

# 基于拉普拉斯金字塔变换的电力图像融合<sup>①</sup>

李智勇, 邢应春, 刘同旭

(安徽省电力公司 蚌埠供电公司, 蚌埠 233000)

**摘要:** 提出了一种改进的拉普拉斯金字塔算法. 为了防止目标信息丢失, 该算法对顶层采用经过遗传算法优化的加权融合方法, 对其它层采用加入相位信息的区域能量融合方法. 实验结果表明该算法能保留较多的图像细节信息, 增强图像清晰度, 方便目标检测.

**关键词:** 红外热像; 可见光图像; 图像融合; 拉普拉斯金字塔; 红外检测

## Image Fusion in Power System Based on Laplacian Pyramid Transform

LI Zhi-Yong, XING Ying-Chun, LIU Tong-Xu

(Bengbu Power Supply Company, Anhui Electric Power Company, Bengbu 233000, China)

**Abstract:** In this paper, an improved Laplacian pyramid algorithm is proposed. To prevent the loss of target information, the algorithm uses a weighted fusion method optimized by genetic algorithm on the top-level, and uses a local energy fusion method by adding the phase information on the other levels. The experimental results show that the algorithm can retain more image details in the information, enhance the definition of images significantly, and detect the target in the fused image more conveniently.

**Key words:** infrared image; visible image; image fusion; Laplacian pyramid; infrared detection

### 1 引言

电力系统红外检测诊断技术是一种使用红外热像仪接收物体发出的红外辐射, 通过光电成像技术、计算机技术、图像处理技术把物体的表面温度以伪彩图像的方式显示出来, 并通过对图像的处理来分析物体表面温度的技术.

图像融合<sup>[1,2]</sup>技术是将多源传感器采集到的同一场景的同一时间或不同时间的图像数据, 经过特定的图像处理算法, 最大限度地提取各源图像中的有利信息, 最后综合成高质量的图像. 该技术降低和去除各源图像之间的错误和冗余信息, 以提高图像信息的利用率, 改善图像的空间分辨率和光谱分辨率, 增强图像的清晰度. 图像融合技术非常适合应用于电力系统红外检测诊断.

图像融合可分为 3 个不同层次: 像素级、特征级和

决策级. 像素级融合<sup>[3]</sup>是比较基础的融合, 也是目前实际应用中用最广泛的融合方法. 它是在图像的原始数据上进行融合, 而不对原始数据进行综合处理和分析. 所以像素级融合对原始信息丢失较少, 相对于其他两个层次融合的结果可以更多地保留图像的原始信息, 细节信息也更加准确, 详细, 丰富, 有利于下一步进行更深层次的分析. 由于在红外诊断检测中要保留红外热像中热目标的温度信息, 因此像素级别的融合方法比较适合用于电力系统的红外检测中.

基于拉普拉斯金字塔变换的融合算法<sup>[4,5]</sup>是目前应用较广泛且准确度高的像素级融合方法. 目前有很多外学者已经提出了一系列改进的拉普拉斯金字塔变换方法, 如文献[4]的基于主元分析改进方法, 文献[5]在重构时引入框架理论分析, 文献[6]提出基于双框架的拉普拉斯金字塔重建算法等.

① 基金项目: 安徽省电力公司 2013 科技项目

收稿时间: 2013-12-26; 收到修改稿时间: 2014-04-02

## 2 基于拉普拉斯金字塔变换的融合算法

基于拉普拉斯金字塔变换的融合算法可以分为两步: 变换和融合. 变换是将原图像分解到不同的空间频带上, 从而得到图像的拉普拉斯金字塔; 融合是针对不同频带上的特征与细节, 采用不同的融合方法来突出特定频带上特征与细节.

### 2.1 图像拉普拉斯金字塔变换的过程

拉普拉斯金字塔是高斯金字塔与其上一层插值扩大后的差值构成的图像序列, 最高层是高斯金字塔本身. 具体变换过程如下:

首先, 对图像进行高斯金字塔分解. 原始图像用  $I$  表示, 作为高斯金字塔的第 0 层  $G_0$ . 将  $G_0$  与低通滤波器卷积<sup>[7]</sup>, 然后  $1/2$  下采样, 得到高斯金字塔第 1 层  $G_1$ , 再将  $G_1$  进行卷积采样. 重复上述操作, 依次得到  $G_2, G_3, \dots, G_h, \dots$  (其中  $G_h$  为高斯金字塔的第  $h$  层) 这样长和宽逐层减半的图像序列, 也就是图像的高斯金字塔. 该过程用公式表示如下:

$$\begin{cases} G_0 = I \\ G_h = REDUCE(G_{h-1}) \end{cases} \quad (1)$$

对图像中的点  $(i, j)$  的具体操作用公式表示如下:

$$G_h(i, j) = \sum_{m=-2}^2 \sum_{n=-2}^2 G_{h-1}(2i+m, 2j+n) s(m, n) \quad (2)$$

其中  $h \in [1, N]$ ,  $i \in [0, R_h-1]$ ,  $j \in [0, C_h-1]$ ,  $N$  为高斯金字塔顶层的层号,  $R_h$  和  $C_h$  分别为高斯金字塔第  $h$  层的行数和列数,  $s(m, n)$  是一个二维可分离的  $5 \times 5$  窗口函数<sup>[8]</sup>. 结合公式(1)和(2)就可以得到上层比下层缩小 4 倍的高斯金字塔图像序列  $G_0, G_1, \dots, G_h, \dots, G_N$ .

然后, 利用内插值法<sup>[9]</sup>对高斯金字塔每一层进行插值放大. 将  $G_h$  内插值放大<sup>[9]</sup>, 得到图像  $G_h^*$ , 使  $G_h^*$  的尺寸与  $G_{h-1}$  的尺寸相同. 该过程用公式表示如下:

$$G_h^* = EXPAND(G_h) \quad (3)$$

对高斯图像中的点  $(i, j)$  的具体操作用公式表示如下:

$$G_h^*(i, j) = 4 \sum_{m=-2}^2 \sum_{n=-2}^2 G_h\left(\frac{i+m}{2}, \frac{j+n}{2}\right) s(m, n) \quad (4)$$

其中  $h \in [1, N]$ ,  $i \in [0, R_h-1]$ ,  $j \in [0, C_h-1]$ , 且当  $(i+m)/2$  和

$(j+n)/2$  为非整数时,

$$G_h\left(\frac{i+m}{2}, \frac{j+n}{2}\right) = 0 \quad (5)$$

通过公式(3)~(5)可以得到扩展的图像序列  $G_1^*, \dots, G_h^*, \dots, G_N^*$ .

最后, 求高斯金字塔与其上一层插值扩大后的差值, 相当于带通滤波. 该过程用公式表示如下:

$$LP_h = G_h - EXPAND(G_{h+1}) \quad (6)$$

$$\begin{cases} LP_h = G_h - G_{h+1}^*, & h \in [0, N-1] \\ LP_N = G_N^*, & h = N \end{cases} \quad (7)$$

其中,  $N$  为拉普拉斯金字塔顶层的层号,  $LP_h$  是拉普拉斯金字塔的第  $h$  层. 由公式(6)和(7)得到的图像序列  $LP_0, LP_1, \dots, LP_h, \dots, LP_N$  就构成了完整的图像拉普拉斯金字塔.

图像拉普拉斯金字塔变换的过程可得

$$\begin{cases} G_N = LP_N \\ G_h = LP_h + EXPAND(G_{h+1}), \\ h \in [0, N-1] \\ I = G_0 \end{cases} \quad (8)$$

公式(8)就是从拉普拉斯金字塔重建原图像的过程, 根据该公式可精确计算出原图像  $I$ . 这说明图像的拉普拉斯金字塔保留了完整的图像信息.

### 2.2 基于拉普拉斯金字塔变换的图像融合过程

由于拉普拉斯金字塔越往上层越反映了图像的宏观信息, 所以, 基于拉普拉斯金字塔变换的图像融合过程分为顶层的基于平均梯度的融合和其它层的基于区域能量的融合. 具体过程如下:

将红外热像  $A$  和可见光图像  $B$  进行拉普拉斯金字塔变换之后生成的第  $h$  层图像分别记为  $LPA_h$  和  $LPB_h$ , 融合之后的结果记为  $LPF_h (0 \leq h \leq N)$ .

①当  $h=N$  时. 首先计算以图像中各个像素  $I(x, y)$  为中心的  $3 \times 3$  区域内的平均梯度:

$$\bar{G} = \frac{1}{4} \sum_{m=1}^2 \sum_{n=1}^2 \sqrt{\frac{[\frac{\partial I(x_m, y_n)}{\partial x_m}]^2 + [\frac{\partial I(x_m, y_n)}{\partial y_m}]^2}{2}} \quad (9)$$

根据公式(9), 拉普拉斯金字塔顶层图像中的每一个像素  $LPA_N(i, j)$  和  $LPB_N(i, j)$  都能得到与之相对应的区域平均梯度值  $\bar{GA}(i, j)$  和  $\bar{GB}(i, j)$ . 然后, 由于平均梯度

越大, 图像层次越丰富, 图像越清晰, 因此融合结果取平均梯度值较大的像素:

$$LPF_N(i, j) = \begin{cases} LPA_N(i, j), \overline{GA}(i, j) \geq \overline{GB}(i, j) \\ LPB_N(i, j), \overline{GA}(i, j) < \overline{GB}(i, j) \end{cases} \quad (10)$$

②当  $0 \leq h < N$  时. 首先, 计算拉普拉斯金字塔第  $h$  层图像中每一点的区域能量:

$$\begin{cases} REA(i, j) = \sum_{-u}^u \sum_{-v}^v \varpi(u, v) |LPA_N(i+u, j+v)| \\ REB(i, j) = \sum_{-u}^u \sum_{-v}^v \varpi(u, v) |LPB_N(i+u, j+v)| \end{cases} \quad (11)$$

其中,  $\varpi(u, v)$  是低频系数的窗口加权系数矩阵:

$$\varpi(u, v) = \varpi(1, 1) = \frac{1}{15} \begin{bmatrix} 1 & 2 & 1 \\ 2 & 3 & 2 \\ 1 & 2 & 1 \end{bmatrix} \quad (12)$$

然后, 由于红外与可见光图像融合的首要目标是提取图像的目标信息, 且目标信息能量较大, 因此融合结果取区域能量较大的点:

$$LPF_h(i, j) = \begin{cases} LPA_h(i, j), REA(i, j) \geq REB(i, j) \\ LPB_h(i, j), REA(i, j) < REB(i, j) \end{cases} \quad (13)$$

通过公式(9)~(13)就可得到各个层次的融合图像  $LPF_0, LPF_1, LPF_2, \dots, LPF_N$ . 最后, 通过公式(8), 便可从融合后的拉普拉斯金字塔图像序列得到最终的融合图像.

### 3 改进的拉普拉斯金字塔变换的融合算法

现有融合方法存在两方面的缺点. 首先, 在图像序列顶层采用区域平均梯度的方法, 平均梯度反映了图像中的纹理变化和微小细节反差, 这些信息往往更偏向于可见光信息. 其次, 图像序列的非顶层采用区域能量作为融合特征时是基于绝对值最大规则, 而能量特征是一种幅度特征, 如果窗口能量仅由窗口内像

素的绝对值决定, 那么每个像素所包含的正负极性符号信息就会丢失. 电力系统红外诊断技术的首要目的是发现热故障, 所以融合后图像信息量的完整性很重要.

改进的基于拉普拉斯金字塔变换的融合算法顶层采用基于遗传算法优化的加权融合方法针对整幅图像计算交叉熵<sup>[10]</sup>, 可以在不同的红外热像和可见光图像融合时自动调节权值, 以达到较好的融合结果. 非顶层在计算区域能量时加入中心像素的相位信息<sup>[11]</sup>(正负号), 减少融合后图像信息量的丢失.

#### 3.1 采用遗传算法优化的加权融合方法

遗传算法<sup>[12]</sup>是一种基于自然选择和群体遗传机理的全局寻优算法, 它模拟了自然选择和进化过程中发生的繁殖、杂交和突变现象. 遗传算法是从一组随机产生的群体开始搜索过程的. 群体中每个个体都是问题的一个解, 这些个体在后续迭代中不断进化. 遗传算法主要利用选择、交叉、变异运算实现. 通过这些运算产生新一代更优良的个体, 确保遗传向更优解的方向进化. 优化准则是满足收敛判据或预先设定的迭代次数.

这里将权值记为  $w(0 \leq w \leq 1)$ , 使用遗传算法对  $w$  进行优化, 优化的准则是采用融合结果图像中原始红外热像和可见光图像的交叉熵<sup>[10]</sup>最小时的  $w$  值. 顶层图像融合结果为:

$$LPF_N(i, j) = LPA_N(i, j) * w + LPB_N(i, j) * (1 - w) \quad (14)$$

下面给出优化算法的具体步骤, 流程图参见图 1:

第 1 步: 产生初始群体. 随机生成 20 个  $w$  值, 并转换成染色体结构空间;

第 2 步: 计算个体适应值. 适应值就是将当前种群中的  $w$  值代入公式(14)得到的融合结果图像中原始红外热像和可见光图像的交叉熵;

第 3 步: 判断是否完成预定的迭代次数. 如果完成转第五步, 未完成转第四步.

第 4 步: 选择遗传策略<sup>[13]</sup>. 运用选择、交叉和变异算子作用于群体, 形成下一代群体, 并跳转到第二步;

第 5 步: 得到交叉熵最小时的  $w$  值, 结束程序.

上述步骤中第五步得到的  $w$  即为融合的最终权值.

#### 3.2 加入相位信息的区域能量融合方法

对于非顶层图像, 即  $0 \leq h < N$  时, 将加入中心像素

相位信息的像素区域能量分别记为  $\overline{REA}(i, j)$  和  $\overline{REB}(i, j)$ :

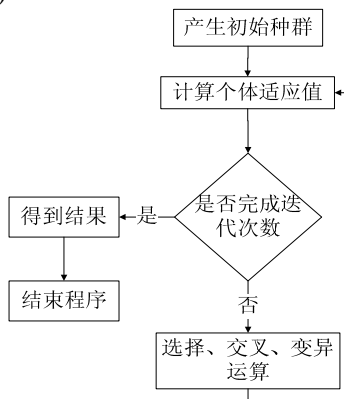


图 1 权值 w 优化算法流程图

$$\begin{cases} \overline{REA}(i, j) = \sum_{-u}^u \sum_{-v}^v \varpi(u, v) LPA_N(i+u, j+v) \\ \overline{REB}(i, j) = \sum_{-u}^u \sum_{-v}^v \varpi(u, v) LPB_N(i+u, j+v) \end{cases} \quad (15)$$

融合结果的判断要根据  $LPA_N(i, j)$  和  $LPB_N(i, j)$  正负极性分情况讨论。

$LPA_N(i, j)$  和  $LPB_N(i, j)$  正负极性相同时, 取区域能量值较大的点作为融合结果:

$$LPF_h(i, j) = \begin{cases} LPA_h(i, j), |\overline{REA}(i, j)| \geq |\overline{REB}(i, j)| \\ LPB_h(i, j), |\overline{REA}(i, j)| < |\overline{REB}(i, j)| \end{cases} \quad (16)$$

当  $LPA_N(i, j)$  和  $LPB_N(i, j)$  正负极性相反时,  $LPF_h(i, j)$  的正负极性很难确定, 为了减小风险, 避免融合结果出现正负极性错误, 应采用加权平均<sup>[11]</sup>规则:

$$\begin{cases} LPF_h(i, j) = LPA_h(i, j) * w + LPB_h(i, j) * (1-w) \\ w = \frac{|\overline{REA}(i, j)|}{|\overline{REA}(i, j)| + |\overline{REB}(i, j)|} \end{cases} \quad (17)$$

### 3.3 改进的拉普拉斯金字塔变换的融合算法步骤

改进后的拉普拉斯金字塔变换的融合算法具体步

骤如下:

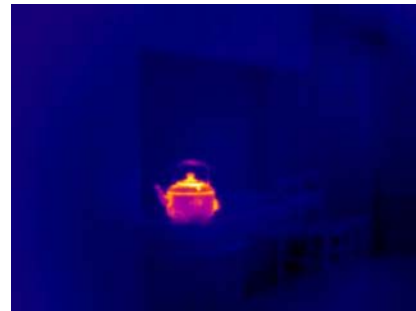
1)对红外热像和可见光图像分别构造拉普拉斯金字塔图像序列;

2)对拉普拉斯金字塔图像序列的不同层次采用不同的融合方法: 顶层分解图像采用基于遗传算法优化的加权融合方法, 其余各层分解图像采用加入相位信息的区域能量融合方法。

3)通过公式(8), 从融合后的拉普拉斯金字塔图像序列得到最终的融合图像。

## 4 实验和分析

针对以上两种融合算法, 对红外热像和可见光图像融合的结果进行了比较. 实验一采用的红外热像和可见光图像是在实验室现场拍摄的。



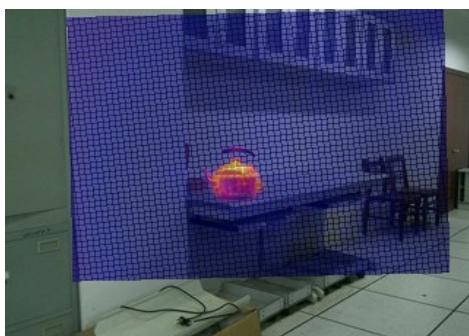
(a) 实验一红外热像



(b) 实验一可见光图像



(c)实验一使用拉普拉斯金字塔变换融合算法得到的图像



(d) 实验一使用改进的拉普拉斯金字塔变换融合算法得到的图像

图 2 实验一结果

实验二采用的红外热像和可见光图像是在变电站现场拍摄的。



(d) 实验二使用改进的拉普拉斯金字塔变换融合算法得到的图像

图 3 实验二结果

从上面的两组试验中可以看出,使用拉普拉斯金字塔变换融合算法实现红外热像和可见光图像的融合是可行的。并且使用改进后的算法实现两种图像的融合,得到的场景图片更加清晰,提高了热故障的分辨效果。

## 5 结语

本文根据电力系统红外诊断技术的特点和需求,对现有的拉普拉斯金字塔变换图像融合算法进行改进。实验证明本文提出的算法的有效性。

### 参考文献

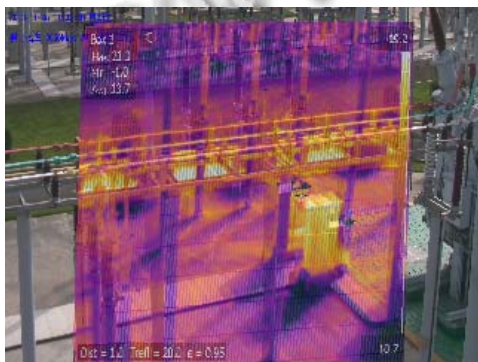
- 1 王春华,马国超,马苗.基于目标提取的红外与可见光图像融合算法.计算机工程,2010,26(2):197-200.
- 2 刘卫光,李跃,张修社.图像信息融合与识别.北京:电子工业出版社,2008.
- 3 胡刚,刘哲,徐小平.像素级图像融合技术的研究与进展.计算机应用研究,2008,25(3):650-655.
- 4 陈浩,王延杰.基于拉普拉斯金字塔变换的图像融合算法研究.激光与红外,2009,39(4):439-442.
- 5 马先喜,彭力,徐红.基于 PCA 的拉普拉斯金字塔变换融合算法研究.计算机工程与应用,2012,48(8):211-213.
- 6 Liu LJ, Gan L. General reconstruction of Laplacian pyramid and its dual frame solutions. Proc. of the 41st CISS Annual Conference. Baltimore. 2007. 514-517.
- 7 敬忠良,肖刚,李振华.基于 CV 模型和 NSCT 的红外与可见光图像融合算法.计算机工程与应用,2013,49(19):180-195.
- 8 Xiao G, Yang B, Jing ZL. Infrared and visible dynamic image sequence fusion based on region target detection. Proc. of the 10th Int. Conf. on Information Fusion. Quebec, Canada, July 9-12. 2007. 80-85.
- 9 Gunturk BK, Clotzbach J. Demosaicking: color filter array interpolation. IEEE Signal Processing Magazine, 2005, 22(1): 44-54.
- 10 葛小青.红外与可见光图像融合的研究[学位论文].重庆:重庆大学,2010.
- 11 郭明,符拯,奚晓梁.基于局部能量的 NSCT 域红外与可见光图像融合算法.红外与激光工程,2012,41(8):2229-2234.
- 12 Nishida TY. An application of P-system: A new algorithm for NP-complete optimization problems. Proc. of 8th World Multi-Conf. on Systemics, Cybernetics and Informatics. Orlando. 2004. 109-112.
- 13 Vidal T, Crainic TG, Gendreau M, Lahrichi N, Rei W. A hybrid genetic algorithm for multidepot and periodic vehicle routing problems. Operations Research, 2012, 60(3): 611-624.



(a) 实验二红外热像



(b) 实验二可见光图像



(c) 实验二使用拉普拉斯金字塔变换融合算法得到的图像