

BP神经网络在多源图像融合中的应用研究

徐金龙, 庞尚珍

(四川理工学院自动化与电子信息学院, 四川 自贡 643000)

摘要:采用 BP神经网络与 SVR融合法相结合的方法来实现像素级多源图像融合。改进型的 SVR方法,用来进行全色波段和多光谱波段的融合。首先将各多光谱波段与全色波段求算回归系数,然后利用回归系数与多光谱波段合成模拟高空间分辨率全色波段,最后利用比值变换完成各波段的融合。通过仿真证明, BPNN-SVR融合法优于 SVR融合法。

关键词:像素级; 图像融合; BP神经网络; SVR方法

中图分类号: TN751

文献标识码: A

引言

随着现代遥感技术的发展,使得人类能够从不同遥感平台获得不同空间分辨率不同光谱特性的遥感图像。对多源遥感图像进行处理,将它们所含的信息互补地有机结合起来,以提高图像判读的可靠性,提高对图像的解译能力,提高数据分类和目标识别的准确性,已成为现代遥感技术发展的趋势。^[1]遥感数据融合技术就是将不同类型传感器获取的同一地区的图像数据进行空间配准,然后采用一定算法将各图像的优点或互补性有机结合起来产生新图像的技术^[2]。融合后的图像能更好地解释和描述被感知的对象或环境,同单一信息源相比,能减少或抑制对被感知对象或环境解释中可能存在的多义性、不完全性、不确定性和误差,最大限度地利用各种信息源提供的信息,从而提高了对图像的信息分析和提取能力,因而广泛应用于地形测绘和地图更新、土地资源调查、农业、森林资源调查和保护、军事等领域^[3]。

1 BP神经网络

BP神经网络是一种采用有导师训练学习方式的前馈型网络,它从样本中学习并获取知识,然后在导师训练模型引导下对数据库中的信息进行目标查找、模式识别和属性分类等^[4]。最基本的 BP神经网络由输入层、中间隐含层、输出层 3 层构成,这种网络具有高度非线性

映射能力和良好稳健性模式识别特点,另外 BP网络的学习属于全局逼近的方法,具有很好的泛化能力,因而 BP具有简单、易行、计算量小、并行性强等特点。图 1 为三层前馈神经网络的拓扑结构,这种神经网络模型的特点是:各层神经元仅与相邻层神经元之间有连接;各层内神经元之间无连接;各层神经元之间无反馈连接。

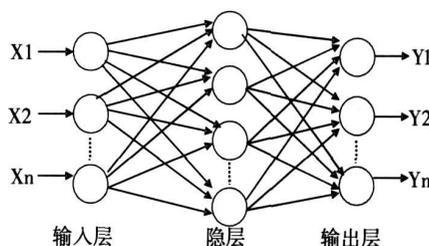


图 1 BP神经网络模型

1.1 BP神经网络工作原理

BP神经网络含有输入层、输出层以及处于输入输出层之间的中间层。中间层有单层或多层,由于它们和外界没有直接的联系,故也称为隐层,在隐层中的神经元也称隐单元。隐层虽然和外界不连接,但是它们的状态决定了输入输出之间的关系。也就是说,改变隐层的权系数,可以改变整个多层神经网络的性能^[5]。BP网络模型处理信息的基本原理是:输入信号 X 通过隐层作用于输出层,经过非线性变换,产生输出信号 Y ,网络训练的每个样本包括输入向量 X 和期望输出量 t ;网络输

收稿日期: 2010-07-12

基金项目: 国家 863 高技术研究发展计划项目 (2008AA11A134); 四川理工学院人才引进科研启动项目 (07ZR25)

作者简介: 徐金龙 (1977-), 男, 重庆大足人, 助教, 硕士, 主要从事电子信息与信号处理方面的研究。

出值 Y 与期望输出值 t 之间的偏差,通过调整输入节点与隐层节点的联接强度取值 W_{ij} 和隐层节点与输出节点之间的联接强度 T_{jk} 以及阈值值,使误差沿梯度方向下降,经过反复训练学习,确定与最小误差相对应的网络参数(权值和闭值),训练即告停止。此时经过训练的神经网络即能对类似样本的输入信息,自行处理输出误差最小的经过非线性转换的信息。BP神经网络经过训练和优化,得到优化的神经网络模型。

BP算法的学习过程分二步进行,即正向传播和反向传播,下图为学习系统框图。这两个过程的工作简述如下:

1.1.1 正向传播

输入的样本从输入层经过隐单元一层一层进行处理,通过所有的隐层之后,则传向输出层;在逐层处理的过程中,每一层神经元的状态只对下一层神经元的状态产生影响。在输出层把现行输出和期望输出进行比较,根据网络输出与期望输出的差异,进入反向传播过程。

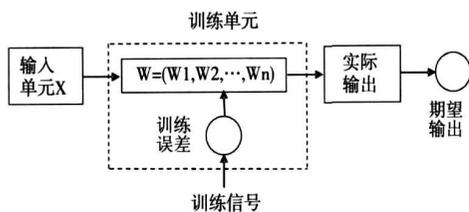


图2 BP算法学习系统结构示意图

1.1.2 反向传播

反向传播时,把误差信号按原来正向传播的通路反向传回,并对每个隐层的各个神经元的权系数进行修改,以使误差信号趋向最小。

1.2 BP算法的数学表达

BP网络即为采用BP算法的多层前馈网络,下面主要研究BP算法。BP算法实质是求取误差函数的最小值问题。这种算法采用非线性规划中的最速下降方法,按误差函数的负梯度方向修改权系数。为了说明BP算法,首先定义误差函数 e 。取期望输出和实际输出之差的平方和为误差函数,则有:

$$e = \frac{1}{2} \sum_i (X_i^m - Y_i)^2 \quad (1)$$

其中: Y_i 是输出单元的期望值,它在这里用作教师信号; X_i^m 是实际输出,因为第 m 层是输出层。由于BP算法按误差函数 e 的负梯度方向修改权系数,故权系数 W_{ij} 的修改量 ΔW_{ij} 和 e 的关系为:

$$\Delta W_{ij} = - \frac{\partial e}{\partial W_{ij}} \quad (2)$$

也可以写成

$$\Delta W_{ij} = - \eta \frac{\partial e}{\partial W_{ij}} \quad (3)$$

其中: η 为学习速率,即步长。很明显,根据BP算法原则,求 $\frac{\partial e}{\partial W_{ij}}$ 最为关键。经过计算推导,则有学习公式:

$$\Delta W_{ij} = - \eta d_i^k X_j^{k-1} \quad (4)$$

其中: η 为学习速率,即步长,一般取 0-1 之间的数值。经过推导计算得

$$d_i^k = X_i^k (1 - X_i^k) \sum_j W_{ij} d_j^{k+1} \quad (5)$$

多层网络的训练方法是把一个样本加到输入层,并根据向前传播的规则不断一层一层向输出层传递,最终在输出层可以得到输出 X_i^m 。把 X_i^m 和期望输出 Y_i 进行比较,如果两者不等,则产生误差信号 e ,接着则按下面公式反向传播修改权系数:

$$\Delta W_{ij} = - \eta d_i^k X_j^{k-1} U_i^k = \sum_j W_{ij} X_j^{k-1} \quad (6)$$

其中 $d_i^m = X_i^m (1 - X_i^m) (X_i^m - Y_i)$, $d_i^k = X_i^k (1 - X_i^k) \sum_j W_{ij} d_j^{k+1}$ 式(6)也称为一般化 Delta 法则。求取本层 d_i^k 时,要用到高一层的 d_i^{k+1} ;可见,误差函数的求取是从输出层开始,到输入层的反向传播过程。在这个过程中不断进行递归求误差。通过多个样本的反复训练,同时向误差渐渐减小的方向对权系数进行修正,以达最终消除误差。从上面公式也可以知道,如果网络的层数较多时,所用的计算量就相当可观,故而收敛速度不快。

为了加快收敛速度,一般考虑上一次的权系数,并以它作为本次修正的依据之一,因而有修正公式:

$$\Delta W_{ij}(t+1) = - \eta d_i^k X_j^{k-1} + \alpha \Delta W_{ij}(t) \quad (7)$$

其中: η 为学习速率,即步长。 α 为权系数修正常数。

1.3 BP神经网络模型的优化策略

1.3.1 学习因子的优化

采用变步长法根据输出误差大小自动调整学习因子,来减少迭代次数和加快收敛速度。

1.3.2 隐层节点数的优化

隐节点数的多少对网络性能的影响较大,当隐节点数太多时,会导致网络学习时间过长,甚至不能收敛;而当隐节点数过小时,网络的学习能力差。利用逐步回归分析法并进行参数的显著性检验来动态剔除一些线性相关的隐节点,节点剔除标准:当由该节点出发指向下一层节点的所有权值和阈值均落于死区(通常取 $\pm 0.11 \pm 0.05$ 等区间)之中,则该节点可删除。最佳隐节点数 L 可参考下面公式计算:

$$L = (m + n) / 2 + c \quad (8)$$

其中: m 为输入节点数, n 为输出节点数, c 为介于 1-10 的常数。

1.3.3 输入和输出神经元的确定

利用多元回归分析法对神经网络的输入参数进行处理,删除相关性强的输入参数,来减少输入节点数。

1.3.4 算法优化

由于 BP 算法采用的是梯度下降法, 因而易陷于局部最小并且训练时间较长。用基于生物免疫机制地既能全局搜索又能避免未成熟收敛的免疫遗传算法 GA 取代传统 BP 算法来克服此缺点。

2 改进型的 SVR 方法

改进型的 SVR 方法, 用来进行全色波段和多光谱波段的融合^[9]。首先将各多光谱波段与全色波段求回归系数, 然后利用回归系数与多光谱波段合成模拟高空分辨率全色波段, 最后利用比值变换完成各波段的融合。其计算公式如下:

$$\begin{cases} XPS_i = Pan_H \times \frac{XSL_i}{Pan_{LS}} \\ Pan_{LS} = \sum \varphi_i XSL_i \\ Pan_H = \sum \varphi_j XSL_j \end{cases} \quad (9)$$

其中: XPS_i 表示第 i 波段融合后的灰度, Pan_H 是高分辨率全色波段灰度值, XSL_i 是第 i 波段原始灰度值, Pan_{LS} 是多光谱波段合成的全色波段灰度值, φ_i 是高分辨率全色波段与 XSL_i 间回归系数。其实现过程如图 3

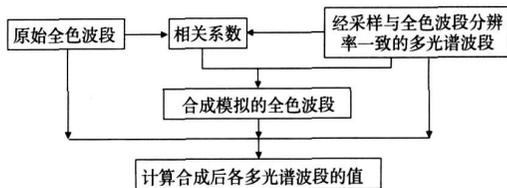


图 3 SVR 算法流程图

波段以及经分辨率退化的全色波段 Pan (其分辨率与原始多光谱波段一致) 进行学习, 然后再与经采样与全色波段分辨率一致的多光谱波段结合进行预测, 生成模拟的全色波段, 最后利用比值变换完成全色波段与多光谱各波段的融合。本次研究中 BP 神经网络的结构由输入层、中间隐含层、输出层 3 层构成, 其中输入层为各影像全色波段与多光谱波段; 中间隐含层为包括 2 个隐层, 隐层中节点为 10, 激发函数为 lgsgsig

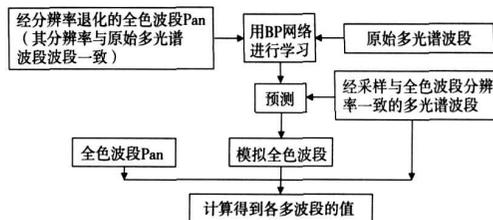


图 4 BPNN-SVR 算法流程图

3 BP 神经网络的 SVR 变换融合法

基于 BP 神经网络的 SVR 变换融合法 (BPNN-SVR), 与常规 SVR 变换法的区别是在利用多光谱波段的信息与全色波段之间关系的时候不是通过计算两者之间的相关系数, 而是通过 BP 神经网络对原始多光谱

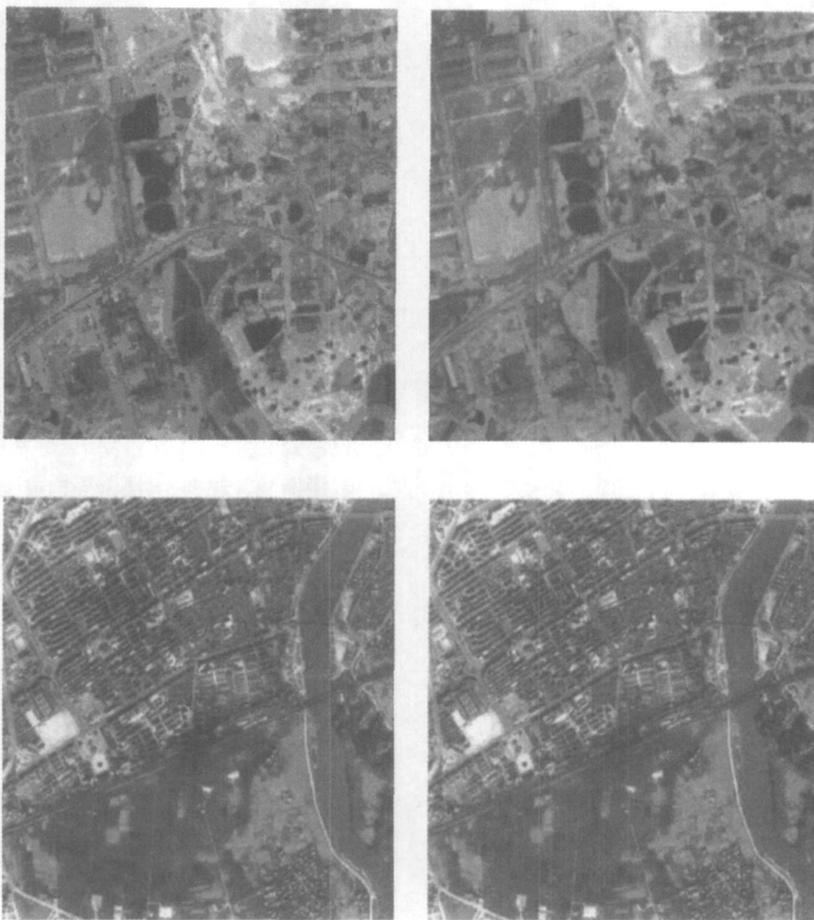
4 实验仿真与分析

根据上述原理, 采用 Matlab 语言编制了相应的程序进行仿真。实验数据采用两种遥感影像数据, 多光谱影像大小均为 200 × 200 像元。

表 1 两种影像数据经 SVR 变换和 BpNN-SVR 变换所得融合结果的统计值

评价指标	融合方法	影像数据 1				影像数据 2			
		Band1	Band2	Band3	Band4	Band1	Band2	Band3	Band4
灰度均值	原始影像	369.75	534.30	372.10	594.70	71.83	153.95	117.72	80.28
	SVR	395.78	558.34	370.18	524.88	66.53	139.69	120.44	68.39
	BPNN-SVR	382.65	537.93	354.68	535.46	66.29	139.28	118.96	70.35
方差	原始影像	47.61	90.86	107.34	138.65	20.72	10.08	18.08	18.80
	SVR	36.70	75.55	91.30	136.27	18.86	17.64	10.92	14.81
	BPNN-SVR	35.52	66.17	83.31	136.42	17.92	15.22	10.27	15.93
信息熵	原始影像	7.40	8.38	8.62	9.13	6.22	6.33	5.12	6.17
	SVR	7.17	8.19	8.40	9.11	6.11	5.97	5.54	5.85
	BPNN-SVR	6.93	7.95	8.25	9.11	6.25	5.68	5.58	5.96
互信息	原始影像	0.95	1.38	1.99	2.31	2.12	1.15	0.63	1.87
	SVR	1.14	1.55	2.18	2.18	2.25	1.36	0.77	1.97
	BPNN-SVR	1.14	1.55	2.18	2.18	2.25	1.36	0.77	1.97
平均梯度	原始影像	5.66	10.95	12.45	18.91	0.46	0.79	0.38	0.43
	SVR	12.82	21.40	18.36	31.12	0.92	1.31	1.15	0.89
	BPNN-SVR	11.25	18.91	17.01	33.02	0.85	1.24	1.08	0.90
相对偏差	原始影像	0.09	0.07	0.07	0.12	0.08	0.09	0.05	0.14
	SVR	0.06	0.06	0.07	0.11	0.08	0.09	0.04	0.12
	BPNN-SVR	0.06	0.06	0.07	0.11	0.08	0.09	0.04	0.12
相关系数	原始影像	0.83	0.90	0.96	0.97	0.97	0.87	0.74	0.94
	BPNN-SVR	0.88	0.92	0.97	0.97	0.97	0.89	0.79	0.95

注: 原始影像指融合前的多光谱影像



左边为 SVR 融合法的结果,右边为 BPNN-SVR 融合法的结果。

图 5 SVR 融合影像与 BPNN-SVR 融合影像对比

从表 1 实验数据可以看出:在第一种融合影像中,从空间信息几个评价因子的值来看, BPNN-SVR 融合法的灰度平均值相比 SVR 变换的灰度平均值更接近于原始多光谱影像的值, BPNN-SVR 融合法的互信息大于 SVR 变换,而方差和信息熵以及平均梯度却较 SVR 变换小。这说明 BPNN-SVR 融合法在空间信息增强方面并没有比 SVR 变换有多少优势。但从融合影像光谱信息来看, BPNN-SVR 融合法的相对偏差明显小于 SVR 变换法而相关系数又高于 SVR 变换法,这说明 BPNN-SVR 融合法在保持原始影像的光谱信息方面较 BPNN-SVR 融合 SVR 变换有明显的优势,更好地保持了原始影像的光谱信息。

在第二种融合影像中, BPNN-SVR 融合法在空间信息增强方面和光谱信息保持方面均较 SVR 变换有一定提高。总体看来, BPNN-SVR 融合法的灰度平均值小于 SVR 变换,同时也更接近于原始多光谱影像;在方差和平均梯度两个评价因子上, BPNN-SVR 融合法和 SVR 变换仍难以看出各自的优劣,但从信息熵和互信息两因子来看, BPNN-SVR 融合法的值均高于 SVR 变换。因此,综合各空间信息评价因子的值,我们认为 BPNN-SVR

融合法在空间信息增强方面的能力优于 SVR 变换。此外, BPNN-SVR 融合法的各个波段的相对偏差小于 SVR 变换,而各波段与原始多光谱波段的相关系数大于 SVR 变换相应波段与原始多光谱波段的相关系数。因此 BPNN-SVR 融合法在光谱信息保持方面也优于 SVR 变换。

实验结果表明:改进后的 BPNN-SVR 融合法无论是在空间信息增强方面还是光谱信息保持方面均优于 SVR 变换。

5 结 论

在研究 BP 神经网络的基础上,针对 BP 神经网络和 SVR 变换的特点,以 SVR 融合算法为基础,提出一种 BPNN-SVR 融合方法,仿真结果表明,无论是在空间信息增强方面还是光谱信息保持方面均优于 SVR 变换,实现了神经网络在多源遥感图像融合技术中的应用。

参 考 文 献:

- [1] 周前祥,敬忠良,姜世忠.多源遥感影像信息融合研究现状与展望[J].宇航学报,2002,23(5):89-94

- [2] 朱述龙, 张占睦. 遥感图像获取与分析 [M]. 北京: 科学出版社, 2000
- [3] 李长伟, 彭嘉雄. 多源遥感图像的分层融合研究 [J]. 华中科技大学学报: 自然科学版, 2002, 30(5): 25-27.
- [4] 王旭, 王宏. 人工神经网络与应用 [M]. 沈阳: 东北工业大学出版社, 2000
- [5] Zhang Y. A New Merging Method and Its Spectral and Spatial Effects [J]. *NT Remote Sensing* 1999, 20(10): 2003-2014
- [6] Zhang Z, Blum R S. A categorization of multiscale-decomposition-based image fusion schemes with a Performance study for a digital camera application [J]. *Proceedings of the IEEE*, 1999, 87(8): 1315-1326

Application Research of BP Neural Network in the Multi-source Image Fusion

XU Jin-long, PANG Shang-zhen

(School of Automation and Electronic Information, Sichuan University of Science & Engineering
Zigong 643000, China)

Abstract The method which unified the BP neural network and the SVR fusion law to realize the pixel-level multiple source image fusion is used in this paper. The advanced version SVR method was used to carry on the panchromatic wave band and the multispectrum wave band fusion. First asks each multispectrum wave band and the panchromatic wave band to calculate the regression coefficient, then simulates the high spatial resolution panchromatic wave band using the regression coefficient with the multispectrum wave band synthesis, finally completes various wave bands using the ratio transformation. The fusion. Proved through the simulation that the BPNN-SVR fusion method surpasses the SVR fusion method.

Keywords pixel-level image fusion; BP neural network; SVR method

(上接第 706 页)

A Core Image Matching Algorithm Based on Chaos Genetic Algorithm and Wavelet Multi-resolution Analysis

YANG Chaq, WANG Zheng-yong, WU Xiao-hong

(Image Information Institute, College of Electronics and Information Engineering, Sichuan University
Chengdu 610064, China)

Abstract To solve the problem in image matching resulting from core image's large scale and inconspicuous characteristic information, the chaos genetic algorithm to shorten the time consumed in traditional search algorithm is used in the paper. Use multi-resolution analysis to do rough match on wavelet transformed sub-images, then do fine match on original images, the method condenses characteristic information of core image, results in improved accuracy and swifter speed. The method combine chaos genetic algorithm with wavelet multi-resolution analysis is applied, apply it to large scale image's matching. The experiment shows that method performs is effective and fast in image matching, and it meets the needs of matching effect and speed.

Keywords core image; image matching; chaos genetic algorithm; wavelet transform; multi-resolution analysis