

基于神经网络模型求取注记配置最优解*

樊红 张祖勋 杜道生 张剑清

(武汉测绘科技大学测绘遥感信息工程国家重点实验室,武汉市珞喻路 129号,430079)

摘要 提出了一种点状注记自动配置的实用方法。其核心算法采用基于 Hopfield神经网络模型求取要素注记配置的最优解,克服了传统的冲突回溯方法的不足。实验证明,该方法具有较好的性能和效率。

关键词 Hopfield神经网络;能量函数;注记配置

分类号 TP18 P283.7; P231.5

地图注记是地图的主要内容之一,注记位置选择是否恰当,排列是否美观直接影响到地图的清晰易读性和使用价值。地图的注记工作是十分繁重的,即使是目前较先进的计算机辅助制图系统,地图注记普遍采用的仍是人机交互式作业的方法,效率无法得到进一步提高。计算机自动化注记若能实现,将极大地提高地图的生产力,但是,要解决注记自动化的问题,关键在于解决注记点的自动选取问题。该问题的解决存在以下困难,一是注记点的选取要顾及多种周边因素,要进行权衡取舍,这是一个复杂的思维模拟过程;二是地图的注记数据通常是大量的,以一幅 1:25万地图为例,仅居民地注记,平均每幅 3000~4000个。在一幅 50cm×50cm的地图上,要容纳如此之多的地名信息,人工做也会有难度。通常的自动注记方法多采用冲突回溯算法,效率较低,因此,要使注记的自动配置系统得以实用化,首先要解决以上两个问题。

本文提出了一种采用 Hopfield神经网络模型求取最佳注记位置点的算法,它不同于传统的单一采用冲突回溯解决注记冲突问题的方式。实验证明,这个算法具有较好性能和较高的效率。

1 点状要素注记配置的基本原则

地图目标,按其分布特点可分为点、线、面 3种形式,相应地,地图注记也可分为点、线、面 3类目标注记来考虑。每类注记各有其特点,但无论对于哪一类地理目标注记,都应遵循下列原则。

1)“所属关系”的原则

读者应容易确定注记与被注目标之间的所属关系,不会与附近注记或其它目标发生混淆。

2)“避让”的原则

注记应避免开重要地物,即不能压盖重要地物,尤其不能压盖同种颜色的其它地物。

3)“习惯”的原则

注记的字位、字序、排列方式要符合读图习惯。

根据以上总的原则,考虑点状地物注记的特殊性,我们总结出点状目标注记的具体配置原则如下:

1)点状注记的分布以正右为先,其次分别是正上、正左、正下,再次分别是右上、左上、左下、右下等位置,分布形式多呈水平,如图 1所示。在图上,这些注记位置分别以优先级 1~8来标记。

2)点状注记不能压盖被注记要素和其它点状要素。

3)点状注记不能压盖同颜色的重要的线状地物,如铁路与干线公路;尽量不要压盖同颜色的其余线状地物,如机耕路、乡村路、小路等。与相同颜色、等级较低线状要素相压盖时,线状要素要在此断开。

4)注记与注记之间不能彼此压盖。

5)点状注记最好要与被注记的点状地物在境界的同侧,且不能压盖境界。

2 解决点状居民地注记自动配置问题的基本方法

点状要素主要包括点状居民地、点状标志物

等,其中,点状居民地是最有代表性的一类点状地物。根据前面已经确定的点状地物配置的基本原则,我们针对居民地注记的配置进行研究,确定了下面的基本方案

第一步: 进行备选点的粗选及定级

对每个居民地预先选定 8 个位置(根据需要,容易扩展为 16 个位置,24 个位置),如图 1 所示。对每个备选注记点位置的“压盖”、“所属”关系进行初步分析,并赋予相应的权重因子。具体做法如下:

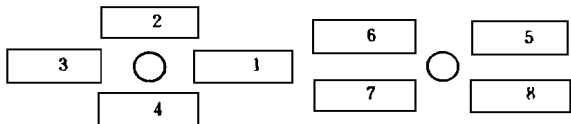


图 1 点状地物的备选注记位置

Fig. 1 Candidates for Annotation Position

of Point Feature

1) 备选点的权重由基本权重和二级权重综合决定,一般地有: 权重 = 基本权重 \times 二级权重

2) 以位置的优先顺序为序,分别赋予其由高到低的基本权重为 1.0~0.93

3) 判断备选点注记区域是否压盖了重要的地物,包括主要铁路、干线公路以及次要道路,分别针对不同的情况赋予不同的二级权重因子。例如,如果压盖了主要铁路、干线公路,则根据压盖程度的不同分别赋予其二级权重因子为 0.1, 0.2, 0.3, 0.4; 为了避免对次要道路的压盖,对凡压盖次要道路(包括乡村小路等)者,则令其权重因子为 0.5

4) 判断注记是否与注记点位于境界的同侧,以及对境界的压盖情况。如果不在同侧,或者存在压盖情况,也需给定一个二级权重因子。

第二步: 构造 Hopfield 网络,赋予初值,使之运行。如果需要,改变系数,使网络运行多次,观察收敛情况。选取最佳结果,并记录

第三步: 前面两步处理后,对仍然存在冲突的居民点注记进行局部优化处理,消除冲突。个别仍不能解决冲突的居民地,由人工用交互式方式加上注记。

整个算法的核心部份是第二步,即用 Hopfield 网络求解全局注记配置最佳结果。采用神经网络运行的方式,避免了传统注记自动化算法中的多次回溯以及连锁链状回溯,而是采用网络的可以迅速收敛的迭代方式运行,使算法效率得

到可观的改善

3 基于 Hopfield 神经网络模型求取注记配置最优解的算法

Hopfield 神经网络是一层结构的反馈网络,设 N_1, N_2, \dots, N_n 表示网络的 n 个神经元, W_{ij} 是从 N_i 到 N_j 的连接权值,如果所有 n 个节点之间的连接强度用 W 表示, Hopfield 网络是对称的,即有

$$W_{ij} = W_{ji} \quad i, j \in \{1, 2, 3, \dots, n\}$$

对于连续型反馈网络,在网络的工作运行方式下,它的输入与输出之间的关系可以用下述状态方程来表达,其中, $g(\cdot)$ 为连续单调上升的有界函数,通常选取 Sigmoid 函数和双曲正切函数, U_i 表示神经元 i 的状态, V_i 表示神经元 i 的输出, I_i 代表神经元 i 的偏流,即来自外部的刺激,则

$$C_i \frac{dU_i}{dt} = -\frac{U_i}{\tau} + \sum_j W_{ji} V_j + I_i$$

$$V_i = g(U_i)$$

如果网络的演变采用异步更新方式,则在任一时刻,只有某一神经元 N_i 的状态更新。设 $U_i(t)$ 表示第 i 个神经元 t 时刻的输入累加值, $V_i(t+1)$ 表示该神经元 $t+1$ 时刻的输出状态,则有:

$$U_i(t) = \sum_j W_{ji} V_j(t) + I_i$$

$$V_i(t+1) = g(U_i(t))$$

$$= g\left(\sum_j W_{ji} V_j(t) + I_i(t)\right)$$

对于 Hopfield 网络,网络的李普亚若夫能量函数形式为:

$$E = -\frac{1}{2} \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n T_{ij} V_i V_j - \sum_{i=1}^n V_i I_i$$

已经证明, Hopfield 网络是一个非线性动力系统,网络的“能量函数”存在着一个或多个极小点或称为平衡点,当某一时刻,各神经元的状态即网络的初始状态确定以后,网络的状态将按动力学方程,即 Hopfield 工作运行规则向能量递减的方向变化,最后接近或达到网络的平衡状态,即 E 的极小值点。这就是 Hopfield 神经网络的能量收敛特性。如果把一个优化组合问题的目标函数转化为网络的能量函数,把问题的变量对应于网络的状态,这样,当网络的能量函数收敛于极小值时,问题的最优解就随之求出。

点状注记自动配置的问题可以归结为优化组合问题。设一幅地图有 m 个点状居民地,每个居民地有 n 个备选注记点(其中, $n=8, 16, \dots$), 这

样,共有 $m \times n$ 个备选点。现将这些备选点按对应的点状居民地地物排列成行,则共有 m 行 \times n 列,如表 1 所示。表 1 可以看成是一个 $m \times n$ 的矩阵, m 为居民地数目, n 为每个居民地备选注记点数。我们把每个备选点对应网络中的一个神经元,由此,可以构造一个 $m \times n$ 个神经元组成的 Hopfield 网络

表 1 备选注记点

Tab. 1 Candidates for Annotation Point

点状居民地	备选注记点							
	1#	2#	3#	4#	5#	6#	7#	8#
1#	1	0	0	0	0	0	0	0
2#	0	1	0	0	0	0	0	0
3#	0	0	1	0	0	0	0	0
...
2514#	1	0	0	0	0	0	0	0
2515#	0	1	0	0	0	0	0	0

为了定义网络的能量函数,我们把问题用约束条件和最优目标表达如下:

约束条件: 每个居民地点只有一个注记点

最优目标: 注记点对应注记之间的压盖最小

根据上面列出的约束条件和最优目标,可以定义网络的能量函数如下:

$$E = \frac{B}{2} \sum_i \left[\left(\sum_j V_{ij} \right) - 1 \right]^2 + \frac{A}{2} \sum_i \sum_j \sum_k \sum_l D(i, j, k, l) V_{ij} V_{kl}$$

其中,第一项表示约束条件,即一个居民地地物点只允许选取一个注记点,当约束条件满足时,第一项取最小值为 0;第二项 (E_2) 表示最优目标,其中, $D(i, j, k, l)$ 的取值如下:

$$D(i, j, k, l) = \begin{cases} 1 & \text{当 } V_{ij}, V_{kl} \text{ 彼此压盖} \\ 0 & \text{当 } V_{ij}, V_{kl} \text{ 彼此不压盖} \end{cases}$$

这样,第 2 项数值就是一次有效注记点选取方式下,对应注记间彼此压盖个数的倍数。若注记点选取是最优的,则 E_2 达到最小点;若选取是较优的,则 E_2 达到极小点,即无压盖或压盖较少。

将上述网络的能量函数与标准能量函数对比,可得到神经元 i 与 j 之间的导纳值如下:

$$T_{ij,kl} = -AD(i, j, k, l) - BW_{j,kl} \quad (1)$$

$$W_{j,kl} = \begin{cases} 1 & \text{当 } ij = kl \text{ 时} \\ 0 & \text{当 } ij \neq kl \text{ 时} \end{cases} \quad (2)$$

$I_j = B$

因为 $W_{ij,kl} \propto T_{ij,kl}$,可取 $W_{ij,kl} = T_{ij,kl}$ 同时,可得网络的运行方程如下:

$$\frac{du_{ij}}{dt} = \frac{-u_{ij}}{\tau} + \sum (AD(i, j, k, l) - BW_{j,kl}) V_{ij} + B \quad (3)$$

$$V_{ij} = g(u_{ij}) \quad (4)$$

这里取神经元的 I/O 函数为 Sigmoid 函数(如图 2 所示), ij 可以看成是一个下标,代表第 i 个居地的第 j 个注记点对应的那个神经单元

网络具体计算迭代步骤如下:

- 1) 根据前述原则确定初始值;
- 2) 按式 (4) 求得各神经元的输出 $V_{ij}(t_0)$;
- 3) 将 $V_{ij}(t_0)$ 代入式 (2) 求得 $\left. \frac{du_{ij}}{dt} \right|_{t=t_0}$;
- 4) 按式 $u_{ij}(t_0 + \Delta t) = u_{ij}(t_0) + \left. \frac{du_{ij}}{dt} \right|_{t=t_0} \Delta t$ 求出下一时刻 $u_{ij}(t_0 + \Delta t)$ 值,返回步骤 2)

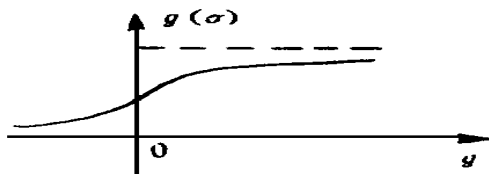


图 2 Sigmoid 函数

Fig. 2 Sigmoid Function

经验表明,当选取合适的参数以及时间常数 τ 时,网络能得到较满意的收敛结果

4 实验结果及结论

我们的实验数据来自国家 1:25 万基础地图数据库,这些数据采用 ARC/INFO 矢量格式存放。它们是 3 幅全要素地形图,图号分别为 H-48-[10] H-48-[13] H-48-[14]。每幅地图分为水系、道路、植被、境界等共 16 层,这些数字地图存放了地图要素的空间信息。注记的属性信息存放在 3 个数据库文件中,在这些文件中,存放了注记的名字、等级、字体、字间、尺寸等基本信息。

这些空间数字地图无法直接使用,为此,我们对这些数字地图进行了一系列预处理,这些工作包括:地图要素符号化,符号矢量栅格化,再将栅格化的地理要素的位置信息分门别类写入二进制文件中,用来提供注记配置时的空间位置信息。同样,我们也把注记的属性信息从数据库文件中读出,写入容易使用的二进制文件中,用在注记配置时确定注记的内容和尺寸。

这 3 幅地图分别包含点状居民地 3 251 个、1 651 个及 2 734 个。采用上述算法进行居民地注记

的自动配置,经过神经网络优化计算后冲突次数分别为 196 97和 123个。再经局部优化处理后,冲突个数全部减至为 0。运算时间分别为 19 11和 15min,结果是比较令人满意的。图 3给出了用该算法为其中 H-48-[10]图的居民地加上注记后的结果。

可计算的简单问题,从而使算法效率有数量级的提高。

在注记配置的问题中,点状要素的注记配置相对而言比较规则,较易处理,线状要素、面状要素的注记配置则更加复杂一些。我们正在尝试对我们的算法作进一步改进,使之对于解决线状要素、面状要素的问题也同样有效。

参 考 文 献

- 1 周继成,周青山,韩飘扬.神经网络——第六代计算机的实现.北京:科学普及出版社,1993
- 2 张立明.神经网络的模型及其应用.上海:复旦大学出版社,1993
- 3 刘镜年,杜瑞颖,胡启平.线状要素汉字注记自动配置.地图,1996(1): 14~ 18
- 4 李 艳,华一新.GIS中地图注记的自动配置.见:中国GIS协会第二届年会论文集.1996,438~ 441
- 5 游 涟,何宏星.地图点状符号及注记的自动配置.测绘学报,1993,22(4): 304~ 308
- 6 景 涛,薛红萍.在地理信息系统中如何处理地形图注记信息.测绘通报,1994(1): 17~ 21
- 7 Doeoschler J S, Freeman H.大密度地图地名配置专家系统.杜瑞颖译.武测译文,1993
- 8 Lee R. Ebinger, Ann M. Goulette. Automated Names Placement in a Non-Interactive environment. AUTO-CARTO,1989(9)
- 9 Zoraster S, Bayer S. Practical Experience with a Map Label Placement Program. AUTO-CARTO,1985(7): 201

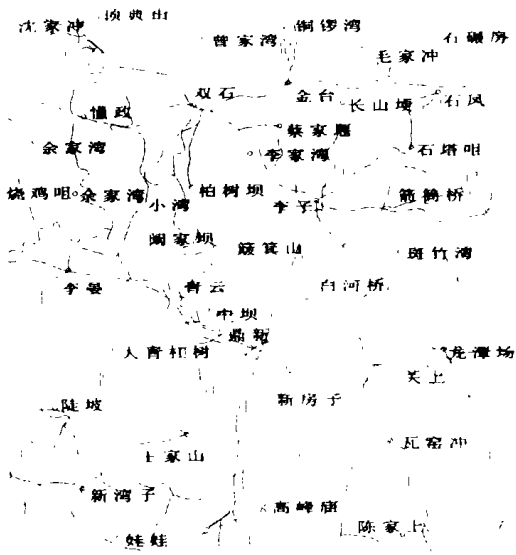


图 3 自动注记后的结果示意图

Fig. 3 Results after Automatic Annotation Placement

实验结果表明,用神经网络解决优化组合问题,包括注记自动配置最优解求取问题是可行的。由于网络是以迅速收敛的迭代方式运行,所以,那些有“组合爆炸”危险的复杂问题可以变为

A Hopfield Neural Network Algorithm of Finding the Best Position for Point Annotation of Map

Fan Hong Zhang Zuxun Du Daosheng Zhang Jianqing

(National Laboratory for Information Engineering in Surveying, Mapping and Remote Sensing,

W T U S M, 129 Luoyu Road, Wuhan, China, 430079)

Abstract This paper presents a method of adding annotation to the map especially for the point feature. This method overcomes the shortcoming of traditional methods e. g. Conflict-Tracebacking method. It's kernel algorithm that use the Hopfield neural network to find the best position of feature annotation. The experimental results of running in HP workstation prove that this algorithm has a fairly permanence and high speed.

Key words hopfield neural network; energy function; annotation placement