

22-24

BP神经网络在储量计算中的应用

p624-7

王志民 侯景儒 童光照

(北京科技大学·北京·100083)

由于地质统计学需对研究变量作出先验假设,极大地限制了它的进一步推广。作者将BP神经网络方法引入矿体品位估值及储量计算之中,通过对比研究,探讨了该方法的可行性。

关键词 地质统计学 品位估值 储量计算 神经网络 BP算法



技术·方法

储量估算问题多年来成为实际应用和理论研究的焦点^[1]。但是由于地质统计学方法往往需要对区域化变量作出某种假设,同时在变异函数拟合过程中很难排除人为因素的干扰,这在一定程度上限制了储量估值的精度和有效性。本文试图利用神经网络理论对矿体品位进行估值并计算矿体储量,以弥补地质统计学的上述不足。

1 BP神经网络的基本理论

神经网络是用来描述那些用人脑的确定性基本结构模仿人脑某些功能的模型的术语。该模型是以“脑学习单元或神经元是按层次组织”的假设为基础的。BP网络算法是目前最为常用的神经网络方法之一,其基本思想是最小二乘法学习BP算法^[3],它使用梯度搜索技术,以期使网络的实际输出与期望输出的均方差最小。在图1所示的BP网络模型中,其反传学习过程的原理如图2^[2]所示。在这种网络中,学习过程由正向传播和反向传播组成。在正向传播过程中,输入信号从输入层经隐层单元逐层处理,并传向输出层,每一层神经元的状态只影响下一层神经元的状态。如果在输出层不能得到期望的输出,则转入反向传播,将输出信号的误差沿原来的连接通路返回。通过修改各层神经元的权值,使得误差信号最小。

2 基于BP神经网络的估值和插值方法

在矿体储量计算过程中,神经网络方法主要用于矿体品位分布特征的估计,其它诸如体重回归计算、总体储量求和以及平均品位计算等过程同地质统计学方法完全相似。其主要原理是:建立矿床的品位分布模型,将矿床中的样本位置与样本品位之

间的关系视为复杂函数,而其中仅有少量经过考虑的输入输出对为已知(取自钻孔或其它样本数据),通过神经网络学习得到样品位置和品位的关系函数或映射,并以此估算矿床中其它未知点的品位。因此,同地质统计学等方法相比,在储量计算过程中,用神经网络估计矿体品位分布特征是神经网络进行储量计算的主要特征。

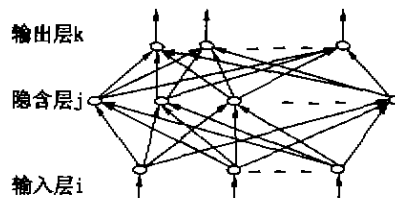


图1 BP神经网络的基本结构

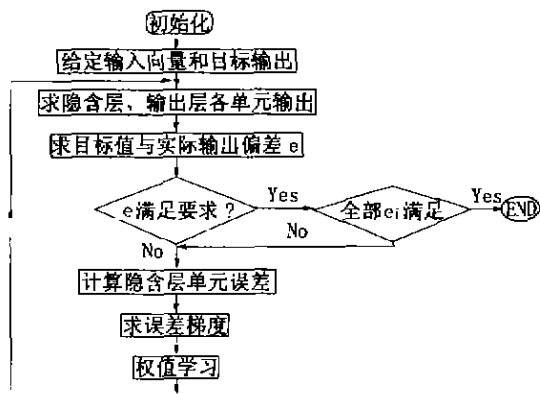


图2 BP神经网络学习算法框图

用于品位估值的神经网络应具有仅仅根据函数或映射的实例学习未知的映射或函数的能力。网络一旦学会这个映射(或与其十分近似)后,改网络即可应用于仅有部分映射为已知的场合,用于估计映射的另一部分。

用于逼近函数或映射的神经网络可以被认为是一种数据变换结构^[4]。映射从N维空间输入,向M维空间输出。在研究映射问题的输入空间时,可以计算输入数据点之间的“欧氏距离”,于是可以知道

哪些数据点相互接近,哪些数据点远离。也就是说存在一个尺度或对比手段,可以根据“欧氏距离”对数据点分类。

从统计学的观点来看,神经网络在应用时对所分析的问题的概率模型不要求通过演绎作出先验假设。用神经网络逼近映射可被认为是统计回归分析,尤其是非线性回归分析的推广,因为神经网络学习得到的函数形式可以是输入数据与回归参数的非线性函数。

在实际矿床中,从勘探活动中得到的数据常常是以样本点的形式出现,它们是能提供矿床中所关心的空间变异量之间的内在关系的实例,即有的点样本可以用作实例去训练神经网络以逼近矿床中一个样本的位置与品位之间的映射。训练后的网络可以用来对曾用于训练的已知样本点之间的品位插值,并建立矿床储量计算。

神经网络估值方法的性能在很大程度上依赖于已有数据的特征和数量,而较少依赖于针对数据而预定义的模型或假设。大量研究表明^[1,4,5],用整个矿床的所有数据成功地训练一个大网络要比用几个较小范围的数据训练一些小网络更困难。因此,在实施神经网络方法时,应将所获得的矿床数据根据矿石类型、品位、品级以及开采设计所需矿块大小等要求分成更小的子区域,在矿床中各个子区域中训练一个小网络。把已有的大量矿床数据划分成较小的区域区段,用来训练神经网络,所选用的划分方法应满足以下准则:

1)将数据划分成较小的区域时,只允许采用原始样本数据值,不能采用插值,以免在网络训练前把误差引入数据之中;

2)划分后生成的较小区域必须能覆盖整个样本空间,也就是不留间隙或空洞;

3)如果可能,划分后生成的子区域之间应允许有某些重叠,以便使各个神经网络的训练区域可以相互重叠。

通常使用数字地形模型(DTM)作为划分数据空间的方法^[1],它是用已有的样本点有效地构成三角形表面。三角形是数字地形模型的基本元素,每一个顶点代表一个样本点,把每一个样本点输入样本域中的DTM中,即可划分整个样本域,并把它作为由所有DTM三角形组成的多边形的中心,而所选择的点就是这些点中的一个,如图3所示。

在样本域划分完成后,从样本域的DTM取出各区段的训练数据,用它们为整个矿床逐个区段地训

练神经网络。训练模块每一次为一个网络分配存储空间,从神经网络将要利用的区域中取得数据用以

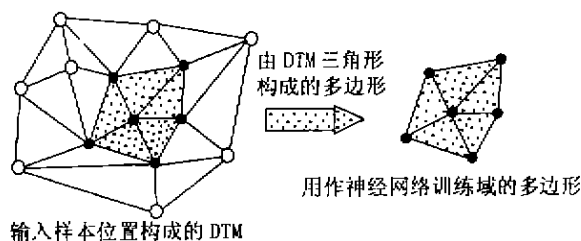


图3 由DTM三角形构成的多边形训练域的结构

训练该网络,然后将网络学习得到的连接权重值存入磁盘。神经网络在对待估点进行估值时,主要是通过对所关心的区域中的密集样本点网格估值,然后求出这些样本的平均值来给出该区域中的一个块段的估值,因此获得矿床中块段后区域的品位估值,其过程如图4所示。

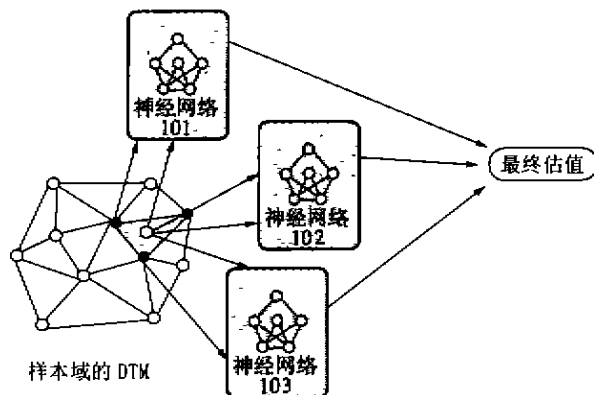


图4 单网络品位估值过程

在神经网络区域划分中,区域的重叠是最为常见的情况之一,当估值样本点位于多个神经网络区域时,则用这些网络的估值的平均值参与待估点的估值计算^[5],其过程如图5所示。

3 实例

某铁矿床为一低品位矿床,将其研究区域分 $400\text{ m} \times 400\text{ m} \times 100\text{ m}$,在区域内共有3792个TFe化验样品品位值,其矿石体重平均值为 2.6 t/m^3 ,将该区域划分成 $20\text{ m} \times 20\text{ m} \times 10\text{ m}$ 的块段进行品位估值,在估值过程中,神经网络为一个输入层、一个隐含层和一个输出层的3层BP网络模型,其中样品点的经度和纬度分别作为输入层的2个输入节点,隐含层的节点数为5,样品品位作为网络输出层的唯一输出,其具体计算过程如图6所示,同时将BP神经网络的学习率 η 设定为0.3,比例因子 α 设定为0.03。因此计算的矿石储量及由此而形成的吨位一品位曲线分别见表1和图7。通过地质统计学法、多

边形法和 BP 网络方法计算结果的对比,证明 BP 网络方法的计算结果是可信的。

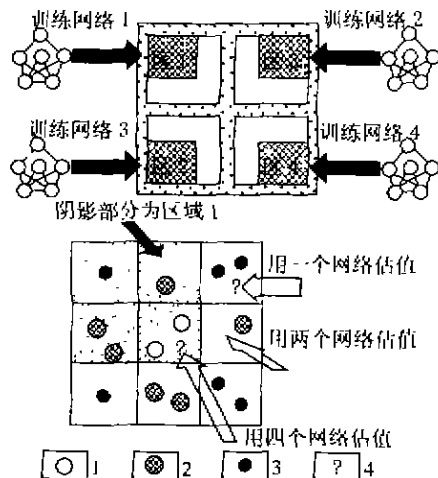


图 5 重叠区带的估算值过程示意图

1—位于四个区域上的训练点;2—位于两个区域上的训练点;
3—位于一个区域上的训练点;4—待估点

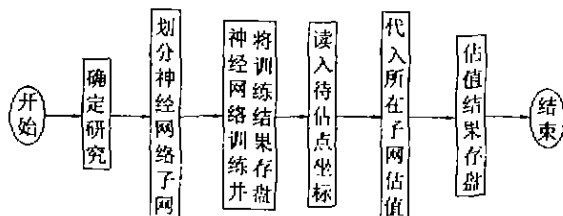


图 6 神经网络估值过程

4 结论

神经网络方法可以用于矿体品位估值和储量计算,尤其适用于那些成因复杂的矿体储量计算,同时避免地质统计学边界估值不准等缺陷,但其计算工

表 1 不同方法不同边际品位下储量对比表

边际品位	多边形法		BP 网络方法		克立格法	
	储量(万吨)	平均品位	储量(万吨)	平均品位	储量(万吨)	平均品位
24	3868.80	35.37	3868.80	34.21	3868.80	34.02
26	3849.30	35.54	3848.00	34.32	3852.16	34.09
28	3828.50	35.66	3766.75	34.55	3890.25	34.20
30	3681.60	36.00	3369.60	35.25	3681.60	34.54
32	3341.65	36.56	2837.25	36.06	2837.25	35.59
34	2739.10	37.56	1974.70	37.39	1719.90	37.28
36	1866.15	38.55	1093.95	39.18	1158.30	38.46
38	1105.00	39.82	845.00	39.90	585.00	39.59
40	390.00	41.77	455.00	40.77	260.00	40.50

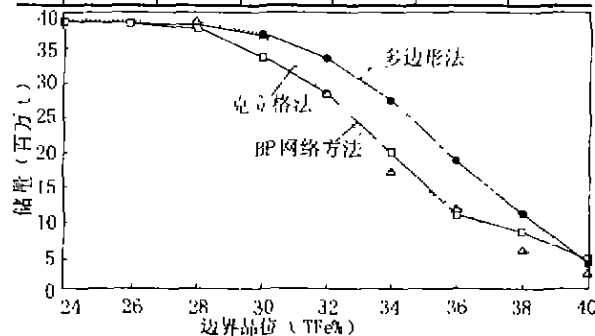


图 7 矿体储量吨位—品位曲线图

作量较大,有时在个别网络的训练点上存在不收敛现象,因此,如何将地质统计学和神经网络有效地结合还有待于进一步的研究和讨论。

参考文献

- 1 克拉里西 E.等.用神经网络估算可采储量.国外金属矿山,1995 (2)
- 2 史忠植.神经计算.北京:电子工业出版社,1993
- 3 焦李成.神经网络计算.西安:西安电子科技大学出版社,1993
- 4 登比 B.等.基于神经网络的 GEMNet 品位估算系统.国外金属矿冶,1995(4)
- 5 Denby B. GEMNet—Using neural network to approximate the location—grade relationship in mineral deposits. APOM XXV, 1995 Conference

THE APPLICATION OF NEURAL NETWORK ON RESERVE COMPUTING

Wang Zhimin, Hou Jingru, Tong Guangxu

The theory and methods of geostatistics must make the transcendental hypotheses for research variable, so this limits geostatistics' application in some degree. BP neural network into grade estimation and reserver computing of mineral deposits was introduced. By contrast research, the probable of this method was discussed.

Key words geostatistics, grade estimation, reserve computing, neural network, BP algorithm



第一作者简介:

王志民 男,1969 年生。1990 年毕业于北京科技大学地质系地质矿产勘查专业,1993 年获硕士学位。1994 年至今在北京科技大学资源工程学院攻读博士学位。

通讯地址:北京市 13 信箱 9 分箱 邮政编码:100091