

文章编号: 1007-4619 (2002)05-0339-04

# 一种基于小波分析的旋转不变图像快速匹配方法

吴 均<sup>1,2</sup>, 朱重光<sup>1</sup>, 赵忠明<sup>1</sup>

(1. 中国科学院 遥感应用研究所工程中心图像部, 北京 100101; 2. 中国科学院 地理科学与资源研究所, 北京 100101)

**摘 要:**提出了一种基于小波分解的具有旋转不变特性的三级特征图像快速匹配方案。利用小波分解的高频分量得到图像边缘,进而提取具有旋转不变特性的边缘特征;小波分解的低频分量则用于提取同样具有旋转不变性的图像尺度共生矩阵特征。前一个特征反映了图像边缘间的空间关系,后者则体现了图像灰度间的空间关系,利用这两类特征构成一个三级决策树对图像进行搜索,以查找搜索图中是否包含样本图,对满足匹配条件的若干候选子图,给出具有最大相似特性的一个。实验结果表明,较之于传统的模板匹配方法,该方法具有快速、高精度、抗干扰能力强等优点。

**关键词:** 图像匹配;旋转不变;边缘;尺度共生矩阵;决策树;纹理

**中图分类号:** TP751.1 **文献标识码:** A

## 1 引 言

图像匹配是通过比较样本图像和搜索图像中处于视野中的子图像之间的相关性,判断搜索图像中是否包含样本图像及其位置的过程,它是计算机视觉中的一个重要研究内容。传统的匹配方法是基于图像灰度级的模板匹配方法,其基本思想是利用某个距离量度方法,对样本图和当前搜索视野内的像元进行逐个比较,计算两者之间的相似度,取满足阈值的最大值或前几个值所处位置的子图像作为匹配结果。该方法的概念较为直观,但存在一些缺点:计算量较大;对图像旋转敏感。

当前,图像的种类越来越多,很多图像的尺寸也非常大,利用传统方法进行图像匹配的局限性日趋明显。利用一些新方法进行快速的、具有旋转不变特性的图像匹配逐渐成为图像匹配领域的一个研究重点。基于这一考虑,本文提出了一种基于离散框架小波变换的快速图像匹配方案,该方法利用小波变换的两路输出:近似图像和细节图像,分别计算图像的尺度共生矩阵和边缘,并提取相应的具有旋转不变的特征对图像进行逐级匹配,只有满足上一级匹配的子窗口才进入下级匹配,由于第一、第二级匹配中参与计算的像元(边缘)较少,运算较为简单,同时

排除了许多明显不匹配的子区域,因此大大的降低了整个匹配过程匹配的运算量。

## 2 离散框架小波变换

离散框架小波变换(Discrete Wavelet Frame)是一个有冗余的小波表示,它和小波变换非常类似,所不同的就是在分解时没有子采样这一步,图1给出了一维情况下的离散框架小波变换。

维离散框架小波变换具有以下非常简单的分解方法:

$$d_i(k) = [g_i^T * x], (i = 1, 2, \dots, N)$$
$$x_N(k) = [h_N^T * x]$$

相邻尺度之间的关系可表示如下:

$$x_{i+1}(k) = [h] \uparrow^{2^i} * x_i(k),$$
$$i = 0, 1, \dots, N.$$

此处  $x_0 = x$  为原始图像,  $h$  和  $g$  是对应小波的低通和高通滤波器,  $\uparrow^m$  表示由相邻元素间插入  $m$  个 0 后得到的序列。

对于二维离散框架小波,亦有相似的结论。

由图1我们可以看出,利用框架小波分解,我们可以得到一系列的子图像,  $x = x_0, x_1, \dots, x_N$ , 它们是不同的尺度下的低频部分,由于没有进行子采样,所有子图像的尺寸都是相同的。

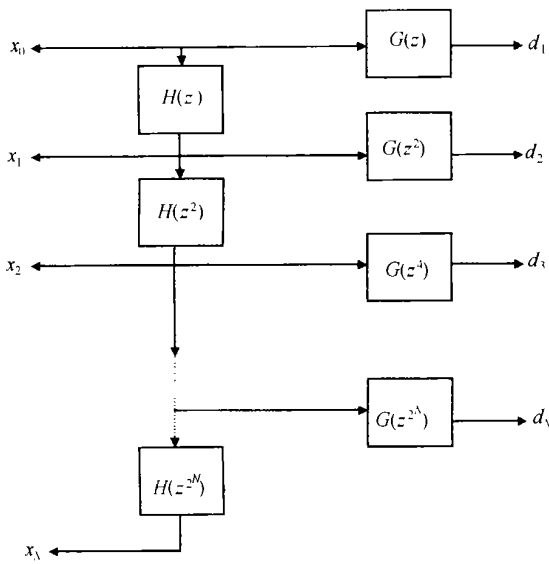


图 1 框架小波分解

Fig.1 Frame Wavelet Decomposition

本文采用的是三次样条小波。

### 3 特征提取

小波分解将图像分解为细节信号和近似信号，这类类似于人类对视觉信号进行的多通道处理<sup>[1]</sup>，因而小波变换多分辨率的特征在计算机视觉处理中得到了广泛而有良好的应用。本文利用小波分解的细节信号提取边缘，进而计算其边缘距离矩作为一、二级特征；用近似信号之间的关系计算尺度共生矩阵作为第三级特征对图像进行匹配，这样做不仅充分利用了小波分解的高、低频信息，而且降低了匹配的计算量，提高了匹配精度。

#### 3.1 边缘距离矩

小波分解的细节分量包含 3 个部分：水平分量、垂直分量和对角分量。通常认为对角分量主要包含了图像的孤立点噪声，因此应用中舍弃不用，边缘表现为水平分量和垂直分量模值的局部极大值，具体理论和方法参见文献<sup>[2, 3]</sup>。

传统的几何矩计算方法对具有闭合边缘的物体具有很强的区分能力<sup>[4, 5]</sup>，但有几个主要缺点：提取物体的闭合边缘非常困难；计算量较大。为了适应应用要求，本文基于几何矩的概念提出了边缘距离矩，其计算方法如下：

$$(M_p)_{(x,y) \in E} = \sum_{(x,y) \in E} (D_r)^p a(x,y) \quad (1)$$

其中， $M_p$  表示边缘距离矩， $p$  为阶数； $E$  为边缘点集

合； $D_r$  为图像对角线长度的一半，引入该参数的目的是为了减小远离图像中心点的边缘对参数的影响； $d(x, y)$  表示像元  $(x, y)$  与图像中心的距离。由式可见该参数具有旋转不变特性。

一般来讲，图像的边缘数量较少，同时，高阶矩的运算可以由低一阶的矩做一次乘法得到，因此该参数的运算量极小。

本文利用了零到三阶矩，其中的零阶矩即边缘密度。

#### 3.2 尺度共生矩阵

传统的共生矩阵基于单一尺度，具有一定的局限性，为了反映尺度间的变化，作者提出了尺度共生矩阵(scale-based concurrent matrix)的概念和计算方法，并在纹理分类中取得了较好的效果<sup>[6]</sup>。现简述如下：

设有图像  $x$ ，它包含有限数目的灰度级。 $x$  的定义如下：

$$x = \{((i, j); g) \mid (i, j) \in D, g = x(i, j), g \in [0, G], g \in I\} \quad (2)$$

这里  $D = \{i, j \mid i \in [0, M], j \in [0, N], i, j \in I\}$   $I$  是整数的集合， $M, N$  是  $x$  的定义域的大小， $G$  是  $X$  中的灰度级的数目，则定义尺度共生矩阵  $\Phi_k(i, j)$ ，为尺寸是  $G$  的方阵。它是相邻两尺度  $x_k$  和  $x_{k+1}$  的函数。

$$\Phi_k(i, j) = \{ \phi_{ij}(x_k, x_{k+1}) \} \quad (3)$$

公式中  $\phi_{i,j}$  是相邻尺度的共现灰度的归一化频率。为减小运算量，应用中将图像灰度级降为 32 级。

由于尺度共生矩阵利用的是同一位置像素点在多个尺度上的灰度共现概率，因此本特征不需要选取生成传统共生矩阵的步长和方向参数，这也正是本方法的一个优点。

### 4 三级特征匹配方案

直接利用上述全部特征进行图像匹配的运算量较大，为此，本文利用决策树的概念，将特征按计算量由小到大分为三级进行逐级匹配：一级特征为边缘零阶距离矩；二级特征为边缘的一到三阶距离矩；三级特征为尺度共生矩阵。匹配过程由低级特征到高级特征逐级进行，只有满足低级特征匹配的子窗口才进入下一级特征匹配，满足全部三级匹配的子窗口被认为匹配成功，输出取第三级特征相似度最大者。

本文采用归一化相似度来衡量特征间的相似程度,设有两个  $J$  维特征向量  $X^1$  和  $X^2$ ,其相似程度定义为:

$$S = 1 - \frac{\sum_{j=1}^J |X_j^1 - X_j^2|}{\sum_{j=1}^J \max(X_j^1, X_j^2)} \quad (4)$$

由(4)式可以看出,  $S \in [0, 1]$ ,当  $X^1 = X^2$  时,  $S = 1$ ;当其中一个特征向量等于零向量时,  $S = 0$ 。整个匹配方案见图 2。

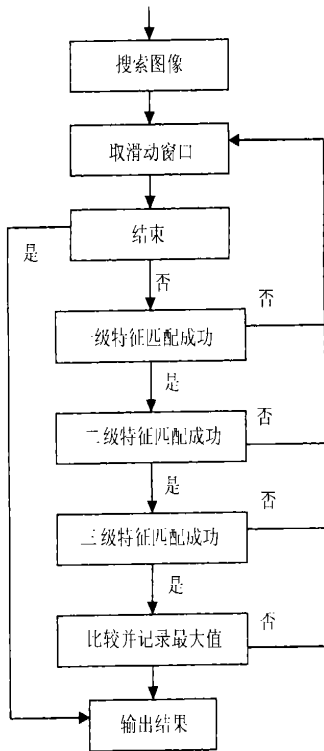


图 2 匹配方案  
Fig.2 Matching scheme

## 5 实验结果

应用本文方案对一幅遥感图像进行了试验,其中图 3(a) 为样本图像,图 3(b) 为搜索图像,其大小分别为  $130 \times 130$  和  $512 \times 512$ (为减少篇幅,图像都经过缩小处理),图 3(c) 为具有最大相似度的输出图像,其相似度为 0.91。三级匹配的相似度阈值都取为 0.7,小波分解深度为 1。

表 1 给出了符合三级匹配条件的子区域数目,由表 1 可见,每经过一级特征匹配都能排除很大一部分的区域,进入第三级匹配的区域只有 52 个。在匹配速度上,利用传统方法约为 250s,本文方法约为 12s,其速度提高了约 25 倍(实验平台为 PII300,特征计算窗口等于待搜索图像大小,窗口之间为逐像元移动)。同时,由于样本图和搜索图之间存在旋转关系,传统方法对本组实验图像的匹配结果是错误的。现阶段用到的其他具有旋转不变性的特征如不变矩和傅里叶描绘子需要勾勒出目标的外轮廓,而以现有的图像处理技术水平,这个要求在绝大多数情况下还难以实现,因此其适用性较差。

表 1 级匹配所处理的子区域数目

特征级数	所处理的区域数
一级特征	146689
二级特征	3672
三级特征	52

通过大量的图像试验证明,本文所提的方法具有较强的实用性,而且处理速度快。较之基于模板的

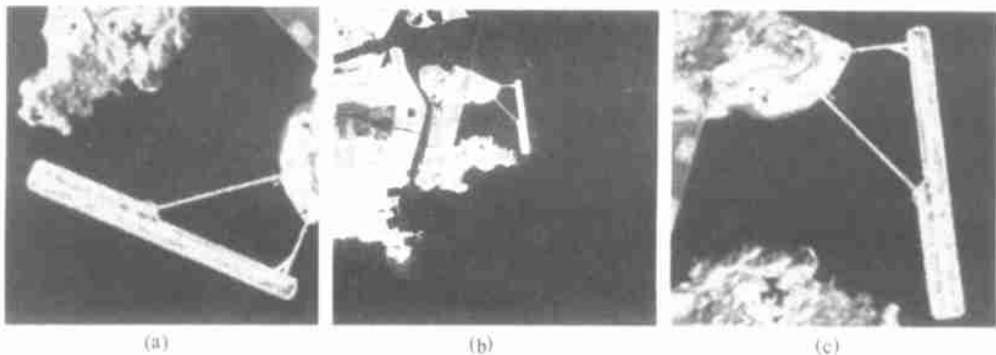


图 3 实验图像

Fig.3 Test images

匹配,其速度一般都能提高 15 倍以上。

## 6 结 论

本文提出了一个基于小波分解的具有旋转不变特性的图像匹配模型。该模型利用小波分解的细节分量和近似分量分别提取反映图像边缘空间关系和灰度空间关系的特征,并用于分级图像匹配,逐级达到匹配目的。试验结果表明,该模型能有效地对具有旋转关系的图像进行匹配,且匹配精度和速度较之传统方法有所提高。

本文没有给出该模型在理论上和传统方法的运算量对比,因为这和阈值的选取、图像的具体状况相关。但从所试验的其它一些图像来看,其速度较之传统方法基本上提高了 10 倍以上。

## 参 考 文 献 (References)

- [1] Zheng N N. Computer Vision and Pattern Recognition [M]. Beijing: National Defence Industry Press, 1990 [郑南宁. 计算机视觉与模式识别 [M] 北京:国防工业出版社, 1998. ]
- [2] Mallat S. Zhong Sifen. Characterization of Signals from Multiscale Edges [J]. *IEEE Trans. on PAMI*. 1992, **14**(7).
- [3] Mallat S. A Theory for Multiresolution Signal Decomposition; The Wavelet Representation [J]. *IEEE Trans. Patt. Anal. Mach. Intell.* 1989, **11**(7):674—693.
- [4] Jia-Guu Leu. Computing a Shape's Moments from It's Boundary [J]. *Pattern Recognition*, 1991, **24**(10):949—957.
- [5] Bing-Cheng Li. A New Computation of Geometric Moments [J]. *Pattern Recognition*, 1993, **26**(1):109—113.
- [6] Wu J, Zhao Z M. Scale Co-occurrence Matrix for Texture Analysis Using Wavelet Transform [J]. *Journal of Remote Sensing*, 2001, **5**(2):100—103. [吴均,赵忠明. 利用基于小波的尺度共生矩阵进行纹理分析 [J]. 遥感学报, 2001 **5**(2):100—103. ]

# A Novel Method for Rotation-Invariant Image Matching Based on Wavelet Analysis

WU Jun<sup>1,2</sup>, ZHU Chong-guang<sup>1</sup>, ZHAO Zhong-ming<sup>1</sup>

(1. Image Processing Department of Institute of Remote Sensing Applications, Chinese Academy of Sciences, Beijing 100101, China;

2. Institute of Geographical Sciences and Natural Resources Research, Chinese Academy of Sciences, Beijing 100101, China)

**Abstract:** Image matching is very important in image processing, especially in remote sensing image processing. A nice matching method must possess the advantages of high matching precision, fast matching speed and the property of rotation-invariant. In this paper, we proposed a novel method for fast image matching based on wavelet analysis with rotation-invariant property. The edge of processing image is extracted from the detailed image of wavelet decomposition, which is used to calculate the distance moments of the image; the blurred images are designed for extracting the scale-based Concurrent Matrix (SCM) features. A decision tree based on these two types of feature is then formed to implement the matching procedure. Experiments also show that this method is faster, more accurate and better noise-robust compared to the traditional model based methods.

**Key words:** image matching; rotation-invariant; edge; scale-based Concurrent Matrix; decision tree; texture