

基于小波变换与形态学的一种边界重叠图像的拼接算法

The Stitching Algorithm for Overlapping Noise Images Based on Wavelet Transform and Mathematical Morphology

赵唯,李端义(中国科学院力学研究所 LNM 国家重点实验室,北京 100080)

ZHAO Wei, LI Duanyi (State Key Lab. of LNM, Inst. of Mechanics, CAOS, Beijing 100080, China)

摘要:针对噪声环境下的图像拼接问题,本文给出了一种基于小波变换与数学形态学的方法。该方法首先是通过小波变换的多尺度分析提取出不同边缘方向的边缘图像,然后将其混合,利用形态学方法寻找可能的拼接物再进行拼接。

关键词:图像处理;小波变换;数学形态学;图像拼接

ABSTRACT:In this paper, we present a stitching algorithm for overlapping noise images based on Wavelet transform and Mathematical Morphology, which makes images match correctly, and stitch images seamless and smooth.

KEYWORDS: Image Precessing; Wavelet; Mathematical Morphology; Image Stitch

中图分类号:TP301.6;TN911.73 文献标识码:A

图像处理技术中经常面临着这样一个问题:如何将多幅图像拼接成一幅完整的全景图像。传统的方法有两种:(1)选取两列不相邻的像素,利用其比值作为拼接参照物进行匹配拼接;(2)随意选取一区域内像素进行匹配拼接。但是,这两种方法在噪声环境以及在图像大部分纹理变化平缓的情况下失去了拼接能力。而且从人类行为学的角度来看,这些拼接方法与人类拼接的过程是不符的。如果我们能尽可能的模仿人类的拼接过程,这无疑将大大提高拼接效果。本文正是基于这点出发,利用小波变换和形态学部分达到此目的,解决在噪声环境下拼接的问题。

1 小波变换的基本概念与 Mallat 塔式分解

小波基是一个由单一的函数经伸缩、平移而产生的一族函数

$$\psi_{a,b}(t) = |a|^{-1/2} \psi((t-b)/a)$$

其中 a 代表伸缩因子; b 代表平移因子; (t) 称为母小波, (t) 经平移及伸缩变换后,可以生成不同的频率成分, (t) 可视为一个带通滤波器的冲击响应。

小波变换的基本思想是将原始信号通过伸缩及平

移后,分解为一系列具有不同空间分辨率、不同频率特性的子带信号,这些信号具有良好的时域、频域等局部特性。这些特征可用来表示原始信号的局部特征,进而实现对信号时间、频域的局部化分析。

将小波变换推广到二维情况,即通过多分辨率分析和 Mallat 塔式分解方法,可以得到原始图像在不同尺度、不同方向上的模糊分量和细节分量。

实际图像 $f(x, y)$ 都是有限能量的。利用小波变换可将 f 分解为 4 幅图像,其中 f_j^m 表示第 j 层上的第 m 幅分解图像。对于某一层上的分解信息: $m=0$ 为图像的低频分量,包含图像的主要信息; $m=1$ 和 $m=2$ 分别为图像边缘水平和垂直分量; $m=3$ 为图像对角分量,通常可认为它包含了图像孤立点噪声。

2 数学形态学

数学形态学是一种非线性滤波方法,可以用于抑制噪声、特征提取、边缘检测、图像分割等图像处理问题。数学形态学的特点是能将复杂的形状进行分解,并将有意义的形状分量从无用的信息中提取出来。形态学图像处理是在图像中移动一个结构元素,然后将结构元素与二值图像进行交、并等集合运算。基本形态运算是腐蚀和膨胀,其定义为:

$$\text{腐蚀: } X \ominus B = \{x: B(x) \subseteq X\}$$

$$\text{膨胀: } X \oplus B = \{y: B(y) \cap X \neq \emptyset\}$$

简单的腐蚀是一种消除边界点的过程,结果是目标缩小,孔洞增大,因而可有效的消除孤立噪声;膨胀是将目标物体接触的所有背景点合并到物体中的过程,结果是使目标增大,空洞缩小,填补目标物体中的空洞,形成连通域。

一般情况下,腐蚀与膨胀是不可恢复的运算,但通过腐蚀和膨胀可构成开运算与闭运算,其定义如下:

$$\text{开运算: } E \circ B = (E \ominus B) \oplus B$$

$$\text{闭运算: } E \bullet B = (E \oplus B) \ominus B$$

开运算具有消除细小物体并在纤细处分离物体和平滑

〔收稿日期〕 2001-03-13

较大物体边界的作用;闭运算具有填充物体内部细小空洞,连接邻近物体和平滑边界的作用。

3 算法描述

3.1 算法的提出——人类拼接的若干准则

(a)在可能的重叠区内,寻找最主要的特征物进行定位、对比。

(b)在拼接过程中,往往会丢弃某些过细的细节进行比对。

(c)在大致确定拼接点后,会依据纹理特征进行小幅移动调整。

从上述原则中,我们可知人类的拼接过程是一个由粗到精的心理感知过程,如何有效的模仿人类这一过程成为问题的关键。所幸的是,小波的多尺度分析恰恰为我们提供了视觉模型所需的数学工具。

3.2 算法的描述

3.2.1 寻找主要特征物 由人类拼接准则(a)

中可知,拼接的首要任务就是要寻找在可能的重叠区域内最主要的特征物,而表达特征物的主要手段就是边缘信息。但在实际应用中,如显微图像识别中,由于大量的噪声存在,用经典的提取方法难以取得较好的效果。通过对这类图像进行一级小波分解,发现小波分解后的细节分量中有能较好的体现出特征物的边缘信息。从第1节的介绍中,我们可知 f_1^1 和 f_1^2 更能提供准确的信息,而且通过适当的阈值选取,可以有效的避免噪声干扰。令 $f = f_1^1 + f_1^2$, 称 f 为未混合边缘特征,对其进行阈值处理,如图1、图2所示。



图1 原始图

图2 混合边缘特征

从图1、图2可知, f 中仍存在一定量的噪声,对主要目标的定位存在一定的影响。下面我们用数学形态学的方法进行进一步处理。

从第2节的介绍中,我们已经知道了开、闭运算的作用,对 f 进行适当的膨胀、腐蚀运算以及填充运算,可以有效的消除细小物体及噪声,增加连通性,从而在处理后的图像中突出主要特征物。我们将要被拼接的两幅图做形态处理,如图3。

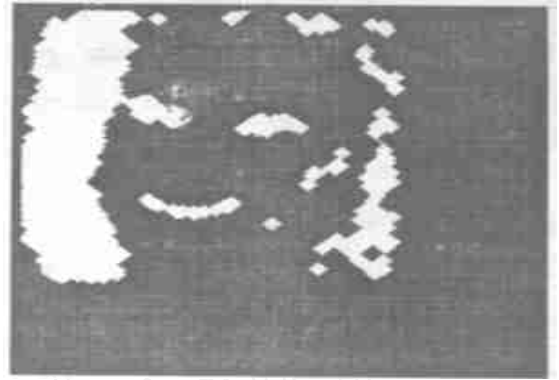


图3 形态运算后

3.2.2 粗匹配 由人类拼接准则(a)中可知,

人类作拼接主要比较特征物的关系,因此我们的任务就是寻找最匹配的特征物。

a) 粗匹配模版的生成 令拼接图像1的 f 为 $T1$, 拼接图像2的 f 为 $T2$ 。假定图像的重合宽度不少于40个像素及不大于图像宽度的50%,且拼接方向如图4所示。在 $T1$ 的右侧从 $(Width1/2 - 20, 0)$ 到 $(Width1/2 - 20, Hight1)$ 作一纯黑直线,将 $T1$ 分为两部分,称右侧部分为肯定重合区。在肯定重合区中我们寻找面积最大的特征物,其 Y 方向宽度为 H ,与质心坐标距离最近的物体目标像素为 $L(X, Y)$, 面积为 S 。在图像1的 f_1^0 分量图像中我们选取矩形 $(Width1/2 - 20, Y - H), (Width1/2 + 20, Y - H), (Width1/2 - 20, Y + H), (Width1/2 + 20, Y + H)$ 为粗匹配模版。



图4 拼接方向图

b) 粗待匹配矩阵的生成 在 $T2$ 的左侧 $(Width2/2, 0), (Width2/2, Hight2)$ 作一纯黑直线,将 $T2$ 分为两部分,称左侧部分为可能重合区。在可能重合区中,显然面积必须大于或等于 S 的目标才有可能与粗匹配模版匹配。考虑到形态学运算可能会带来的误差,我们将面积大于 $90\%S$ 的物体也列入考虑范围。令符合此条件的任一物体上的任一点为 $A(X1, Y1)$ 。在图像2的 f_1^0 分量图像中我们选取矩形 $(X1 - 20, Y1$

- H), (X1 + 20, Y1 - H), (X1 - 20, Y1 + H), (X1 + 20, Y + H) 为待匹配矩阵。

c)粗匹配 将粗匹配模版与每一待匹配矩阵进行匹配,由于这是灰度空间的模版匹配,故采用模版与待匹配矩阵的差来度量其匹配程度。令模版为 M ,任意某个待匹配矩阵为 W ,则

$$Diff_{i,j} = |M(i - m, j - n) - W(m, n)|$$

令 Diff 最大值为 MAX,最小值为 MIN,理论上其值越小,说明匹配程度越好。我们选取集合 M ,其中每一元素 Diff < (为一直小正数,它决定了算法粗匹配的精度范围,可通过试验选取)即为粗匹配的结果。

3.2.3 精匹配 由于在粗匹配时抛弃了高频分量,有可能会带来某些误差,因此有必要再进一步进行矫正,有如人类拼接准则(c)。在将小波变换系数经适当阈值处理后的重构图中,尽管滤去了大部分噪声,但仍存在一定量的噪声,且由于抛弃了部分高频分量,使重构图变得有轻微模糊,在这种情况下,若直接以绝对误差定义相似度,难以达到满意的效果。为此,我们把模版图像和粗匹配结果集合 M 中的各个待匹配模版按相同顺序展开成向量,并定义他们之间的夹角为两者的相似度,能较好的排除上述噪声干扰。其匹配相似度定义如下:

$$G(X, Y) = \frac{\cos(\vec{V}_T^D, \vec{V}_R^D(X, Y))}{\vec{V}_T^D \cdot \vec{V}_R^D(X, Y)} = \frac{\vec{V}_T^D \cdot \vec{V}_R^D(X, Y)}{\vec{V}_T^D \cdot \vec{V}_R^D(X, Y)}$$

选取 G值最大者即为最终匹配结果。

3.2.4 拼接 拼接的主要问题是怎样使拼接的二幅图像在拼接后不出现明显的拼接缝。在拼接边界上,两幅图像灰度上的细微差别一般都会导致十分明显的拼缝。我们利用小波变换解决上述问题。

把要拼接的两幅图像先按分解的方法分解为不同频率下的小波分量,把两个图像按不同尺度下的小波分量先拼接下来,然后重构整个图像,这样得到的图像可以很好的兼顾清晰度与光滑度的要求。具体做法如下:图像 1 的数据为 $C_A^0 = C_A^0(n, m)$, 图像 2 的数据为 $C_B^0 = C_B^0(n, m)$, 利用正交小波变换,得到:

$$(d_{1,A}^1, d_{1,A}^2, d_{1,A}^3), \dots, (d_{N,A}^1, d_{N,A}^2, d_{N,A}^3), C_A^N; \\ (d_{1,B}^1, d_{1,B}^2, d_{1,B}^3), \dots, (d_{N,B}^1, d_{N,B}^2, d_{N,B}^3), C_B^N$$

令

$$K(x, y) = \begin{cases} 1 & \text{当}(x, y) \in A \\ 0 & \text{当}(x, y) \in B \end{cases}$$

$K(x, y)$ 的样本值为 C^0 , 它在各尺度下的光滑分量为

C^1, \dots, C^N 。令

$$d_i^j(k, l) = C^i(k, l) d_{i,A}^j(k, l) + (1 - C^i(k, l)) d_{i,B}^j(k, l)$$

现取 $\{(d_{1,A}^1, d_{1,A}^2, d_{1,A}^3), \dots, (d_{N,A}^1, d_{N,A}^2, d_{N,A}^3), C_A^N\}$ 为拼接后图像的有限正交小波变换,则由重构算法可得到拼接图像。

4 结果分析

图 5~图 7 是电子显微镜下所采图像拼接的一个实例。从中我们可以看出本算法具有相对较强的抗噪声能力,能够较好的满足如显微图像处理等高噪声环境下的拼接需求。



图 5 原始图像 1



图 6 原始图像 2



图 7 拼接后图像

尽管本方法利用小波变换及形态处理,提高了运算量,但由于只是针对有可能的特征物进行匹配,所以速度并无明显降低,在许多情况下反而有所提高。

[参考文献]

- [1] Castleman Kenneth R. Digital image processing[M]. Prentice - Hall Intel, Inc. 1998.
- [2] Mallat S. A theory for mutiscale signal decomposition: The wavelet representation[J]. IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intel, July, 1989, 11.
- [3] 秦前清,杨宗凯. 实用小波分析[M]. 西安:西安电子科技大学

数字PID算法中的微分饱和与积分饱和问题

The Problems of Derivative and Integration Saturation in the Digital PID Control Algorithm

金孚安(陕西经贸学院统计学系,陕西西安 710061)

JIN Furan(Dept. of Statistics, Shaanxi Univ. of Economy & Trade, Xi'an 710061, China)

摘要:本文定义了积分饱和与比例微分饱和,提出了位置式和增量式等价、比例微分饱和的影响和消除比例微分饱和和影响等概念。

关键词:位置式PID;增量式PID;执行机构

ABSTRACT:This paper defines the integrator saturation and PD saturation, and presents the concepts of the increment from equivalent to the position form and the affect of the PD saturation and fight off the affect.

KEY WORDS:Position Form PID; Increment Form PID; Actuator

中图分类号:TP301.6;TP13 文献标识码:A

在工业控制里占统治地位的仍是PID控制器。在数字PID里,最常见的现象是积分饱和与比例微分饱和。然而至今并未对这两种饱和作出确切的定义。

1 积分饱和与比例微分饱和的定义

标准PID的位置算式为:

$$u(k) = K[e(k) + \frac{T}{T_i} \sum_{j=0}^k e(j) + \frac{T_d}{T}(e(k) - e(k-1))] + u_0 \quad (1)$$

式中, T 为采样周期; T_d 、 T_i 分别为微分和积分时间常数; K 为比例增益; u_0 为无干扰时控制器的输出,叫做控制量的基准。数字PID的增量算式为:

$$u(k) = u(k) - u(k-1) \quad (2)$$

式中, $u(k)$ 为本次(k 时刻)位置式输出计算值; $u(k-1)$ 为上次($k-1$ 时刻)的计算值。

计算 $u(k)$ 的算式称增量算式所对应的位置算

式。标准PID增量算式对应的位置算式即式(1)。若增量输出要求 $|u(k)| \leq u_{max}$, 则它所对应的位置算式应有条件 $|u(k) - u(k-1)| \leq u_{max}$ 。

设执行机构的最大和最小位置分别为 $V_{max} = 1$ 和 $V_{min} = -1$ 。控制器的输出 $u(k)$ 和执行机构位置 $V(k)$ 的关系是:

定义 1.1 当 $V_{min} \leq u(k) \leq V_{max}$, 则 $u(k) = V(k)$; 当 $u(k) > V_{max}$, 则 $u(k) = V_{max}$, 叫做输出正向饱和; 当 $u(k) < V_{min}$, 则 $u(k) = V_{min}$, 叫做输出反向饱和。上面两种情况均称输出饱和。 $V(k)$ 叫做 $u(k)$ 的执行值。

定义 1.2 在数字PID里, 若 $|u_I(m-1) + u_{PD}(m)| \leq 1$, 且 $|u_I(m) + u_{PD}(m)| > |u_I(m-1) + u_{PD}(m)|$, 则叫做在 m 时刻积分饱和。其中 $u(m) = u_I(m) + u_{PD}(m)$ 。

定义 1.3 设控制器自零时刻投入工作, 在 $|u_I(m-1) + u_{PD}(m)| \leq 1$ 时 ($0 \leq m \leq k$), 若采用某种算法, 使得 $|u_I(m) + u_{PD}(m)| \leq |u_I(m-1) + u_{PD}(m)|$, 则称此算法对PID控制器解除了积分饱和, 并且认为控制器自零时刻至 k 时刻一直工作在积分不饱和的状态。

定义 1.4 设控制器一直工作在积分不饱和状态, 则下面两种情况均叫做比例微分饱和: 若输出仍饱和; 若采用增量算法 $|u(k)| > u_{max}$ 。而且当与增量式对应的位置式出现了比例微分饱和时, 则认为增量式也出现了比例微分饱和。

2 比例微分饱和的影响^[1,3]

当采用式(2)的增量算法时, PD饱和使系统的动态过程缓慢。如果是P、PD控制器, 由于没有积分控制, 系统的静差变大, 远不能达到预期的控制效果。

〔收稿日期〕 2001-04-10

〔作者简介〕 金孚安(1947—), 男(回族), 河南省洛宁县人, 陕西经贸学院统计学系副教授, 工学硕士。

出版社, 1995.

[4] Barnea D I, et al. A class of Algorithm for Digital Image Registration[J]. IEEE Trans. Comput. C-21, 179-186.

[5] 彭玉华. 小波变换与工程应用[M]. 北京: 科学出版社, 1999.

[6] 崔屹. 图像处理与应用-数学形态学方法及应用[M]. 科学出版社, 2000.