

基于 BP 神经网络的河系自动综合研究

邵黎霞¹ 何宗宜¹ 艾自兴¹ 宋晓东¹

(1 武汉大学资源与环境科学学院, 武汉市珞喻路 129 号, 430079)

摘 要: 在分析河流选取影响因素的基础上, 结合 BP 神经网络的改进, 给出了河流自动选取 BP 神经网络的结构模型, 并通过实例提供了网络参数、实现过程和试验结果。

关键词: 河系综合; BP 神经网络; 叶结点河流

中图法分类号: P208; P283.1

地图信息自动综合问题一直是地图制图工作者和 GIS 开发者的一个严峻挑战, 而河系自动综合又是地图信息自动综合研究中一项重要的内容, 不少学者对此进行了研究^[1~4]。河流自动选取是河系自动综合研究的主要内容之一, 获得最优的河流自动选取方法一直是地图制图工作者追求的目标。

1 改进的 BP 神经网络

1) 用权值代替阈值。

由于神经元的阈值不易确定, 因此, 用一个可调的权值代替阈值来提高网络的自适应性:

$$b_i = f \left[\sum_{h=1}^n V_{hi} a_n - Q_i \right] \Rightarrow$$

$$b_i = f \left[\sum_{h=1}^{n+1} V_{hi} a_n \right], a_{n+1} = -1$$

2) 用惯性校正和累积误差校正算法对权值进行修正。

惯性校正就是每一次权值修正时, 按比例加上前一次学习时的校正量, 即惯性项。 $W_{ij}^{(N+1)} = W_{ij}^{(N)} + \mu g_i d_j + \alpha (W_{ij}^{(N)} - W_{ij}^{(N-1)})$, 其中, α 为惯性系数, $0 < \alpha < 1$ 。加了惯性项后, 当前一次校正量过调时, 惯性项与本次误差校正符号相反, 实际校正量减少; 而当前一次校正量欠调时, 惯性项与本次误差校正项符号相同, 实际校正量增加。加速校正, 也使得权值空间误差修正平滑, 减少震荡。

累积误差校正就是将 m 个样本误差累加后, 对

权值进行修正,

$$W_{ij}^{(N+1)} = W_{ij}^{(N)} + \mu_i s_{ij} + \alpha (W_{ij}^{(N)} - W_{ij}^{(N-1)})$$

$$s_{ij} = \sum_{k=1}^m d_j g_i^k$$

一般网络权值修正依次根据 (A^1, C^1) , (A^2, C^2) , \dots , (A^k, C^k) 来完成。由于网络有着对“后来者”的“偏爱”性能, 因此, 按照这种算法进行训练, 有时甚至会引起训练过程的严重震荡, 影响训练精度。采用累计误差校正, 用 (A^1, C^1) , (A^2, C^2) , \dots , (A^k, C^k) 的“总效果”对权值矩阵进行修正, 可以减少网络训练过程中的震荡问题, 提高网络学习精度。

2 建立河系自动综合的 BP 网络模型

2.1 河系数据的组织

以河流为河系数据采集的基本单元, 用树结构来描述河系中各河流之间的相互关系, 在 GIS 的软件环境下, 利用缓冲区检索功能来建立。其具体做法是: 在交互环境下, 以主干河流为轴线形成带状缓冲区, 借此自动搜索左右两侧汇入主干河流的所有大小支流, 利用矢量的叉积运算区分左侧与右侧支流, 形成一级支流的左序列和右序列。以类似方法确定各级支流, 建立河系更深层的树结构, 直到河流均为叶结点支流为止。最后将找出的各级主流关系以表格形式存贮在计算机中。

2.2 叶结点的获取

2.2.1 河流长度

叶结点的河流长度可由计算机自动累加得到。

2.2.2 河间距

河间距示意图如图 1 所示, 叶结点河流河间距的计算有不同的方法。如单方向同级同侧相邻河流间的最短距离; 叶结点河流的前后两条同级相邻河流间最短距离的最小值等。笔者在分析河系中河流的形状和相互间关系的基础上, 结合两种方法来计算河间距: 在某一支河系中, 左右两侧最前的一条为叶结点河流(按河流流向相反排序), 以该叶结点河流端口点与其汇入河流间的最短距离作为该叶结点河流的河间距; 左右两侧最后一条为叶结点河流, 以及与前面一条同级同侧相邻河流间的最短距离来计算河间距; 而中间的叶结点河流则以它与前后两条同级相邻河流间最短距离的最小值作为其河间距的计算值。河间距的计算公式如下。

① 最前一条叶结点河流:

$$d = \min d(a, b_i), b_i \in B \quad (1)$$

式中, a 为叶结点河流端口点; B 为叶结点河流汇入的河流。

② 中间的叶结点河流:

$$d_{前} = \min d(a_i, x_i), a_i \in A, x_i \in X$$

$$d_{后} = \min d(a_i, y_i), a_i \in A, y_i \in Y$$

式中, A 为叶结点河流; X 为 A 河流前面同级同侧的相邻河流; Y 为 A 河流后面同级同侧的相邻河流。 A 河流的河间距为:

$$d = \min(d_{前}, d_{后}) \quad (2)$$

③ 最后面一条叶结点河流:

$$d = \min d(a_i, x_i), a_i \in A, x_i \in X \quad (3)$$

式中, A 为叶结点河流; X 为 A 河流前面同级同侧的相邻河流。

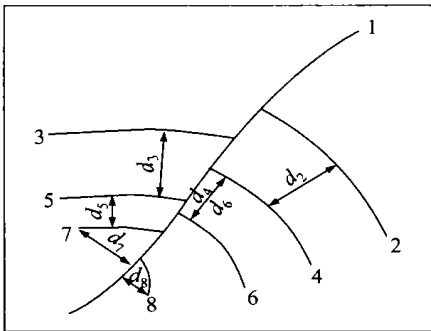


图 1 河间距示意图

Fig. 1 Sketch of Distance Between Two Rivers

其具体做法为: 在河系中找出某一子河系中同级同侧河流, 求各河流汇入点与其汇入河流河口处的距离, 按距离进行排序。最前面一条为叶结点河流, 用式(1)计算, 中间的叶结点河流用式(2)计算, 最后一条为叶结点河流, 用式(3)计算。

各级子河系分别按此法完成, 最终得到整个河系的各叶结点河流的河间距。

2.2.3 河流地理位置重要性量化值的获取

河流地理位置重要性本身是一个十分复杂、模糊的概念。对于那些特殊意义的河流, 如湖泊进排水的惟一小河、干旱地区的常年河、界河等, 赋予专门的属性值, 不在此讨论。这里只是就地理概念上的一条河流, 如果其周围居民点数量越多, 居民点等级越高, 相应其地理位置重要性就会提高, 在其他条件相同的情况下, 该河流选取的机会就大。由于本模型中位置重要性的评价只起到一个量化比较意义, 分析图面同时发现, 在叶结点河流周围最多只有两级居民点。为了计算方便, 取河流位置重要性量值的计算公式为 $p = \alpha x_1 + \beta x_2$ (x_1, x_2) 为河流周围不同等级的居民点数量, α, β 为不同等级居民点的权重值)。在求取各叶结点河流的位置重要性量值后, 对全部的 p 值(包括 $p = 0$) 进行归一化处理, 作为最终输入 BP 网络各条叶结点河流地理位置重要性的量化值。

2.3 河流选取的 BP 网络模型

河流选取所考虑的因素为河流长度、河间距和河流地理位置重要性三项, 结果为河流的取舍, 所以 BP 网络输入层为 3 个神经元, 输出层为一个神经元。

本次网络的学习样本为 1:150 万丹江口现状图中的 3 个河系图块。在交互环境下, 首先扫描获取 3 个图块的栅格图像, 在 Arcview3.2 平台下以及用 C++ 语言自行开发的部分数据处理和计算程序进行河系和居民点要素提取, 求取各叶结点河流的长度值、河间距以及河流地理位置重要性量化值。同时将原图缩小一倍, 由地图专家按照地图编制规范要求, 用传统方法对该 3 个河系进行综合取舍, 其结果作为 BP 网络河流综合模型学习的样本。具体在 BP 网络学习中, 输入向量 $A = [a_1, a_2, a_3]$, a_1, a_2, a_3 分别为河流长度、河间距和河流地理位置重要性量化值; 输出向量 $C = [c_1]$, c_1 为河流取或舍的量化值; $\{V_{hi}\}$ 和 $\{W_{ij}\}$ 的初始权值用产生随机数的办法得到, 初始权值在 $[-0.5, 0.5]$ 之间; 网络采用一个隐含层, 系统误差精度取 0.01。计算结果发现, 隐含层神经元数为 2, 学习速率 $\mu = 0.15$, 惯性系数 $\alpha = 0.2$ 。网络收敛平稳, 但收敛速度较慢, 迭代 30 万次, 系统才达到此精度, 这一方面由于输出样本值设定的取或舍量化值差值较大, 另一方面也说明网络还有待改进。最终获得河流选取的 BP 网络模型及学习好的权值矩阵。

3 BP 网络模型河系自动综合的实现

试验区为 1:150 万丹江口现状图中另一河系。提取河网和居民点要素, 河网按上述方法进行数据组织, 居民点赋予等级属性值, 分别存入计算机中。判断为叶结点河流后, 算出河流长度、河间距以及位置重要性量化值, 并存入专门属性表中, 如表 1 所示。然后将专门属性表中的数值一并输入训练好的 BP 网络, 求取每一条河流取舍量值, 网络计算得到的河流选取结果如图 2 所示。另外, 对 BP 网络学习样本的 3 个河系的原图缩小 1/2 后, 由地图专家用传统方法对该 3 个河系综合的结果图(样图), 用开方根规律求选取级 $x=2$ 以及原图与新编图之间的选取比例 $n_{\text{新}}/n_{\text{原}}=0.5$, 再用该指标对试验区的河系进行河流取舍, 因原图河流条数为 47 条, 新编图取 24 条, 手工取舍结果如图 2(c) 所示。

表 1 河流选取 BP 网络输入参数表

Tab. 1 Table of Inputed Parameter for River Generalization with BP Neural Network

河流编号	河流长度/m	河间距/m	位置重要性量化值
2	0.004 9	0.002 5	0.001 0
3	0.004 0	0.002 5	0.001 0
4	0.012 1	0.003 1	0.001 0
⋮	⋮	⋮	⋮

由图 2 可以看出, 用 BP 网络取舍结果与开方根规律手工取舍结果很接近, 只是 BP 网络模型综合中考虑了河流邻近居民点对河流重要性的

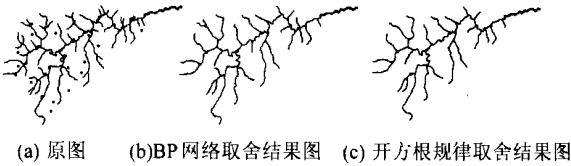


图 2 河系自动综合试验样图

Fig. 2 Sample Maps of the Experiment About the Automatic Generalization of River Network

影响, 因此, 在这些位置用 BP 网络综合, 河流的选取比重增加, 结果比较理想。由于学习区与试验区较接近, BP 网络已较好地内含其综合的知识。

参 考 文 献

1 何宗宜. 地图数据处理模型的原理与方法. 武汉: 武汉大学出版社, 2004

2 祝国瑞. 应用数学模型推断地图上河流的选取程度. 武汉测绘科技大学学报, 1989, 14(4): 47~51

3 毋河海. 水系树结构的自动建立. 武汉测绘科技大学学报, 1995, 20(增刊): 7~14

4 艾自兴. 水系综合中河网数据组织及其结构. 武汉测绘科技大学学报, 1995, 20(增刊): 24~29

5 艾自兴. 水系综合中的河流自动综合. 武汉测绘科技大学学报, 1995, 20(增刊): 30~34

6 何宗宜, 阮依香, 尹为利, 等. 基于分形理论的水系要素制图综合研究. 武汉大学学报·信息科学版, 2002, 27(4): 427~431

第一作者简介: 邵黎霞, 副教授, 博士生。现主要从事地图学、地理信息系统和城市规划等方面的研究。
E-mail: slx11760@yahoo.com.cn

Automatic Generalization of River Network
Based on BP Neural Network Techniques

SHAO Lixia^{1,2} HE Zongyi¹ AI Zixing¹ SONG Xiaodong¹

(1 School of Resource and Environment Science, Wuhan University, 129 Luoyu Road, Wuhan 430079, China)

Abstract: In this paper, BP neural network's overall structure modeling for river selection is given with the improvement of BP neural network. On the basis of the factors which have an effect on the rivers to be selected in river network are discussed. Furthermore, the parameter values for modelling, the working method and the result of experiment are presented.

Key words: river network generalization; BP neural network; no branched river

About the first author: SHAO Lixia, associate professor, Ph. D candidate. Her major research interests include cartography, GIS and urban planning.
E-mail: sk11760@yahoo.com.cn