

基于 Hopfield 神经网络的交叉线识别算法

孙贞寿 钱刚 黄琨

(中国科学技术大学 电子工程与信息科学系, 合肥 230027)

摘要 提出了一种利用 Hopfield 神经网络进行交叉线识别的算法。在本算法中, 一个含有交叉线的图象被映射到 Hopfield 神经网络之上, 每一个象素与一个神经元相对应, 神经元间的权重由其对应的象素间的关系(包括距离、斜率等)所决定。在 Hopfield 神经网络的收敛过程中, 神经元的状态根据一定的规则不断地被调整直到收敛; 同时随着神经元状态的确定, 交叉线段也被识别出来。在实验模拟中, 此算法显示了优越的性能。

关键词 图形自动识别, 交叉线识别, Hopfield 神经网络

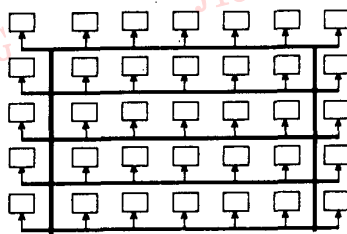
1 引言

Hopfield 神经网络^[1,2]已被充分研究和广泛应用于各种领域。可以把 Hopfield 神经网络看成是一个允许能量函数进化到稳定状态的环境。我们要做的就是根据问题制定能量函数进化的规则, 并创造一个让其自由进化的空间。由于 Hopfield 神经网络具有记忆的能力, 进化能够持续平稳地进行直至达到收敛。虽然 Hopfield 神经网络具有一些局限性如存储空间小等, 而作为一个计算网络, 在像交叉线段识别这样需要充分神经元间相互作用的实际应用中, Hopfield 神经网络确实能够提供一个好的模型。

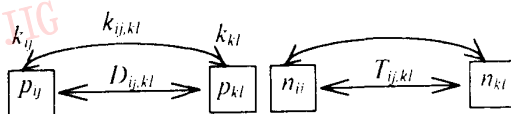
在图形自动识别系统中, 一般要遵循下面的处理步骤: 将文字从图形中分离出来、识别图元及其属性、确定各图元间相互关系。在上述处理过程中, 线跟踪是一个最基本的技术。然而, 传统的基于链码进行线跟踪的图形自动识别系统在遇到交叉线段时总是显得无能为力, 而交叉线在线跟踪的过程中又是经常会遇到的。补救方案往往是人工交互式地来指导线的跟踪^[3], 结果这样一个图形识别系统只能是半自动的。因此交叉线的识别问题是图形识别系统完全自动化的主要障碍。虽然 Kasturi^[4,5], Ejiri^[6]等人的方法在一定程度上能进行交叉线的自动识别, 但其方法是以彩色图为基础的, 而对实际工作中的

大量灰度和黑白图则不适用; 也就是说目前尚无一种有效的通用的交叉线识别算法。针对此问题, 在本文中我们成功地将 Hopfield 神经网络的理论引入交叉线识别这一领域。

在这个算法中, 检测到的含有交叉线的图象被映射到一个 Hopfield 神经网络之上, 每一个神经元对应于一个象素, 神经元间的连接权重表示为象素间的关系函数, 如图 1(b) 所示, 网络结构如图 1(a) 所示。在这种权连接下, 神经网络的状态可以用一个能量函数来表示, 将交叉线识别归结为最优化问题。通过能量函数最小化, 可以将交叉线段分离开来。



(a) 用于交叉线识别的网络结构



(b) 神经元间权连接的计算

图 1

2 用于交叉线识别 Hopfield 神经网络

2.1 概念和方法

为了建立起用于交叉线识别 Hopfield 神经网络,应首先确定各神经元间的权重,再在这个基础上,网络逐步进化到收敛。

在确定神经元间权重时,应注意权重与系统能量函数之间的紧密关系。权重的计算应尽可能地反映出在系统进化过程中占主要地位的因素。也可以将 Hopfield 神经网络看成是一个热力学系统;由于初始状态的不确定性和杂乱性,这个热力学系统的初始状态能量很大。随着系统的进化和各神经元状态的调整,系统的能量逐渐平滑地减小直至最后系统稳定,能量也达到了最小点。交叉线分离和识别的过程是这个热力学系统状态由无序到有序的过程。

在上述分析和思想的基础上,我们定义了神经元 n_{ij} 和 n_{kl} 间权重 $T_{ij,kl}$:

$$T_{ij,kl} = \frac{1}{H(D_{ij,kl})} \cdot F(k_{ij}, k_{kl}, k_{ij,kl}) \quad (1)$$

k_{ij} 是神经元处线斜率的估计值, $k_{ij,kl}$ 是神经元间连线斜率的估计值。

$F(k_{ij}, k_{kl}, k_{ij,kl}) \in [-1, 1]$, 描述了在当前待处理的交叉线模型中,两点共线或异线的概率。 $F > 0$, 此两点共线, F 的绝对值为其共线的概率; $F < 0$, 此两点异线, F 的绝对值为其异线的概率; $F = 0$, 由 $k_{ij}, k_{kl}, k_{ij,kl}$ 无法确定此两点的共异线关系。

$$F = \begin{cases} 1 - \frac{\alpha_{ij} + \alpha_{kl}}{\pi} & 0 \leq \alpha_{ij}, \alpha_{kl} < \frac{\pi}{4} \\ -\frac{\alpha_{ij} + \alpha_{kl}}{\pi} & \frac{\pi}{4} \leq \alpha_{ij}, \alpha_{kl} < \frac{\pi}{2} \\ 0 & 0 < \min(\alpha_{ij}, \alpha_{kl}) < \frac{\pi}{4} \\ \frac{\pi}{4} & \frac{\pi}{4} \leq \max(\alpha_{ij}, \alpha_{kl}) < \frac{\pi}{2} \end{cases} \quad (2)$$

其中 α_{ij}, α_{kl} 是斜率为 k_{ij}, k_{kl} 的直线与射线 $\overrightarrow{P_{ij}P_{kl}}$ 所夹的锐角。

$D_{ij,kl}$ 是 P_{ij} 与 P_{kl} 间的像素距离; $H(D_{ij,kl})$ 为距离因子函数,反映了神经元间距离对其间权重的影响。在本算法中, $H(D_{ij,kl})$ 取为阶梯函数,如图 2 所示。

$$H(D_{ij,kl})$$

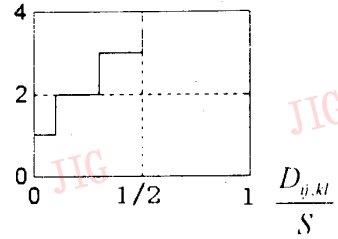


图 2 $H(D_{ij,kl})$, 图象的像素尺寸为 $S \times S$

神经元的状态方程为:

$$\frac{du_{ij}}{dt} = \sum_k \sum_l T_{ij,kl} u_{kl} - \frac{1}{R_{ij}} u_{ij} + I_{ij} \quad (3)$$

下面介绍基于 Hopfield 神经网络的交叉线识别算法:

- (1) 初始化神经元状态, 计算神经元间的连接权重。
- (2) 开始一个系统进化周期:
 - a. 随机拾取一个神经元, 计算其动态方程。
 - b. 调整该神经元状态。为了避免溢出, 将神经元状态和门限值比较, 状态值大于门限值, 将状态值截断为门限值。
- (3) 回到第(2)步, 直到系统的能量函数收敛。

系统的收敛是由 Hopfield 神经网络连接矩阵的对称性所保证的。由式(1)可见, 在此基于 Hopfield 神经网络的交叉线识别算法中, 所用 Hopfield 神经网络的权连接矩阵的对称性是很显然的^[2,7]。

2.2 能量函数和网络收敛性

在本算法中, Hopfield 神经网络的能量是这样定义的:

$$E = -\frac{1}{2} \sum_i \sum_j \sum_k \sum_l T_{ij,kl} u_{ij} u_{kl} + \sum_i \sum_j \frac{1}{R_{ij}} \int_0^{u_{ij}} u du - \sum_i \sum_j I_{ij} u_{ij} \quad (4)$$

该能量函数 E 为系统总的能量函数, 其可分解为各神经元的能量函数之和为各神经元的能量函数之和。

$$E = \sum_i \sum_j E_{ij} \quad (5)$$

其中

$$E_{ij} = -\frac{1}{2} u_{ij} \sum_k \sum_l T_{kl} u_{kl} + \frac{1}{R_{ij}} \int_0^{u_{ij}} u du - I_{ij} u_{ij} \quad (6)$$

式(5)中第 1 项描述了一个神经元的确定度

对整个网络系统能量的贡献,表现为一种加权积的形式;第 2 项为一个积分项,描述了在当前状态下该神经元本身所具有的能量;第 3 项为边界条件。

在系统的初始状态下,由于各神经元状态的不确定,系统的能量处于最大;随着网络系统的进化和交叉线段的分离,神经元的状态逐渐趋于确定,系统的能量也逐渐减小直至收敛。下面将讨论其收敛性。由于网络的权矩阵是对称的,系统的能量函数是一个里亚普诺夫(Lyapunov) 函数,而这就保证了网络必收敛到一个能量函数较小的稳定状态^[1]。

3 实验结果及讨论

我们使用两组实际地图数据作为实验对象。图 3(a)为从石油物理勘探“中国南方下二叠统热演化程度图”中截取扫描下来,再经二值化处理后得到的 128×128 的黑白二值图象。图中的两条线分别表示河

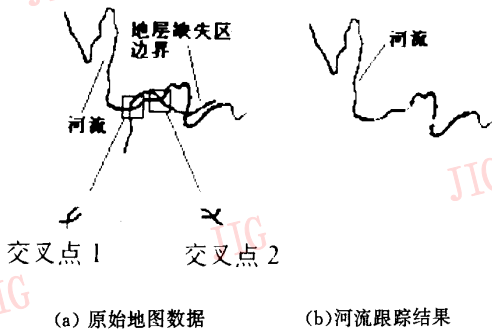
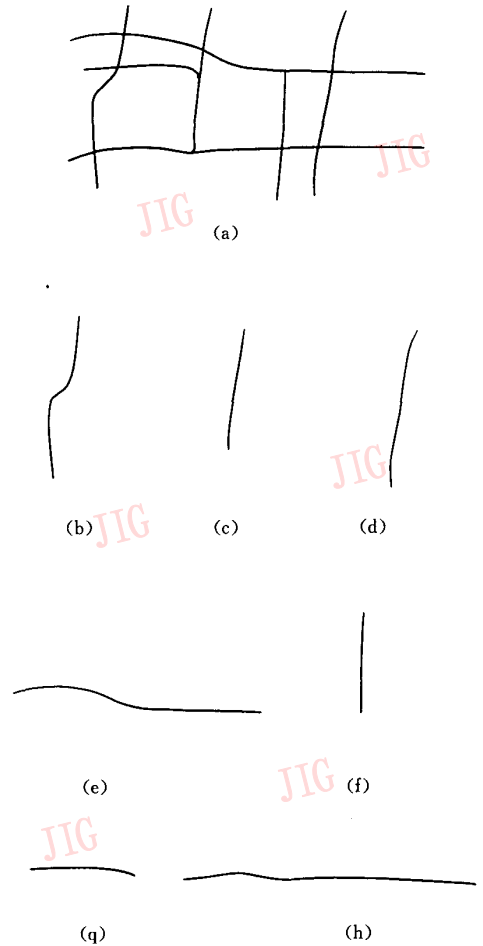


图 3

流及地层缺失区的边界。在实验中我们对图中的河流进行跟踪,遇到交叉点时将该处以交叉点为中心的 16×16 的子图象映射到 Hopfield 神经网络上,用上面的算法进行处理。该图中共有 3 个交点,我们取前 2 个较有代表性的交点进行处理,分别将其称为交叉点 1 和交叉点 2,可以看出这两个交叉线数据都有各自的特点:其中交叉点 1 的两条线的一部分在交点处的斜率近似相等;而交叉点 2 中有一条线的斜率在交叉点处有较大的变化。如果采用传统的线跟踪技术,在遇到这两类交点时,是无法自动越过交点识别出目标线的;而使用本算法对交点处子图象进行处理,得到了令人满意的结果。图 3(b)经本算法处理后的识别结果。图 4 (a)是某城市市内部分光栅道路专题图,经该算法的跟踪处理,得到如图 4 (b)~(h)所示的各道路矢量图结果。



(a)某城市市区部分道路光栅专题图,(b)~(h)各道路的跟踪结果

图 4

这个基于 Hopfield 神经网络的交叉线识别算法是在 Sun SPARC 工作站上实现的,该算法使得包含交叉线的图象像动态系统一样进化,通过动态方程调整神经元状态,使 Hopfield 神经网络的能量函数达到最小值。这样一个基于神经网络的交叉线识别方法是自组织的,无需训练的样本,使得识别的任务变得十分容易。应用本算法使识别系统的线跟踪能力有了很大的提高;而以往基于链码进行线跟踪的系统^[3]会在交叉点处中止跟踪,待人工交互指示跟踪的方向才能越过交叉点。这种处理交叉线段的方法严重地降低了识别系统的效率;而应用本算法的系统进行线跟踪遇到交叉点时,无需人工干预,只要将含交叉点的图象映射到相同尺寸的 Hopfield 神经网络上,按照本算法通过神经网络的处理分离出交叉线,将所跟踪的目标线识别出来,从而越过交叉点,继续进行线跟踪。从实验结果看到,Hopfield 神经网络的引入为这个问题的解决增添了活力。

参考文献

- 1 Hopfield J J. Neural Networks and physical systems with emergent collective computational abilities, Proc. Natl. Acad. Sci. USA. 79, 1982:2554~2558.
- 2 Hopfield J J, Tank D W. Computing with neural circuits: a model. Science 233, 1986:625~633.
- 3 林春蔚. C 环境下地图图象矢量化及图形编辑技术与实例. 海洋出版社, 北京:1993.
- 4 Kasturi R, Shih R, Fletcher L. An approach for automatic recognition of graphics, 8th PRIP, Paris, 877~879.
- 5 Kasturi R, Alemany J. Information extraction from images of paper-based maps. IEEE Trans. Software Engineering (Image Databases), 14:671~675.
- 6 Ejiri M. Automatic recognition of design drawings and maps. 7th

Intl. Conf. on Pattern Recognition, Montreal. Canada, 1984: 1296~1305.

- 7 Hopfield J J. Neurons with graded response have collective computational properties like those of two-state neurons. Proc. Natl. Acad. Sci. USA 81, 1984:3088~3092.

孙贞寿 教授, 1946 年生, 1970 年毕业于中国科学技术大学无线电电子学系并留校工作。曾先后在英国帝国理工学院和东京大学从事研究工作, 1995 年为英国诺丁汉大学欧共体客座研究员。在国内外刊物上发表论文 11 篇。主要研究方向: 图象图形处理、计算机图形学和信息系统等。



钱刚 1973 年生, 1995 年获得中国科学技术大学通讯与电子系统专业学士学位并攻读硕士学位。现为美国马里兰大学电气工程系博士研究生。主要研究方向: 计算机图形学、智能信息系统和数字图象处理。

黄锟 1973 年生, 1995 年获中国科学技术大学通讯与电子系统专业学士学位, 现为通讯与电子系统硕士研究生。主要研究方向: 智能信息系统、神经网络和计算机图形学。

Intersection Lines Recognition Using Hopfield Neural Network

Sun Zhenshou, Qian Gang, Huang Kun

(Dept. of Electronic Engineering and Information Science University of Science and Technology of China, Hefei 230027)

Abstract An algorithm using Hopfield neural network to recognize intersection lines is presented in this paper. This algorithm utilizes a new concept which is much different from the conventional processing methods of intersection lines recognition. In this algorithm, an image containing intersection lines is mapped to a Hopfield neural networks. Every pixel in the image is mapped to a neuron, and the lines between neurons are determined by the relations of the represented pixels such as the distance, potentials difference and slope. During the Hopfield neural nets evaluation, the neurons states are modified till convergence. Along the settlement of the neurons' states, the mapped intersection lines is recognized. During experimental simulations, this algorithm really showed fine performance.

Keywords Map recognition, Intersection lines recognition, Hopfield neural network