

中图分类号: TP751 文献标志码: A 文章编号: 1006-8961(2011)12-2206-05

论文索引信息: 徐倩, 何建农. 遥感图像分类的 LMBP 核函数改进算法 [J]. 中国图象图形学报, 2011, 16(12): 2206-2210

遥感图像分类的 LMBP 核函数改进算法

徐倩, 何建农

(福州大学数学与计算机科学学院, 福州 350002)

摘要: 在核函数的基础上采用向量扩展的方法改进传统的 LMBP 算法, 将输入向量由低维转换到高维, 充分利用误差函数的一二阶导数信息, 同时结合传统 LMBP 算法的优点提高网络训练的收敛速度。仿真实验结果表明, 改进方法网络训练的迭代次数更少, 分类精度更高, 对遥感图像分类更有效。

关键词: 核函数; LMBP 算法; 遥感图像分类

LMBP algorithm of remote sensing image classification improved by kernel functions

Xu Qian, He Jiannong

(Dept. of Mathematics, Mathematics and Computer Science Institute, Fuzhou University, Fuzhou 350002 China)

Abstract: This paper improves the traditional LMBP algorithm of remote sensing image classification by extending input vectors which have been changed from low dimension to high dimension with kernel function for full utilization of the first and second derivatives information of error function. Simultaneously, combined with the traditional advantages of the LMBP algorithm, it can accelerate the convergence of network training. The simulation results show that the improved method can be more effective in remote sensing image classification because it needs less iteration for network training and achieves higher classification accuracy.

Keywords: kernel function; LMBP algorithm; remote sensing image classification

0 引言

随着卫星遥感图像分辨率的不断提高, 人们可以从遥感图像中获得更多的有用信息。遥感图像分类作为图像处理中的重要环节, 对地物信息提取、动态变化监测、专题地图制作和遥感图像库的建立等都有重要意义。目前用到较多的分类方法有最小距离法、平行六面体法、神经网络法等。相比其他方法, 神经网络法具有自学习和自组织的优点, 可以划分较为复杂的特征空间, 处理分布不规则的复杂数据, 显著提高分类精度。因此, 近年来神经网络法被

广泛地应用于遥感图像分类。

误差反向传播(BP)算法是一种按误差逆传播算法训练的多层前馈神经网络, 由于其结构简单, 可塑性强, 数学意义明确, 学习算法步骤分明, 故一直是神经网络的研究热点。但该算法仍存在网络训练速度慢, 不易收敛等缺陷^[1]。许多学者对 BP 算法进行改进, 提出附加动量法、共轭梯度法、LMBP (Levenberg-Marquardt) 法等^[1]。但是附加动量法权值改变对训练影响很大, 易对后面的调整产生误导; 共轭梯度法每一步都要进行 1 维搜索, 耗费时间久。LMBP 算法^[1]分类精度较好, 但迭代计算量比前两者都大。提出一种基于核函数改进的 LMBP 遥感图

收稿日期: 2010-12-23; 修回日期: 2011-02-21

基金项目: 国家自然科学基金项目(50877010)。

第一作者简介: 徐倩(1985—), 女。现为福州大学数学与计算机科学应用数学专业硕士研究生, 主要研究方向为遥感图像处理。E-mail: xuqian_dongdong@163.com。

像分类算法,在核函数的基础上将分类转化到特征空间,通过扩展 BP 网络结构和增加输入维数的方法改进 LMBP 算法,然后进行训练仿真。实验结果表明,改进算法可进一步减少网络训练迭代次数,缩短网络训练时间,提高神经网络分类效果。

1 核函数和 LMBP 算法简介

核空间理论是由 Vapnik 引入的^[2],即将低维的输入空间数据映射到特征空间,使分类问题转化到特征空间,该理论的提出为解决非线性问题奠定了基础,同时也是克服维数灾难问题的关键。核函数方法是用非线性变换 $f(x)$,将 n 维矢量空间中的随机矢量 X 映射到高维特征空间。统计学习理论指出,只要对称函数 $K(x, x_i)$ 满足 Mercer 条件^[3]就可以作为核函数^[4]。常用的核函数^[5]有多项式核函数、高斯径向核函数和多层感知机核函数等。

LMBP 法是所有 BP 改进算法中速度最快的算法之一,由 Levenberg 与 Marquardt 最早提出,实际上是梯度下降法和牛顿法的结合。梯度下降法在开始几步下降较快,但随着接近最优值时,由于梯度趋于零,目标函数下降速度缓慢。而牛顿法可以在最优值附近产生一个理想的搜索方向。LMBP 法结合了梯度下降法和牛顿法的优点。

2 基于核函数改进的 LMBP 算法

2.1 改进算法的基本思想

提出的基于核函数改进的 LMBP 算法是利用核函数与向量扩展相结合,将样本向量由低维转换到高维,使分类问题转化到特征空间进行,使原来 LMBP 网络结构由 3 层^[6]变为输入层、扩展层、隐含层、输出层 4 层(如图 1),将输入层向量扩展到更高维的向量空间后再运用 LMBP 算法实现遥感图像分类。LMBP 算法利用非线性最小二乘法来推导 Hessian 矩阵的近似形式,从而减少计算量,而误差函数的一、二阶导数是 LMBP 函数的重要组成因子^[7]。由于改进算法对样本进行了扩展,通过输入维数的增加提高目标函数与 Hessian 矩阵^[8]的近似度,更加充分利用了误差函数的一、二阶导数信息,提高了非线性静态模型参数的精确度,因此仿真结果更精确。扩展后的网络拓扑结构也更合理,增强了网络的适应能力,改善神经元的激活特性,使网络

训练速度更快,迭代次数更少,从而使可分性更强。

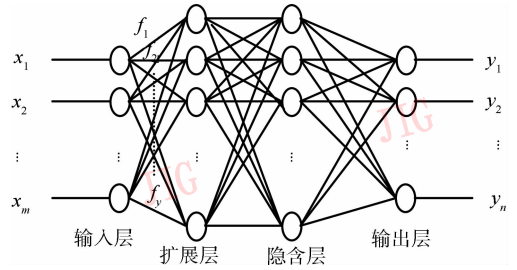


图 1 改进的 BP 网络结构

Fig. 1 The improved BP network

2.2 改进算法的描述

设 (x_1, x_2, \dots, x_m) 为原始输入向量, $f(x)$ 为一非线性函数, (f_1, f_2, \dots, f_n) 为扩展后的输入向量,则 $n > m$ 。 $f(x)$ 的选择有多种方式^[5],本文用到的函数为多项式核函数和高斯径向核函数的变换函数,即核函数 1 与核函数 2。

核函数 1

$$f_1(u, h) = \frac{(x(u, v) \cdot x(u, w) + 1)^2}{10\ 000} \quad (1)$$

核函数 2

$$f_2(u, l) = \exp\left(\frac{-|3x(u, v) - 2x(u, w)|^2}{1\ 000}\right) \quad (2)$$

其中, $u (u = 1, 2, \dots, 40\ 000)$ 表示待分类图像的 200×200 个样本点; $v, w (v = 1, 2, 3; w = v, \dots, 3)$ 表示待分类图像维数; h 和 l 分别表示两个核函数扩展后向量的维数。扩展后的 LMBPN 模型结构如图 1 所示。

2.3 改进算法的实现

普通的分类实现主要分两个阶段:第 1 阶段是根据样本数据运用网络本身进行自学习;第 2 阶段是利用学习结果对待分类图像进行分类。

改进算法的实现步骤如下:

1) 数据预处理进行样本选择 首先需要设计输入向量 P 和目标向量 T ,输入向量的值由图像的 3 维矩阵得出,经过变换后得到样本集。

2) 向量扩展 运用核函数对样本集进行扩展,本次实验选用式(1)的核函数 1 和式(2)的核函数 2 对原样本集分别进行扩展。

3) 创建网络 用 newff 函数,命令^[10-11]为

`net = newff (minmax (G), [S1 S2], { 'logsig', 'purelin' }, 'trainlm', 'learnqdm', 'mse')`。

其中,参数 $\min\max(G)$ 为取得输入向量的最小到最大范围, $S1$ 和 $S2$ 分别为神经网络的隐节点数和输出节点数。 $\log\text{sig}$ 和 purelin 分别为隐含层和输出层函数, trainlm 为训练函数,权/阈值学习函数采用的是 $\text{learn\text{gdm}}$ 函数, 'mse' 表示将均方误差作为网络的训练目标。通过函数 net. trainParam 设置网络的最大迭代次数和误差目标等参数,规定最大迭代次数为 10 000,误差指标量级为 0.000 1。

4) 学习及训练 用 $\text{train}(\text{net}, P, T)$ 函数^[12]。

5) 网络仿真 用 $\text{sim}(\text{net}, \text{测试矩阵})$ 函数。训练之后,利用训练好的神经网络,将测试图片经过函数扩展之后,进行网络仿真,得到分类结果。

6) 将分类结果的数据矩阵以图像形式显示。

由此可见,本文的算法分类实现主要有 3 个阶段,如图 2 所示。

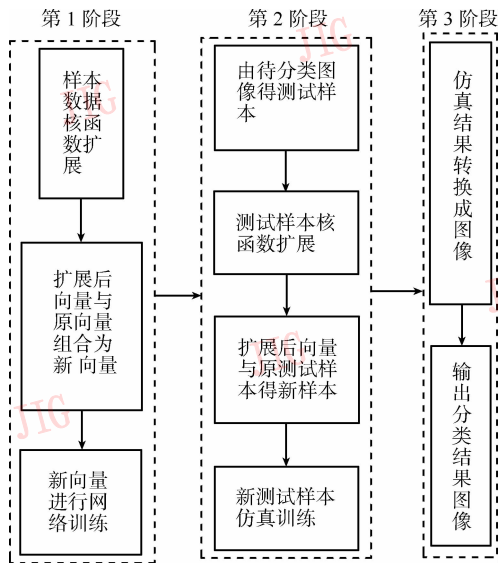


图 2 改进算法实现的 3 个阶段

Fig. 2 Three stages of the improved method

3 仿真实验与结果分析

3.1 数据准备

首先对某地原始遥感图像选取波段 3、4、5 组合成多波段图像作为原始的遥感图像(如图 3(a));其次对合成图进行去噪等预处理后选择 TM 合成降噪图像作为待分类图像(图像大小为 200 像元 \times 200 像元,如图 3(b))所示,然后进行训练和测试分类效果。

3.2 仿真实验及分析

本实验选用图 3(b)所示的遥感图像,参照地形

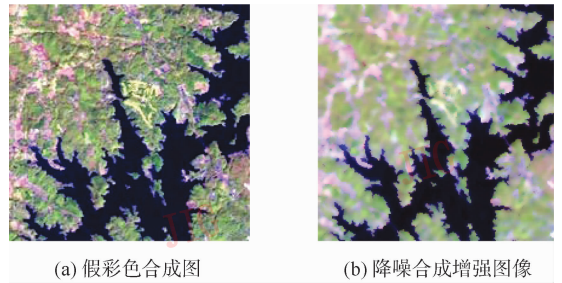


图 3 543 波段遥感图像

Fig. 3 Remote sensing images of TM543

图,采用目视解译,选取水域、裸地、农用地、林地、公用地 5 类每类各 50 个样本作为输入,选用 LMBP 法与基于核函数改进的方法进行实验,分别选取 5 组运行结果进行对比。

其中传统的 LMBP 算法模型的输入层数为 3(卫星影像的 3 个波段),输出层数 5 为分类的类别数;改进算法的两个模型的输入层数为 9(其中 3 层为原来 LMBP 算法模型的输入层数,6 层为扩展层数),输出层数为 5。分别采用传统的 LMBP 算法、基于核函数 1 改进的 LMBP 算法以及基于核函数 2 改进的 LMBP 算法进行分类。分类实验的网络训练曲线、分类结果和实验结果分别如图 4、图 5 和表 1 所示,其中结果为 5 次实验得到的平均值。

图 4 横坐标表示网络训练的迭代次数,纵坐标表示误差指标,由图 4(a)一(c)可见,传统的 LMBP 算法需 9 次迭代,而基于核函数 1 的 LMBP 算法只有 4 次迭代,基于核函数 2 的 LMBP 算法只有 5 次迭代,因此改进算法有效的减少了网络训练的迭代次数。从分类结果图 5(a)一(c)可以看出,与传统的 LMBP 算法相比,基于核函数改进算法的分类图像精确度得到了较大提高。因此,基于核函数的改进算法对原始样本进行扩展后,分类过程的训练曲线及分类结果都有所改善。

分类精度是遥感图像中正确分类的百分比,其表达式见式(3)。Kappa 系数^[9]是评价分类精度的多元统计方法,在遥感图像处理中主要用于精确性评价和图像的一致性判断。Kappa 系数越大,分类结果越可靠,其表达式如式(4)。

$$\text{平均精度} = \frac{\sum a_{ii}}{N} \quad (3)$$

$$\text{Kappa} = \frac{N \times \sum a_{ii} - \sum (T_j \times T_i)}{N^2 - \sum (T_j \times T_i)} \quad (4)$$

其中, a_{ii} 代表 A 的对角元素, N 为各样本总数, T_j 和 T_i 分别表示 A 的第 i 行之和以及第 j 列之和。

本文从待分类图像中 5 类地物的每一类中均匀选取 40 个样本点进行仿真, 计算各地样本所属类

别, 将每类样本分类结果数据看做矩阵 A , 计算分类总精度及 Kappa 系数。由表 1 可见, 基于核函数的 LMBP 算法在分类精度与 Kappa 系数上都比传统的 LMBP 算法有所提高, 因此, 本文提出的改进方法能优化遥感图像分类结果。

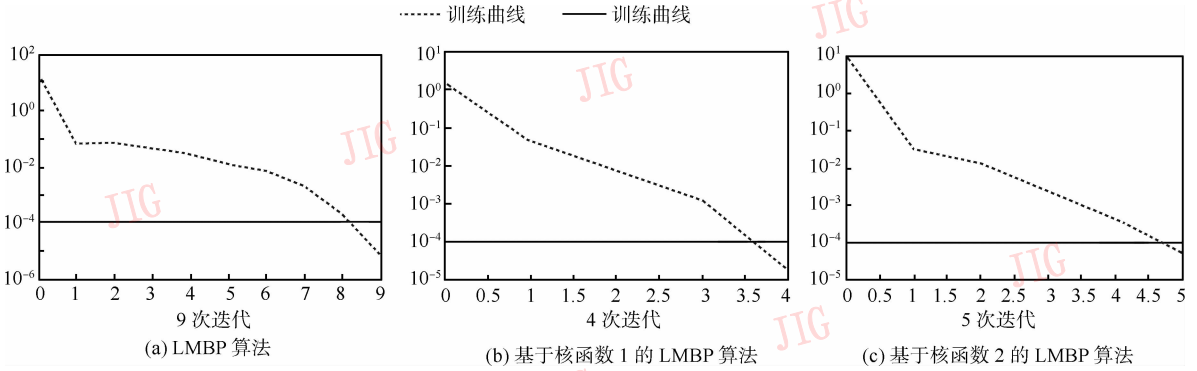


图 4 收敛曲线

Fig. 4 The convergence curved shapes

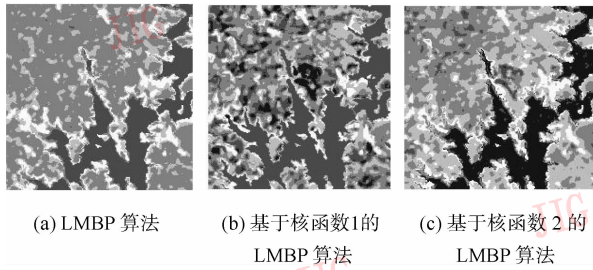


图 5 分类结果

Fig. 5 The classified results

表 1 5 次实验平均测试结果

Tab.1 The average test results of five experiments

项目		算法		
		LMBP 算法	基于核函数 1 的 LMBP 算法	基于核函数 2 的 LMBP 算法
水域	分类均值	35.2	35.4	37.89
	精度/%	88.00	88.50	94.50
裸地	分类均值	35.8	37.2	35.8
	精度/%	89.50	93.00	89.50
农用地	分类均值	35	36.8	37.2
	精度/%	87.50	92.00	93.00
林地	分类均值	34.8	36.2	37.6
	精度/%	87.00	90.50	94.00
公用地	分类均值	34.4	37.6	36.2
	精度/%	86.00	94.00	90.50
平均精度/%		87.60	91.60	92.30
Kappa 系数/%		84.50	89.50	90.38

4 结 论

分别采用多项式和高斯径向基两种核函数对 LMBP 算法进行改进, 改进算法将输入向量由低维扩展到高维, 有效减少了网络训练的迭代次数。实验结果表明, 基于核函数改进的 LMBP 算法既能增强遥感图像分类的准确性, 又能提高分类精度, 可以得到更详细的分类结果图像。

参考文献 (References)

[1] Li Chaofeng, Zeng Shenggen, Xu Lei. Intelligent Processing Techniques of Remote Sensing Image [M]. Beijing: Publishing House of Electronics Industry, 2001. 9:27-66, 294-304. [李朝峰, 曾生根, 许磊. 遥感图像智能处理 [M]. 北京: 电子工业出版社, 2007. 9:27-66, 294-304.]

[2] Wu Jinpei. Principle component analysis and application based on kernel function [J]. Systems Engineering, 2005, 23 (2): 117-120. [吴今培. 基于核函数的主成分分析及应用 [J]. 系统工程, 2005, 23 (2): 117-120.]

[3] Baudat G, Anouar F. Generalized discriminant analysis using a kernel function [J]. Neural Computing, 2000, 12 (10): 2385-2404.

[4] Wang Yushi, Gao Wen. Kernel-based image classification using the context of visual words [J]. Journal of Image and Graphics, 2010, 15 (4): 607-616. [王宇石, 高文. 用基于视觉单词上下文的核函数对图像分类 [J]. 中国图象图形学报, 2010, 15 (4): 607-616.]

- [5] Yin Wanghong, Li Chaofeng, Zhang Junben, et al. Hybrid-kernel SOM neural network and its application in remote-sensing image data classification [J]. Computer Engineering and Design, 2009, 30 (2): 388-391. [尹汪宏, 李朝峰, 张俊本, 等. 基于混合核函数的自组织神经网络遥感图像分类 [J]. 计算机工程与设计, 2009, 30 (2): 388-391.]
- [6] Bian Zhaoqi, Zhang Xuegong. Pattern Recognition (2 nd ed) [M]. Beijing: Tsinghua University Press, 2007, 1: 250-271. [边肇祺, 张学工. 模式识别 (第二版) [M]. 北京: 清华大学出版社, 2007, 1: 250-271.]
- [7] Zhou Hongbo, Xue Guiyu, Fu Chenghua. Elastic parameter inversion of concrete dam based on L-MBP neural network [J]. Sichuan Water Power, 2009, 28 (1): 86-90. [周洪波, 薛桂玉, 付成华. 基于 L-MBP 神经网络的混凝土坝弹性参数反演 [J]. 四川水利发电, 2009, 28 (1): 86-90.]
- [8] Rajeev W, Samik C, Bhaskar G. Neurocomputational analysis of square microstrip antenna characteristics [J]. International Journal of Electronics & Communication Technology, 2010, 12 (1): 20-24.
- [9] Kent W K, Wai L L, Li Zhilin. The effects on image classification using image compression technique [J]. International Archives of Photogrammetry and Remote Sensing, 2000, 33 (B7): 744-750.
- [10] Zhang Dongbo, Wang Yaonan. Neural network ensemble based on rough sets reduction and its application to remote sensing image classification [J]. Journal of Image and Graphics, 2008, 13 (3): 480-487. [张东波, 王耀南. 基于粗糙集约简的神经网络集成及其遥感图像分类应用 [J]. 中国图象图形学报, 2008, 13 (3): 480-487.]
- [11] Yang Shuying. Pattern Recognition and Intelligent Computing: its Matlab Realization [M]. Beijing: Tsinghua University Press, 2008, 1: 140-153. [杨淑莹. 模式识别与智能计算: Matlab 技术实现 [M]. 北京: 电子工业出版社, 2008, 1: 140-153.]
- [12] Ge Zhexue, Sun Zhiqiang. Neural Network Theory and Matlab Application [M]. Beijing: Publishing House of Electronics Industry, 2007: 118-119. [葛哲学, 孙志强. 神经网络理论与 Matlab R2007 实现 [M]. 北京: 电子工业出版社, 2007: 118-119.]