D-LBP算子提取出图像的纹理特征,再利用BP神经网络对医学图像进行分类,实验结果表明,将图像的纹理特征和BP神经网络相结合进行医学图像的分类取得了较好的效果,有效准确的对给定的医学图像进行分类。然而,BP神经网络仍存在网络不易收敛,且易陷入局部极小等缺点。所以下一步的工作还需要着手优化网络的这些缺点,使得图像的纹理特征和神经网络的结合能够取得更加满意的分类检索效果。

参考文献

- 1 Merouani H, McCall J, McKenzie I. Classification of GRF texture in Mammograms through discriminant Analysis 7th International Symposium on Signal Processing and Its

Applications, 2003, 673-676.

- 2 黄雪梅,唐治德,赵一凡.BP网络研究及其在肺癌诊断系统中的应用.重庆大学学报,2005,28(1):42-44.
- 3 Heikkilä M, Pietikäinen M, Schmid C. Description of interest regions with local binary patterns. Pattern Recognition, 2009, 42(3):425-436.
- 4 毋小省.基于纹理谱特征的图像检索技术研究[硕士学位论文].焦作:河南理工大学,2010.
- 5 杨治明,王晓蓉.BP人工神经网络在图像分割中的应用.计算机科学,2007,34(3):234-236.
- 6 张德丰.MATLAB神经网络仿真与应用.北京:电子工业出版社,2009.167-176.
- 7 高隼.人工神经网络原理及仿真实例.北京:机械工业出版社,2003.44-55.