

文章编号: 1001-0920(2012)05-0703-05

基于改进 LP 变换及自适应 PCNN 的多聚焦图像融合方法

严春满^{1,2}, 郭宝龙¹, 易 盟¹

(1. 西安电子科技大学 智能控制与图像工程研究所, 西安 710071;
2. 西北师范大学 物理与工程学院, 兰州 730070)

摘要: 提出一种抗噪声多聚焦图像融合方法. 首先, 采用改进拉普拉斯金字塔 (LP) 变换构造图像的塔形数据结构, 每层数据经脉冲耦合神经网络 (PCNN) 迭代运算生成相应的点火次数矩阵; 然后, 以此为依据经判决算子完成数据融合; 最后, 采用伪逆重构算法生成融合图像. 实验结果表明, 所提出的方法具有抗加性噪声及 JPEG 压缩系统噪声的能力, 融合图像的客观评价指标较高, 且能有效减弱原 LP 算法融合图像边缘的“Gibbs”伪影现象.

关键词: 图像融合; 拉普拉斯金字塔变换; 脉冲耦合神经网络; 抗噪声性能

中图分类号: TN911.73

文献标识码: A

Multifocus image fusion method based on improved LP and adaptive PCNN

YAN Chun-man^{1,2}, GUO Bao-long¹, YI Meng¹

(1. Institute of Intelligent Control and Image Engineering, Xidian University, Xi'an 710071, China;
2. College of Physics and Electronic Engineering, Northwest Normal University, Lanzhou 730070, China.
Correspondent: YAN Chun-man, E-mail: yanm@mail.xidian.edu.cn)

Abstract: Based on Laplacian pyramid(LP) transform and the pulse coupled neural network(PCNN), a multifocus image fusion algorithm with antinoise properties is proposed. Firstly, the improved LP transform is adopted to construct the pyramidal data of image, the data are inputted into adaptive PCNN, and through the iterative operation by the PCNN, the firing time matrixes of them can be obtained. Then these matrixes and the pyramidal data are used by the decision operator for data fusion. Finally, the fused pyramidal data are reconstructed by using the pseudo inverse to obtain the fused image. The experimental results show that the proposed algorithm has antinoise properties for additive noise and system noise from JPEG compression, and can efficiently reduce the “pseudo Gibbs” phenomenon which is inevitable in the fused image by using the traditional LP algorithm.

Key words: image fusion; Laplacian pyramid transform; pulse coupled neural networks; antinoise properties

1 引言

图像融合是图像处理技术研究的重要领域之一. 图像融合技术可大致分类如下: 按融合层次分为: 像素级、特征级及决策级; 按处理方法分为: 空域融合方法和变换域融合方法; 按待处理图像的类型分为: 多聚焦图像融合和多模态图像融合等^[1].

从现有文献的统计分析可见, 变换域像素级图像融合技术的研究成果相对比较丰富. 代表计算调和与小波分析新发展的多尺度几何分析方法是近年来的研究热点之一. 如: 文献[2]提出的基于 Contourlet 的融合方法, 以及文献[3-4]提出的基于非下采样

Contourlet 的融合方法等, 均取得了优于小波变换及塔形分解等传统图像融合方法的效果. 另外, 脉冲耦合神经网络 (PCNN) 是在哺乳动物视觉皮层脉冲发放特性的基础上提出的一种新型人工神经网络, 作为一种有效的图像处理工具, 在图像融合方面也展示了优异的性能^[5]. 文献[6]将多尺度几何分析工具与 PCNN 相结合并应用于图像融合, 取得了令人满意的效果.

新理论和新技术的进步促进了图像融合技术的不断创新, 但遗憾的是, 新算法性能的提升有时会伴随着算法复杂度的进一步提高. 以多尺度几何分析

收稿日期: 2010-11-16; 修回日期: 2011-01-15.

基金项目: 国家自然科学基金项目 (61105066, 61003196); 中央高校基本科研业务费专项 (K50510040007).

作者简介: 严春满(1970—), 男, 博士生, 从事图像处理、人工神经网络等研究; 郭宝龙(1962—), 男, 教授, 博士生导师, 从事智能控制与图像处理等研究.

为例,这类算法方向滤波环节复杂度高,分解系数冗余度较高,算法速度下降,影响了算法的实时性.另外,在实际应用中现有算法很少考虑噪声的客观存在及图像总需要压缩以存储并传输的现实,对算法的抗压缩及抗噪声能力未作深入研究.对此,本文在现有研究成果的基础上,提出一种基于改进拉普拉斯金字塔(LP)变换结合自适应PCNN的抗噪声多聚焦图像融合方法.该方法采用改进LP变换实现待融合图像的分解及重构,以利用改进LP变换内在的抗噪声能力;其次,针对LP变换重构图像边缘不可避免的“Gibbs”伪影现象,在数据融合阶段引入PCNN,可在减弱“Gibbs”伪影现象的同时进一步加强抗噪声能力.实验结果表明,本文方法具有抗加性噪声及JPEG压缩系统噪声的性能,融合图像客观评价指标较高,在噪声环境下的表现更为突出.

2 改进的拉普拉斯金字塔变换

LP在高斯金字塔的基础上构造,设原图像为 x ,经滤波和下采样得到其粗尺度表示 c , c 经上采样及滤波得到预测图像 p , x 与 p 相减得到差值图像 d .此过程在上一步骤获得的粗尺度图像上重复进行,可获得一系列差值图像,将差值图像叠放形成其塔形数据结构.LP的每层分辨率依次递减,原图像与经低通滤波的图像相减可去除图像中像素之间的相关性.

将信号用其矢量形式表示可得

$$c = Hx, p = Gc,$$

其中 H, G 分别表示下采样滤波 $H(\downarrow M)$ 及上采样滤波 $(\uparrow M)G$.这里: H 为分解滤波器, G 为合成滤波器.则差值信号为

$$d = x - p = x - GHx = (I - GH)x.$$

若采样矩阵为 M ,并用信号的 Z 变换表示,则多相域的LP分解运算可表示如下:

$$\begin{bmatrix} C(z) \\ d(z) \end{bmatrix} = \underbrace{\begin{bmatrix} H(z) \\ I - G(z)H(z) \end{bmatrix}}_{A(z)} x(z), \quad (1)$$

其中等号右边定义为 $A(z)$ 左乘 $x(z)$.由此可见,LP运算即矩阵 A 的左乘,因为LP运算是一种冗余变换且可重构,所以存在 A 的逆矩阵,其中满足 $A^\dagger = (A^T A)^{-1} A^T$ 的矩阵 A^\dagger 称为伪逆矩阵.文献[7]证明,当LP中的滤波器正交于采样矩阵 M 时, A 的伪逆矩阵可表示为

$$A^\dagger = A^T = \begin{bmatrix} H \\ I - GG^T \end{bmatrix}^T = (GI - GG^T). \quad (2)$$

则由伪逆矩阵重构的信号为

$$\begin{aligned} \hat{x} &= A^\dagger y = Gc + (I - GG^T)d = \\ &G(c - Hd) + d. \end{aligned}$$

在这种改进的拉普拉斯金字塔变换中,伪逆重构算法与分解算法具有对称结构,计算复杂度相当.下面将进一步分析伪逆重构算法的抗噪声性能.伪逆重构算法性能的提高主要在于其使用正交滤波器,要求 H 和 G 双正交于采样矩阵 M ,预测算子为正交投影.

通过向量投影,可分析伪逆重构算法的性能^[7],如图1所示.图1(a)中,定义两个由 $\{g[\cdot - Mk]\}_{k \in Z^d}$ 及 $\{\tilde{h}[\cdot - Mk]\}_{k \in Z^d}$ 分别张成的子空间 V 及 \tilde{V} ,即 G 和 H 的列和行空间,以及 \tilde{V} 的正交互补子空间 W .对所有 $x \in l_2(Z^d)$,LP的预测信号 $p = GHx$ 是 x 到 V 上的投影,记为 $P_V x$.由正交关系 $HG = I$ 可得差分信号 $d = x - p$ 满足

$$Hd = H(x - GHx) = Hx - Hx = 0,$$

故垂直于 \tilde{V} .很容易验证 $d = x - P_V x$ 是 x 到 W 上的投影,记为 $P_W x$.图1(b)中, \hat{x}_1 及 \hat{x}_2 分别为原拉普拉斯金字塔变换法(Old LP)和改进拉普拉斯金字塔变换法(New LP)的重建信号.考虑噪声的影响,将误差 d 变为 \hat{d} ,Old LP算法将 \hat{d} 简单加给预测信号,而New LP算法将其投影 $P_W \hat{d}$ 加给预测信号,以避免噪声向重构信号的简单叠加,从而降低了噪声的影响.由伪逆矩阵的正交投影特性,当分解系数中存在噪声时,伪逆重构可降低最小均方误差(MSE),则New LP算法可实现比Old LP算法较优的重构质量.压缩环节由阈值处理、量化等带来的系统噪声及实际应用中的加性噪声是客观存在的,在不明显增加算法复杂度的前提下,New LP算法的噪声抑制能力尤显重要.

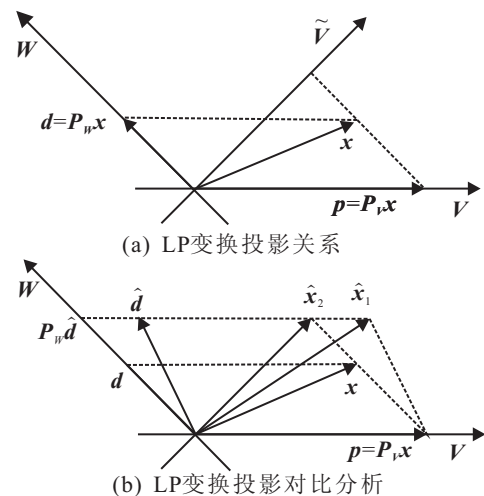


图1 LP变换性能图解表示

3 自适应PCNN

脉冲耦合神经网络(PCNN)^[8-10]是在研究猫的视觉皮层脉冲震荡现象基础上提出的.PCNN的生物学背景使它在图像处理中具有比传统方法更明显的优势.它的最大特点是其区域脉冲发放特性,可实现区域相邻灰度相似的像素同步点火.但PCNN应用过程参数的选择难度较大,这影响了算法的适应性.本文

在简化PCNN的基础上,对关键参数作自适应处理,以提高算法的适应能力.

PCNN的每一个神经元由3部分组成:树突,调制耦合器和脉冲产生器.简化PCNN的数学模型可描述为

$$F_{ij}[n] = I_{ij}; \quad (3)$$

$$L_{ij}[n] = \sum_{kl} w_{ijkl} Y_{kl}[n-1]; \quad (4)$$

$$U_{ij}[n] = F_{ij}[n] \{1 + \beta L_{ij}[n]\}; \quad (5)$$

$$Y_{ij}[n] = \begin{cases} 1, & \text{if } U_{ij}[n] > \Theta_{ij}[n-1]; \\ 0, & \text{otherwise}; \end{cases} \quad (6)$$

$$\Theta_{ij}[n] = e^{-\alpha_{\Theta}} \Theta_{ij}[n-1] + V_{\Theta} Y_{ij}[n]. \quad (7)$$

其中: F_{ij} 为神经元的反馈输入项; L_{ij} 为连接输入项; U_{ij} 为内部活动项; Y_{ij} 为神经元的输出; Θ_{ij} 为阈值; I_{ij} 为外部激励; $Y_{kl}[n-1]$ 为前一次迭代时相邻神经元的输出; w_{ijkl} 为连接权矩阵 W 的元素; β 为突触之间的连接强度系数; α_{Θ} 为阈值衰减参数; V_{Θ} 为神经元激活后恢复的初始门限值,一般取值较大,本文依据多数文献的研究成果,取 $V_{\Theta} = 350$.

PCNN的脉冲产生部分为神经元的输出部分,其判决单元的功能类似Step函数,当内部活动项 U_{ij} 大于阈值 Θ_{ij} 时,神经元激发(点火),输出脉冲1;否则神经元不点火.其中: Θ_{ij} 在迭代过程以一定的规律衰减,当神经元激发时,门限值立刻增大,然后又开始衰减,直到神经元再次激发,产生输出时序脉冲序列 Y .为便于计算,本文自适应PCNN方案中阈值采用线性衰减方式,衰减步长取迭代次数的倒数.

研究发现,连接强度系数及连接权矩阵对PCNN处理结果的影响较大.为加强算法的适应性,本文分内部活动项及连接输入项两部分,并对其作如下自适应处理:

1) 内部活动项.

由式(5)可见,内部活动项相当于将邻域像素灰度值进行了提升,使邻域灰度相似的像素能同步点火,从而实现PCNN的区域脉冲发放特性,连接强度系数 β 的大小决定了像素灰度的提升幅度,并且影响PCNN的区域脉冲发放特性.现有算法对所有像素多采用经验参数 β ,算法缺乏一定的适应性.根据 β 的作用,将其依据图像区域特性作如下自适应处理:

$$\beta_{ij} = \beta_0 [1 - \text{sign}(I_{ij} - I_{ija}) \cdot |I_{ij} - I_{ija}| / I_{ija}]. \quad (8)$$

其中: I_{ij} 为当前像素灰度值; I_{ija} 为该像素的8邻域平均灰度; β_0 为连接强度系数初值,本文取经验值0.9.经如上处理可使每一像素依据其邻域特性自适应获得一个连接强度系数 β_{ij} ,并对偏离邻域平均值的像素作抑制或提升,从而让 β 与PCNN的区域脉

冲发放特性保持一致,以发挥PCNN的区域特性,并可抑制噪声.

2) 连接输入项.

PCNN的区域脉冲发放特性主要由连接输入项体现,权值是区域特性的作用者.由式(4)可知,前一次迭代时的邻域输出与连接权矩阵 W 的卷积提供了连接输入项 L_{ij} .权矩阵的大小即为邻域范围,权值反映了邻域像素对中心像素的影响程度.权值作为PCNN模型的重要参数,影响图像处理的效果.现有算法对其多取值为像素空间距离的倒数,邻域像素与中心像素的空间距离越近则权值越大.但更全面起见,邻域像素对中心像素的影响,除考虑其空间距离外,还应考虑像素间的灰度差异,即邻域像素的空间距离越近、灰度差别越小,则其权值应越大,反之权值应越小.因此这里取像素的两个邻域距离:空间距离 d_{space} 和灰度距离 d_{gray} .设当前像素灰度值为 I_{ij} ,邻域大小为 $k \times l$,则像素空间距离定义为

$$d_1 = d_{\text{space}}(i+k, j+l) = \max(|k|, |l|);$$

灰度距离定义为邻域像素的灰度差值,即

$$d_2 = d_{\text{gray}}(i+k, j+l) = |I(i, j) - I(i+k, j+l)|.$$

本文在文献[11]的基础上,对其按迭代次数 N 及初始连接强度 β_0 作自适应修正,则权值

$$w_{ijkl} = \left(\frac{k_2 \beta_0}{N} \right) \frac{1/|d_1 d_2 + 1|}{\sum (1/|d_1 d_2 + 1|)}. \quad (9)$$

其中: k_2 为修正参数,用以对权值作整体提升,一般取值为迭代次数 N 的10~20倍,经大量实验综合比较,其并非敏感参数,故本文取值为15.修正后的权值由像素区域特性确定,并与 β_0 成正比而与迭代次数成反比,因此符合PCNN的区域特性要求.

4 算法描述

脉冲耦合神经网络的迭代运算可实现区域相邻灰度相似的系数同步点火,那么点火次数矩阵将是一个既能反映相关系数大小又能充分照顾其领域特性的关系图.由第2节可见,改进的LP算法采用伪逆重构过程,具有抗加性噪声及JPEG压缩系统噪声的能力,这在实际应用中是非常需要的.为此,本文将改进的LP变换与自适应PCNN相结合,开发一种具有抗噪声环境能力的多聚焦图像融合算法.该算法的执行过程为:1)对两幅已经配准好的待融合多聚焦图像作LP变换,获得各自的塔形数据结构;2)待融合图像塔形数据的低频子带及高频子带分别经PCNN迭代运算,获得其对应的点火次数矩阵;3)将两幅待融合图像塔形数据的对应层及其相应的点火次数矩阵逐层输入到判决算子,完成数据融合;4)融合后的塔形数据经伪逆重构获得融合图像.这里的判决算子即为融合规则.为了便于计算,本文对低频及高频子带系

数采用同样的融合规则,其描述如下:

$$\begin{aligned} & \text{if } |T_a(i, j) - T_b(i, j)| \leq k \\ & \quad F(i, j) = (A(i, j) + B(i, j)) / 2; \\ & \text{else if } T_a(i, j) > T_b(i, j) \\ & \quad F(i, j) = A(i, j); \\ & \text{else } F(i, j) = B(i, j). \end{aligned}$$

其中: A, B 分别为两幅图像对应的分解系数矩阵; T_a, T_b 分别为相应的点火次数矩阵; F 为融合系数矩阵; (i, j) 为矩阵元素的位置; k 取值为 4, 用以控制融合图像的平滑程度。

5 图像融合实验

本节针对多聚焦图像融合, 分别完成对比方法在 JPEG 压缩及噪声环境下的性能分析实验, 以验证本文方法的可靠性. 关于小波变换及各种塔形分解方法图像融合性能的研究, 针对不同类型的图像、不同的融合规则及不同的评价准则, 其表现也不尽相同. 文献[12]采用综合评价原则, 给出了其性能对比. 因此, 本文只完成 Old LP 方法, New LP 方法, PCNN 方法及 New LP 结合自适应 PCNN 的方法(以下称本文方法)的对比实验, 以及对比方法在 JPEG 压缩及加性噪声环境下的融合性能分析实验. 实验过程采用双正交的“Bior4.4”小波完成 LP 分解, 塔形分解层数为 4 层. 图像融合结果的评价是一个难题^[12], 目前一般采用主观评价结合客观评价的办法, 本文客观评价指标选取较常见的相关系数, 互信息, 标准差, PSNR^[13], 以及文献[14]提出的综合评价指标 Qabf. 计算中所需参考图像为人工合成方法所得.

5.1 对比方法的图像融合实验

本节完成 Old LP 方法, New LP 方法, PCNN 方法及本文方法的图像融合对比实验. 对于 Old LP 方法及 New LP 方法, 研究表明: 针对多聚焦图像融合, 根据其成像机理及融合目的, 采用变换域的低频系数取平均, 高频系数取大的规则相对高效^[1], 因此本文予以采用. PCNN 方法直接在空域进行, 故采用按点火次数加权平均的融合规则. 另外, 参考现有文献的研究成果, 实验中 PCNN 的参数设置为: 连接强度系数 β 取 0.9, 迭代次数取 60 次, 阈值衰减参数 α_θ 取 0.025, 连接权矩阵取为

$$W = \begin{bmatrix} \frac{1}{\sqrt{2}} & 1 & \frac{1}{\sqrt{2}} & ; & 1 & 1 & 1 & ; & \frac{1}{\sqrt{2}} & 1 & \frac{1}{\sqrt{2}} \end{bmatrix}. \quad (10)$$

实验中选取若干组多聚焦图像, 多聚焦图像成像机理相似, 各组均获得一致的实验结果, 这里给出其中较常见的 Clock 图像以供分析. 图 2 为融合结果的主观对比图. 其中: 图 2(a), 图 2(b) 为不同聚焦的图像; 图 2(c)~图 2(f) 为对比方法的融合效果图. 从图中的主观效果来看, 对比方法均实现了图像互补信息的融合, 获得了多目标相对清晰的场景像, 较好地完成了

多聚焦图像融合的任务. 但图 2(c) 中 PCNN 方法的融合图像清晰度没有另外 3 种方法高. 另外, 若仔细观察图 2(d)~图 2(f) 中相应方框及椭圆所标注区域可见, Old LP 方法和 New LP 方法融合图像的边缘存在较明显的“Gibbs”伪影现象, 而本文方法则减弱了这一现象. 为进一步比较, 表 1 给出了客观评价指标. 从表 1 中的数据可以看出, New LP 方法的 PSNR 比 Old LP 方法提高约 0.6 dB, 表明其抗噪声性能优于 Old LP 方法, 除互信息指标略有下降外, Qabf, 相关系数及标准差都优于 Old LP 方法; PCNN 方法的互信息及标准差指标最高, 但相关系数, Qabf 及 PSNR 较低; 而本文方法除标准差较低, 互信息低于 PCNN 方法外, 其余指标都要优于另外 3 种方法, 其中 PSNR 比 New LP 方法又提高约 0.3 dB, 表明其抗噪声性能进一步提升. 如果采用文献[12]综合加权的办法评价, 本文方法要优于其他对比方法.

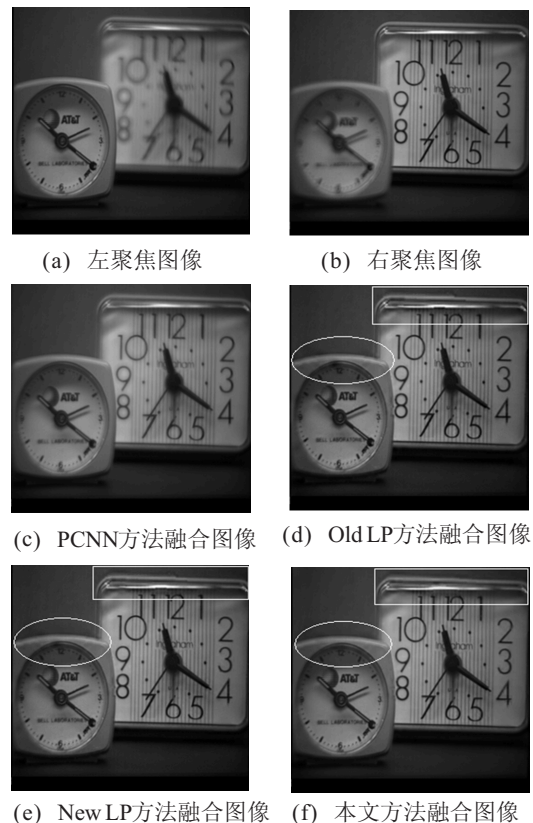


图 2 融合图像主观对比图

表 1 对比方法图像融合结果客观评价指标

算法	Qabf	相关系数	互信息	标准差	PSNR
Old LP	0.6812	0.9938	6.7192	43.9814	34.3071
New LP	0.6831	0.9946	6.6801	44.0236	34.9286
PCNN	0.6649	0.9875	7.0442	44.6689	29.3849
本文方法	0.6919	0.9949	6.8984	43.7166	35.2309

5.2 噪声环境图像融合实验

本节对融合图像添加方差为 5 的加性白噪声, 在不同的 JPEG 压缩品质下, 完成各对比方法在噪声环

境下的图像融合实验. 除噪声环境造成融合图像的主观质量明显下降外, 融合效果的对比与5.1节一致, 故这里不再列举各压缩品质下的主观对比图. 由于实验数据较为庞杂, 为便于比较, 绘制出各评价指标曲线以供分析, 如图3所示. 由图3(a)的标准差对比曲线可知, 本文方法与PCNN方法的评价较为接近, 低于Old LP方法, 而高于New LP方法; 另外, 由图3(b)中的互信息对比曲线可知, PCNN方法最高, 其次是本文方法; 由图3(c)~图3(e)中的Qabf, 相关系数和PSNR对比曲线可知, 本文方法最高; 由图3(e)中的综合“加权平均”对比曲线可知, 本文方法在噪声环境下要优于其他对比方法.

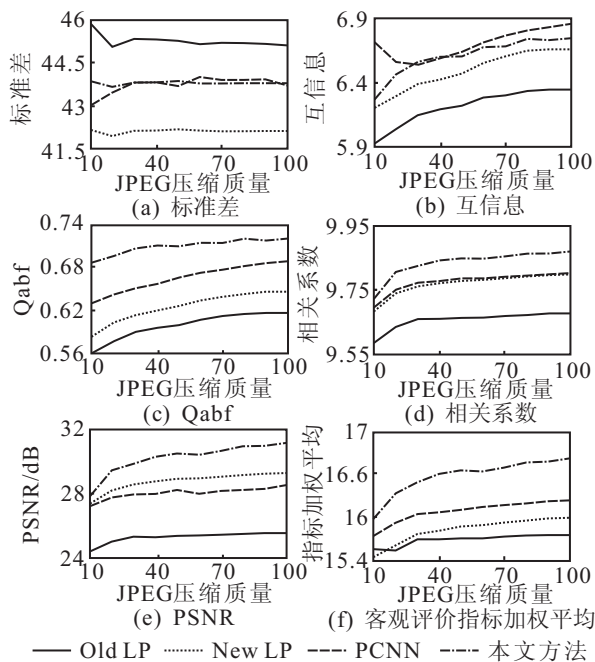


图3 噪声环境图像融合客观指标对比图

6 结论

LP变换是一种有效的多尺度多分辨率分析工具, 一般可取得优于小波变换的图像融合效果, New LP变换采用正交分解, 伪逆重构过程. 该算法的复杂度与原LP算法相当, 具有抗噪声环境能力. 本文采用New LP算法的正交分解伪逆重构过程, 充分利用其抗噪声环境能力, 而在数据融合阶段引入脉冲耦合神经网络(PCNN), 并利用PCNN的区域脉冲发放特性, 抑制融合过程局部过奇异系数, 有效减弱了重构图像边缘的“Gibbs”伪影现象, 并进一步加强了算法的抗噪声能力.

参考文献(References)

[1] 那彦, 焦李成. 基于多分辨率分析理论的图像融合方法[M]. 西安: 西安电子科技大学出版社, 2007: 83-133.
(Na Y, Jiao L C. Image fusion methods based on multiresolution analysis theory[M]. Xi'an: Xidian University Press, 2007: 83-133.)

[2] 屈小波, 闫敬文, 杨贵德. 改进拉普拉斯能量和的尖锐频率局部化Contourlet域多聚焦图像融合方法[J]. 光学精密工程, 2009, 17(5): 1203-1212.
(Qu X B, Yan J W, Yang G D. Multifocus image fusion method of sharp frequency localized Contourlet transform domain based on sum-modified-Laplacian[J]. Optics and Precision Engineering, 2009, 17(5): 1203-1212.)

[3] 刘刚, 许林峰. 基于非降采样Contourlet变换的红外与可见光图像融合及稳健性分析[J]. 控制与决策, 2010, 25(4): 623-626.
(Liu G, Xu L F. Infrared and visible light images fusion method based on NSCT and its robustness analysis[J]. Control and Decision, 2010, 25(4): 623-626.)

[4] 时海亮, 方敏, 梁锦锦. 基于非亚采样Contourlet和SWT的多光谱图像和全色图像的融合算法[J]. 电子与信息学报, 2009, 31(1): 124-128.
(Shi H L, Fang M, Liang J J. Fusion of multispectral and panchromatic satellite images based on nonsubsampling Contourlet transform and stationary wavelet transform[J]. J of Electronics & Information Technology, 2009, 31(1): 124-128.)

[5] Wang Zhao-bin, Ma Yi-de, Cheng Fei-yan, et al. Review of pulse-coupled neural networks[J]. Image and Vision Computing, 2010, 28(1): 5-13.

[6] Qu Xiao-bo, Yan Jing-wen, Xiao Hong-zhi, et al. Image fusion algorithm based on spatial frequency-motivated pulse coupled neural networks in nonsubsampling Contourlet transform domain [J]. Acta Automatica Sinica, 2008, 34(12): 1508-1514.

[7] Minh N Do. Directional multiresolution image representations[D]. Lausanne: Swiss Federal Institute of Technology Lausanne, 2001.

[8] Eckhorn R. Neural mechanisms of scene segmentation: Recordings from the visual cortex suggest basic circuits for linking field models[J]. IEEE Trans on Neural Networks, 1999, 10(3): 464-479.

[9] Johnson J L, Padgett M L. PCNN models and applications[J]. IEEE Trans on Neural Networks, 1999, 10(3): 480-498.

[10] 马义德, 李廉, 王亚馥, 等. 脉冲耦合神经网络原理及其应用[M]. 北京: 科学出版社, 2006: 16-30.
(Ma Y D, Li L, Wang Y F, et al. PCNN principle and applications[M]. Beijing: Science Press, 2006: 16-30.)

[11] 毕英伟, 邱天爽. 一种基于简化PCNN的自适应图像分割方法[J]. 电子学报, 2005, 33(4): 647-650.
(Bi Y W, Qiu T S. An adaptive image segmentation method based on a simplified PCNN[J]. Acta Electronica Sinica, 2005, 33(4): 647-650.)