

文章编号: 1001-1986(2007)02-0041-04

# 基于神经网络的沉陷区水深遥感研究

武彦斌, 彭苏萍, 黄 明, 邹冠贵

(中国矿业大学煤炭资源与安全开采国家重点实验室, 北京 100083)

**摘要:** 为获取煤矿积水沉陷区遥感影像数据与沉陷区水深的定量关系, 建立了 BP 神经网络水深反演模型, 并对淮南潘一矿积水沉陷区水深进行了反演。首先对 Landsat 卫星影像数据(TM 影像)进行几何校正、大气校正和沉陷区范围提取等, 然后输出像元反射率值, 并与水深实测控制点坐标匹配, 使水深值与反射率值对应。实验结果表明: 以水深值 2 m 为阈值, 水深值小于 2 m 的区域, 模型反演水深值与实测水深值的平均绝对误差为 0.166 3 m, 平均相对误差为 13.29%; 水深值为 2~6 m 的区域, 模型反演水深值与实测水深值平均绝对误差为 0.578 6 m, 平均相对误差为 15.20%。

**关键词:** 沉陷区; 水深; 遥感; 人工神经网络

**中图分类号:** TP79; P234.3 **文献标识码:** A

## Remote sensing of water depth in subsidence area based on artificial neural networks

WU Yan-bin, PENG Su-ping, HUANG Ming, ZOU Guan-gui

(State Key Laboratory for Coal Resources and Safe Mining, CUMTB, Beijing 100083, China)

**Abstract:** To measure the remote sensing of water depth in subsidence area, the model based on BP neural network is proposed. After geometric calibration, atmospheric correction and subsidence area extraction, the pixels reflectivity is exported. In order to find the relation between actual water depth and pixels reflectivity, the pixels reflectivity are matched to control points. The depth of 2 m is the threshold of the model which corresponds to actually measured water depth less than 2 m and water depth from 2 m to 6 m. The model is applied to measure water depth in subsidence area of Huainan. It is demonstrated that the mean absolute error is 0.166 3 m and the mean relative error is 13.29%, when the actually measured water depth is less than 2 m. The mean absolute error is 0.578 6 m and the mean relative error is 15.20%, when the actually measured water depth is in range of 2 m to 6 m.

**Key words:** subsidence area; water depth; remote sensing; artificial neural networks

收稿日期: 2006-10-13

基金项目: 国家创新研究群体基金(50221402); 教育部“长江学者和创新团队发展计划”(IRT0408); 国家杰出青年基金项目(50025413)

作者简介: 吴彦斌(1980—), 男, 河北藁城人, 博士研究生, 从事资源管理和技术评价研究。

型, 能正确反映实际工况, 为深井冻结壁温度场求解提供了有效的分析手段, 对全面掌握冻结壁温度场性状具有重要的指导意义。

c. 考虑冻结管偏斜的温度场数值模拟和现场实测数据进行比较分析得出: 二者之间具有相同的变化规律, 且值也十分接近, 表明可以通过本文的数值模拟方法进行深井冻结温度场预测分析。

### 参考文献

[1] 郭兰波. 竖井冻结壁温度场的有限元分析[J]. 中国矿业学院学报, 1981(3): 183—187.  
[2] 丁德文. 冻结壁变化的数学模型及其计算[J]. 科学通报, 1982(14): 1471—1473.

[3] 李述训. 人工冻结凿井中热学问题计算方法评价[J]. 世界冰川冻土, 1982(3): 23—32.  
[4] 赖远明, 吴紫汪. 寒区隧道温度场和渗流场耦合问题的非线性分析[J]. 中国科学(D 辑), 1999, 29 (增刊): 22—26.  
[5] 赖远明, 刘松玉, 吴紫汪. 寒区挡土墙温度场渗流场和应力场耦合问题的非线性分析[J]. 土木工程学报, 2003, 36(6): 88—95.  
[6] Harlan B R L. Analysis of coupled heat—fluid transport in partially frozen soil [J]. Water Resources Research, 1973, 9(5): 123—128.  
[7] 李宁, 陈波, 陈飞熊. 冻土路基温度场水分场变形场三场耦合分析[J]. 土木工程学报, 2003, 36(10): 66—71.  
[8] 汪仁和. 人工多圈管冻结地层的水热力耦合研究及其冻结壁计算[D]. 合肥: 中国科学技术大学, 2005.  
[9] 汪仁和, 王伟. 冻结孔偏斜下冻结壁温度场的形成特征与分析[J]. 岩土工程学报, 2003, 25(6): 668—661.

我国华东煤矿区地表水系众多,地下水位较浅,矿区沉陷区大面积积水,直接影响煤矿生产和矿区人民的生命财产安全。沉陷区治理成为矿区环境综合治理的主要问题。因此,对沉陷区进行动态监测显得尤为重要。

业已证明,卫星遥感图像上得到的影像光谱值数据经处理后和水深存在很好的相关性,因此,可以将其转化成相应的遥感水深数据<sup>[1]</sup>。利用这些水深数据,可以监测沉陷区现状及其变化趋势,为矿区的持续发展提供可靠的依据。国内外有关水深遥感的研究主要集中在沿海及内陆淡水水域;如 Bierwith<sup>[2]</sup>、Mgenge<sup>[3]</sup> 曾分别利用 Landsat (TM 影像) 卫星影像数据有效地对近海岸水域进行了多时相水深测量;党福星利用 TM 对南海永暑礁景区水深反演模型进行了详细研究<sup>[4]</sup>;黄家柱等利用 TM 影像数据建立了长江南通河段水深遥感模型<sup>[5]</sup>;于瑞宏利用多时相的 TM 影像对干旱区草型湖泊乌梁素海的水深遥感定量模型也进行了有益的研究<sup>[6]</sup>。目前,有关煤矿沉陷区积水水体的波谱测试和波谱信息的影像数据研究还未有详细报道,本文采用改进的神经网络来反演遥感信息与煤矿沉陷区水深间的关系。

## 1 数据处理

### 1.1 数据获取

数据采用华东地区淮南煤田 Landsat 卫星数据(TM 影像),积水沉陷区的水深实地采集时间为 2005 年 4 月,遥感数据采用 2005 年 4 月 6 日 TM 影像数据(轨道号 121-37, TM1-TM5、TM7),当日淮南天气状况良好,云量很小,得到的遥感图像资料和实测水深资料可以认为是准同步的,将作为进一步分析的数据源。

### 1.2 遥感数据处理

#### 1.2.1 几何校正

利用淮南 1:10 000 的实测地形图,坐标系统为北京 54 坐标系,通过在地形图和 TM 影像上选取同名地物控制点来对遥感影像进行几何精度校正。在 ENVI4.2 运行环境下,在 TM 影像和实测地形图上寻找同名不变地物点,采用二次多项式进行坐标转换,用立方卷积法进行灰度重采样,误差控制在 0.5 个像元以内。

#### 1.2.2 大气校正

由于大气散射和吸收的影响,导致遥感成像过程中辐射能量被削弱,为提高遥感信息的提取和反演精度,在利用遥感图像资料之前必须对图像进行

大气校正。本文采用文献[7]的大气校正模式。

行星反射率:

$$R_{\lambda} = \frac{[E_0(\lambda) \cdot \cos \theta_z \cdot T_{\rho\lambda} + E_{d\lambda}] R_{g\lambda} \cdot T_{d\lambda} + \pi L_p}{E_0(\lambda) \cdot \cos \theta_z}; \quad (1)$$

地表反射率:

$$R_{g\lambda} = \frac{R_{\lambda} - \rho_{\rho\lambda}}{T_{d\lambda} + \frac{1 - T_{\rho\lambda}}{2 \cos \theta_z}} \cdot T_{\rho\lambda} \quad (2)$$

式中  $E_0(\lambda)$  为大气顶端太阳各波段辐射值;  $\theta_z$  为太阳天顶角;  $E_{d\lambda}$  为天空光漫射到地表面的光谱辐照度;  $L_p$  为卫星传感器接收到的程辐射;  $\rho_{\rho\lambda}$  为程辐射散射反射率;  $T_{d\lambda}$  为大气的下行倾斜透过程率;  $T_{\rho\lambda}$  为大气沿观测方向的上行透过程率。

上述参数中,  $E_0(\lambda)$ 、 $\theta_z$  和  $\rho_{\rho\lambda}$  可以从影像头文件或者资料中获取;  $E_{d\lambda}$ 、 $\tau_{\lambda}$ 、 $L_p$ 、 $T_{d\lambda}$ 、 $T_{\rho\lambda}$  的计算方法在文献[7]中有详细描述。

#### 1.2.3 分离积水沉陷区水体

以淮南潘一煤矿东采区形成的积水沉陷区为例,积水沉陷区的提取必须结合研究区域的地质和采矿资料。在 ArcGis 中对校正后的 TM5 波段进行水迹线提取,并对提取的水迹线建立掩膜(MASK),并将该掩膜图像与 TM 图像的其他波段相乘,以去除其他各波段的陆上信息,最后与井上、下对照图做叠加,提取出积水沉陷区。为了更好地与遥感影像套合,需要将水深采样点与遥感影像叠加,把采样数据加密,并生成水深等值线图。图 1 是潘一煤矿东采区形成的积水沉陷区实测水深等值线图。



图 1 实测水深等值线

Fig.1 Measured contours of water depth

### 1.3 水深值和遥感数据的分析

在 ENVI4.2 平台中,将截取并掩膜后的各波段的像元反射率值输出为 ASCII( xyz)文件格式,使输出的每个像元值都带有相应的坐标。利用 ENVI 的二次开发语言 IDL 编写程序,使导出的像元反射率

值与水深实测控制点坐标匹配, 旨在使水深值和遥感图像的反射率值一一对应。

由于波段比值法可使水深差异在舍去其背景的条件下提高对比度<sup>[8]</sup>, 因此, 对水深值与各波段(及波段组合)的像元反射率进行相关分析(表 1), 以选取较好的反演水深的因子。

表 1 波段及波段组合的反射率与水深值的相关系数  
Table 1 Correlation coefficient between reflectance of bands (combined bands) and relevant water depth

因子	TM1	TM2	TM3	TM4
相关系数	0.254	0.199	0.341	0.561
因子	TM4/TM1	TM4/TM2	TM4/TM3	TM3/TM2
相关系数	0.478	0.557	0.548	0.423

2 模型建立

2.1 模型参数设置

神经网络是一种非线性动力学系统, 它具有强大的学习功能和高度的非线性映射能力, 还具有自组织、自适应、高容错性、并行处理、分布式知识存储等优点。但是, BP 算法是一种梯度下降法, 算法性能依赖于初始条件, 因此, 学习过程易出现陷入局部极小、收敛速度慢等问题<sup>[8-9]</sup>。对此, 常采用以下方法对 BP 算法进行改进:

- a. 适当选取初始权值、阈值, 并对输入样本进行归一化处理, 以避免“平台”现象的出现;
- b. 加动量项和改变动量因子, 使权值变化更平滑而有利于加速收敛;
- c. 自适应调整学习速率, 以减少振荡;
- d. 选择合适的隐节点数。通常采用由小到大进行试算, 以使相应的误差函数达到最小为选取原则;
- e. 选择合适的激活函数, 或对 S 型函数进行修正, 以加快收敛速度。

本文利用前面选取的单波段和波段组合反射率作为网络模型的学习输入样本, 以相应的水深值作为学习矩阵的期望输出。网络模型的基本设置为: 采用 3 层 BP 网络结构, 随机选取 200 个水深控制点进行归一化处理, 作为网络的训练样本, 进行网络训练; 激活函数采用 S 型函数, 网络系统误差取为  $5 \times 10^{-10}$ ; 在  $(-1, 1)$  内随机选取初始权值和阈值, 采用自适应调整学习速率法, 调整准则为: 若前一时刻的学习速率降低了误差, 则增加学习速率  $(1.01 \sim 1.05$  倍), 反之, 则降低学习速率, 误差在其他情况下学习速率不变

通过实验, 最终确定 BP 网络模型的结构为: 输入层节点数取 8; 隐含层节点数取 16; 输出层节点数

取 1。各参数值分别确定为: 学习速率取 0.05; 学习速率增加和减少比率取 1.02; 动量参数取 0.9; 训练精度取 0.55; 误差比率取 0.4。当网络训练了 5 471 次后, 系统误差满足要求, 停止训练。

2.2 模型检验

将未参加网络训练的 94 个水深控制点输入网络模型, 由于在建模时, 这 94 个水深控制点没有参加网络训练, 因此可将这 94 个样点看作是不受模型影响的独立的检验样本。通过将模型反演出的水深值和实测值进行比较(图 2), 结果表明, 两者之间的平均绝对误差为 0.572 4 m。

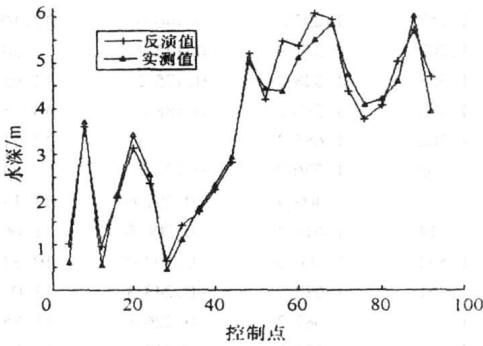


图 2 反演水深值和实测值对照

Fig. 2 Comparison of retrieval and measured water depth

为进一步表明模型的反演精度, 将实测水深值划分为小于 2 m 的浅水区与 2~6 m 的深水区两部分。因篇幅所限, 本文分别列出浅水水深控制点和深水水深控制点各 25 个。由表 2 数据可得出, 水深  $< 2$  m 时, 平均绝对误差为 0.166 3 m, 平均相对误差为 13.29%; 由表 3 数据可得出, 水深 2~6 m 时, 平均绝对误差为 0.578 6 m, 平均相对误差为 15.20%。

引起误差的主要原因是:

- a. 部分水域含有大量悬浮泥沙信息, 悬浮泥沙对入射光的后向散射会影响水体的总辐射量;
- b. 由于 TM 影像分辨率的限制, 水陆结合处的像元含有部分陆地信息;
- c. 淮南潘一矿附近的积水沉陷区内含有绿藻、蓝藻等藻类, 藻类物质中的叶绿素对水体反射率曲线会产生影响;
- d. 实测水深图受测点数量和分布的限制, 个别小区域的水深值也会不准确。

3 结论

a. 通过分析 TM 影像各波段及波段组合的反射率与水深值的相关性 建立了积水沉陷区的 TM 影像反射率与水深值的动量 BP 神经网络反演模型。该模型能较好地反演出煤矿沉陷区积水深度分

表 2 浅水区域误差表

Table 2 Error of retrieved shallow water depth

点号	实测值/m	反演值/m	绝对误差/m	相对误差/%
1	0.312	0.263 2	−0.048 8	15.65
2	0.410	0.346 7	−0.063 3	15.44
3	0.457	0.392 4	−0.064 6	14.13
4	0.547	0.491 1	−0.055 9	10.22
5	0.601	0.680 0	0.079 0	13.15
6	0.711	0.633 8	−0.077 2	10.86
7	0.810	0.909 6	0.099 6	12.30
8	0.884	0.792 3	−0.091 7	10.38
9	0.951	1.103 8	0.152 8	16.07
10	1.081	1.250 0	0.169 0	15.63
11	1.112	1.260 3	0.148 3	13.33
12	1.157	1.297 0	0.140 0	12.10
13	1.202	1.337 9	0.135 9	11.30
14	1.353	1.528 2	0.175 2	12.95
15	1.408	1.596 0	0.188 0	13.35
16	1.502	1.685 3	0.183 3	12.21
17	1.603	1.776 7	0.173 7	10.84
18	1.701	1.409 4	−0.291 6	17.14
19	1.814	1.613 4	−0.200 6	11.06
20	1.852	1.660 0	−0.192 0	10.37
21	1.861	1.617 7	−0.243 3	13.07
22	1.914	1.687 2	−0.226 8	11.85
23	1.921	1.598 7	−0.322 3	16.78
24	1.950	1.702 7	−0.247 3	12.68
25	2.000	2.388 0	0.388 0	19.40

表 3 深水区域误差表

Table 3 Error of retrieved deep water depth

点号	实测值/m	反演值/m	绝对误差/m	相对误差/%
1	2.190	2.506 9	0.317	14.47
2	2.253	2.580 5	0.328	14.54
3	2.364	2.019 7	−0.344	14.56
4	2.601	2.148 1	−0.453	17.41
5	2.651	2.174 8	−0.476	17.96
6	2.701	3.118 6	0.418	15.46
7	2.905	3.354 9	0.450	15.49
8	3.011	2.534 8	−0.476	15.82
9	3.154	3.631 6	0.478	15.14
10	3.202	3.694 2	0.492	15.37
11	3.414	3.893 7	0.480	14.05
12	3.712	3.158 7	−0.553	14.90
13	3.812	4.383 2	0.571	14.98
14	3.901	3.297 9	−0.603	15.46
15	4.005	3.414 7	−0.590	14.74
16	4.202	4.825 8	0.624	14.84
17	4.401	5.059 5	0.659	14.96
18	4.501	3.711 2	−0.790	17.55
19	4.540	5.192 2	0.652	14.37
20	4.793	4.005 4	−0.788	16.43
21	5.008	5.743 3	0.735	14.68
22	5.234	4.472 2	−0.762	14.55
23	5.309	5.987 6	0.679	12.78
24	5.851	5.018 2	−0.833	14.23
25	6.015	5.100 1	−0.915	15.21

布情况,模型反演值和实测水深值之间的平均绝对误差为 0.572 4 m。(以水深 2 m 为阈值,水深小于 2 m 时,平均绝对误差 0.159 1 m,平均相对误差 13.367%;水深在 2~6 m 内,平均绝对误差 0.571 8 m,平均相对误差 15.02%。)从反演值与实测值的误差值来看,模型对研究水域的整体地形信息与遥感光谱信息之间关系描述得较好,可为矿区积水沉陷区综合治理提供较精确的数据。

b. 水深已知数据的可靠性在很大程度上影响水深的计算,如果能确保水深已知数据的可靠性,则可进一步提高遥感水深探测的可靠性和实用性。

c. 水体总辐射量的影响因素较多,各因素与水深值间的定量关系,有待进一步研究。

参考文献

[1] 任明达,吕斯骅,张绪定. 中国海岸卫星遥感解译[M]. 北京:海洋出版社,1990.

[2] BIERWORTH P N, LEE T, BURNE R. Shallow seafloor reflectance and water depth derived by unmixing multispectral imagery[J]. Photogrammetric Engineering and Remote Sensing, 1993, 59(3):331—338.

[3] MGENGEL V, SPITZER R J. Application of remote sensing data to mapping of shallow seafloor near by Netherlands[J]. International Journal of Remote Sensing, 1991, 57(5):473—479.

[4] 党福星,丁谦. 利用多波段卫星数据进行浅海水深反演方法研究[J]. 海洋通报,2003,22(3):55—59.

[5] 黄家柱,尤玉明. 长江南通河段卫星遥感水深探测试验[J]. 水利科学进展,2002,13(2):235—238.

[6] 于瑞宏,刘廷玺,李畅游,等. 干旱区草型湖泊悬浮固体浓度及水深的遥感与分析[J]. 水利学报,2005,36(7):853—862.

[7] 刘小平,邓孺孺,彭晓鹃. 基于 TM 影像的快速大气校正方法[J]. 地理科学,2005,25(1):87—93.

[8] 蒋宗礼. 人工神经网络导论[M]. 北京:高等教育出版社,2001.

[9] 闻新,周露,王丹力,等. Matlab 神经网络应用设计[M]. 北京:科学出版社,2000.

[10] MAUSEL P D, BRONZIO E, MORAN E. Assessment of atmospheric correction methods for Landsat TM data applicable to amazon basin LBA research[J]. International Journal of Remote Sensing, 2002, 23(13):2651—2671.

[11] HINTON J C. Application of engenvector analysis to remote sensing of coastal water quality [J]. International Journal of Remote Sensing, 1991, 12:1441—1460.

[12] 张鹰,王义刚. 遥感水下地形形成图技术[J]. 海洋工程,2000,18(3):88—90.

[13] LEE Z P, CARDER K, PEACOCK T G, et al. Method to derive ocean absorption coefficients from remote sensing reflectance[J]. Appl Opt, 1994, 35: 453—462.

[14] MERTES L A K, SMITH M O, ADAMS J B. Estimating Suspended sediment concentrations in surface waters of Amazon River wetlands from Landsat images[J]. Remote Sensing of Environment, 1993, 43: 281—301.

[15] 陈鸣,李士鸿,孔庆芬. 卫星遥感长江口水域水深[J]. 水利水电工程学报,2003(2):61—64.