文章编号:1002-3682(2016)04-0032-10

基于 BP 神经网络的海底地形 复杂度自动分类方法研究^{*}

纪 雪1,周兴华1,陈义兰1,唐秋华1,赵洪臣2

(1. 国家海洋局 第一海洋研究所,山东 青岛 266061:2. 南京大学 地理与海洋科学学院,江苏 南京 210023)

摘 要:针对海底地形复杂程度分类问题,在考虑传统水深均值的基础上引入坡度和起伏度 两个地形因子作为表征海底地形复杂程度的分类指标并进行量化,对水深数据空间分辨率进 行统一,建立包含18种典型海底特征的海底地形复杂度分类库,利用 BP 神经网络对建立的 分类库进行训练学习。为验证该方法的有效性和适用性,选取地形复杂度不同的4块实验区 分别采用统计学方法和 BP 神经网络算法进行海底地形复杂度进行分类,对比发现该方法可 以实现海区海底平坦、一般、复杂三种地形的自动识别与分类,并保留实验区海底地形复杂度 细节信息。

关键词:BP神经网络;坡度;地形起伏度;海底地形;分类指标

中图分类号: P229 **文献标识码:** A **doi**:10.3969/j.issn.1002-3682.2016.04.004

海底地形复杂度是研究海底地形地貌特征的基本参数,也是海底地形地貌测量过程 中相关技术的设计如测图比例尺的确定、测深线的布设、测深线间隔的选择等的依据,同 时海底地形的复杂程度直接影响海上作业模式和最终成图精度^[1],除此之外海底地形复 杂度还为生态、环境保护,灾害评估等应用提供决策支持信息^[2]。国外一般基于国际海道 测量组织和政府间海洋委员会联合发布的全球海底地形数据(GEBCO)^[3]进行海山识别、 地形坡度分析等,并没有海底地形复杂度划分这一概念^[4-5]。《海道测量规范》仅将海底地 形复杂程度定性地划分为平坦、一般、复杂三类^[6],并没有给出具体的量化分类指标,测量 人员通常只能根据对现场海底地貌的变化程度经验对海底复杂程度进行分类,这不可避 免地会引入人为主观判断影响。边刚等^[7]将水深差值和统计方差作为分类指标来划分海 底地形复杂度,夏伟等^[8]在此基础上采用正交小波变换来计算海底地形复杂度,饶喆等^[9] 引入二维模式复杂度作为分类指标进行地形分类。虽然分类方法不断丰富,但这些方法

作者简介:纪 雪(1989-),女,硕士研究生,主要从事海底地形地貌分析方面研究.E-mail:jixuetimeless@163.com * 通讯作者:周兴华(1964-),男,研究员,博士生导师,主要从事海洋测绘相关方面研究.E-mail:xhzhou@fio.org.cn

(陈 靖 编辑)

^{*} 收稿日期:2016-09-26

资助项目:中央级公益性科研院所基本科研业务费专项资金资助项目——基于声学方法的近岸水体悬浮物监测技术研究(2011T05);国家自然科学基金项目——基于声学遥感探测海底热液羽状流的基本特征研究(40706038);海洋公益性行业科研专项——典型海域海底地形地貌特征及命名示范研究(201205004);国家国际科技合作专项——自主星载高度计海面测高在轨绝对定标关键技术研究(2014DFA21710);山东省自然科学基金资助项目——基于声学遥感的海洋倾倒物快速监测技术研究(ZR2009FM005)

并没有对数据的空间分辨率进行统一,所以缺少普遍适用性。本文基于一定空间分辨率 的测深数据将地形坡度和起伏度进行量化并作为海底地形复杂程度分类的指标,并以此 为基础选取不同地形复杂度的坡度和起伏度数据构成样本数据对 BP 神经网络进行训练 学习,然后用训练好的神经网络对研究区地形复杂度进行自动识别与分类。

1 分类指标

海底地形地貌和陆地地形地貌有很多相似之处。目前陆地地形复杂度的描述已经有比较具体的量化分类标准,如等高线、高差、地面坡度、剖面曲率、平面曲率、地形起伏度、地面 粗糙度等^[10-11],这些地形因子从不同方面描述了地面的形态特征。面对海底地形复杂度分 类指标存在的不确定性,专家学者尝试着通过量化平均水深、水深差值和统计方差作为分类 指标进行地形复杂度计算^[7-9]。坡度和起伏度可以在垂直和水平两个空间维度上综合反映 海底地形的变化,且坡度和起伏度的计算涵盖有水深差值且涉及统计方差的思想,因此引入 坡度和地形起伏度作为海底地形复杂度划分的标准从理论上是可行的。

1.1 坡度信息提取

坡度包含斜度和坡向两部分内容,前者表示高度变化的最大比率(常称为坡度),后者则表示变化比率最大值的方向,是描述地形特征信息的重要指标。这里我们研究的是海底地形的倾斜度,暂且忽略坡向值。常见的坡度计算方法有四块法、空间矢量分析法、拟

合平面法、拟合曲面法和直接解法算法^[12]。本文以3 ×3移动窗口(表1)为例用 Horn 算法^[13]计算点的坡 度值,Horn 算法在直接解算法的基础上加入权重,邻 近的4个值权重为2,对角的4个值权重为1,该算法 具有普遍适用性,并被ArcGIS采用进行坡度信息计 算^[14],具体公式:

Table 1 The 3×3 mobile window

| d_1 | d_2 | d_3 |
|-------|-------|-------|
| d_4 | d | d_5 |
| d_6 | d_7 | d_8 |

$$S = \sqrt{\left[(d_1 + 2d_4 + d_5) - (d_3 + 2d_5 + d_8) \right]^2 + \left[(d_5 + 2d_7 + d_8) - (d_1 + 2d_2 + d_3) \right]^2 / 8 \alpha ellsize; (1)}$$

$$\theta = \arctan S_{\circ}$$
(2)

式中,cellsize为网格大小,d;是邻接网格内点的平均深度值。

1.2 地形起伏度信息提取

地形起伏度是一个特定的区域内,最高点海拔高度与最低点海拔高度的差值,是定量 描述地貌形态,划分地貌类型的重要指标。蒋好忱等^[2]将地形起伏度常用的局地高差法、

局地标准差、表面积与投影面积比、RUGN法、矢量法和 RDLS等算法进行了比较分析,发现局地标差法的适用性最好。本文以5×5移动窗口(表 2)为例,用局地标差法计算 d₁₃的地形起伏度,计算公式:

$$\overline{d} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^{n} d_i; \qquad (3)$$
$$= \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^{n} (d_i - \overline{d})^2}, \qquad (4)$$

表 2 5×5 移动窗口



| d_1 | d_2 | d_3 | d_4 | d_5 |
|----------|----------|----------|----------|----------|
| d_6 | d_7 | d_8 | d_9 | d_{10} |
| d_{11} | d_{12} | d_{13} | d_{14} | d_{15} |
| d_{16} | d_{17} | d_{18} | d_{19} | d_{20} |
| d_{21} | d_{22} | d_{23} | d_{24} | d_{25} |

式中,*n*为落入网格内的测深的数量。标准差值 σ 越大,水深值波动的范围越大,地形就 越不平坦,从而就能反映海底地形的复杂程度。

1.3 量化分类指标

在对海区复杂度进行划分时通常先根据水深均值将海区划分为 I~ \I 六类,再根据 水深差值和统计方差进行平坦、一般、复杂三类(如:I-1,I-2,I-3)的细分^[7:9]。由于水深差 值及统计方差的大小与水深密度及计算范围的选取有直接关系,且水深极差具有一定的 偶然性,之前的量化分类标准未对水深数据的空间密度信息进行统一,因此分类指标不具 有普遍适用性。选取(122°~134°E,20°~32°N)海区进行研究,研究区海底地形如图 1 所 示,根据研究海区范围及计算量,在地形复杂度分析中选择 100 m 的空间分辨率。在研 究区取一测线(图 1)对其坡度和起伏度信息进行对比,结果如图 2 所示,经过计算两者的 相关系数为 0.893 6,具有极大相关性。根据水深的不同,在研究区内选取 9 处区域对坡 度和地形起伏度信息进行统计分析,并计算两者的对应拟合曲线,结果如图 3 所示。提取 不同研究区水深差值、统计方差、坡度和地形起伏度特征进行统计分析,结果如图 4 所示, 统计方差和地形起伏度取值相近,根据统计方差对地形复杂度划分范围^[7],进行地形起伏 度和坡度的划分,再结合夏伟等^[15]提出的基于海底地形复杂度如分范围^[7],进行地形起伏



图 1 研究区高程图 Fig. 1 The bathymetric chart of the study areas





Fig. 2 A comparison diagram of the slope and the relief degree along one of the survey lines





Fig. 3 Statistics of the corresponding relations between the slope and the relief degree



图 4 水深极差、统计方差、坡度、地形起伏度均值统计分析

Fig. 4 Mean statistical analysis of water depth, statistical variance, slope, and relief degree

| Table 3 Classification indexes for the seafloor terrain complexity | | | | | | | | |
|--|-------------------------------|----------------------|-----------------------|-------------|-------|--|--|--|
| NZ TH | | 分类指标 | 测图比例尺 | 主测深线实 | | | | |
| 奕 型 | 水深均值/m | 坡度/° | 地形起伏度 | 选择 | 地间隔/m | | | |
| 一类平坦 I-1 | | <i>θ</i> ≤0.5 | $\sigma \leqslant 2$ | 1:2 000 | 20 | | | |
| 一类一般 I-2 | $\overline{d} \leqslant 10$ | 0.5< <i>θ</i> ≤1.5 | $2 \le \sigma \le 5$ | 1:1 000 | 10 | | | |
| 一类复杂 I-3 | | 1.5< <i>θ</i> | $5 < \sigma$ | 1 : 1 000 | 10 | | | |
| 二类平坦Ⅱ-1 | | θ≤1.5 | $\sigma \leqslant 5$ | 1:2 000 | 20 | | | |
| 二类一般Ⅱ-2 | $10 < \overline{d} \leq 20$ | 1.5< <i>θ</i> ≤2.5 | $5 < \sigma \le 10$ | 1 : 2 000 | 20 | | | |
| 二类复杂Ⅱ-3 | | 2.5<0 | $10 \leq \sigma$ | 1 : 1 000 | 10 | | | |
| 三类平坦Ⅲ1 | | θ≤1.5 | $\sigma \leqslant 5$ | 1 : 5 000 | 50 | | | |
| 三类一般Ⅲ2 | $20 < \overline{d} \leq 50$ | 1.5< <i>θ</i> ≤2.5 | $5 < \sigma \leq 10$ | 1:5 000 | 50 | | | |
| 三类复杂⊪3 | | 2.5<0 | $10 \leq \sigma$ | 1 : 2 000 | 20 | | | |
| 四类平坦N-1 | | θ≤2.5 | $\sigma \leqslant 10$ | 1:10 000 | 100 | | | |
| 四类一般N-2 | $50 < \overline{d} \leq 100$ | 2.5< <i>θ</i> ≤5 | 10≪ σ ≪20 | 1:10 000 | 100 | | | |
| 四类复杂Ⅳ-3 | | $5 \leq \theta$ | $20 < \sigma$ | 1 : 5 000 | 50 | | | |
| 五类平坦 V-1 | | $\theta \leqslant 5$ | <i>σ</i> ≪20 | 1:25 000 | 250 | | | |
| 五类一般 V-2 | $100 < \overline{d} \leq 200$ | 5 <i><θ</i> ≤23 | 20<σ≤100 | 1:20 000 | 200 | | | |
| 五类复杂 V-3 | | 23<0 | $100 < \sigma$ | 1:10 000 | 100 | | | |
| 六类平坦 VI-1 | | <i>θ</i> ≤23 | <i>σ</i> ≪100 | 1:100 000 | 1 000 | | | |
| 六类一般 VI-2 | $200 < \overline{d}$ | $\theta \leq 23$ | $\sigma \! < \! 100$ | 1 : 500 000 | 500 | | | |
| 六类复杂 VI-3 | | 23<0 | 100< <i>σ</i> | 1:50 000 | 500 | | | |

表 3 海底地形复杂度分类指标

2 BP 神经网络分类方法

2.1 BP 神经网络算法

BP 神经网络是一种按误差逆传播算法训练的多层前馈网络,能学习和存储大量的输入-输出模式映射关系,是目前应用最广泛的神经网络模型之一,在分类与识别方面性能优越且具有广泛的适用性和有效性^[16]。

BP 神经网络进行数据分类的基本思想是首先输入特征向量,计算各层神经元的输入-输出,激活函数本文选用 sigmoid 函数:

$$I_{j} = \sum W_{ji} X_{i}, O_{j} = f(net) = \frac{1}{i + \exp(-I_{j})};$$
(5)

$$I_k = \sum W_{kj} O_j, O_k = \frac{1}{i + \exp(-I_k)}$$
(6)

定义网络的误差函数:

$$E = \frac{1}{2} (D - Y)^{T} (D - Y), \qquad (7)$$

式中,D是网络的期望输出,Y是网络的实际输出。

根据网络实际输出和期望输出计算误差函数对输出层各神经元的偏导数:

$$E = \frac{1}{2} (D - Y)^{T} (D - Y);$$
(8)

$$\frac{\partial E}{\partial W_{kj}} = \frac{\partial E}{\partial O_k} \cdot \frac{\partial O_k}{\partial I_k} \cdot \frac{\partial I_k}{\partial W_{kj}} = (D_k - Y_k) \cdot \frac{\exp(-I_k)}{1 + \exp(-I_k)} \cdot O_j; \qquad (9)$$

$$\frac{\partial E}{\partial W_{ji}} = \frac{\partial E}{\partial O_k} \cdot \frac{\partial O_k}{\partial I_k} \cdot \frac{\partial I_k}{\partial O_j} \cdot \frac{\partial I_k}{\partial W_{ji}} = \sum_{k=1}^{n} \sum_{j=1}^{n} \sum_{j=1}^$$

$$\sum_{k} \left[-(D_k - Y_k) \cdot \frac{\exp(-I_k)}{\left[1 + \exp(-I_k)\right]^2} \cdot W_{kj} \right] \cdot \frac{\exp(-I_k)}{\left[1 + \exp(-I_k)\right]^2}$$
(10)

利用误差函数对输出层各神经元的偏导数和隐含层各神经元的输出对权值 W_{kj}进行 修正:

$$\Delta W_{kj} = -\mu \frac{\partial E}{\partial W_{kj}} \,. \tag{11}$$

式中, μ为设置的学习率。

利用误差函数对隐含层各神经元的偏导数和输入层各神经元的输出对权值 W_{ji}进行 修正:

$$\Delta W_{ji} = -\mu \frac{\partial E}{\partial W_{ji}}, \qquad (12)$$

然后计算全局误差,当误差小于预设的精度或者学习次数大于设定的训练次数则结束计算,否则重复上一轮学习直到符合要求为止^[17]。

2.2 分类模型

第 35 卷

在本研究中,利用 MATLAB 软件中的神经网络工具箱编写了相应的程序,首先计算 坡度、起伏度信息与坐标信息结合组成特征向量,对测深数据进行均值计算确定水深类别 并输入到相应的已训练的神经网络,最终实现 BP 神经网络对海底地形复杂程度的自动 识别分类。

2.2.1 网络建立

本文采用 BP 神经网络中的 softmax 逻辑回归算法进行网络建立,输入特征向量{X(x,y,z_1,z_2),O},其中 x,y为多波束测深数据的坐标信息, z_1 对应该点的坡度信息, z_2 为地形起伏度信息,O为对应的类别,输入层的的神经元设置为 2 个,输出结果有平坦、一般、倾斜三类数据,所以输出层的神经元设置为 3 个,隐含层神经元的设定方法有很多,本文根据经验公式 $\sqrt{m+n}+a$ 设定为 8 个,m,n分别是输入层和输出层的节点数目,a为1 ~10之间的调节常数。假设函数形式见公式:

$$h_{\theta}(X^{i}) = \begin{bmatrix} P(O^{i} = 1 \mid X^{i}; \theta) \\ P(O^{i} = 2 \mid X^{i}; \theta) \\ P(O^{i} = 3 \mid X^{i}; \theta) \end{bmatrix} = \frac{1}{\sum_{i=1}^{3} e^{\theta_{1}^{T}X^{i}}} \begin{bmatrix} e^{\theta_{1}^{i}X^{i}} \\ e^{\theta_{2}^{T}X^{i}} \\ e^{\theta_{3}^{T}X^{i}} \end{bmatrix},$$
(13)

式(13)是 softmax 进行分类的核心函数,能针对每一类别 j 估算其对应的概率值 P(O = j | X),并将概率分布归一化,使得三种类别所有概率之和为 $1, \theta$ 用来表示全部的模型参数,i 为样本数据序号,初始权值等参数由网络随机给予初始值。根据代价函数计算报错率:

$$J(\theta) = -\frac{1}{m} \left[\sum_{i=1}^{m} \sum_{j=1}^{3} 1\{O^{i} = j\} \log \frac{e^{\theta_{j}^{T} X^{i}}}{\sum_{l=1}^{3} e^{\theta_{l}^{T} X^{l}}} \right],$$
(14)

根据报错率,得代价函数对 θ_j 每个分量l的偏导数,每次迭代都对 θ_j 进行修正,这里 $J(\theta)$ 的迭代优化算法采用梯度下降法,迭代计算直到满足前设条件为止。

2.2.2 网络训练

根据本文提出的分类指标,每一类别分别提取 10~20 处样本,一共有 18 类样本数据,将同一深度范围内中的 3 类数据作为样本数据对应训练学习一个 BP 网络,学习率设置为 0.01,最大训练步数设置为 10 000,期望误差阈值设定为 0.1,一共训练了 6 个网络,构成一个完整的分类库,调整连接权值不变即可进行数据分类,对各类样本数据的分类指标统计的均值见表 4。

| | Table 4 Statistics of sample data in the BP neural network classification library | | | | | | | | | |
|-----|---|----------------|--------|---------------------------|----------------|--------|---------------------------|----------------|---------|--|
| * 1 | 平 坦 | | | | 般 | | | 复杂 | | |
| 尖 五 | \overline{d}/m | $\bar{\theta}$ | σ | \overline{d}/m | $\bar{\theta}$ | σ | \overline{d}/m | $\bar{\theta}$ | σ | |
| Ι | 4.688 | 0.332 | 1.340 | 5.473 | 1.114 | 4.674 | 6.520 | 1.931 | 8.129 | |
| Ш | 15.711 | 0.668 | 2.996 | 16.319 | 2.202 | 9.167 | 16.782 | 3.997 | 17.320 | |
| Ш | 35.091 | 0.767 | 3.353 | 35.258 | 1.903 | 8.588 | 35.357 | 2.641 | 11.428 | |
| IV | 88.599 | 1.410 | 6.596 | 75.146 | 3.894 | 17.411 | 66.230 | 6.621 | 29.865 | |
| V | 114.631 | 6.519 | 28.817 | 153.961 | 14.851 | 66.716 | 156.350 | 27.087 | 121.621 | |
| VI | 349.157 | 18.282 | 81.616 | 411.146 | 21.349 | 91.511 | 421.383 | 32.860 | 144.514 | |

表 4 BP 神经网络分类库中样本数据统计

3 应用实例

如图 1 所示选取 4 块实验区并标号 a~d,其海底地形图见图 5,利用距离倒数权重插 值算法对测深数据进行插值使其分辨率满足分类库数据要求,分别对测深数据提取坡度 和起伏度作为特征信息输入到已经训练好的 BP 神经网络进行海底地形复杂度分类,为 了更直观的比较该方法的有效性本文根据已有的水深均差、水深极差、统计方差信息为分 类指标采用采用统计学方法进行分类,2 种分类结果的比较分析见表 5,实验区 a 分类结 果为 V-2,测图比例尺选择 1:20 000,主测深线实地间隔选择 200 m;实验区 b 中 V-1 型占 77.69%, V-2 型占 22.31%,测图比例尺可以选择 1:25 000 或 1:20 000,主测深线实地 间隔选择 250 或 200 m;实验区 c 分类结果为 II-2,测图比例尺选择 1:2 000,主测深线实地间 隔选择 20 m;实验区 d 分类结果为 II-1,测图比例尺选择 1:2 000,主测深线实地间 隔选择 20 m。图 6 为实验区 b 的分类结果,本文的分类方法跟其他方法不同,不仅将测 区划定为某一类别还能保留测区内其他复杂度信息。



图 5 实验区海底地形图 Fig.5 Seafloor topographic maps of the experimental areas

| | 表 5 | 分类结果分析 | |
|---------|----------|------------------------------|---|
| Table 5 | Analysis | of the classification result | s |

| ~ 석 | 水深均值 | 统计学分类结果 | | | 本文分类结果 | | |
|-------|---------|---------|--------|------|--------|--------|--------------------------|
| 区域 | / m | 水深极差/m | 统计方差 | 分类结果 | 坡度均值/° | 起伏度均值 | 分类结果 |
| 实验区 a | 160.955 | 67.421 | 27.182 | V-2 | 6.171 | 26.436 | V-2 |
| 实验区 b | 148.669 | 87.069 | 18.283 | V-1 | 4.240 | 18.723 | V-1:77.69% V-2:22.31% |
| 实验区 c | 30.516 | 29.550 | 7.309 | Ⅲ-2 | 1.632 | 7.059 | ∭-2 |
| 实验区 d | 7.884 | 9.091 | 0.278 | I-1 | 0.059 | 0.318 | I-1 |



图 6 实验区 b 分类结果 Fig. 6 Classification in the experimental area b

通过比较基于 BP 神经网络分类结果与统计学方法结果,发现四块实验区的分类结 果一致,且实验区 b 被精细的分成 V1 型和 V2 型两类,这样施测人员可以根据不同地形复 杂度类别的具体位置和所占比例更好的权衡施测方案以及测图比例尺和主测深线间隔的 选择。总体看来基于 BP 神经网络的海底地形复杂度自动分类方法既省略了繁琐的统计 计算工作,又避免了手动分类中带入的人为主观因素的干扰,计算速度快,分类精度高,具 有对海底地形复杂度细节保护等优势,相比之下之前提出的分类方法只能将研究区定性 为哪一类别却不能对具体类别进行定量分析,本文建立的分类数据库可对待分类数据进 行量化,且本文对测深数据的空间分辨率进行了统一,不同测深数据通过抽稀或插值得到 符合条件的数据后即可进行海底地形复杂度的自动分类,证明该方法具有普遍适用性。

参考文献:

- [1] 陈跃,殷晓东.海道测量技术设计[M].大连:大连舰艇学院出版社,1999.
- [2] 蒋好忱,杨勤科.基于 DEM 的地形起伏度算法的比较研究[J].水土保持通报,2014,43(6):162-166.
- [3] BECKER J J, SANDWELL D T, et al. Global bathymetry and elevation data at 30 arc seconds resolution:SRTM30 Plus[J]. Marine Geodesy,2009,32(4):355-371.
- [4] CHRIS Y, MALCOLM R C, et al. The global distribution of seamounts based on 30 arc seconds bathymetry data[J]. Deep-Sea Research I, 2011, 58(4): 442-453.
- [5] MARK J C, ALAN C, et al. Surface area and the seabed area, volume, depth, slope, and topographic variation for the world's seas, oceans, and countries [J]. Environmental Science & Technology, 2010,44(23):8821-8828.
- [6] 国家质量技术监督局.海道测量规范:GB 12327-1998[S].北京:中国标准出版社,1999.
- [7] 边刚,崔杨,刘雁春,等.海道测量中海底地貌复杂程度分类方法研究[C]//第十四届海洋测绘综合 性学术研讨会论文集,2002.
- [8] 夏伟,刘雁春,黄谟涛,等. 基于正交小波变换的海底地形复杂程度分类方法研究[J]. 武汉大学学报(信息科学版),2008(6):631-634.
- [9] 饶喆,张静远,熊宏锦.基于二维模式复杂度的海底地形分类方法[J].武汉理工大学学报(交通科学与工程版),2016,40(1):77-79.
- [10] 朱红春. 数字高程模型(DEM)空间数据挖掘研究——以在陕北黄土高原的实验为例[D]. 西安: 西北大学,2003.
- [11] 汤国安,杨玮莹,杨听,等.对 DEM 地形定量因子挖掘中若干问题的探讨[J]. 测绘科学,2002,28 (1):28-31.
- [12] 黄培之.利用地面数字高程模型解求地面坡度值的方法及其评述[J].铁路航测.1989.01:19-23.
- [13] HORN B K P. Hill shading and the reflectance map[J]. Proceedings of the IEEE,1981,69(1):14-47.
- [14] CHANG K T. 地理信息系统导论[M]. 陈健飞,张筱林,译. 北京:科学出版社, 2013: 290.
- [15] 夏伟,刘雁春,边刚,等. 基于海底地貌表示法确定主测深线间隔和测图比例尺[J]. 测绘通报, 2004(3):24-27.

[16] 单潮龙,马伟明,贲可荣,等. BP人工神经网络的应用及其实现技术[J].海军工程大学学报,2000 (4):16-22.

[17] 韩力群.人工神经网络理论、设计及应用[M].北京:化学工业出版社,2007.

Study on Automatic Classification Method for Seafloor Terrain Complexity Based on BP Neural Network

JI Xue¹, ZHOU Xing-hua¹, CHEN Yi-lan¹, TANG Qiu-hua¹, ZHAO Hong-chen²

(1. The First Institute of Oceanography, SOA, Qingdao 266061, China;

2. School of Geographic and Oceanographic Sciences, Nanjing University, Nanjing 210023, China)

Abstract: For the classification of seafloor terrain complexity, the slope and the relief degree, in addition to the mean water depth, are also introduced as the classification indexes for characterizing the seafloor terrain complexity and quantified. And the spatial resolution of water depth data is unified. Based on these, a seafloor terrain complexity classification library which includes 18 types of typical submarine features is established and trained by using BP neural network. For testing the validity and applicability of this method, 4 experimental areas with different seafloor terrain complexity are chosen and statistics method and BP nerve network algorithm are respectively applied for the classification of seafloor terrain complexity. It is found by the comparison that by using the proposed method three types of seafloor terrain, i. e. flat seabed, general seabed and complex seabed, can be identified accurately, rapidly and automatically, and the details of the seafloor terrain complexity in the experimental areas can also be well preserved. **Key words**: BP neural network, slope; relief degree; seafloor terrain; classification index