

改进的波段选择混合核函数遥感图像分类算法^{*}

徐 倩, 何建农

(福州大学 数学与计算机科学学院, 福州 350002)

摘 要: 针对遥感图像多波段不易成像、其图像信息冗余不适合图像分类以及传统 LMBP 算法迭代次数多且分类不够精确的问题, 改进了 OIF 指数和可分性距离公式, 分组并选出遥感图像最佳波段组合, 并运用改进的 LMBP 混合核函数算法进行分类。仿真实验表明, 改进算法对各波段信息分析更加全面客观, 波段选择更加优化; 与传统算法相比, 网络训练迭代次数有明显减少, 分类精度及 Kappa 系数分别提高了 5% 和 6.625%, 遥感图像分类更有效。

关键词: 指数; 可分性距离; 波段选择; 混合核函数; LMBP 算法; 遥感图像分类

中图分类号: TP751 文献标志码: A 文章编号: 1001-3695(2012)07-2790-03

doi:10.3969/j.issn.1001-3695.2012.07.107

Algorithm of remote sensing image classification improved by bands selection and hybrid kernel functions

XU Qian, HE Jian-nong

(College of Mathematics & Computer Science, Fuzhou University, Fuzhou 350002, China)

Abstract: As the multi-band of remote sensing image is not easy to imaging, its redundancy image information is not suitable for image classification, what's more, the traditional LMBP algorithm has large iteration number and classification imprecise problems. This paper improved the formula of the OIF index number and separability distance, separated to chose the best band combination, and then used the LMBP algorithm refinement of hybrid kernel function to classify. The simulation results show that the improved method can analyze information of the bands more comprehensive and objective, comparing with the traditional algorithm, the network training iterations are significantly reduced, the classification accuracy and Kappa coefficient can be increased by 5% and 6.625%, the classification of remote sensing image more effectively.

Key words: index number; separability distance; bands selection; hybrid kernel function; LMBP algorithm; remote sensing image classification

遥感图像可以实时记录地物的电磁波谱特征, 而遥感图像分类在制图、数据提取以及变化检测等方面都具有重要作用。但是遥感图像的数据种类繁多、混合度大, 因此遥感图像的分类以及分类的精度问题是当前遥感图像研究中的关键问题, 成为人们关注的焦点。神经网络由于其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, 显著地提高分类精度。因此, 近年来神经网络法被广泛地应用于遥感图像分类。

波段选择是为了解决某一具体问题而从传感器获取的多波段数据中挑选出一个或多个波段的过程。由于遥感图像由多波段组成, 普通彩色图像只能显示三个波段, 为了便于图像的处理, 如何选择合适的波段令遥感图像的特征信息得到充分利用, 这对遥感图像分类的研究起着重要作用。最早提出的组合波段的方法即最佳指数因子 (OIF-optimum index)^[1] 是一种较好的波段选择的依据, 也是目前常用的波段选择方法。该方法用公式求出各个波段中的 OIF 指数来选择最优波段, 然而在具体的实际应用中这种方法仍存在一定的局限性。例如, 经过该算法选择的波段组合不一定是最好的组合, 相对于高光谱图像波段的选择, 其计算量仍然很大。本文针对原始波段选择方

法提出了 IF 指数方法及可分性距离的方法, 利用改进的公式综合运用波段信息, 选取最佳波段更加客观准确, 为遥感图像分类奠定了基础。在波段选择后提出基于混合核函数改进的 LMBP 遥感图像分类算法, 在混合核函数的基础上改进 LMBP 算法, 然后进行训练仿真。

1 混合核函数和 LMBP 算法介绍

Vapnik 引入核空间理论^[2], 将低维的输入空间数据映射到特征空间, 分类问题进而也转换到特征空间。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。而由常用核函数组合成的混合核函数仍然满足 Mercer 定理对核函数的要求, 同时又将核函数优点相组合, 因此可以作为核函数应用。

设 K_1, K_2 是在 $X \times X$ 上的核, X 包含于 R_n , $f(x)$ 是 X 上的实值函数, $g(x): X \rightarrow R_n$ 。 K_3 是 $R_n \times R_n$ 上的核, B 是一个 $n \times n$

收稿日期: 2011-11-19; 修回日期: 2011-12-29 基金项目: 国家自然科学基金资助项目 (50877010)

作者简介: 徐倩 (1985-), 女, 山东青岛人, 硕士研究生, 主要研究方向为遥感图像处理 (xuqian.dongdong@163.com); 何建农 (1960-), 女, 福建永春人, 副教授, 硕士, 主要研究方向为遥感图像处理、网络 GIS 技术。

维的对称半正定矩阵, a, b, c, d 均为系数, 则下列新构造函数是核函数:

$$\begin{aligned} K(x, y) &= aK_1(x, y) + bK_2(x, y) \\ K(x, y) &= cK_1(x, y)K_2(x, y) \\ K(x, y) &= dK_3(g(x), g(y)) \\ K(x, y) &= \exp(K_1(x, y)) \end{aligned}$$

根据以上知识, 只要单独几种的核函数进行组合都能组成混合核函数。

所有 BP 改进算法中, LMBP 法^[6]是目前速度最快的算法之一, 最早由 Levenberg 等人提出。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 法则结合了梯度下降法和牛顿法的优点。

2 波段选择

2.1 波段信息分析

波段选择的 OIF 指数方法计算的理论基础^[7]是: 图像标准差与所包含的信息量成正比, 标准差越大, 包含的信息量也越多, 而波段间的相关系数与其独立性成反比。因此, OIF 指数是一个比较客观综合的衡量标准^[8], 同时该计算方法简单易操作。其数学表达式如下:

$$OIF = \frac{\sum_{i=1}^3 S_i / \sum_{j=1}^3 R_{ij}}{\quad} \quad (1)$$

其中: S_i 为第 i 个波段图像的标准差, 其值越大, 则图像数据的离散度和包含的数据量以及可分性越大; R_{ij} 为两个组合波段 i 与 j 之间的相关系数, 其值越大, 图像数据越独立, 图像包含的信息冗余度越小。OIF 越大, 表明波段间的相关性越小, 三个波段的组合图像的信息量越大, 即波段的组合方案越好。

2.2 波段选择新方法

本文经过研究分析, 针对 OIF 指数方法的优缺点, 对 OIF 方法进行了改进。首先根据对 TM 图像相邻波段的相关系数 (表 1) 构成的相关系数矩阵 (记为 D) 进行分析。根据波段基本信息可知, TM3 为可见光最佳波段, TM4 是反映植被信息的重要波段, TM5 提供的光谱信息最为丰富, TM6 在植被调查和监测中应用很少, 因此 TM6 要尽量避免被选为研究波段。又因为选取的波段组合为三波段组合, 可将相关系数较高的 TM1、TM2、TM3 划为一组, 另外几个相关系数较低的 TM4、TM5 和 TM7 分别为一组, 即总共划分为四组。由于每一组是根据相关系数划分的, 所以组内的相关性较强, 而组间的相关性较弱, 同时组内和组间的相关性强弱决定了整个波段的相关性。

另外, 根据各波段统计特征值的分析 (表 2) 及表 1 的相关性可知, TM5 和 TM7 不能同时应用, 所以可用的三波段组合有 TM345 和 TM347。

然后在 OIF 指数的基础上, 对式 (1) 进行了改进, 设波段共分为 n 组 (本实验中有四组), 不同的两组记为 ij 。由于每组已经选定一个波段, 所以将 IF_i 记为选定波段的 IF 指数, S_i 为选定波段的标准差, $R_{i,j}$ 为该组与不同组的两个波段间的相关系数, $|\overline{R_i}|$ 为每组内相关系数的绝对值之和的平均值, IF 指数的计算公式如下:

$$I_i = \frac{S_i}{\overline{R_i}} \quad (2)$$

$$W_i = |\overline{R_i}| + \sum_{i=1, i \neq j}^n R_{i,j} \quad (3)$$

由式 (2) (3) 可得各组波段的新指数, 结果如表 3 所示。可知, 波段新指数的大小关系为 TM5 > TM4 > TM7 > TM3。

表 1 TM 图像各波段统计特征值分析

TM 波段号	最小值	最大值	均值	中值	方差	标准差
band 1	15	255	123.4846	108	1.7874e+003	42.2779
band 2	22	255	123.6204	109	2.0336e+003	45.0952
band 3	17	255	123.8163	109	2.3095e+003	48.0574
band 4	0	255	130.2682	140	3.0485e+003	55.2130
band 5	0	255	127.2866	129	3.5865e+003	59.8874
band 6	0	255	125.3681	122	3.1984e+003	56.5540
band 7	13	255	125.2514	119	3.2147e+003	56.6987

表 2 TM 图像各波段相关系数矩阵

波段	TM1	TM2	TM3	TM4	TM5	TM6	TM7
TM1	1	0.9403	0.9056	0.2647	0.5638	0.6330	0.7594
TM2	0.9403	1	0.9560	0.3930	0.6704	0.6643	0.8304
TM3	0.9056	0.9560	1	0.4580	0.7614	0.7002	0.8995
TM4	0.2647	0.3930	0.4580	1	0.8152	0.4699	0.6484
TM5	0.5638	0.6704	0.7614	0.8152	1	0.6784	0.9336
TM6	0.6330	0.6643	0.7002	0.4699	0.6784	1	0.7516
TM7	0.7594	0.8304	0.8995	0.6484	0.9336	0.7516	1

表 3 各组波段新指数

指数	TM3	TM4	TM5	TM7
S_i	48.0574	55.2130	59.8874	56.6987
W_i	3.067533	2.9216	3.5102	3.4815
新指数	15.66646	18.89821	17.06097	16.28571

为选择更优化的波段组合, 需对某些特定地进行可分性距离分析的计算, 以便得到波段或波段组合上最容易区分的地物类别, 因此本文采用光谱混合距离^[9]对光谱可分性距离进行计算, 从而判断最佳波段组合。对于任意的两类地物, 其光谱混合距离代表了这两类地物在该波段或波段组合上的可分性, 其值越大, 则可分性越大。设 $x_{i,m}$ 和 $x_{j,m}$ 分别为第 i 和第 j 类地物在波段 m 上的光谱亮度值, 即 DN 值, 则其光谱可分性距离的计算公式为

$$D_{i,j} = |x_{i,m} - x_{j,m}| \quad (4)$$

由于原始遥感图像中每个波段分为五类, 每一类在不同波段上的光谱亮度值及可分性距离均不相同, 为了使求得结果更加精确, 对式 (4) 进行更细致的划分, 计算公式如下:

$$D = \sum D_{i,j} / n \quad (5)$$

其中: D 为每个波段中两类地物的可分性距离的平均值。由式 (4) 和 (5) 可得任两类地物在各波段组合的可分性距离, 结果如表 4 所示。可分性距离的大小关系为: TM5 > TM7 > TM3 > TM4。

表 4 各波段组合的可分性距离结果

	TM3	TM4	TM5	TM7
$D_{1,2}$	100.3800	25.3800	73.0600	90.5400
$D_{1,3}$	88.7600	26.8800	23.6800	60.7200
$D_{1,4}$	26.9400	24.7400	46.6600	48.4400
$D_{1,5}$	71	151.6600	174.5600	133.6600
$D_{2,3}$	36.9800	21.8200	77.5400	40.8200
$D_{2,4}$	109.6400	18.8800	117.5200	131.0200
$D_{2,5}$	171.3800	148.5600	247.6200	224.2000
$D_{3,4}$	98.8600	29.2200	45.2200	93.2400
$D_{3,5}$	158.4400	139.5800	170.1600	186.4200
$D_{4,5}$	61.7400	158.4000	130.1000	93.1800
D	92.4120	74.5120	110.6120	110.2240

经过指数及可分析性距离可知 TM5 > TM7。图 1 为波段组合后灰度图的成像对比。

TM543 组合的图像更接近自然色, 符合人们的视觉习惯, 同时该组合也含有丰富的信息量, 各种地物影像特征的差别可得到充分显示, 因而在网络学习和分类时其效率都有所提高。综上所述, TM543 波段组合选为最优波段组合。

综合以上分析, 新方法先进行分组选出初始波段, 经过计

算分析排除相关性大的波段,大大降低了计算量,且降低了相关性。又由于该方法经过指数与可分性距离的计算,所选波段组合的信息量较大,相关性较小,且可分性较明显,符合最优波段选择标准的同时更加准确可行。

3 基于混合核函数改进的 LMBP 算法

3.1 改进算法的基本思想

经过波段选取及图像预处理之后便是图像分类,本文提出的基于混合核函数改进的 LMBP 分类算法是利用混合核函数与向量扩展相结合,将样本向量由低维转换到高维,使分类问题转换到特征空间进行,使原来 LMBP 网络结构由三层^[10,11]变为输入层、扩展层、隐含层、输出层四层,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 算法减少了计算量。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,改善了神经元的激活特性,使网络训练速度更快,迭代次数更少,从而使可分性更强。

3.2 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, $(f_1, f_2, \dots, f_y)$ 为扩展后的输入向量,则 $y > m$ 。 $f(x)$ 有多种方式^[5]可以选择,本文用到的函数为多项式核函数及其变换函数作为核函数与混合核函数,如式(6)~(8)所示。

核函数 1

$$f_1(u, h) = \frac{(x(u, v) \cdot x(u, w) + 1)^2}{10000} \quad (6)$$

核函数 2

$$f_2(u, l) = \exp\left(\frac{-|3x(u, v) - 2x(u, w)|^2}{1000}\right) \quad (7)$$

混合核函数

$$f_3(u, j) = 0.0001 \times f_1(u, h) \times f_2(u, l) \quad (8)$$

其中: $u(u = 1, 2, \dots, 40000)$ 表示待分类图像的 200×200 个样本点; $v, w(v = 1, 2, 3; w = v, \dots, 3)$ 表示待分类图像的维数; h 和 l 分别表示两个核函数扩展后的向量维数。

普通的分类实现主要由根据样本数据运用网络进行自学习和利用学习结果对待分类图像分类两个阶段组成^[11]。本文分类算法的实现主要有三个阶段:样本数据选择并运用式(6)~(8)扩展后进行网络训练;待分类图像样本扩展后与测试样本得到新样本后进行仿真训练;仿真训练后输出分类结果图。

4 仿真实验与结果分析

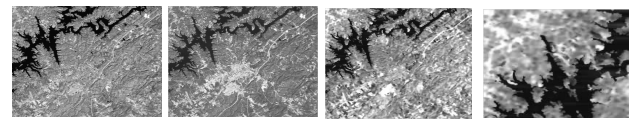
4.1 数据准备

将选取的最佳波段 TM345 组合成多波段图像作为原始的遥感图像(图 1(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(图 2(a)),裁剪后作为待分类图像(图像大小为 $200 \text{ 像素} \times 200 \text{ 像素}$,如图 2(b));最后进行训练并测试分类效果。

4.2 仿真实验及分析

本实验选用如图 2(b)所示的遥感图像,参照地形图,采用目视解译选取水域、裸地、农用地、林地、公用地五类,每类各 50 个样本作为输入,选用 LMBP 法和基于核函数和混合核函

数改进的方法进行实验。分别选取 10 组运行结果进行对比,分类实验的网络训练曲线、分类结果和实验结果分别如图 3、4 和表 5 所示,且结果为 10 次实验得到的平均值。



(a) TM543 (b) TM347 (a) 降噪合成增强图像 (b) 待分类图像

图1 合成灰度图

图2 TM543波段遥感图像

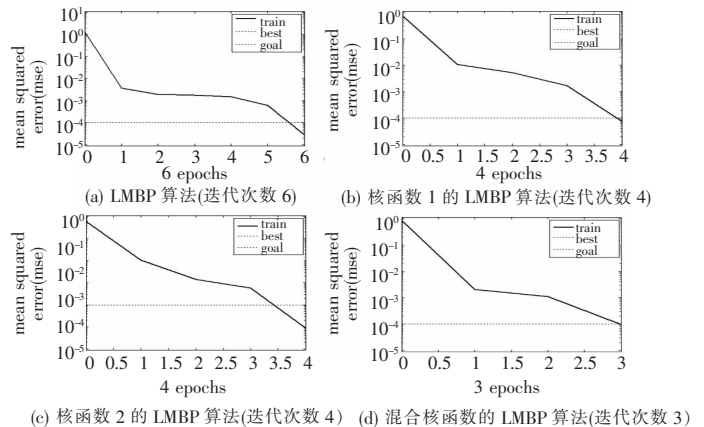


图3 收敛曲线

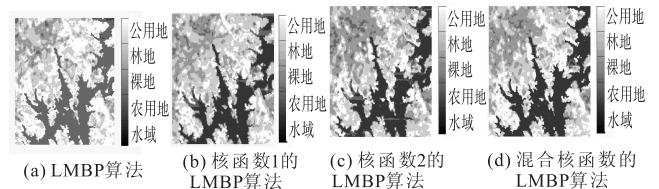


图4 分类结果

图 3 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 3 可见,传统的 LMBP 算法需 6 次迭代,基于核函数 1 和 2 的 LMBP 算法有 4 次迭代,基于混合核函数的 LMBP 算法只有 3 次迭代,因此改进算法有效地减少了网络训练的迭代次数。从图 4 可以看出,基于核函数和混合核函数的改进算法与传统的 LMBP 算法相比,分类结果精确度均得到了较大的提高。因此,基于混合核函数的改进算法对原始样本进行了扩展后,分类过程的训练曲线及分类结果都有所改善。

分类精度和 Kappa 系数是仿真实验结果分析中两个重要的评价标准。其中,分类精度就是遥感图像中正确分类的百分比,如式(9)所示;Kappa 系数^[12]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分类的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(10)所示。

$$\text{平均精度} = \frac{\sum a_{ii}}{N} \quad (9)$$

$$\text{Kappa} = \frac{N \times \sum a_{ii} - \sum (T_{.j} \times T_{.i})}{N^2 - \sum (T_{.j} \times T_{.i})} \quad (10)$$

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五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 ,根据上述公式计算分类总精度及 Kappa 系数。表 5 为 10 次实验平均测试结果。由表 5 可见,基于混合核函数的 LMBP 算法在分类精度与 Kappa 系数上均比传统的 LMBP 算法及基于核函数的 LMBP 算法有所提高。本文提出的改进方法能优化遥感图像分类结果。(下转第 2795 页)

表 5 10 次实验平均测试结果

项目	算法			
	LMBP 算法	核函数 1 的 LMBP 算法	核函数 2 的 LMBP 算法	混合核函数的 LMBP 算法
水域	分类均值	35.2	35.4	37.8
	精度/%	88.00	88.50	93.25
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

5 结束语

本文分别采用新指数方法和可分性距离方法进行波段选择,能更加客观准确地选取最佳波段组合;运用改进的混合核函数 LMBP 算法进行图像分类,有效地减少了网络训练的迭代次数,增强了遥感图像分类的准确性,提高了分类精度,得到了更详细的分类结果图像。

参考文献:

[1] CHAEZ P S,BERLIN G L,SOWERS L B. Statistical method for selecting Landsat MSS ratios[J]. Journal of Applied Photographic

Engineering,1982,8(1):22-30.

[2] SHAWE-TAYLOR J, CRISTIANINI N. Kernel methods for pattern analysis[M]. Cambridge:Cambridge University Press, 2004.

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

[4] 王亮,王士同. 动态权值混合 C-均值模糊核聚类算法[J]. 计算机应用研究,2011,28(8):2852-2855.

[5] 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] 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,2007:27-66,294-304.

[7] 刘建平,赵英时. 高光谱遥感数据解译的最佳波段选择方法研究[J]. 中国科学院研究生院学报, 1999,16(2):153-161.

[8] 孙华,林辉,熊育久,等. Spot5 影像统计分析及最佳组合波段选择[J]. 遥感信息,2006(4):57-60.

[9] 韩瑞梅,杨敏华. 一种改进的高光谱遥感数据波段选择方法的研究[J]. 测绘与空间地理信息, 2010,33(3):137-139.

[10] 边肇祺,张学工. 模式识别[M]. 2 版. 北京:清华大学出版社, 2007:250-271.

[11] 任建伟,南敬昌,丛密芳. 基于神经网络的射频功放行为模型研究[J]. 计算机应用研究,2011,28(3):845-857.

[12] KENT W K,WAI L L,Li Zhi-lin. The effects on image classification using image compression technique[J]. International Archives of Photogrammetry and Remote Sensing,2000,33(B7):744-750.