

基于拉普拉高斯金字塔的数字图像融合研究*

罗鸿斌

(甘肃政法学院公安技术学院 甘肃兰州, 730070)

摘要: 阐述了基于拉普拉斯金字塔图像融合的原理和方法, 首先对原图像分别进行拉普拉斯金字塔分解, 接着在对应的分层子图像上采用变换区域特征量测法进行融合, 然后对得到的拉普拉斯金字塔反变换得到融合图像。通过使用 MATLAB 软件对本文研究的融合算法进行仿真实验, 实验结果证明基于拉普拉斯金字塔图像融合方法得到的融合图像视觉效果良好, 可视化清晰, 图像质量得到了较大提高, 该技术可广泛应用于多种研究领域。

关键词: 拉普拉斯金字塔; 图像融合

Abstract: The method image fusion based on Laplacian pyramid is an important way for Multi-focus image fusion. This paper introduces the principle of Laplacian pyramid transform and based on it the fusion strategy in detail. The method mainly composed of three steps. Firstly, the Laplacian pyramids of each source image are deconstructed separately, and then each level of new Laplacian pyramid is fused by adopting different fusion rules. To the top level, it adopts the maximum region information rule; and to the rest levels, it adopts the maximum region energy rule. Finally, the fused image is obtained by inverse Laplacian pyramid transform. Two sets of images are applied to verify the fusion approach proposed and compared it with other fusion approaches. By analyzing the experimental results, it showed that this method has good performance, and the quality of the fused image is better than the results of other methods.

Key words: Laplacian pyramid; Image fusion

中图分类号: TP317.4

文献标识码: A

文章编号: 1001-9227 (2014) 03-0027-03

0 引言

数字图像融合是指将多个传感器所采集的同一目标的图像或同一传感器在不同时刻获得的同一场景的多幅图像经过预处理, 提取各个图像的细节信息综合生成一个新的图像的过程。图像融合充分利用了同一场景多幅图像之间信息的冗余性和互补性, 对多源图像信息进行多层次、多级别的综合和处理, 从而获得的比源图像更精确、更丰富的图像, 增加图像中有效信息的含量, 有效的减少被感知对象或环境解释中存在的确定性和误差, 从而达到图像增强、特征提取、目标检测、识别、跟踪和三维重构等。

图像融合一般情况下由低到高分三个层次: 数据级融合、特征级融合、决策级融合。数据级融合也称像素级融合, 是指直接对传感器采集来的数据进行融合而获得融合图像的过程, 它是高层次图像融合的基础, 像素级多源图像融合算法从融合形式上大致分为两大类: 基于空间域的图像融合算法和基于变换域的图像融合算法, 基于空间域的图像融合算法一般是直接在图像的像素灰度空间上进行融合, 而基于变换域的图像融合算法先对融合源图像进行图像变换(如金字塔变换、小波变换等), 融合处理时对变换后的系数进行组合。基于拉普拉斯金字塔的数字图像融合算法属于后者, 这种融合算法的优点在于尽可能多地保持图像原始数据, 提供其它融合层次不能提

供的细节信息。

1 拉普拉斯金字塔图像融合概述

1.1 金字塔(Pyramid)融合算法

图像处理中的金字塔算法是 Burt P.J 和 Adelson E.H 提出的, 是一种多分辨率、多尺度的方法。图像金字塔是一个图像集合, 集合中所有的图像都源于同一个原始图像, 是通过将原始图像连续降采样获得的, 图像金字塔的底部是源图像的高分辨率表示, 而顶部是源图像低分辨率的近似。金字塔的图像融合的方法就是将待融合的多幅源图像作金字塔表示, 多幅源图像金字塔的对应层按一定的融合规则融合, 得到合成的金字塔, 再通过生成金字塔的逆过程重建图像, 生成融合图像。金字塔一般分为: 梯度金字塔、高斯金字塔、Laplacian 金字塔、数学形态金字塔等。

1.2 拉普拉斯金字塔图像融合原理

拉普拉斯金字塔图像的形成过程大致如下: 对原图像进行低通滤波和降采样得到一个粗尺度的近似图像, 再把这个近似图像经过插值、滤波, 再计算它和原图像的差值, 得到分解的带通分量。下一级分解图像是在得到的低通近似图像上继续分解进行, 迭代完成多尺度分解。该方法可以将图像的重要特征和细节按照不同的尺度分解到不同的子图像, 这些子图像就形成一个拉普拉斯金字塔, 然后我们根据图像处理的需要对这个金字塔各分层按照不同融合算子进行重构就能得到最终的融合图像, 图像各尺度细节得到保留, 与简单图像融合算法相比能够获得更好的融合效果, 同时能够在不同场合广泛使用。

收稿日期: 2014-01-18

*基金项目: 甘肃省财政厅 2012 年度高校基本科研业务费项目 (甘财教[2012]129 号); 甘肃政法学院科研资助项目

作者简介: 罗鸿斌 (1979-), 男, 甘肃庄浪人, 硕士, 讲师, 主要研究方向为智能计算、图像处理。

2 拉普拉斯金字塔的分解与融合算法实现

2.1 高斯金字塔分解

高斯金字塔图像就是通过高斯低通滤波和隔行隔列的下采样获得一系列下采样子图像, 也就是说第 K 层高斯金字塔通过平滑、亚采样就可以获得 $K+1$ 层高斯图像。设源图像为 G_0 ($m \leq M, n \leq N$), M, N 为图像的行、列数, 原图像为高斯金字塔的最底层, 则第 L 层高斯金字塔由式(1)生成, 按此公式可以依次计算得到 G_1 、 G_2 、 $G_3 \cdots G_N$ 构成高斯金字塔。

$$G_l(i, j) = \sum_{m=-2}^2 \sum_{n=-2}^2 \omega(m, n) G_{l-1}(2i+m, 2j+n) (l \leq N, 0 \leq i \leq R_l, 0 \leq j \leq C_l) \quad (1)$$

式中, N 是高斯金字塔图像顶层的层号; R_l 和 C_l 分别是高斯金字塔图像第 L 层的行数和列数; $\omega(m, n)$ 是一个模板, 实际是高斯低通滤波器。

2.2 图像的拉普拉斯金字塔分解

拉普拉斯金字塔是高斯金字塔与其上一层通过插值扩大的差值图像, 反映的是高斯金字塔两级间的信息差, 实际上就是图像的细节部分。将高斯金字塔 L 层子图像 G_l 通过内插值法, 得到放大图像 G_l^* , 使得 G_l^* 的尺寸与 G_{l-1} 的尺寸相同, 可表示为:

$$G_l^*(i, j) = 4 \sum_{m=-2}^2 \sum_{n=-2}^2 \omega(m, n) G_l\left(\frac{i+m}{2}, \frac{j+n}{2}\right) (l \leq N, 0 \leq i \leq R_l, 0 \leq j \leq C_l) \quad (2)$$

$$\text{式中, } G_l\left(\frac{i+m}{2}, \frac{j+n}{2}\right) = \begin{cases} G_l\left(\frac{i+m}{2}, \frac{j+n}{2}\right), & \text{当 } \frac{i+m}{2}, \frac{j+n}{2} \text{ 为整数时} \\ 0, & \text{其他} \end{cases}$$

令

$$\begin{cases} LP_l = G_l - G_{l+1}^*, & \text{当 } 0 \leq l < N \text{ 时} \\ LP_N = G_N, & \text{当 } l = N \text{ 时} \end{cases} \quad (3)$$

(3) 式中 N 为拉普拉斯金字塔顶层的层号, LP_l 是拉普拉斯金字塔分解的第 L 层图像。通过 (2) (3) 式可依次得到 LP_0 , LP_1 , \cdots , LP_l , \cdots , LP_N , 由此子图像系列构成的金字塔即是拉普拉斯金字塔。它的每一层图像是高斯金字塔本层图像与其高一层图像经内插值法后图像的差, 该过程实际相当于带通滤波。

由式 (3) 可得:

$$\begin{cases} G_N = LP_N, & \text{当 } l = N \text{ 时} \\ G_l = LP_l + G_{l+1}^*, & \text{当 } 0 \leq l < N \text{ 时} \end{cases} \quad (4)$$

(4) 式表明, 拉普拉斯金字塔可以从顶层开始, 逐层由上至下按公式 (4) 进行递推, 求得其对应的高斯金字塔, 并最终得到原图像 G_0 。

2.3 拉普拉斯金字塔图像的融合

不同层次、不同分辨率的拉普拉斯金字塔图像反映了源图像的不同信息, 随着分解层的增大, 图像的分辨率越来越小, 图像所反映特征也从细节信息向轮廓过渡, 采用变换区域特征量测法进行融合对应各层图像, 这样可以充分利用拉普拉斯金字塔各层图像的优势信息特征, 生成更为丰富的图像细节和图像纹理结构信息, 最后对融合后的金字塔图像重建, 生成融合图像。

设 LA_l 和 LB_l 分别为源图像 A 和 B, 经过拉普拉斯金字塔分解后得到的第 L 层图像, 融合后的结果为 LF_l ($0 \leq l \leq N$), 当 $l = N$ 时, LA_N 和 LB_N 分别是源图像 A 和 B 经过拉普拉斯金字塔分解后得到的顶层图像。对于顶层图像的融

合, 先计算以其各个像素为中心的区域大小为 $M \times N$ (M, N 取奇数且 $M \geq 3, N \geq 3$) 的区域平均梯度:

$$G = \frac{1}{(M-1)(N-1)} \sum_{i=1}^{M-1} \sum_{j=1}^{N-1} \sqrt{(\Delta I_x^2 + \Delta I_y^2)/2} \quad (5)$$

其中, ΔI_x^2 和 ΔI_y^2 分别为像素 $f(x, y)$ 在 x 与 y 方向上的一阶差分, 定义如下:

$$\Delta I_x = f(x, y) - f(x-1, y) \quad (6)$$

$$\Delta I_y = f(x, y) - f(x, y-1) \quad (7)$$

因此对于顶层图像中的每一个像素 $LA_N(i, j)$ 和 $LB_N(i, j)$ 都可以得到与之相对应的区域平均梯度 $GA(i, j)$ 和 $GB(i, j)$ 。

平均梯度既反映了图像中的微小细节反差和纹理变化特征, 又反映出了图像的清晰度。通常平均梯度越大, 图像层次则越丰富, 图像也越清晰。所以顶层图像的融合结果为:

$$LF_N(i, j) = \begin{cases} LA_N(i, j), & GA(i, j) \geq GB(i, j) \\ LB_N(i, j), & GA(i, j) < GB(i, j) \end{cases} \quad (8)$$

当 $0 \leq l \leq N$ 时, 则对于经过拉普拉斯金字塔分解的第 l 层图像, 首先计算其区域能量:

$$ARE(i, j) = \sum_{p=-q}^p \sum_{q=-q}^q \omega(p, q) |LA_N(i+p, j+q)| \quad (9)$$

$$BRE(i, j) = \sum_{p=-q}^p \sum_{q=-q}^q \omega(p, q) |LB_N(i+p, j+q)| \quad (10)$$

这里 $p=1, q=1, \omega = \frac{1}{16} \begin{bmatrix} 1 & 2 & 1 \\ 2 & 4 & 2 \\ 1 & 2 & 1 \end{bmatrix}$, 则其他层次图像的融合

结果为:

$$LF_l(i, j) = \begin{cases} LA_l(i, j), & ARE(i, j) \geq BRE(i, j) \\ LB_l(i, j), & ARE(i, j) < BRE(i, j) \end{cases} \quad 0 \leq l < N \quad (11)$$

在得到金字塔各个层次的融合图像 LF_1, LF_2, \dots, LF_N 后, 再通过 (4) 式重构, 便可得到最终的融合图像。

3 实验分析和结果

在金字塔图像融合过程中, 融合规则及融合算子的选择对融合质量至关重要。为了获得视觉特性更佳、细节更丰富突出的融合效果, 本文采用了基于区域特征量测的融合方法分别对两组图片进行融合验证, 并与小波融合方法进行了对比。图 1、图 2、图 5 和图 6 是两组已经精确配准了多聚焦灰度图像, 图 3、图 7 是通过拉普拉斯金字塔算法融合的图像, 图 4、图 8 是采用小波变换融合算法融合的图像, 通过实验, 证明了该方法能够取得较好的融合效果。



图1 源图像



图2 源图像



图3 拉普拉斯金字塔融合图像



图4 小波变化融合图像

(下转第 30 页)

本文提出的近似算法步骤如下, 设 $d_i = |k_i - h_i|$, d_i 为最有任务量与实际任务量的差, i 节点当前分配的任务集合为 T_i , T_0 为所有任务的集合, 在节点间移动任务使每个节点的 d 值不断减小。移动准则如下: 如果 T_i 中的一个任务移到了 T_j 导致 d_i 与 d_j 都减小, 就移动该任务; 如果 T_i 中的一个任务与 T_j 中一个任务交换导致 d_i 与 d_j 都减小, 就交换任务。按照以上准则进行任务移动, 就可以得到一个合理的任务分配的方案。

2.2 动态负载均衡

动态负载均衡可以有效地弥补静态负载均衡带来的任务估算不准确的缺点, 动态负载均衡指的是根据各节点当前的负荷情况动态的迁移任务, 将某些负荷重的节点上的一部分任务迁移到负荷轻的节点上来, 平衡各节点负载。动态均衡包括信息收集、迁移决策、迁移执行三部分, 动态负载均衡中需要有单独创建一个进程来收集各个节点的负载信息, 从而确定迁移决策, 这个进程被称为调度进程。本文使用编号为0的进程作为调度进程, 将调度进程运行在同样含有计算进程的一个节点上, 具体方法步骤如下:

计算进程在完成任一任务后发消息给调度进程, 将剩余任务数告诉调度进程, 如果还有任务, 则等待调度进程反馈消息, 否则等待其他进程将任务迁移过来。

调度进程收到计算进程的消息后进行判断, 如果该进程没有任务需要执行则将此进程等级为空闲状态, 如果还剩两个以上任务没有执行且存在空闲状态的进程, 则向该进程发送任一空闲进程的唯一编号。

计算进程接收到空闲进程的编号后, 向此进程发送任务迁移的信息, 让空闲进程去运行该进程余下的一半的任务。

当所有进程都为空闲状态时, MIP 并行程序结束。

3 实验结果及分析

实验环境为局域网, 使用多台个人计算机进行并行处理的实验, 将整个大任务平均划分成10个小任务, 每个任务是相同的, 查找10000000个数据中的指定的数据, 节点数设置为4, 试验运行结果如图2所示, process0为主节点, 其他的为子节点。实验表明, 该方法理论正确, 实验效果良好, 可以充分利用到所有节点, 提高了节点处理器的使用率, 减少了并行处理的时间, 一定程度上提高了计算的性能, 本问题出的方法有

一定的实用价值和参考意义^[7-8]。

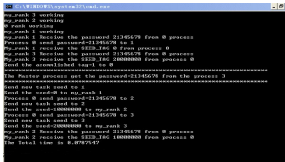


图2 节点为4时的实验结果图

4 结束语

在基于MPI的高性能计算方法研究中, 负载均衡可以有效地提高复杂计算性能。调度算法对于负载均衡的性能尤为重要, 除此之外, 网络拓扑结构以及系统节点数目也会不同程度的影响负载均衡的性能。如今已经有大量的文章研究负载均衡, 在不同的领域采取不同的负载均衡策略会有不同的效果, 寻找更优的负载均衡策略, 进一步提高计算性能仍有待进一步研究。

参考文献

[1] 赵晨, 李仕锋, 许小刚, 王萃寒. 网络环境中的MPI和PVM的分析与比较[J]. 计算机工程与应用, 2003(3): 181-183.
[2] 李 静. 基于Windows和MPI的PC机群的构建[J]. 科技信息, 2013(24): 254-255.
[3] 卢云娥, 黄宗宇, 李超阳, 郭祥斌. 基于微机集群系统的MPI并行计算[J]. 电子设计工程, 2011, 19(5): 78-81.
[4] 杨文有. 基于MPI的动态负载均衡任务分配方法设计实现[J]. 淮南师范学院学报, 2007, 12(61): 36-37.
[5] 闫 蓉. 基于并行计算负载均衡算法的研究[D]. 北京: 中国地质大学, 2008.
[6] 张翠莲, 刘方爱, 王亚楠. 基于MPI的并行程序设计[J]. 计算机技术与发展, 2006, 16(8): 72-75.
[7] Hau Yee Sit, Kei Shiu Ho, Hong Va Leong, et al. An adaptive Clustering Approach to Dynamic Load Balancing[C]. Proc. of 7th International Symposium on Parallel Architectures, Algorithms and Networks, 2004: 415-420.
[8] Balasubramaniam M, barker K., Banicesce I., et al. A novel dynamic load balancing library for cluster computing[C]. Proc. of Third International Workshop on Parallel and Distributed Computing, 2004: 346-353.

(上接第28页)



图5 源图像



图6 源图像



图7 拉普拉斯金字塔融合图像



图8 小波变化融合图像

4 实验结论

本文针对多聚焦灰度图像, 采用基于拉普拉斯金字塔分辨率分析方法, 对源图像进行塔式分解, 对分解后的对应子图像采用变换区域特征量测法进行了融合, 然后对融合后的金字塔图像做反变换得到融合图像, 并与小波变换图像融合图像进行了比较。实验表明融合的图像可视化效果清晰, 有效的保留了图像的信息。对于该算法不足之处是拉普拉斯金字塔分解之后的各层融合规则的选择和优化还有待进一步完善和研究。

参考文献

[1] 刘欣, 邹长安. 一种基于多尺度最大信息熵和梯度的图像融合算法[J]. 微计算机应用, 2010, 31(5): 16-20.
[2] 史 榕, 许惠平, 陈华根. 遥感影像图像融合技术及融合质量评价研究[J]. 鲁东大学学报自然科学版, 2008, 24(2): 130-134.
[3] 苗启广, 王宝树. 基于改进的拉普拉斯金字塔变换的图像融合方法[J]. 光学学报, 2007, 27(9): 1605-1610.