

文章编号: 1001- 2486(2010) 03- 0060- 05

一种基于 BP 神经网络的极化干涉 SAR 植被高度反演方法*

李廷伟, 梁甸农, 黄海风, 朱炬波

(国防科技大学 电子科学与工程学院, 湖南 长沙 410073)

摘要: 地面干涉相位估计偏差和植被散射模型偏差都将引起三阶段植被高度反演偏差, 针对该问题, 提出了基于 BP 神经网络的植被高度反演方法, 该方法直接利用 BP 神经网络模拟极化复相关系数与植被高度之间的非线性映射关系, 不仅可以避免地面干涉相位估计偏差导致的植被高度反演偏差, 还能降低三阶段植被高度反演方法面临的散射模型偏差导致的植被高度反演偏差, 具有比三阶段植被高度反演方法更高的反演精度。实验结果验证了新方法的优越性。

关键词: 植被高度反演; 极化干涉 SAR; BP 神经网络; 三阶段植被高度反演

中图分类号: TN958 文献标识码: A

A BP Neural-network Based Method for Vegetation Height Inversion of the Polarimetric Interferometric SAR

LI Ting wei, LIANG Dian nong, HUANG Hai feng, ZHU Ju bo

(College of Electronic Science and Engineering, National Univ. of Defense Technology, Changsha 410073, China)

Abstract: Error in the estimation of the ground interferometric phase and that in the forest scattering model will bring about errors of the inversion of the vegetation height. Aiming at this problem, a new inversion method based on the BP neural network was proposed. The new method directly fits the nonlinear mapping relationship between the complex polarimetric correlation coefficients and the vegetation height, so it can reduce the error caused by the error in the estimation of the ground interferometric phase, and that caused by the scattering model error. The new method has better performance than the three stage vegetation height inversion method, and the simulated results validate the superiority of this new method.

Key words: vegetation height inversion; polarimetric SAR interferometry; BP neural network; three stage vegetation height inversion

植被高度反演研究对整个陆地系统稳定性和循环平稳性的研究具有重要意义, 在众多的植被高度反演方法中, 基于极化 SAR 干涉 (Polarimetric SAR Interferometry: Pol-InSAR) 的植被高度反演方法具有全天候、全天时和高分辨优势^[1]。在众多的 Pol-InSAR 植被高度反演方法中, 三阶段植被高度反演方法^[2]发展最迅速, 其理论基础是文献[3-4]提出的 RVOG 模型。对于三阶段植被高度反演方法, 其估计精度受到地面干涉相位估计偏差的严重影响, 同时当存在植被散射模型误差时, 三阶段植被高度反演方法也将面临严重的反演误差, 甚至出现错误的反演结果^[5], 尽管各国研究者提出了多种旨在提高三阶段植被高度反演精度的方法^[6-7], 但是精度提高都是有限的, 而且没有考虑散射模型误差的影响。特别对于散射模型误差导致的估计偏差, 目前的文献讨论比较少, 几乎没有很好的解决办法。

BP 神经网络具有极强的逼近非线性映射关系的能力^[8], 在微波遥感领域已经取得了广泛的应用^[9], 本文将 BP 神经网络引入到植被高度反演中。基于已有的数据样本, 通过对 BP 神经网络的训练来模拟多极化复相关系数与植被高度之间的非线性关系, 然后利用训练好的神经网络进行植被高度反演, 由于 BP 神经网络权重训练过程不受 RVOG 散射模型的限制, 而是直接逼近多极化复相关系数与植被高度之间的非线性关系, 因此可以减小实际散射模型误差所导致的植被高度反演偏差; 同时, 基于 BP 神经网络的植被高度反演方法不需确定地面干涉相位, 从而避免地面干涉相位估计偏差导致的植被高度反演偏差, 具有比三阶段植被高度反演方法更好的植被高度反演性能。

* 收稿日期: 2009- 09- 23

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(60902092); 国家部委基金资助项目(41307020203)

作者简介: 李廷伟(1978-), 男, 博士生。

1 极化干涉 SAR 植被高度反演

1.1 极化干涉 SAR 模型

极化干涉 SAR 系统由主、辅两部全极化雷达构成,如图 1 所示。

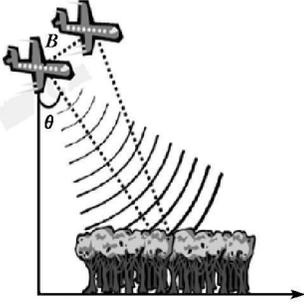


图 1 极化干涉 SAR 获取几何
Fig. 1 Pol InSAR acquisition geometry

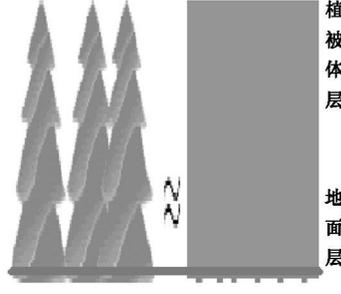


图 2 两层植被结构
Fig. 2 Two layer vegetation construction

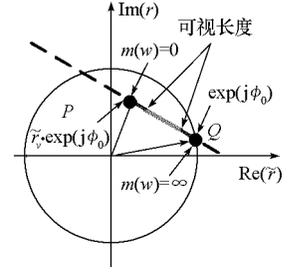


图 3 RVOG 模型相关系数分布图
Fig. 3 Geometrical distribution of coherence set of RVOG

假定主、辅雷达测得的 Pauli 基极化散射矢量分别为:

$$\mathbf{k}_{1HV} = [S_1^{HH} + S_1^{VV}, S_1^{HH} - S_1^{VV}, 2S_1^{HV}]^T / \sqrt{2} \quad (1)$$

$$\mathbf{k}_{2HV} = [S_2^{HH} + S_2^{VV}, S_2^{HH} - S_2^{VV}, 2S_2^{HV}]^T / \sqrt{2} \quad (2)$$

其中 S_i^{pq} ($i = 1, 2; p = H, V, q = H, V$) 表示散射矩阵元素。假定雷达 1 和雷达 2 的加权矢量分别为 \mathbf{w}_1 和 \mathbf{w}_2 , 则对应的极化复图像分别为:

$$\mu_{1HV} = (\mathbf{w}_1)^H \mathbf{k}_{1HV}, \quad \mu_{2HV} = (\mathbf{w}_2)^H \mathbf{k}_{2HV} \quad (3)$$

与此主、辅极化复图像对应的干涉复相关系数表达式为:

$$\rho_{HV}(\mathbf{w}_1, \mathbf{w}_2) = \frac{(\mathbf{w}_1)^* \mathbf{O}_{12HV} \mathbf{w}_2}{\sqrt{(\mathbf{w}_1)^* \mathbf{T}_{1HV} \mathbf{w}_1 \cdot (\mathbf{w}_2)^* \mathbf{T}_{2HV} \mathbf{w}_2}} \quad (4)$$

其中,

$$\mathbf{T}_{1HV} = \langle \mathbf{k}_{1HV} (\mathbf{k}_{1HV})^* \rangle, \quad \mathbf{T}_{2HV} = \langle \mathbf{k}_{2HV} (\mathbf{k}_{2HV})^* \rangle, \quad \mathbf{O}_{12HV} = \langle \mathbf{k}_{1HV} (\mathbf{k}_{2HV})^* \rangle \quad (5)$$

由式(4)可知,复相关系数不仅是极化相关矩阵的函数,还是权矢量 \mathbf{w}_1 和 \mathbf{w}_2 的函数,因此,可以通过选择不同的权重矢量来获取不同的复相关系数。

1.2 基于散射模型的两阶段植被参数反演^[2]

当前极化干涉 SAR 植被高度反演中,使用较多的是如图 2 所示的两层 RVOG 模型,假定两部雷达的观测视角差异不大,主、辅雷达具有相同的自相关矩阵,主、辅雷达两端采用相同的权矢量 \mathbf{w} , 则极化复相关系数表达式(4)可表示为:

$$r(\mathbf{w}) = \exp(j\phi_0) [\tilde{r}_v + m(\mathbf{w})] / [1 + m(\mathbf{w})] \quad (6)$$

其中, ϕ_0 表示地面干涉相位, $m(\mathbf{w})$ 表示与该权重矢量对应的地体散射比率, \tilde{r}_v 表示体复相关系数,其表达式为:

$$\tilde{r}_v = \frac{\int_0^h \exp(jk_z z) \exp\left(\frac{2\mathcal{Q}_z}{\cos\theta}\right) dz}{\int_0^h \exp\left(\frac{2\mathcal{Q}_z}{\cos\theta}\right) dz} = \frac{2\sigma \cdot [\exp\left(\frac{2\mathcal{Q}_h}{\cos\theta} + jk_z \cos\theta\right) - 1]}{(2\sigma + jk_z \cos\theta) \cdot [\exp\left(\frac{2\mathcal{Q}_h}{\cos\theta}\right) - 1]} \quad (7)$$

式(6)、(7)完整描述了 RVOG 植被模型的复相关系数模型,是植被高度反演的理论基础。

基于极化干涉复相关系数模型式(6)、(7),各国研究者提出了多种植被高度反演方法,其中最有名的是 Cloude 提出的三阶段植被高度反演方法,算法基本原理及其主要步骤可参考文献[2],算法的核心是确定体相关系数。体相关系数的确定受到多个因素的影响,特别是受散射模型误差以及地面干涉相位估计偏差影响较大,目前的三阶段植被高度反演方法及其改进方法难以克服这两个误差的影响,于是

本文提出基于 BP 神经网络的植被高度反演方法。

2 基于 BP 神经网络的植被高度反演新方法

2.1 BP 神经网络植被高度反演模型

BP 神经网络是人工神经网络的一个重要分支, BP 神经网络本质上是误差反向传播的多层前馈神经网络, 具有较强的非线性信息处理能力。本文将利用 BP 神经网络来模拟极化干涉复相关系数与植被高度之间的非线性关系, 其基本原理可以通过式(8)表达:

$$F(O) \rightarrow \Theta \quad (8)$$

其中 O 表示复相关系数观测值, Θ 表示植被高度值, F 表示 O 和 Θ 之间的非线性映射, 这个非线性关系通常是未知的, 或者即使是已知的, 其表达式也非常复杂。神经网络非线性模拟就是利用图 4 所示的简单的加权求和以及非线性变换的组合来逼近复杂的非线性映射 F , 实际操作就是利用训练样本及相应的目标函数按照一定准则求取最优的权重矢量和偏置量, 这就是神经网络训练过程, 对于训练好的神经网络就可以进行植被高度估计了。

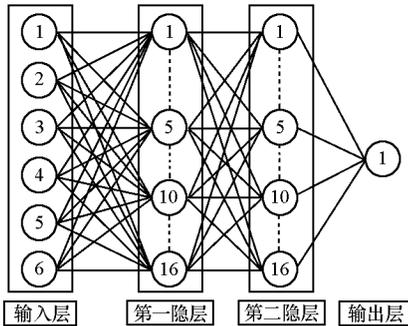


图 4 BP 神经网络结构图

Fig. 4 The scheme of a BP neural network

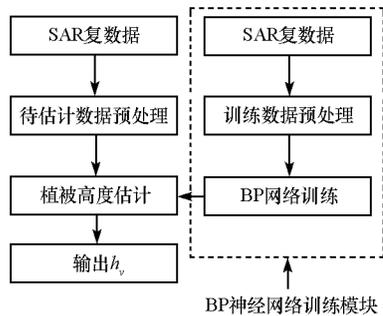


图 5 基于 BP 神经网络的植被高度反演流程

Fig. 5 Flow chart of the height inversion process

本文采用的 BP 神经网络结构如图 4 所示, 网络输入矢量为 $X = [x_1, x_2, x_3, x_4, x_5, x_6]$, 分别对应 $HH + WV, HH - WV$ 和 HV 三个极化复相关系数的实部和虚部, 即

$$[x_1, x_3, x_5] = \text{Re}[r_{HH+W}, r_{HH-W}, r_{HV}], \quad [x_2, x_4, x_6] = \text{Im}[r_{HH+W}, r_{HH-W}, r_{HV}] \quad (9)$$

设从输入层节点 i 到第一隐层节点 j 的权重矢量为 $w_{j,i}^{1,i}$ ($j = 1, 2, \dots, 16; i = 1, \dots, 6$), 第一隐层节点 j 的偏置量为 b_j^1 ($j = 1, 2, \dots, 16$), 第一隐层的非线性转移函数 $\log \text{sig}$ 函数, 则第一隐层第 j 节点的输出 y_j (同时还是第二隐层的输入) 可表示为:

$$y_j = 1 / \{1 + \exp[-(\sum_{i=1}^6 w_{j,i}^{1,i} x_i + b_j^1)]\}, \quad j = 1, 2, \dots, 16 \quad (10)$$

类似, 假定 $w_{k,j}^{2,1}$ ($j = 1, 2, \dots, 16; k = 1, 2, \dots, 16$) 表示从第一隐层的节点 j 到第二隐层的节点 k 的权重, 第二隐层的节点 k 的偏置量为 b_k^2 ($k = 1, 2, \dots, 16$), 第二隐层的非线性转移函数为 tar sig 函数, 则第二隐层节点 k 的输出 z_k 为:

$$z_k = 2 / \{1 + \exp[-2(\sum_{j=1}^{16} w_{k,j}^{2,1} y_j + b_k^2)]\} - 1, \quad k = 1, 2, \dots, 16 \quad (11)$$

最后假定从第二隐层的节点 k 到输出层节点 l 的权重为 $w_{l,k}^{3,2}$ ($k = 1, 2, \dots, 16; l = 1$), 输出层的偏置量为 b_l^3 ($l = 1$), 此时, 神经网络的最终输出为:

$$O_l^3 = \sum_{k=1}^{16} w_{l,k}^{3,2} z_k + b_l^3 \quad (12)$$

假定神经网络系统的期望输出植被高度值为 h_v , 输出节点的平方误差可定义为:

$$E = (O_l^3 - h_v)^2 / 2 \quad (13)$$

式(9)~(13)描述的是与某一个训练样本对应的节点输出平方误差, 而实际训练过程, 对于给定的权重系数矢量和偏置量, 每一个样本对应一个输出平方误差值, 以所有样本的平方误差均值为目标函数, 对权

重矢量和偏置量进行优化,使得样本平方误差均值取最小,此最小样本平方误差均值对应的权重矢量和偏置量就是我们所求的权重矢量和偏置量,这两个量就定义了一个训练好的神经网络,这样就可以利用这个神经网络进行植被高度反演。

2.2 BP神经网络植被高度反演流程

基于2.1节中的模型,可得新方法流程图,如图5所示,具体实现可分为以下三步:

第1步:极化干涉SAR数据预处理,主要包括极化干涉SAR配准、去平地 and 复相关系数估计,为后续的BP神经网络的训练和估计提供需要的数据;

第2步:BP神经网络训练,利用第1步中挑选好的预处理数据,对神经网络进行训练,训练过程,涉及合理样本的挑选、神经网络层数和每一层里的节点数的选择,同时还涉及权重优化方式的选择和网络初始的权值和偏差的设置方法;

第3步:利用训练好的神经网络进行植被高度反演。

3 实验结果及分析

实验过程中采用的BP神经网络核心参数设置为:神经网络层数为4层,第一层为输入层,节点数为6,第二层和第三层节点数都是16,最后一层为输出层,节点数为1,每层输入输出的物理意义请参考2.1节,迭代次数为500次。实验数据由欧航局发布的Polsarpro 4.0软件模拟器生成,其模拟数据在全球范围获得了广泛使用。仿真区域为比较光滑的平坦地面,主要仿真参数如表1所示。

表1 植被SAR数据主要仿真参数表

Tab. 1 Main simulating parameters

平台高度	入射角	水平基线	垂直基线	中心频率	方位分辨率	斜距分辨率	树种	植被密度	植被高度
3km	45°	10m	1m	1.3GHz	1.5m	1.6m	栅栏	400stems/Ha	16m

由于BP神经网络训练需要多组不同高度的植被极化干涉SAR数据,因此还仿真了高度分别为5m、7m、9m、11m、13m、15m、18m、19m、20m、22m和23m的植被极化干涉SAR数据,这些高度的仿真数据作为BP神经网络训练数据,待估计的是16m极化干涉SAR数据,图6是16m仿真主雷达VV极化幅度图像,图7是HV极化的去平地后的干涉相位图,图7、图8和图9中的单位都是“rad”。

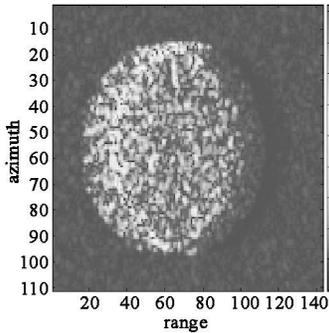


图6 VV极化幅度图像图
Fig. 6 Amplitude image for VV polarisation

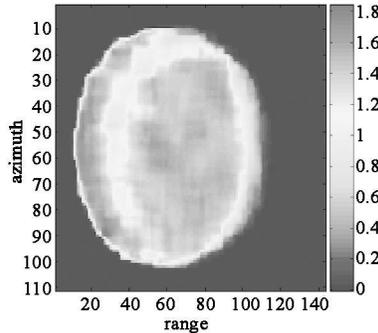


图7 HV极化干涉相位图
Fig. 7 Phase for HH Pol InSAR

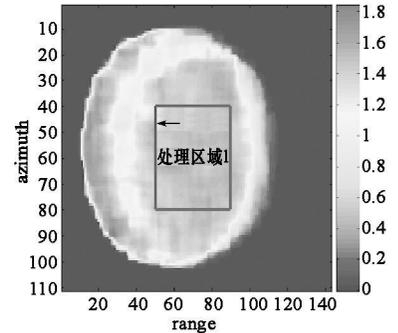


图8 处理区域1示意图
Fig. 8 First processed area

对于上述的仿真数据,先选择图8中的黑色方框区域进行处理,该区域不受叠影和阴影影响,散射模型误差可忽略。对于该区域分别利用三阶段植被高度估计方法和基于BP神经网络的植被高度反演方法进行植被高度反演,其中三阶段植被高度方法又分为地面干涉相位已知和地面干涉相位未知两种情形,由于仿真植被位于平坦地面上,因此可将地面干涉相位值取为0;地面干涉相位未知情形,利用文献[2]的方法估计地面相位。

三种方法植被高度估计结果直方图如图10所示,横坐标对应植被高度,其中实线对应地形相位未知的三阶段植被高度估计方法,虚线对应地形相位已知的三阶段植被高度估计方法,双划线“--”nn·method表示BP神经网络植被高度估计直方图,三种方法对应的估计均值和标准偏差如表2所示,由仿真

结果可见, BP 神经网络植被高度估计方法的估计均值更接近理论植被高度值 16m, 而且具有更小的标准偏差, 同时估计性能比地形相位已知情形下的三阶段植被高度估计方法性能还好。所以区域 1 的处理结果表明, BP 神经网络植被高度估计新方法能够避免地面干涉相位估计偏差导致的植被高度反演偏差。

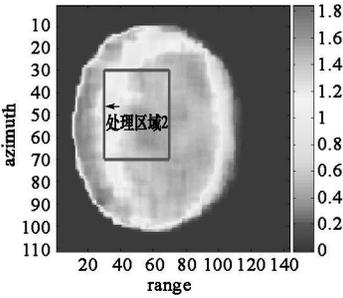


图 9 处理区域 2 示意图
Fig. 9 Second processed area

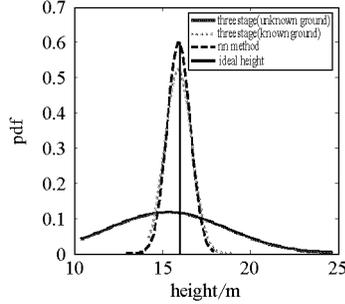


图 10 区域 1 的处理结果对比图
Fig. 10 Inverted result for area 1

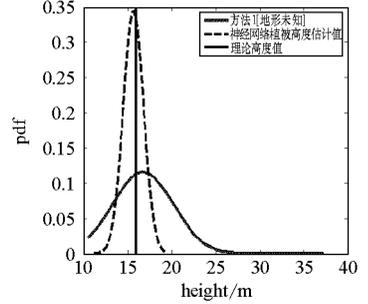


图 11 区域 2 的处理结果示意图
Fig. 11 Inverted results for area 2

表 2 不同估计方法性能参数表

Tab. 2 Perfomance comparison of differert methods

方法	三阶段方法(地形未知)	三阶段方法(地形已知)	BP 神经网络方法
均值/ m	15. 3066	15. 8876	15. 9143
标准偏差/ m	3. 4005	0. 7608	0. 6627

然后选择图 9 中的方框区域数据进行处理, 对于该区域讨论地形未知情形下的三阶段植被高度反演方法和基于 BP 神经网络的植被高度反演方法, 两种方法的植被高度反演直方图如图 11 所示, 横坐标对应植被高度, 该区域由于受到叠影的影响, 散射模型与 RVOG 模型不一致, 存在散射模型误差, 其中基于 BP 神经网络的植被高度反演方法的高度反演均值和标准偏差分别为 15. 6472m 和 1. 1537m, 估计性能较好, 而三阶段植被高度反演方法的估计均值和标准偏差分别为 16. 7220m 和 3. 4199m, 偏差较大, 甚至出现 38m 的植被高度估计值, 估计性能不如 BP 神经网络植被高度反演方法。该区域处理结果表明, 基于 BP 神经网络的植被高度反演方法能够降低散射模型导致的反演偏差, 对于存在散射模型偏差的数据, 该方法反演精度高于三阶段植被高度反演方法。

4 结束语

文章提出了基于 BP 神经网络的植被高度反演方法, 该方法不仅能避免地面干涉相位估计误差导致的植被高度反演偏差, 还能降低散射模型误差导致的反演偏差, 具有较高的植被高度反演精度, 并利用欧航局提供的模拟数据验证了所提方法的优越性。后续的工作重点是将基于 BP 神经网络植被高度估计方法利用到实测数据处理中。

参考文献:

- [1] 李廷伟, 梁甸农, 朱炬波. 极化 SAR 干涉森林高度反演综述[J]. 遥感信息, 2009, 3: 95- 101.
- [2] Cloude S R, Papathanassiou K P. Three stage Inversion Process for Polarimetric SAR Interferometry [J]. IEEE Proc. radar Sonar Navig., 2003, 150(3): 125- 134.
- [3] Treuhft R N, Siqueira P R. Vertical Structure of Vegetated Land Surfaces from Interferometric and Polarimetric Radar[J]. Radio Science, 2000, 35(1): 141- 177.
- [4] Papathanassiou K P, Cloude S R. Single baseline Polarimetric SAR Interferometry [J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2001, 39(11): 2352- 2362.
- [5] Mette T, Kugler F, Papathanassiou K P, et al. Forest and the Random Volume over Ground Nature and Effect of 3 Possible Error Types[C]// EUSAR2006, Dresden, Germany, 2006.
- [6] Tan L L, Yang R L. Investigation on Tree Height Retrieval with Polarimetric SAR Interferometry[C]// IGARSS, Boston, Massachusetts, USA, 2008.
- [7] Xiong T, Zhou G Y, Yang J, et al. Volume Coherence Estimation for Random Forest Height Retrieval Based on PoF InSAR Data[C]//IGARSS, Boston, USA, 2008.
- [8] 袁曾任. 人工神经网络及其应用[M]. 北京: 清华大学出版社, 1999.
- [9] 杨虎, 郭华东, 王长林, 等. 基于神经网络方法的极化雷达地表参数反演[J]. 遥感学报, 2002, 11(6): 451- 455.