

基于约束满足神经网络的整体影像匹配*

张 力 沈未名 张祖勋 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 将影像匹配看作一个约束满足问题 (CSPs),并用约束满足神经网络 (CSNN)来实现整体影像匹配。根据新松弛标号法对网络的结构和迭代方式进行了改进,使其能够处理复杂地形条件下影像匹配中存在的“零匹配”和“多匹配”问题。实验表明,该匹配算法可快速、有效地处理复杂地形条件下的影像匹配问题。

关键词 整体影像匹配;约束满足神经网络;约束满足问题

分类号 P231.5; TP391

影像匹配是数字摄影测量中提取物体三维信息的基础,是自动获取 DEM 数字正射影像和半自动采集数字线划图的前提。一般来说,单点影像匹配仅靠孤立点处的影像信息进行匹配,因此它具有对噪声敏感、不易消除匹配混淆等缺陷,该类方法并不能获得较好的匹配结果。而在整体影像匹配中,不是孤立地看待每一个匹配点,而是将该点与其邻域内的其他点结合起来,同时考虑邻域内各点对该点的约束和影响,以寻求整体上的最优匹配结果。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、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,在神经网络影像匹配中称为能量函数。整体影像匹配具有较高的可靠性和匹配精度,是一种广泛使用的方法。

影像匹配中首先计算同名点之间的相似性,本文使用相关系数作为同名点之间的相似性测度。由于影像内容的复杂性,对左影像中某一个点,在右影像中可能有多个点与其相匹配,并且都有较大的相关系数,单凭相关系数无法确定右影像中哪一个点是真正的匹配点,这就是影像匹配中的匹配混淆性和不确定性。为此,可将影像匹配问题看作分类问题,在考虑每个点的分类时同时考虑其邻域内其他点的分类情况,即加入某种空间约束,也即将影像匹配看作所谓的约束满足问题 CSPs (constraint satisfaction problem)。

约束满足神经网络 CSNN (constraint satisfaction neural networks) 是一种实现 CSPs 的神

经网络,在该网络中,每个神经元表示对一物体可能的标号,神经元之间的相互联结构成空间约束。以影像匹配为例,假设 $m \times n$ 影像的每一个像素都有 k 个候选匹配点,那么,与此相对应的约束满足网络就有 $m \times n \times k$ 个神经元,它们构成了一个三维的神经元阵列,网络的互联和拓扑结构则表示在影像匹配中的空间兼容性或约束,网络的初始状态可简单地令每个像素对应于与之相关系数最大的候选匹配点。网络的演化过程是找出一个满足所有约束的解,即通过逐步满足各神经元与其邻域神经元之间的局部约束以期达到一个全局的满足所有约束的解,网络的最终结果便对应于一个 CSPs 的解。

1 约束满足问题及约束满足网络

简单地说,CSPs就是在一定的空间约束条件下对物体进行的标号问题。Poggio曾指出,在早期视觉中(例如影像分割、立体视觉等)都可看作 CSPs。CSPs的基本表述为:假设 $O = \{O_i, i = 1, 2, \dots, n\}$ 表示物体集,其中, n 为物体数; $\Lambda = \{\lambda_j, j = 1, 2, \dots, m\}$ 表示可能的标号集,其中, m 为对每一物体可能的标号数; $K_i = \{O_i\} \cup \{O_{i1}, O_{i2}, \dots, O_{ip}\}$, $1 \leq i, i1, i2, \dots, ip \leq n$, 且对于 $1 \leq q \leq p$ 有 $i \neq iq$, 表示以物体 O_i 为中心的邻域,约束集 A 则为定义于邻域 K_i 上的所有约束。

现考虑定义于 $\{O_i, O_{i1}\} \subset K_i$ 上的二元约束。对于两相邻的物体 $\{O_i, O_{i1}\} \subset K_i$ 和物体可能的标号 $\{\lambda_j, \lambda_{j1}\} \subset \Lambda$, 定义

$$\Lambda_{i,i1}(\lambda_j, \lambda_{j1}): \Lambda_i \times \Lambda_{i1} \rightarrow \{\min, \max\}$$

收稿日期: 1999-01-12 张 力,男,29岁,博士生,现从事数字摄影测量、影像识别与处理等研究。

* 国家自然科学基金资助项目,编号 49501015

其中, min 为一负实数, max 为一正实数; $\Delta_{i,i}(\lambda_j, \lambda_{j'})$ 可看作同时对 O_i 赋予标号 λ_j 和对 O_i 赋予标号 $\lambda_{j'}$ 的兼容性测度, 并且有:

$$\Delta_{i,i}(\lambda_j, \lambda_{j'}) = \begin{cases} max, & \text{表明两者相互兼容和支持} \\ min, & \text{表明两者不兼容} \\ 0, & \text{表明两者独立} \end{cases}$$

约束满足问题的一个解即在满足所有约束条件的前提下对每一物体赋予一个标号。约束满足网络是一种实现 CSPs 的神经网络, 在该网络中, 每个神经元表示对一个物体可能的标号, 神经元之间的相互联结构成空间约束, 因此可按如下方法构建 CSNN:

- 1) CSNN 的拓扑结构形成 CSPs 的约束。
- 2) CSNN 的动态特征是先产生局部约束满足, 进而达到全局满足。

3) CSNN 拓扑结构设计的基本原理: 若有 n 个物体和 m 个可能的标号, 则每个物体对应于一个神经元, 并且与 m 个邻近神经元相连。

若物体集中有 n^2 个点, 并形成尺寸为 $n \times n$ 的格网, 每个点有 m 个可能的标号, 则 CSNN 为 $n \times n \times m$ 的神经元阵列, 其中, U_{ijk} 为一个神经元; O_{ijk} 为神经元 U_{ijk} 的输出; A_{ijk} 为神经元 U_{ijk} 的反饋输入; H_{ijk} 为神经元 U_{ijk} 的输入; N_{ij} 为神经元 U_{ijk} 的一个邻域, 示如图 1; $W_{ij,qr,k,l}$ 为神经元 $U_{qr} \in N_{ij}$ 和神经元 U_{ijk} 之间的联结权, 且 $W_{ij,qr,k,l} = W_{qr,ij,l,k}$, 则 CSNN 的动态特征示如图 2

神经元 U_{ijk} 的输出 O_{ijk} 代表对点 (i, j) 赋予标号 k 时的可能性, 且满足 $0 \leq O_{ijk} \leq 1, \sum_{k=1}^m O_{ijk} = 1$, 易知 O_{ijk} 表示在 m 类 (m 个标号) 中物体 (i, j) 属于第 k 类的百分比:

$$O_{ijk}^t = \frac{H(A_{ijk}^t(1 + H_{ijk}^t))}{\sum_{k=1}^m H(A_{ijk}^t(1 + H_{ijk}^t))} \quad (1)$$

式中, $H_{ijk}^t = \sum_{U_{qr} \in N_{ij}} W_{ij,qr,k,l} O_{qr}^t$, 且 $A_{ijk}^t = O_{ijk}^t$; t 为网络迭代步数

$$H(x) = \begin{cases} x, & x \geq 0 \\ 0, & x < 0 \end{cases} \quad (2)$$

式 (1) 中, 联结权 $W_{ij,qr,k,m}$ 反映邻域内各神经元 U_{qr} 与 U_{ijk} 取标号 k 的兼容程度。由此可知, H_{ijk} 实际上为邻域 N_{ij} 内的神经元对 U_{ijk} 的支持, 若邻域 N_{ij} 内的神经元取标号 k 的百分比比较大 (即 O_{qr}^t 较大), 且 $W_{ij,qr,k,m}$ 也较大, 则表明对 U_{ijk} 的支持较大, 因此 O_{ijk}^t 会逐渐增大; 反之, 则逐渐减小

网络在动态迭代过程中, 所有的神经元都是并行迭代的。当网络运行结束后, 物体 (i, j) 应赋

予标号 p , 其中 p 使 $O_{ijp} = \max_{所有 k} (O_{ijk})$ 。

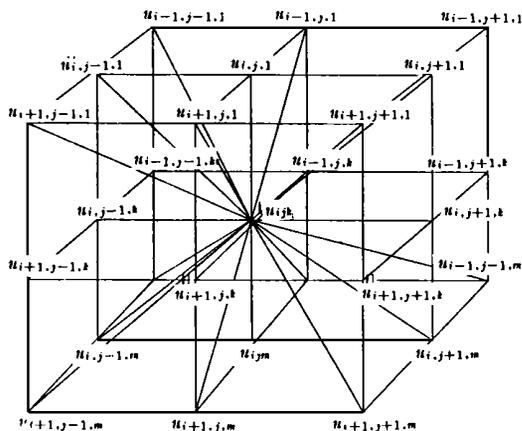


图 1 神经元 U_{ijk} 的一个邻域

Fig. 1 The Neighborhood of the Neural U_{ijk}

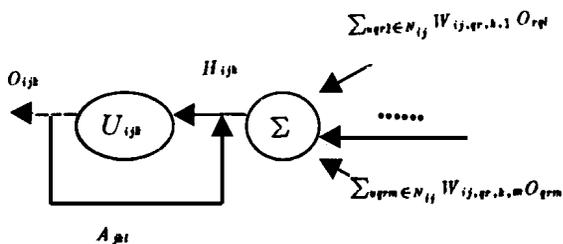


图 2 CSNN 的略图

Fig. 2 The Sketch of CSNN

2 基于 CSNN 的影像匹配算法

在复杂地形条件下的航空影像匹配中常常会出现所谓的零匹配和多匹配。零匹配是指某些目标可能出现在一幅影像中而在另一幅影像中消失的情况, 较多出现于有遮蔽的影像区域; 多匹配则指某些目标可能与另一幅影像中两个或两个以上的目标相匹配的情况。

在影像匹配中, 如果将左影像上的点视为物体, 将其在右影像上的候选匹配点视为可能的标号, 那么, 影像匹配也是 CSPs。整体影像匹配中的视差空间连续性约束也可方便地映射为一个二元约束, 它可视为邻域内匹配点之间的兼容性, 这种兼容性主要表现在它们视差的差值上, 即如果两个点之间视差的差值较大, 就认为在一定程度上是不兼容的; 相反就认为它们是兼容的。满足视差连续性约束。另外, 也可以考虑其他的约束 (如特征梯度约束) 等。

对于影像匹配问题来说, CSNN 网络中神经元 U_{ijk} 的输出 O_{ijk} 表示影像像素 (i, j) 或视差格网点 (i, j) 与其第 k 个候选匹配点对应的可能性

百分比,神经元 U_{ijk} 的邻域 N_{ij} 结构如图 1所示,即选择影像像素 (i, j) 或视差格网点 (i, j) 的一个空间 8邻域 为考虑影像匹配中的视差空间连续性约束条件,按如下方式定义神经元之间的权值:

$$W_{ij,qr,k,l} = T/(p(U_{ijk}) - p(U_{qrl}))^2 \quad (3)$$

式中, T 为补偿系数; $U_{qr} \in N_{ij}$; $p(U_{ijk})$ 表示影像像素 (i, j) 或视差格网点 (i, j) 与其第 k 个候选匹配点之间的视差值; $p(U_{qrl})$ 表示 (i, j) 的邻域内影像像素 (q, r) 或视差格网点 (q, r) 与其第 l 个候选匹配点之间的视差值

从式 (3)可知,当 $p(U_{ijk}) - p(U_{qrl})$ 较大时,则 $W_{ij,qr,k,l}$ 将变小,这实际上相当于假设视差表面是光滑和连续的,即加入了一个空间光滑约束。

在影像匹配中,期望影像的纹理缺乏区域,空间光滑约束应强一些,以便得到较为合理的匹配结果,而在影像纹理丰富的区域,空间光滑约束应弱一些。因此,式 (3)中的 T 值取决于以点 (i, j) 为中心的影像窗口的梯度均值。当以点 (i, j) 为中心的影像区域纹理较为丰富时, T 应取较小的值;反之, T 应取较大的值。可见, $W_{ij,qr,k,l}$ 可以用来衡量影像匹配中的空间兼容性

由式 (2)知, H_{ijk} 实际上为邻域 N_{ij} 内各点的匹配对点 (i, j) 取第 k 个匹配候选点的支持,且有:

1) 当 $W_{ij,qr,k,l} \cdot O_{qrl}$ 取较大值时,邻域 N_{ij} 内各点的匹配对点 (i, j) 取第 k 个匹配候选点的支持 H_{ijk} 也较大, O_{qrl}^* 是逐渐增大的。

2) 当 $W_{ij,qr,k,l} \cdot O_{qrl}$ 取较小值时,邻域 N_{ij} 内各点的匹配对点 (i, j) 取第 k 个匹配候选点的支持 H_{ijk} 也较小, O_{qrl}^* 是逐渐减小的。

为了处理在复杂地形条件下的零匹配和多匹配问题,仍需对以上算法做一些改进。

解决零匹配的方法是引入一个零标号,即当物体 O_i 无法在 m 个标号中找出一个合适的标号时,可令物体与这个零标号相对应。

在基本算法中要求 $\sum_{k=1}^m O_{ijk} = 1$,若加入一零标号,则为 $\sum_{k=0}^m O_{ijk} = 1$,就可解决零匹配问题,但仍不能解决多匹配问题,因为要求 $\sum_{k=0}^m O_{ijk} = 1$,那么物体 (i, j) 取标号 $0 \sim m$ 的过程是不独立的,即若物体 (i, j) 取标号 p 的可能百分比增大时,则物体取其他标号的可能性必然将减小,物体不可能同时按足够大的可能性取几个标号。为此,根据 Levy 提出的新松弛法,对式 (1)做如下改动:

$$O_{ijk}^* = H(A_{ijk}^*(1 + H_{ijk})) / [H(A_{ijk}^*(1 + H_{ijk})) + (1 - A_{ijk}^*)(1 + h_{ijk})] \quad (4)$$

式中, $H_{ijk} = \sum_{U_{qr} \in N_{ij}} W_{ij,qr,k,l} O_{qrl}^*$; $A_{ijk}^* = O_{ijk}^*$; $h_{ijk} = \sum_{U_{qr} \in N_{ij}} W_{ij,qr,k,l} (1 - O_{qrl}^*)$; t 为网络的迭代步数。

由式 (4)可知,此时的 O_{ijk} 表示物体 (i, j) 取标号 k 的概率值,并且 $\sum_{k=0}^m O_{ijk}$ 不再要求等于 1,物体 (i, j) 取标号 $0 \sim m$ 的过程是相互独立的,物体可以同时按足够大的可能性取多个标号。对应于影像匹配,影像像素 (i, j) 或视差格网点 (i, j) 在满足空间约束的条件下可对应于多个候选匹配点,故也可利用改进后的 CSNN 解决多匹配问题。

现假设左影像上待匹配的视差格网尺寸为 $m \times n$,首先利用简单的相关系数法对每一个点在右影像中一定的搜索范围内找出 z 个候选匹配点(可先将所有的候选点按相关系数的大小排队,取前面较大的 z 个),因此,用于影像匹配的 CSNN 含有 $m \times n \times z$ 个神经元,每个神经元仅与它的一个空间 8邻域内的所有神经元互联,其互联的权值按式 (3)确定,网络的动态演化公式为式 (4) 这样,网络的拓扑结构和演化方式就已确定。

CSNN 的初始值可做如下的设置:令 O_{ijk}^0 等于影像像素 (i, j) 或视差格网点 (i, j) 与其第 k 个候选匹配点之间的归一化相关系数。网络运行结束后,还需内插出具有零匹配和多匹配特性的格网点的视差,因为对应于每一个格网点都仅有唯一的视差值。具有零匹配和多匹配特性的格网点的视差可由其周围的点通过 DEM 内插中常用的移动曲面拟合法得到。

实际上,由于原始影像的范围较大,影像匹配搜索范围无法确定,如果采用较大的搜索范围,则影像匹配的效率 and 可靠性较低,容易出现误匹配,且需要较长的计算时间。因此,一般来说,影像匹配采用多分辨率影像结构,上一级的匹配结果可以作为下一级的估计值,于是下一级影像匹配的搜索范围可以相对较小,这样可以减少计算量和提高影像匹配的可靠性,还可以缩小网络的规模(每个点的候选匹配点数减少了),算法的基本流程如下。

1) 影像预处理(使用 Wallis 滤波对影像进行增强),生成金字塔影像。

2) 从金字塔影像结构的最高级开始,执行:

① 设置搜索范围和预测近似位置,计算相关系数并设置网络的初始值;

② 网络动态演化直至稳定;

③ 内插零匹配与多匹配区域的视差值;

④ 将结果传递至低一层金字塔影像。

3) 处理完原始影像后,输出匹配结果

3 实验结果及结论

笔者使用 ANSI C语言在实验室的 SGI-O2 图形工作站上编制了实验程序,下面介绍两个例子。

首先选择一对云南澜沧江地区的航空影像,影像的成像比例尺为 1:3.5 万,扫描分辨率为 0.025 mm,影像尺寸为 8 173× 8 173 摄影地区为陡峻山地,地势变形较大,影像中阴影、断裂、遮

蔽现象和影像变形较为严重。在匹配中所使用的核线影像尺寸为 3 60× 7 632,视差格网间隔为 9× 9 像素,匹配窗口为 9× 9 像素,匹配后生成的视差格网尺寸为 38× 836

图 3(a) 是原始影像,图 3(b) 是约束满足网络在迭代后具有多匹配和零匹配的区域显示(色调较深的区域即图中标号为 1、2、3 的区域为零匹配区域)。由基于影像匹配所得到的视差格网提取的 DEM 跟踪得到的等高线图(DEM 间隔为 20 m× 20 m,等高线间距为 20 m)示如图 3(c)。

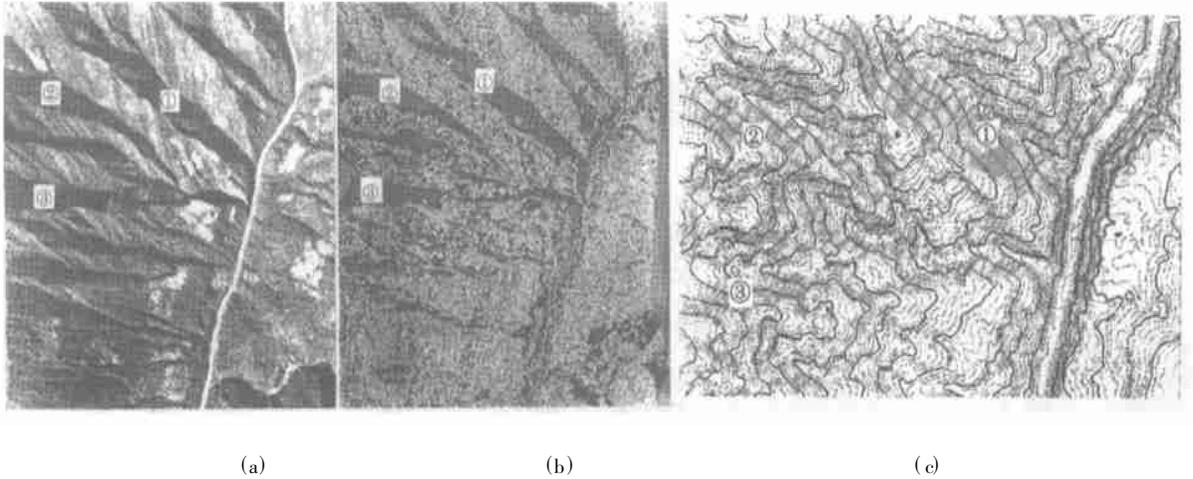


图 3 试验结果图
Fig. 3 The Testing Result

由图 3(c)可知,影像匹配结果较好地反映了地形地貌,影像中遮蔽区域中出现的零匹配和多匹配区域由内插得到的结果也较好地反映了地形(图 3(a)、3(b)、3(c)中标号为 1、2、3 的区域),地形变换线处的等高线连接自然,根据由人工在立体观测情况下量测的一定数量离散点的高程值的比较结果也较好(高程较差的中误差为 4.32 m,最大值为 11.6 m)。可见文中所采用的匹配算法是可靠和稳定的,它可以有效地处理复杂条件下的影像匹配问题。

为验证本文算法的有效性,笔者还选择了一幅福州市郊区的影像对做了实验。该影像对的成像比例尺为 1:8 000,扫描分辨率为 0.025 mm 在大比例尺城区影像中存在大量的深度断裂、影像纹理贫乏区和阴影,该类影像的匹配是匹配问题中最困难的。在匹配中所使用的核线影像为 1 260× 1 480,视差格网间隔为 1× 11 像素,匹配窗口为 1× 11 像素,图 4 是影像与视差等值线叠加后的结果。注意图中粗箭头(屋顶等区域)和细箭头(房屋边界)所示的区域的匹配结果。



图 4 影像与等视差曲线的叠加
Fig. 4 Overlap of the Image and Parallax Contours

影像匹配问题及所谓的零匹配和多匹配问题,匹配精度和可靠性较高,具有一定的实用价值。

结果表明,基于约束满足神经网络的整体影像匹配算法可以有效地处理复杂地形条件下的影

参 考 文 献

- 1 张祖勋,张剑清.数字摄影测量.武汉:武汉测绘科技大学出版社,1996
- 2 吴晓良.影像匹配的松弛途径:[学位论文].武汉:武汉测绘科技大学,1993
- 3 Medical Image Segmentation by a Constraint Satisfaction Neural Network, IEEE Trans. Nucl. Sci., 1991 (38)
- 4 Shultz T R, Lepper M R. Constraint Satisfaction Neural Networks for Image Segmentation. PR, 1992 (25): 112- 119

Global Image Matching Based on Constraint Satisfaction Neural Network

Zhang Li Shen Weiming Zhang Zuxun Zhang Jianqing

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

W TUSM, 129 Luoyu Road, Wuhan, China, 430079)

Abstract The key technique to automatically extract the digital terrain model (DEM) from image pairs or stereo pairs is the image matching process. In this paper, the authors describes an approach to using constraint satisfaction neural network to solve the global image matching. The authors firstly give a simple description of the image matching and the constraint satisfaction problem. Then the authors outline an analogy method between image matching process and constraint satisfaction problems and a technique to construct the constraint satisfaction neural network in order to solve the global image matching. The author's ultimate goal is to get the accuracy and robust matching results, given a complicated terrain's aerial photo stereo pairs. So the authors improve the traditional algorithm by use of the new relaxation algorithm presented by Levy [1998]. This algorithm can cope with the so-called "zero-matching" and "multi-matching" problem, locate the regions of "zero-matching", and bridge the non-texture areas. At last, the authors also give some experimental results to show the algorithm's efficiency, accuracy and robust.

Key words global image matching; satisfaction neural network; constraint satisfaction problem

(上接第 215页)

The Multi-plans Synthetic Evaluating in Highway Routes Selection Based on GIS

Kong Jinling

(Department of Surveying Engineering, Xi'an Engineering University, Xi'an, China, 710054)

Abstract The method of multi-plans synthetic evaluating of highway routes selection based on GIS is putforward. The information of evaluating index of highway routes selection plans is extracted with GIS techniques; and analysis hierarchy process is used to realize the multi-factors synthetic analysis and comparing plans. The example shows that the method is useful.

Key words GIS; highway routes selection; spatial analysis; analysis hierarchy process; plans comparison