

神经网络敏感性分析及其在遥感影像分类中的应用

邢海花^{1,2}, 余先川¹

(1. 北京师范大学信息科学与技术学院, 北京 100875; 2. 海南师范大学信息科学与技术学院, 海口 571158)

摘要:针对基于连接权的神经网络敏感性分析方法中求取敏感性系数的不稳定性, 提出一种优化连接权的神经网络敏感性分析方法。首先采用遗传算法根据误差最小化原则对神经网络进行优化, 在优化的神经网络模型上进行基于连接权的敏感性分析。以 1 个数值模拟实例和华盛顿广场地区的遥感图像地物分类为例, 验证所提方法的有效性。实验结果表明, 所提方法求取输入变量的敏感性系数是稳定有效的, 能有效筛选出遥感图像中对分类贡献较大的特征波段, 达到降维的同时提高分类精度。

关键词:敏感性分析; 人工神经网络; 遗传算法; 遥感影像分类

中图分类号: TP311; P627

文献标识码: A

文章编号: 1674-3636(2013)01-0077-04

0 引 言

敏感性分析是一种定量描述模型输入变量对输出变量的重要性程度的方法, 假设模型表示为 $y = f(x_1, x_2, \dots, x_n)$ (x_i 为模型的第 i 个属性值), 令每个属性在可能的取值范围内变动, 研究和预测这些属性的变动对模型输出值的影响程度 (蔡毅等, 2008)。将影响程度的大小称为该属性的敏感性系数, 敏感性系数越大, 说明该属性对模型输出的影响越大。敏感性分析的核心目的就是通过对模型的属性进行分析, 筛选出重要属性, 约简模型。经典的人工神经网络敏感性分析方法主要有: (1) 基于连接权的敏感性分析方法, 如 Garson 算法 (Garson, 1991)、Tchaban 方法 (Tchaban et al, 1998) 等; (2) 基于输出对输入变量的求偏导的敏感性分析方法, 如 Dimoponlos 方法 (Dimoponlos et al, 1995)、Ruck 方法 (Ruck et al, 1990) 等; (3) 与统计方法结合的敏感性分析方法 (Olden et al, 2002); (4) 基于输入变量扰动的敏感性分析方法 (Scardi et al, 1999)。

然而, 神经网络结构、初始连接权值和阈值的选择对网络的训练结果和敏感性分析有很大的影响, 针对基于连接权的神经网络敏感性分析方法中求取

敏感性系数的不稳定性, 提出一种遗传算法优化连接权的神经网络敏感性分析方法。

1 基于连接权的神经网络敏感性分析

神经网络经过训练可以获得输出变量大于输入变量的数值函数关系及各层神经元间的连接权值, 敏感性分析利用这个关系及连接权值可以得到输入变量对输出变量的重要性。以下提到的神经网络都假定为 3 层前向网络, 输入层、隐含层、输出层神经元个数分别为 N 、 L 、 M , $(x_1, \dots, x_N)$ 为输入变量, $(y_1, \dots, y_M)$ 为输出变量, $w = w_{ij}NL$ 为输入层与隐含层间连接权重, $v = v_{jk}LM$ 为隐含层与输出层间的连接权重。 $f(\text{net}_j)$ 和 $f(\text{net}_k)$ 分别表示隐层神经元 j 的激活函数、输出神经元 k 的激活函数, 隐层各神经元激活函数一致, 输出层各神经元激活函数一致。网络有 m 个训练样本, n 个测试样本。

1.1 Garson 方法

Garson 算法 (Garson, 1991) 是基于连接权的神经网络敏感性分析方法的一个代表, 用连接权值的乘积来计算输入变量对输出变量的影响程度或称相对贡献值。输入变量 x_i 对输出变量 y_k 的影响程度 (贡献值) 为:

收稿日期: 2012-12-08; 编辑: 侯鹏飞

基金项目: 国家自然科学基金 (40672195, 41072245), 北京市自然科学基金 (4102029), 海南省自然科学基金 (612123)

作者简介: 邢海花 (1975—), 女, 副教授, 主要从事遥感影像与地质信息处理与分析, E-mail: hhxing@hainnu.edu.cn

$$Q_{ik} = \frac{\sum_{j=1}^L (w_{ij}v_{jk} / \sum_{r=1}^N w_{rj})}{\sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^L (w_{ij}v_{jk} / \sum_{r=1}^N w_{rj})} \quad (1)$$

式(1)中,由于连接权 w_{ij} 和 v_{jk} 的值有正有负,在累加的过程中会弱化 x_i 对 y_k 的影响,导致结果不正确。在对神经网络学习算法研究和反复实验过程中发现,将公式(1)改造为公式(2)更能真实客观地反映输入对输出的重要性。

$$Q_{ik} = \frac{\sum_{j=1}^L (|w_{ij}v_{jk}| / \sum_{r=1}^N |w_{rj}|)}{\sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^L (|w_{ij}v_{jk}| / \sum_{r=1}^N |w_{rj}|)} \quad (2)$$

经过分析和公式推算,发现公式(2)可化简为:

$$Q_{ik} = \frac{\sum_{j=1}^L (w_{ij}v_{jk}) / \sum_{r=1}^N |w_{rj}|}{\sum_{j=1}^L |v_{jk}|} \quad (3)$$

1.2 Tchaban 方法

Tchaban 及其合作者(1998)提出一种敏感性分析方法,称为权积法(Weight Product)。第 i 个输入神经元对第 j 个隐层神经元的影响为: $\frac{x_i w_{ij}}{o_j}$,其中 o_j 表示隐层神经元 j 的输出值。第 j 个隐层神经元对第 k 个输出神经元的影响为: $\frac{o_j v_{jk}}{o_k}$,其中 $o_k = y_k$ 表示输出神经元 k 的输出值。则输入变量 x_i 对输出变量 y_k 的敏感性表示如下:

$$wp_{ik} = \sum_{j=1}^L \frac{x_i w_{ij}}{o_j} \frac{o_j v_{jk}}{o_k} = \frac{x_i}{y_k} \sum_{j=1}^L w_{ij} v_{jk} \quad (4)$$

2 遗传算法及改进策略

遗传算法(GA)是一种借鉴自然界自然选择和进化机制发展起来的自适应搜索算法。它使用了群体搜索技术,将种群代表一组问题解,通过对当前种群进行选择、交叉和变异等一系列遗传操作,产生新一代的种群,并逐步使种群进化到包含近似最优解的状态。由于其思想简单、易于实现及其健壮性,已广泛应用在问题求解、优化和搜索、机器学习、智能控制、模式识别和人工生命等领域(Lam et al, 2001)。

根据预测样本的预测值与期望值的误差最小原则,使用遗传算法优化 BP 神经网络的连接权值和阈值,使得优化后的神经网络能够更好地进行样本

预测和分类,并在优化的神经网络基础上进行敏感性分析。改进策略和步骤如下。

步骤 1:BP 神经网络结构的确定。BP 网络为输入层、隐层、输出层 3 层结构。输入、输出层节点数根据输入、输出变量个数确定,隐层节点根据遗传算法自适应择优选择,比隐层节点根据公式 $L = \sqrt{N+M} + a$ (a 位于 1~10 之间的数)和试凑法来确定更加合理。

步骤 2:对神经网络的权值和阈值编码,得到初始种群。遗传算法不能直接处理问题空间的参数,必须通过编码把要求问题的可行解表示成遗传空间的染色体或个体。常用的编码方法有位串编码、Grey 编码、实数编码等。笔者采用 10 位的二进制编码。

步骤 3:解码得到权值和阈值,将权值和阈值赋给 BP 网络,使用样本训练、测试网络。采用 Levenberg-Marquardt 算法对神经网络进行训练,训练迭代次数为 500,误差目标为 0.01,学习速率 0.5。隐层神经元和输出神经元的激活函数分别用 S 型正切函数 $f(x) = \frac{2}{1+e^{-2x}} - 1$ 和 S 型对数函数 $f(x) = \frac{1}{1+e^{-x}}$ 。

步骤 4:根据误差计算适应度。适应度函数是用来区分群体中个体好坏的标准,是进行自然选择的标准,一般由目标函数加以变换得到。选择预测样本的预测值与期望值的误差矩阵的范数作为目标函数的输出。适应度函数为: $F(f(x)) = \frac{1}{f(x)}$, $f(x)$ 为目标函数, $f(x) = \sqrt{(d_1 - o_1)^2 + \dots + (d_i - o_i)^2}$, d_i 为实际输出值, o_i 为期望输出值。

步骤 5:通过选择、交叉、变异算子操作产生新种群。采用轮盘赌法以 0.9 的概率选择优良个体组成新种群;随机选择种群中 2 个个体进行单点交叉以产生新的优秀个体,交叉概率设为 0.7;为了维持种群的多样性,以 0.01 的概率产生变异基因数。

步骤 6:产生的新种群满足要求或者达到遗传迭代次数则解码得到最佳神经网络的权值和阈值,否则转步骤 3。

步骤 7:在最优化并且稳定的神经网络权值基础上进行敏感性分析。应用遗传算法优化后的连接权值作为 BP 神经网络的连接权,应用上述基于连接权的敏感性分析公式(3)、公式(4)求出各输入变量的敏感系数,根据敏感系数筛选出主要输入变量,

去掉对输出贡献不大(敏感系数较小)的输入变量,约简神经网络的模型。

3 实验与结果分析

3.1 实验一:多元线性函数拟合及各输入重要性

$$y = x_1 + 2x_2 + 3x_3 - 4x_4 + 5x_5 - 6x_6$$

函数中输入、输出的关系已经很明确,各个输入变量对输出的影响也已知。设计本实验的目的是测试在能实现函数高精度拟合的遗传算法优化后的神经网络模型上,所求取的敏感性系数是否稳定并能真实反映个输入变量的重要性程度。对于每个变量随机产生1 000个0~1之间的随机数,800个作为训练数据,100个作为校验数据,100个作为测试数据。应用笔者提出的遗传算法优化连接权的神经网络敏感性分析方法(SA-GA-BP)求取各个输入变量的敏感系数,实验重复进行10次,结果如图1所示。

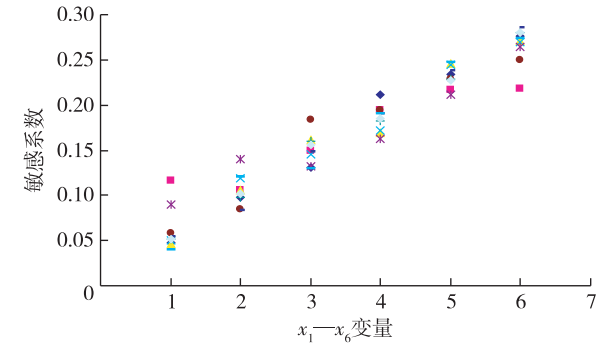


图1 函数中各变量的敏感性系数

从图1中可以看到优化后的连接权敏感性分析,所求得的敏感系数基本稳定,敏感系数的大小反映了输入变量的重要程度,跟函数关系中所表示的一致。

3.2 实验二:遥感影像分类及波段筛选

实验数据选用HYDICE光谱仪所获取的华盛顿广场地区的公共测试图像,191个波段,该图像中包含草地、屋顶以及道路等7种类别地物(Landgrebe, 2003),如图2所示。使用ENVI 4.6选择标准差最大的10个波段作为输入属性,分别是波段55,75,103,133,141,155,168,181,184,190。实验目的是为了测试所提优化连接权的敏感性分析方法筛选对分类贡献大的主要波段的稳定性,以及此方法筛选主要波段对提高遥感影像地物分类精度的有效性。

实验中分别选用各类地物的500个像素点作为训练样本,整幅图像的全部像素点作为测试。应用遗传算法优化的神经网络敏感性分析方法(SA-GA-BP)筛选出5重要波段,与传统的BP神经网络(使用以上10个波段),与用遗传算法优化的BP神经网络方法(GA-BP,使用以上10个波段)进行遥感影像分类实验比较,分类精度见表1。

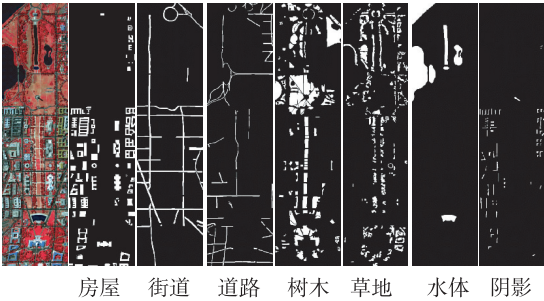


图2 华盛顿广场地区图像及各类地物参考图

表1 3种方法的分类精度

分类方法		BP	GA-BP	SA-GA-BP
分类精度 /%	水体	90.33	90.59	93.18
	树木	81.73	83.41	88.33
	街道	74.72	79.91	82.20
	草地	83.63	85.25	83.92
	道路	18.07	20.32	15.6
	房屋	81.73	83.41	83.27
	阴影	77.17	78.04	78.20
	平均精度	72.48	74.42	74.96

从表1中可以看出,GA-BP方法对水体、树木,街道等各类地物识别有明显的优势,分类精度比标准的BP有明显的提高。SA-GA-BP方法只使用筛选出的5个重要波段进行分类,有效地约简了模型,并且分类精度也有所提高,说明基于优化的神经网络进行敏感性分析能有效地筛选出对分类贡献较大的波段,约简模型提高效率,并提高了模型的分类精度。

4 结论

人工神经网络有很好地预测和分析非线性关系的能力,但容易陷入局部极值且收敛速度慢,而遗传算法有很强的全局寻优能力。因此将两者结合,针对基于连接权的神经网络敏感性分析方法的不稳定

性,提出遗传算法优化连接权的神经网络敏感性分析方法。优化后的人工神经网络测试误差有明显的改善,连接权稳定,从而得到稳定的敏感性系数,根据敏感系数大小能有效地筛选出对输出贡献大的属性。应用此敏感性分析方法可以较客观地筛选出对地物分类贡献较大的主要波段。

参考文献:

- 蔡毅,邢岩,胡丹. 2008. 敏感性分析综述[J]. 北京师范大学学报:自然科学版, 44(1):9-16.
- 李方,闫永慧. 2012. BP 小波神经网络在边坡位移预测中的应用[J]. 地质学刊, 36(2):134-137.
- 余先川,代莎,胡丹,等. 2011. 基于 Lasso 函数的分层混合模糊-神经网络及其在遥感影像分类中的应用[J]. 地球物理学报, 54(6):1672-1678.
- DIMOPOULOS Y, BOURRET P, LEK S. 1995. Use of some sensitivity criteria for choosing networks with good generalization ability[J]. Neural Processing Letters, 2(6):1-4.
- GARSON G D. 1991. Interpreting neural network connection weights[J]. Artificial Intelligence Expert, 6(4):47-51.
- GEVREY M, DIMOPOULOS I, LEK S. 2003. Review and comparison of methods to study the contribution of variables in Artificial Neural Network models[J]. Ecological Modeling, 160(3):249-264.
- GEVREY M, DIMOPOULOS I, LEK S. 2006. Two-way interac-

tion of input variables in the sensitivity analysis of neural network models [J]. Ecological Modeling, 195 (1/2):43-50.

- LAM H K, LING S H, LEUNG F H F, et al. 2001. Tuning of the Structure and Parameters of Neural Network Using an Improved Genetic Algorithm[C]// IECON'01: the 27th annual conference of the IEEE Industrial Electronics Society. Denver, Colorado, USA: IEEE, 25-30.
- LANDGREBE D A. 2003. Signal theory methods in multispectral remote sensing[M]. Hoboken, New Jersey, USA: Wiley Interscience.
- OLDEN J D, JACKSON D A. 2002. Illuminating the "black box": a randomization approach for understanding variable contributions in artificial neural networks [J]. Ecological Modeling, 154(1/2):135-150.
- RUCK D W, ROGERS S K, KABRISKY M. 1990. Feature selection using a multilayer perceptron [J]. Journal of Neural Network Computing, 2(2):40-48.
- SCARDI M, HARDING L W. 1999. Developing an empirical model of phytoplankton primary production: a neural network case study [J]. Ecological Modeling, 120(2/3):213-223.
- TCHABAN T, TAYLOR M J, GRIFFIN A. 1998. Establishing impacts of the inputs in a feedforward neural network [J]. Neural Compute Application, 7(4):309-317.

Sensitivity analysis of artificial neural network and its applications in remote sensing image classification

XING Hai-hua^{1,2}, YU Xian-chuan¹

(1. College of Information Science and Technology, Beijing Normal University, Beijing 100875, China; 2. College of Information Science and Technology, Hainan Normal University, Haikou 571158, China)

Abstract: The authors presented a sensitivity analysis method of artificial neural network optimized connection weights by genetic algorithm, which overcame the defect of the results of the neural network sensitivity analysis based on the unstable sensitivity parameters of connected weights neural network. Firstly, the authors adopted the genetic algorithm to optimize the neural network according to the error minimization principle, and then carried out sensitivity analysis based on the connection weights method on the optimized model. To verify the method proposed in the text, the authors employed one simulated dataset and the remote sensing image terrain classification examples. The result showed that this method could really identify important input variables, filter out the important characteristic bands of remote sensing image, and improve the accuracy of the model classification.

Keywords: Sensitivity analysis; Artificial neural network; Genetic algorithm; Remote sensing image classification