

基于小波变换的松弛法影像匹配*

仇 彤

(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 讨论了基于小波变换的松弛法影像匹配方法。采用小波变换对影像进行分解,生成影像匹配所需要的金字塔影像结构,并在传统松弛法影像匹配视差约束的同时,兼顾线性特征的约束,从而提高了影像匹配的可靠性。

关键词 小波变换;金字塔结构;影像匹配

分类号 P 231.5; TP 751

影像匹配在数字摄影测量中是提取物体三维信息、建立 DTM 的基础,因此,它是数字摄影测量工作站最关键的技术之一。一般来说,为了提高影像匹配的精度和效率,金字塔影像结构是广泛采用的一种技术,通过对原始影像作低通滤波,首先进行粗相关,将其结果作为预测值,逐渐加入高频成分,在逐渐变小的搜索区域内进行相关匹配,最终利用原始影像得到精确的匹配结果。

1 基于小波变换的金字塔影像

小波变换提供了一种新的信号分析手段。从其变换过程来看,它对影像的分解自然地形成了我们所期望的金字塔影像。由于它是一种可逆变换,这意味着既可以从原始影像构造金字塔影像,也可以从金字塔影像重建原始影像,因此,基于小波变换的金字塔影像的大小等于原始影像的大小。即使在影像匹配之前来构造这种影像结构,也不会占用更多的磁盘存储空间。

基于小波变换的影像分解实际上是一种变换和重采样的循环过程。定义滤波算子 H 和 G 为:

$$(Ha)_k = \sum_n h(n-2k)a_n \quad (1)$$

$$(Ga)_k = \sum_n g(n-2k)a_n$$

式中, a_n 表示原始信号; $h(n)$ 和 $g(n)$ 分别表示低通和高通滤波器系数。则影像的分解过程为:

$$P_{j-1}f = P_j f + Q_j f = \sum_k c_k \varphi_{j,k} + \sum_k d_k \psi_{j,k} \quad (2)$$

$$c^j = Hc^{j-1}, \quad d^j = Gc^{j-1}$$

其中, H 和 G 分别表示低通和高通滤波算子; c^j 是原始影像 c^0 的越来越粗略的表示,每一级的数

据量只是前一级的 $1/2$; d^j 表示了 c^{j-1} 和 c^j 之间的差别。这样,原始影像 c^0 就被分解成了 d^1, d^2, \dots, d^l 和 c^l 。

影像的重建过程是其分解过程的逆操作。假设已知 c^j 和 d^j , 那么,

$$\begin{aligned} P_{j-1}f &= P_j f + Q_j f = \sum_k c_k \varphi_{j,k} + \sum_k d_k \psi_{j,k} \\ c_n^{j-1} &= \langle \varphi_{j-1,n}, P_{j-1}f \rangle = \\ &= \sum_k c_k \langle \varphi_{j-1,n}, \varphi_{j,k} \rangle + \sum_k d_k \langle \varphi_{j-1,n}, \psi_{j,k} \rangle = \\ &= \sum_k h(n-2k)c_k + \sum_k g(m-2k)d_k \\ c^{j-1} &= H^* c^j + G^* d^j \quad (3) \end{aligned}$$

图 1 是基于小波变换的金字塔影像的存储结构图, HH 表示斜方向的高频子图像; LH 表

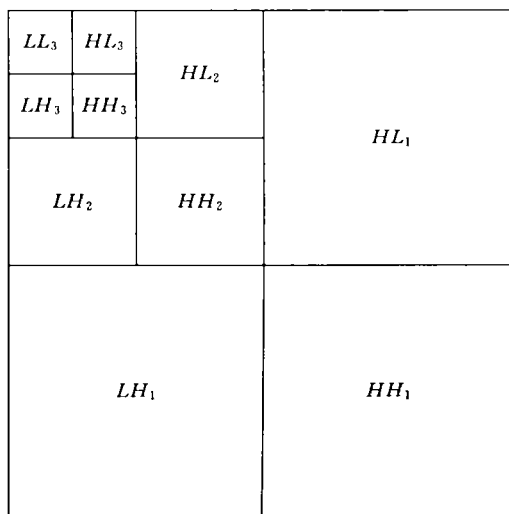


图 1 基于小波变换的金字塔影像结构

Fig. 1 Wavelet-based Pyramid Images

示垂直方向的高频子图像; HL 表示水平方向的高频子图像; LL 表示低频子图像。这种金字塔影像完全保存了影像的高频和低频信息,而通常采

用的 2×2 或者 3×3 平均法产生的金字塔影像只保存了影像的低频信息。也就是说,影像是通过低通滤波和重采样产生的,损失了高频信息,这对于需要利用高频信息进行处理的场合,如边缘提取,是一种极大的损失。大量的实验表明,基于小波变换的低通滤波图像的平均能量比 2×2 或者 3×3 平均法的大,包含了更丰富的信息,因此有利于对低通滤波图像的处理。

基于小波变换的金字塔影像具有以下优点:

- 1) 整个金字塔影像的大小等于原始影像的大小,不增加任何存储空间。
- 2) 下一级的影像可以由上一级的影像实时重建。
- 3) 与原始影像相比,没有信息损失,同时保存了低频和高频信息。
- 4) 低频子图像的质量比平均法的好。
- 5) 金字塔影像中的高频子图像按特征的方向存贮,有利于对高频信息的处理。
- 6) 在利用低频信息的同时,可以兼顾对高频信息的利用。

2 松弛法

假设一幅图有 N 个结构点,每个结点标号集的元素个数为 M ,则可以定义结点变量为 $i, i = 1, 2, 3, \dots, N$,每个结点的标号集为 A_i ,其元素变量为 λ, λ 的定义域为 $[1, M]$ 。集合 A_i 表示了所有标号对 (λ, λ') 的集合,对属于 $A_i \times A_j$ 但不属于 A_i 的标号,表示它们对于结点 i 和 j 是不兼容的。

如果定义标号 λ 属于结点 i 的概率为 $p_i(\lambda)$, 则:

$$p_i(\lambda) \geq 0, \quad \forall i, \lambda$$

$$\sum_{\lambda} p_i(\lambda) = 1 \quad i = 1, 2, \dots, N \quad (4)$$

式(4)表示属于结点 i 的所有标号的概率和等于 1。

对于对象 i , 当为它分配标号 λ_k 时, 它的邻域内对象 j 对它的支持为:

$$e_{ij}(\lambda_k) = \sum_{\lambda_l} p_{ij}(\lambda_k | \lambda_l) p_j(\lambda_l) \quad (5)$$

整个领域内对象对它的支持为:

$$Q_i(\lambda_k) = (1 / \sum_{j \in V_i(\lambda_k)} \omega_{ij}) \sum_{j \in V_i(\lambda_k)} \omega_{ij} e_{ij}(\lambda_k) \quad (6)$$

其中, $V_i(\lambda_k)$ 表示对象 i 的邻域。

对它进行规则化, 则得到对对象 i 分配标号 λ_k 的邻域支持, 即

$$q_i(\lambda_k) = Q_i(\lambda_k) / \sum_{\lambda_l} Q_i(\lambda_l) \quad (7)$$

通过几次迭代运算, 有的概率值会上升, 有的概率值会下降, 根据某种整体最优的评判原则, 可以得到一个最佳的标号分配方案。

3 带特征约束的松弛法影像匹配

对于影像匹配而言, 将左影像上的点定义为对象, 用变量 i 来表示; 右影像上的候选匹配点定义为标号, 用变量 $\lambda (\lambda = 1, 2, \dots, m)$ 来表示, 如图 2 所示。



图 2 松弛法的影像匹配的结构图

Fig. 2 Structure of Relaxation-based Image Matching

平面格网点表示左影像上的规则格网点, 竖直线上的点表示右影像上的候选匹配点, 我们的目标是根据竖直线上的点之间的约束关系, 寻求一个最佳曲面, 使得它在整体上满足某种一致性。

如果标号 λ 属于结点 i 的概率为 $p_i(\lambda)$, 则 $p_i(\lambda) \geq 0 (\forall i, \lambda)$, 且

$$\sum_{\lambda=1}^m p_i(\lambda) = 1, \quad \forall i = 1, 2, \dots, m \quad (8)$$

式(8)表示了对于左影像上的某个点, 它与右影像上相关点的一致性概率的和等于 1, 是左影像上点的唯一性的加权表示。对于右影像上的点, 它的唯一性可以相应地表示为:

$$\sum_{i=1}^n p_i(\lambda) = 1, \quad \forall \lambda = 1, 2, \dots, m \quad (9)$$

在通常的影像匹配中, 只有式(8)是可以保证的, 而式(9)常常得不到满足。如果希望它们都得到满足, 则必须进行双向匹配, 即在第一次松弛法匹配时, 左影像的点作为对象, 右影像的点作为标号, 也就是所谓的正匹配; 在第二次松弛法匹配时, 左影像的点作为标号, 右影像的点作为对象, 也就是所谓的逆匹配。最终采用它们之间的重叠部分作为影像的匹配结果。

在实际的匹配过程中, 必须考虑以下几点:

1) 邻域内的点之间的约束性, 表现在相关系数的大小、视差的变化、梯度值的变化、边缘特征方向的变化等等。

2) 在匹配过程中, 好的匹配点应获得较大的邻域支持, 坏的匹配点应获得较小的邻域支持, 这样, 好的匹配点的概率值会增加, 坏的匹配点的概率值会减小。

3) 最终的匹配结果满足整体上的一致性。

为方便起见,假设左影像上的每一个点在右影像上都有 m 个候选匹配点。对于左影像上的点 p^0 ,相应地右影像上的候选匹配点为 $p_j^0(j=1, 2, \dots, m)$,其相应的视差定义为 $\rho^0(j)$,点 p 的邻域有 n 个点 $p^i(i=1, 2, \dots, n)$,每个点的候选匹配点为 $p_j^i(i=1, 2, \dots, n; j=1, 2, \dots, m)$,其相应的视差为 $\rho^i(j)$ 。为了引入特征约束,我们定义点 p^0 的邻域为 $A(p^0)$,点 p_j^0 的邻域为 $A(p_j^0)$,点 p^i 的邻域为 $A(p^i)$,点 p_j^i 的邻域为 $A(p_j^i)$ 。区域 $A(p^0)$ 与区域 $A(p_j^0)$ 的特征梯度方向差的绝对值的和定义为 ρ_j ,区域 $A(p^i)$ 与区域 $A(p_j^i)$ 的特征梯度方向差的绝对值的和定义为 ρ_j^i ,则:

$$\rho^0(j, k) = p^0(j) - p^i(k) \quad (j, k = 1, 2, \dots, m) \quad (10)$$

$$F^i(p^0, p_j^0, p^i, p_j^i) = a/e^{a \cdot (\rho_j^i)^2 / \beta} \quad (11)$$

$$F^n(p^0, p_j^0, p^i, p_j^i) = \lambda / e^{\gamma} \quad (12)$$

$$\gamma = a_0 + a_1 \rho_j + a_2 \rho_j^i + a_3 |\rho_j - \rho_j^i| \quad (13)$$

$$Q_1(p_j^0) = \sum_{i=1}^n \sum_{k=1}^m A_{ik} \cdot F^i(p^0, p_j^0, p^i, p_j^i) \quad (14)$$

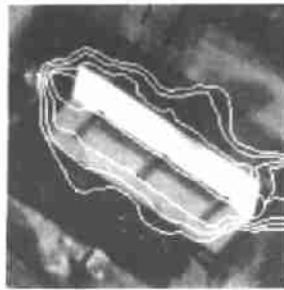
$$Q_2(p_j^0) = \sum_{i=1}^n \sum_{k=1}^m B_{ik} \cdot F^n(p^0, p_j^0, p^i, p_j^i) \quad (15)$$

其中 A_{ik} 和 B_{ik} 是缩放系数,它取决于 p^i 和 p_j^i 的概率值的大小。

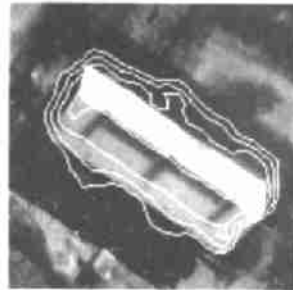
从式 (14) 和式 (15) 可以看出, $Q_1(p_j^0)$ 和 $Q_2(p_j^0)$ 分别表示了邻域点对候选匹配点 p_j^0 的基于视差约束的支持和基于特征约束的支持。由于采用基于小波变换的金字塔结构,可以很容易地提取各级子影像中的边缘特征,计算特征点的梯度方向。本文将梯度方向定义为 0~7 的 8 种方向。

如果对所提取的边缘特征点进行矢量跟踪,便可以利用矢量特征来进行边缘约束。这时,可以利用矢量的长度、方向、重心等特性来计算邻域点对某一个候选匹配点的边缘特征支持。本文采用的是基于特征点的约束方法。

假设候选匹配点 p_j^0 的概率值为 $P(p_j^0)$,那么



(a) 传统松弛法影像局部匹配结果



(b) 本文的松弛法影像局部匹配结果



(c) 传统松弛法影像匹配的一条断面



(d) 本文松弛法影像匹配的一条断面

图 3 传统松弛法和基于小波变换的松弛法影像匹配结果比较

Fig. 3 Comparisons of Image Matching Results Using Traditional Relaxation Method and Wavelet-Based Relaxation Matching Method

根据邻域点对它的支持,其概率值变化为:

$$P'(p_j^0) = P(p_j^0) \cdot (c_0 + c_1 Q_1(p_j^0) + c_2 Q_2(p_j^0)) \quad (16)$$

每个候选匹配点的规则化概率为:

$$P(p_j^0) = P'(p_j^0) / \sum_{j=1}^m P'(p_j^0) \quad (17)$$

4 实验结果及结论

采用城市地区的航空影像资料对本文提出的影像匹配算法进行了实验。图3(a)、(b)为传统的松弛法影像匹配结果和本文提出的松弛法影像局部的匹配结果的比较。为便于检查影像匹配结果,将等视差曲线与影像套合起来。可以看出,本文提出的匹配方法在一定程度上减轻了断裂线对影像匹配的影响。图3(c)、(d)表示传统松弛法影像匹配和基于本文方法影像匹配的一条断面的匹配结果比较,可以看出,影像匹配的可靠性得到

了提高。

由于基于小波变换的金字塔影像保存了影像的高频信息,因此引入边缘特征约束,即利用小波变换来获取边缘特征,通过特征的梯度模及梯度方向之间的约束性,结合基本的视差约束,以达到调整右影像上候选匹配点概率值的目的,从而提高了影像匹配的精度和可靠性。

参 考 文 献

- 1 张祖勋,张剑清. 数字摄影测量学. 武汉:武汉测绘科技大学出版社,1996.
- 2 Daubechies I. Ten Lectures on Wavelets. Philadelphia: SIAM, 1992.
- 3 Chui C K. An Introduction to Wavelets. San Diego: Academic Press, 1992.
- 4 Meyer Y. Wavelets: Algorithms & Applications. Philadelphia: SIAM, 1993.

Wavelet-based Relaxation Image Matching

Qiu Tong

(National Laboratory for Information Engineering in Surveying, Mapping and Remote Sensing,
WTUSM, 129 Luoyu Road, Wuhan, China, 430079)

Abstract This paper presents a new image matching method based on wavelet transform. This method uses wavelet transform to decompose the image and generates the pyramid image structure. Using parallax and feature constraint in the relaxation image matching, the reliability can be improved.

Key words wavelet transform; pyramid image structure; image matching