

神经网络在测绘图像处理中的应用

——基于 Hopfield 模型的影像匹配

李 浩

(河海大学土木工程学院, 江苏 南京 210098)

摘要:人工神经网络具有分布式信息存储和并行处理机制, 自学习、自组织和自适应的功能。人工神经网络自身正处在积极的发展之中, 其被引入测绘领域仅 10 年左右的时间, 但人工智能的特点使其在图像处理中表现出了独特优势, 人工神经网络已成为目前测绘图像处理中最活跃的研究方向之一。立体影像匹配是数字摄影测量的关键理论及技术, 亦是图像处理中的难点, 对 Hopfield 网络模型设计合理的能量函数, 即适用于立体影像的整体匹配。该算法不但保证收敛, 且能避免计算的“组合爆炸”, 计算结果保证匹配的整体一致性。

关键词:人工神经网络; 测绘; 图像处理; 影像匹配

中图分类号: P231.5

文献标识码: A

文章编号: 1006-7647(2001)07-0139-03

近年来, 神经网络理论方法在测绘领域得到了相应的应用与发展, 尤其在遥感影像分类处理、图像编码、地图符号识别、立体影像匹配乃至测量平差计算及插值计算等方面取得了令人瞩目的成绩, 展示了良好的发展前景。

1 神经网络在测绘图像处理中的应用

1.1 图像分类

遥感图像分类的实现通常都是对感兴趣的类别建立其光谱特征, 然后使用统计分类方法, 把各个像元及其邻域化归成它们最接近的类别。建立图像的光谱特征需要对特定类的图像辐射值的分布建模, 通常假设为 n 维空间的多变量的高斯分布。但从实际处理来看, 与分布假设无关的分类器才更适合这类处理。Lipmann 于 1987 年指出, 从理论上讲, 多层前向神经网络(BP 网络)具有把 n 维空间上任意分布的模式进行分类的能力。BP 网络分类器对给定的样本数据进行自动学习, 以寻找一组最恰当的测度函数, 用于判决数据是属于某一模式或类别。因该分类器对训练数据的概率分布未做过多的要求, 这有利于克服传统分类器在该方面的不足。典型试验表明, 基于神经网络的分类器的分类准确率已达 90%, 优于传统方法分类结果。值得指出, 由于同一模式样本往往存在较大差异, 再加上样本维数也较高, 因此采用 BP 网络进行模式分类通常较费时间。

1.2 图像压缩编码

相当多的神经网络模型已被用于图像压缩编码, 如 BP 网络、HNN 网络及自组织网络等, 其中使用最多的是细腰型的三层 BP 网络。在网络学习过程中, 通过 BP 学习算法, 调查网络的权值, 使训练集图像的重建误差达到最小, 即使重建图像在均方误差意义下尽可能相似于原始图像, 训练结束后, 隐层神经元的状态矢量便是压缩结果, 而输出层神经元的状态便是重建数据。

1.3 地图符号识别

在地图符号、注记这类形态模式识别问题中, 传统模式识别方法的抽取模式特征困难和容错性差的弱点随着实际应用而渐显突出。近年来, 人们开始探索利用具有学习、记忆和自组织功能及较强容错性的人工神经网络方法来解决这类问题。当使用 HNN 网络时, 可选择最清晰的地图符号或注记作为训练样本对 HNN 网进行 Hebb 训练, 权值的调整使得这些标准地图符号图形成网络状态演变的吸引子, 即所谓记忆。训练完成后的网络, 当接收任何输入后, 自动使网络状态导向最接近的记忆, 从而实现模式自动识别。

1.4 测量平差计算

对 Hopfield 网络选择不同的能量函数, 也可以完成测量平差中线性方程组的解算, 给出有关最小二乘解、相关最小二乘解等。利用多层前向神经网络

络,把矩阵代数问题作为特殊的模式识别问题,以特定结构的可控多层前向神经网络匹配期望模式的方法,已被用来对线性方程组求解、矩阵求逆及LU分解、特征值及特征向量计算等.神经网络方法对病态方程组仍可求解,且根据数据特点的联想功能可以在求解过程中避免穷尽搜索.

2 基于 Hopfield 模型的整体影像匹配

2.1 立体像对及影像匹配

立体影像匹配即是由计算机代替人眼在立体像对的两幅影像上识别并量测同名像点的技术过程,它是计算机视觉及数字摄影测量的核心内容之一,也是自动获取被摄物体三维信息和建立数字地面模型的基础.欲识别像片 P_1 上的像点 a_1 在像片 P_2 上的同名像点 a_2 ,必须以 a_1 为中心设置一个目标窗口 W_1 ,而在 P_2 上预测 a_2 大概的位置并设置一个搜索窗口 W_2 , W_2 一定大于 W_1 .然后利用某个判别相似性尺度,计算 W_2 内影像与 W_1 影像灰度分布的相似性.最常用的相似性尺度是两窗口影像的像元灰度阵列的相关系数 ρ ,因为 ρ 能消除灰度阵列之间的线性畸变影响.

由于影像信息的复杂性,对影像 P_1 上的某个像元,在影像 P_2 上可能有多个像元似乎与其相匹配,且都有较大的相关系数.此时单凭相关系数无法确定 P_2 上哪个像元是真正的匹配点,这就是影像匹配中的匹配混淆性和不确定性.一般来说,单点影像匹配仅靠孤立点处的影像信息匹配,其结果的正确与否同周围的点并无联系,或只有很弱的联系,因而存在对噪声敏感及不易消除匹配混淆等缺点.此整体影像匹配逐渐得到了发展.

整体影像匹配中,不是孤立地对待每一个匹配点,而是将某点与其邻域内的其它点结合起来,同时考虑邻域内各点对该点的约束与影响,以寻求整体上的最优匹配结果.目前这类算法包括多点最小二乘匹配、动态规划影像匹配、松弛法影像匹配及神经网络影像匹配等.在所有的整体影像匹配算法中,都有一个目标函数,它在动态规划法影像匹配中称为代价函数,在松弛法影像匹配中称为全局一致性兼容函数,在人工神经网络影像匹配中称为能量函数.

与单点影像匹配相比,整体影像匹配具较好的可靠性和匹配精度,是目前最被关注的匹配方法.

2.2 Hopfield 网络模型及其影像匹配算法

2.2.1 Hopfield 神经网络原理

离散 Hopfield 网络模型是反馈型神经网络,它可以用一加权无向图表示.图的每条边上带一个权值 ω_{ij} ,表示有关神经元之间的连接强度,每个节点

代表一个神经元且附有一个阈值 Q_i .当某神经元所受到的刺激超过其阈值时,神经元就处于一种状态(如+1),否则神经元就始终处于另一状态(如0).神经元 i 的状态随时间变化规则,即网络运行规则为

$$U_i(t+1) = \text{sgn}(H_i(t)) = \begin{cases} 1 & H_i \geq 0 \\ 0 & H_i < 0 \end{cases} \quad (1)$$

式中: $H_i = \sum_{j=1}^n \omega_{ij} U_j - Q_i$.

Hopfield 网络引入了“能量”函数,使得网络稳定性有了明确的判据.已经证明,Hopfield 网络是一个非线性动力系统,网络“能量”存在一个或多个极小值点.当网络初始状态确定后,网络状态按运行规则更新,网络“能量”单调递减,最后收敛于能量极小值点,网络达到平衡状态.

2.2.2 整体影像匹配

2.2.2.1 网络结构及能量函数

根据神经网络要求,首先将影像匹配问题归结成一个 Hopfield 网络模型.假设 $m \times n$ 大小的影像的每个像元都有 k 个候选匹配点,则网络有 $m \times n \times k$ 个神经元,它们构成一个三维神经元阵列.网络的互联和拓扑结构则表示在影像匹配中的空间约束.网络的初始状态可简单地令每个像元对应于与之相关系数最大的候选匹配点.网络的演化过程将找出一个满足所有约束的解.

设左像片 P_1 上以若干像元为间隔建立一个格网,称为视差格网.考虑立体影像的左右视差最大变化范围为 $[-P, P]$,则建立起了一个三维视差场对应于三维神经元阵列,总神经元数目为 $m \times n \times 2p$ 个.当立体像对为核线影像时,可简化为图1所示的二维的离散型神经网络(图中未标神经元间联系)模型结构.

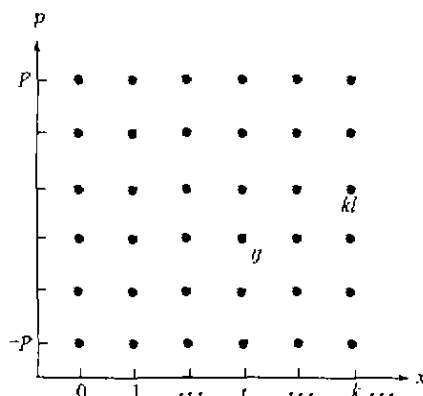


图1 离散型神经网络

每个神经元状态 U_{ij} 初值为0或1,其中1表示由相关尺度所选择的同名点的备选集合,即

$$U_{ij} = \begin{cases} 1 & \text{备选同名点} \\ 0 & \text{非备选同名点} \end{cases}$$

为了利用 Hopfield 网络解算,须把目标函数同网络的能量函数联系起来,把问题的变量对应于网络单元状态,通过网络运行时能量极小化来获得问题最优解. Hopfield 网络能量函数的一般形式为

$$E = \sum_i a_i E_i + a_0 E_0 \quad (2)$$

式中:等式右边第一项为惩罚项(即违反约束要付出的代价); E_0 为需优化的目标函数.

根据二维视差场中神经网络结构与影像匹配算法的物理意义,能量函数具体形式可设计为

$$E = -\frac{A}{2} \sum_i \sum_j U_{ij} \left[\sum_{k \neq l} \omega(i, j; k, l) \cdot U_k \right] + \frac{B}{2} \sum_i \left[\left(\sum_j U_{ij} \right) - 1 \right]^2 \quad (3)$$

式中, $\omega(i, j; k, l)$ 为神经元 U_k 与 U_j 的连接权强度.若所选神经元 U_k 愈是与神经元 U_j 兼容,则第一项之值愈小,反之则愈大.第二项意义是 P_1 上视差格网点 i 只能匹配 P_2 一个点,即只有一个神经元被激活,其值 $U_j = 1$,其余 $U_k = 0 (k \neq j)$,此时第二项为最小.

2.2.2.2 神经元连接权强度及网络运行

为了确定神经元 U_k 与 U_j 的连接权强度 $\omega(i, j; k, l)$,可先考察一个目前使用的概率松弛法整体影像匹配算法.设一目标集 $A = \{a_1, a_2, \dots, a_n\}$,欲对其进行分类(匹配是特殊的分类),类别集合为 $C = \{c_1, c_2, \dots, c_n\}$.如何判断分类的合理性与协调性,在概率松弛法中引入一个“兼容系数” $c(i, j; k, l)$,用以衡量一对分类 $a_i \in c_j$ 与 $a_k \in c_l$ 是否相容.原则上,以 $c(i, j; k, l) > 0$ 表示 $a_i \in c_j$ 与 $a_k \in c_l$ 相容, $c(i, j; k, l) < 0$ 表示不相容, $c(i, j; k, l) = 0$ 表示两者无关.一般还假定 $c(i, j; k, l)$ 取值区间为 $[-1, 1]$,且 $c(i, j; k, l) = c(k, l; i, j)$.概率松弛算法考虑了目标与目标间分类的相互关系,是整体迭代算法,有效地增强了“整体一致性”.对核线影像匹配的具体计算中,兼容系数可采用 P_1 上 $i \sim k$ 间影像段与 P_2 上 $j \sim l$ 影像段的相关系数来定义.

由此可见,人工神经网络的整体匹配算法中,神经元连接权强度 $\omega(i, j; k, l)$ 与概率松弛法整体匹配算法中的兼容系数 $c(i, j; k, l)$ 具有相似的物理意义与作用,所以 $\omega(i, j; k, l)$ 的确定方法可与 $c(i, j; k, l)$ 相同.

根据设计的网络能量函数,连接权强度和初始状态,按照 Hopfield 网络运行规则改变网络状态,网络能量将递减,最终能量达到极小值,网络状态收敛

于稳定状态,即有 $U_{ij}(t+1) = U_{ij}(t)$.这时,所有状态 $U_{ij} = 1$ 的神经元就是所求得的最优解,即目标像元 i 与搜索元 j 为整体匹配的最佳结果.对图 1 所示一维视差格网,整体匹配算法将同时解得各格网点的最佳匹配点.类似方法亦可完成对二维视差格网的整体影像匹配.研究证实,基于神经网络的影像匹配结果不但其有良好的整体一致性,而且还具有正确解决因地形复杂引起的“零匹配”问题的能力.采用模拟退火算法还能保证得到全局最优解.

3 结 语

人工神经网络在模式识别与分类、联想记忆和最优化等应用方面独特优点,已使其在众多学科领域得到了证实与发展.人工神经网络不但为一些传统的研究难题提供了有效的解决手段,而且还在众多领域开辟了新的研究方向,甚至融入了诸多学科发展的前沿科技,体现了该理论方法的生命力.人工神经网络在测绘图像处理方面的应用研究引起了越来越多专业人员的兴趣.诸多算法已经实际应用于测绘生产.显然,在影像信息广泛应用于地学、工程及环境等领域的今天,我们应该关注人工神经网络的发展.这一智能方法在处理背景知识不清楚、推理规则不明确、样本有较大缺损或畸变的影像信息时表现出的优点,至今尤为突出.

参考文献:

- [1] 张立明. 人工神经网络的模型及其应用[M]. 上海:复旦大学出版社,1993.
- [2] 张祖勋,张剑清. 数字摄影测量学[M]. 武汉:武汉测绘科技大学出版社,1996.
- [3] 夏良正. 数字图像处理[M]. 南京:东南大学出版社,1999.
- [4] 杜道生,陈军,李征航. RS, GIS, GPS 的集成与应用[M]. 北京:测绘出版社,1995.
- [5] 张力,浓未名,张祖勋,等. 基于空间约束的神经网络影像匹配[J]. 测绘科技大学学报,2000(1):55~58.
- [6] 黄文寿. 基于 BP 神经网络的地图符号识别[J]. 测绘学报,1997(1):65~71.

(收稿日期:2001-09-17 编辑:马敏峰)

