

DOI:10.6041/j.issn.1000-1298.2012.12.035

基于改进非下采样轮廓波的图像融合算法*

冯鑫¹ 王晓明¹ 党建武² 沈瑜²

(1. 兰州理工大学电气工程与信息工程学院, 兰州 730050; 2. 兰州交通大学电子与信息工程学院, 兰州 730050)

【摘要】 针对红外光和可见光传感器难以同时获取清晰的目标和场景问题,提出一种基于非下采样 Contourlet 系数压缩感知的可见光和红外图像融合方法。首先采用非下采样 Contourlet 变换对可见光图像和红外图像分别进行多尺度、多方向分解,得到各自的非下采样 Contourlet 系数;然后对两种图像的低频系数采用加权与平均相结合的系数融合方案直接融合,对两种图像的带通方向子带系数采用伪随机傅里叶矩阵进行观测后将观测值进行加权融合,再对融合后的带通方向子带观测值进行系数重构,最后通过非下采样 Contourlet 逆变换重构图像。数值实验显示,该融合算法计算复杂度低,融合效果好,能同时得到目标和场景均清晰的融合图像。

关键词: 红外光 可见光 非下采样轮廓波 压缩感知 融合图像

中图分类号: TP391 **文献标识码:** A **文章编号:** 1000-1298(2012)12-0192-05

Image Fusion Algorithm Based on Improved Nonsubsampled Contourlet

Feng Xin¹ Wang Xiaoming¹ Dang Jianwu² Shen Yu²

(1. College of Electric Engineering and Information Engineering, Lanzhou University of Technology, Lanzhou 730050, China

2. School of Electronic and Information Engineering, Lanzhou Jiaotong University, Lanzhou 730050, China)

Abstract

In order to solve the problem that the infrared light sensor and the visible light sensor can't get clear images simultaneously, a nonsubsampled Contourlet coefficient compressive sensing based on infrared and visible image fusion method was proposed. Firstly, the nonsubsampled Contourlet transformation method was used to do multiscale multi directional image decomposition for the infrared and visible image. Each nonsubsampled Contourlet coefficient of them was got. Then, the low-frequency coefficients of the infrared and visible image were fused by the weighted average fusion method. The band-pass sub-band coefficients by the pseudo-random Fourier matrix observations weights fusion method were used. After that, fused band-pass sub-band coefficients were reconstructed. Finally, image by the inverse nonsubsampled Contourlet transformation were reconstructed. The experiment results showed that this fusion algorithm can get image with clear object and background, and it has the low computational complexity and good fusion effect.

Key words Infrared light, Visible light, Nonsubsampled Contourlet, Compressive sensing, Fusion image

引言

可见光与红外光是根据不同的机理成像的,前者主要是根据物体的光谱反射成像,后者是根据物

体的热辐射成像,因此通常可见光具有丰富的背景信息,能够很好描述场景中的环境信息,而红外光能够很好给出目标存在的特性。红外光与可见光的融合就是利用这两种图像之间的互补信息,将可见光

收稿日期: 2012-03-27 修回日期: 2012-05-07

* 国家自然科学基金资助项目(61162016,60962004)

作者简介: 冯鑫, 博士生, 主要从事图像处理和模式识别研究, E-mail: 149495263@qq.com

通讯作者: 王晓明, 教授, 博士生导师, 主要从事信息处理和人工智能研究, E-mail: wangxm@lut.cn

的背景信息和红外光的目标特征有机结合起来,提高人或者机器对目标识别能力和对环境的释义能力^[1]。在农业方面,关于可见光与红外线的融合检测技术使用得相当广泛,展慧等将红外线和机器视觉的融合技术用于板栗缺陷的分类^[2]。陈全胜等将可见光与红外线的多信息融合技术用于茶叶品质的辨别,取得了 89% 的识别率^[3]。

传统小波变换有其局限性,为了更有效地表示和处理图像等高维空间数据,近 10 年来先后出现了 Rideglets 变换^[4]、Curvelets 变换^[5]、Contourlets 变换^[6]、非下采样 Contourlets 变换^[7]、Wave atoms 变换^[8]、Shearlets 变换^[9]等多尺度分析理论,它们相比传统小波变换不但具有多尺度和时空频局部特性,还具有多方向和各向异性,可以有效捕捉图像的高维奇异性,而在系数表示以后图像的能量更加集中,更能充分表示图像的结构信息。目前在多尺度融合方面,国内外的研究成果已经很多。其中在可见光与红外线的融合方面,张强等提出一种将 NSCT 系数分离,然后采用不同融合规则分别进行融合的红外与可见光融合方法^[10]。

近几年由 Donoho、Candes 及 Tao 等提出的 CS (compressive sensing) 理论^[11]被很好地应用到信息和图像处理中。CS 是将模拟信号“经济地”转换为数字形式压缩信号的有效途径,它不需要对信号进行完全采样,在采样时也不需要知道信号的任何先验信息,从而极大地降低图像采集系统的成本和复杂度,减少图像存储空间和传输代价^[12]。目前学者们已经在很多领域对压缩感知展开了应用研究,但是将压缩感知理论应用到图像融合上的研究还比较少。Wan^[13]等率先将压缩感知的理论用于图像的融合,但是其使用观测值绝对值取大的融合规则,效果不尽人意。Li^[14]等采用图像观测值标准差加权的融合规则,融合效果相比有一定提高,但是效果不是很明显,并且算法收敛速度比较慢。

本文提出一种基于非下采样 Contourlet (NSCT) 框架的压缩感知算法来进行图像融合,以增加收敛速度、减少数据量和提高融合效果。

1 NSCT 变换滤波器

与传统的 Contourlet 变换相比较,NSCT 在继承所有 Contourlet 性质的同时,还具有平移不变性,能够有效降低配准误差对融合性能的影响^[15]。同时,NSCT 对图像分解后得到的各子带图像与原始图像具有相同的尺寸,可以很容易找到各子带图像之间的相互对应关系,有利于制定融合规则。因此,NSCT 很适合图像融合。

与 Contourlet 变换类似,NSCT 也是分开进行尺度分解和方向分解的。首先采用非下采样塔式滤波器组 (nonsampled pyramid filter bank, 简称 NSPFB) 获得图像的多尺度分解,然后使用非下采样方向滤波器组 (nonsampled directional filter bank, 简称 NSDFB) 对各尺度子带图像进行方向分解,得到不同方向、尺度的子带系数。

NSPFB 主要由分解滤波器 $\{H_0(z), H_1(z)\}$ 和合成滤波器 $\{G_0(z), G_1(z)\}$ 组成,且满足 Bezout 恒等式,其分解结构如图 1 所示。

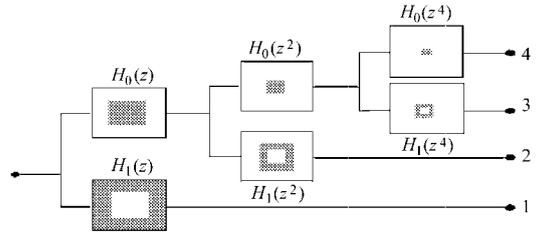


图 1 NSPFB 滤波器分解

Fig. 1 Analysis part of NSPFB

图像经 k 级 NSPFB 分解后,可以得到 $k+1$ 个与原图像尺寸相同的子带图像,即其 NSPFB 滤波器满足 Bezout 恒等式

$$H_0(z)G_0(z) + H_1(z)G_1(z) = 1 \quad (1)$$

对某尺度下的子带图像进行 l 级方向上的分解可以得到 2^l 个与原图像相同尺寸的方向子带图像,即其 NSDFB 滤波器满足 Bezout 恒等式

$$U_0(z)V_0(z) + U_1(z)V_1(z) = 1 \quad (2)$$

其分解结构如图 2 所示。结合 NSPFB 和 NSDFB,就能够对信号进行多尺度、多方向分解。

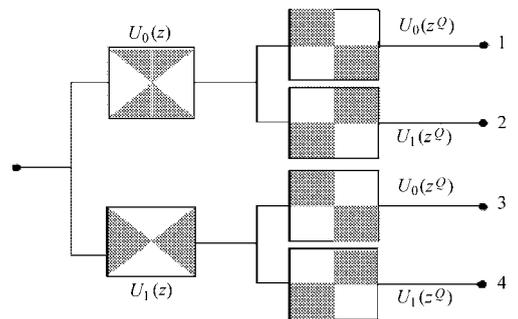


图 2 NSDFB 滤波器分解

Fig. 2 Analysis part of NSDFB

2 基于压缩感知的融合方法

NSCT 分解后得到高频系数和低频系数,高频系数为稀疏信号,但是由于低频信号为逼近信号,稀疏性很小,如果一起与观测矩阵 Φ 相乘会破坏低频分量系数之间的相关性,导致重构效果变差。所以本文将低频和高频子带分开处理,以获得更好的重构效果。主要算法步骤如下:①对可见光图像 I_v 和

红外图像 I_r 分别进行 NSCT 分解,得到各自图像的 NSCT 系数 C^v 与 C^r 。②对于分解后的低频子带系数 C_j^v 与 C_j^r 采用“加权平均”的方法直接对系数进行融合。③对于分解后的带通子带系数 C_v^v 与 C_r^v 分别通过伪随机傅里叶矩阵进行观测采样,得到各自图像的观测值。④对分别获得的红外与可见光图像的观测值进行加权融合处理。⑤重构带通方向子带系数,然后和融合后的低频子带系数一起通过 NSCT 逆变换进行重构,得到融合后的图像。

2.1 低频子带系数选择方法

低频子带系数包含了图像的主要能量,稀疏性很小,所以直接进行系数融合。如果使用简单的平均法,容易降低融合图像的对比度,而且由于红外线和可见光中局部区域经常存在极性相反的情况,所以影响更大。针对低频子带稀疏度,本文使用基于红外线和可见光物理特性的加权平均系数来进行低频子带系数的融合,融合后的系数 C_j^F 为

$$C_j^F = \frac{C_j^v w_v + C_j^r w_r}{w_v + w_r} \tag{3}$$

其中 $w_v = \frac{|\bar{C}_j^v| (1 + \sigma_v)}{\max(C_j^v (1 + \sigma_v))}$ (4)

$$w_r = \frac{|C_j^r - \bar{C}_j^r| (1 + \sigma_r)}{\max\left(\frac{|C_j^r - \bar{C}_j^r|}{1 + \sigma_r}\right)} \tag{5}$$

式中 w_v ——可见光融合权值

w_r ——红外光融合权值

式中, \bar{C}_j^v 、 \bar{C}_j^r 、 σ_v 、 σ_r 分别表示 NSCT 域中可见光与红外光系数的均值和标准方差。

2.2 带通方向子带系数选择方法

2.2.1 高频子带系数的观测

高频子带系数被认为是稀疏的,可以进行 CS 观测。由于分解后的低频系数稀疏性很差,系数之间具有很强的相关性,且为重构图像主要轮廓的构成部分,为了更好地保留图像的能量信息,塔式滤波器只取 1 层分解,方向分解级数取 3,则整个高频子带具有的方向子带数为 $2^3 = 8$ 。分别将大小均为 $N \times N$ 的可见光与红外图像的高频方向子带系数 C_v^ω 和 C_r^ω ($\omega = 1, 2, \dots, 8$) 排成 8 个列向量,每个列向量的大小均为 $(N^2/9) \times 1$ 。然后采用伪随机傅里叶矩阵对该 8 个高频方向子带系数列向量进行计算,得到大小为 $M \times 1$ 的各个高频子带系数列向量的观测值 Z_i^ω ,表示为

$$Z_i^\omega = \Phi C_i^\omega \tag{6}$$

式中 C_i^ω ——高频方向子带系数

就 NSCT 来说,分解后的高频子带系数值越大,

说明其包含的图像信息量越大。由于 CS 对图像信号的观测过程为一线性过程,所以可以认为观测后的观测值也存在线性关系。观测值越大,则认为其包含的图像信息量越大。在原图像中,比如直线、曲线、轮廓、区域等明显的图像特征往往表现为灰度及其变化,在多尺度变换域内往往表现为具有较大规模的高频子带变换系数。显然高频系数转换为观测值后仍然保留这种线性关系,其值越大,则其包含的信息量也越大。但是由于观测矩阵需和 NSCT 变换域具有无关性,所以不能根据像素之间的关系和 NSCT 系数之间的关系进行融合规则的设置。本文根据观测值的线性关系,采取直接加权融合的方法。

设可见光图像的融合权值为

$$w_v^\omega = \frac{|z_v^\omega|}{|z_v^\omega| + |z_r^\omega|} \tag{7}$$

式中 z_v^ω 、 z_r^ω ——可见光与红外图像在 8 个方向上的高频子带系数观测值

红外图像的融合权值为

$$w_r^\omega = 1 - w_v^\omega \tag{8}$$

对 8 个可见光和红外光图像的高频方向子带系数观测值进行加权融合,获得高频子带系数的观测值

$$z_i^\omega = w_v^\omega z_v^\omega + w_r^\omega z_r^\omega \tag{9}$$

2.2.2 高频子带系数重构

高频子带观测值重构算法核心是求解优化问题

$$\begin{cases} \min \sum_{x \in \mathbf{R}^n} |\Psi x| \\ \text{s. t. } \Phi x = y \end{cases} \tag{10}$$

其中 Ψ 为稀疏变换矩阵(本文为 NSCT 变换中的 NSDFB 滤波器矩阵), x 为信号的稀疏形式, y 为观测值。其可以看作作为一个真正各向同性的全变差(TV)模型。

根据文献[16],本文的算法框架应用拉格朗日乘子法来求解增广拉格朗日函数,基本算法如下

While “不收敛” Do

通过交替方向的方案对增广拉格朗日函数最小值进行逼近

更新乘数

End Do

用 $\|\cdot\|$ 代替 $\|\cdot\|_2$ 进行简化,则 TV 模型等价于

$$\begin{cases} \min_{\omega_i \in \mathbf{R}^2, x \in \mathbf{R}^n} \sum_i \|\omega_i\| \\ \text{s. t. } \Phi x = y \quad \Psi x = \omega_i \end{cases} \tag{11}$$

其相应的增广拉格朗日问题为

$$\min_{\omega_i, x} \left(\|\omega_i\| - v_i^T (\Psi x - \omega_i) + \frac{\beta}{2} \|\Psi x - \omega_i\|^2 \right) - \lambda^T (\Phi x - y) + \frac{\mu}{2} \|\Phi x - y\|^2 \quad (12)$$

使用交替最小化方案解式(12)。对于一固定的 x 来说,所有 i 中最优化的 ω_i 为

$$\omega_i = \max \left\{ \left\| \Psi_i x - \frac{v_i}{\beta} \right\| - \frac{1}{\beta}, 0 \right\} \frac{\Psi_i x - \frac{v_i}{\beta}}{\|\Psi_i x - \frac{v_i}{\beta}\|} \quad (13)$$

设 \hat{u} 和 $\{\hat{u}_i\}$ 为式(12)的近似解,对于所有的 i 来说,其乘数更新规则为

$$\begin{cases} v_i \leftarrow v_i - \beta (\Psi_i \hat{x} - \hat{\omega}_i) \\ \lambda \leftarrow \lambda - \mu (A \hat{x} - y) \end{cases} \quad (14)$$

然后再结合文献[16]的算法框架就得到重构高频方向子带系数。

2.3 NSCT 重构

将融合观测值 z^w 重构得到融合后的 NSCT 高频方向子带系数 $C_F^w (\omega = 1, 2, \dots, 8)$ 。可见光和红外图像融合后的低频子带系数和 8 个高频方向子带系数是列向量形式,将其变为 $(N/3) \times (N/3)$ 的矩阵形式,然后组合成一幅大小为 $N \times N$ 的系数矩阵。通过逆 NSCT 变换进行重构以后,得到红外和可见光图像融合后的结果图像。

3 实验结果及分析

使用伪随机傅里叶矩阵进行 CS 采样,伪随机欠采样是多项式变密度随机采样,其服从于低频成分中进行密集采样以及于高频成分中进行稀疏采样的概率密度函数,满足本文在高频成分中稀疏采样的要求,能够更大程度减少计算的复杂性,观测矩阵如图 3 所示。

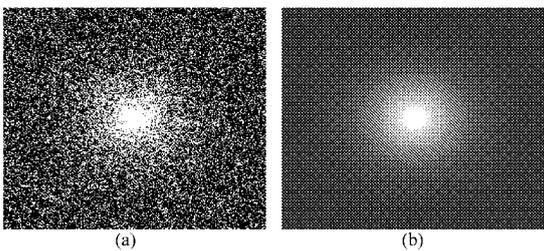


图 3 CS 观测矩阵

Fig. 3 Observation matrix of CS

(a) 傅里叶域采样模型 (b) 二维概率密度函数

为了验证算法的有效性和正确性,采用一组红外光与可见光图像进行融合实验。同时,还采用其他融合算法进行性能对比。实验所用的计算机为 Windows XP 操作系统、Pentium (R) Dual-Core E5400 @ 2.70 GHz 2.69 GHz 的 CPU、2 GB 内存。编程平

台为 Matlab 7.0.1。实验采用的图像数据是一组已配准的 Octec 图像,如图 4 所示。融合实验中,使用 LP 法、NSCT 法、CS-SD 法以及本文方法进行对比。其中 LP 法使用 3 层分解,高频取最大值,低频取平均值;NSCT 法采用文献[10]中提出的参数设置标准,图像分解层数为 3 级,最粗糙尺度到最精细尺度方向的分解级数均为 2、3、3,尺度分解滤波器采用 maxflat 滤波器,方向分解滤波器采用 dmaxflat 滤波器。CS-SD 法按照文献[14]采样率为 0.3;本文采样率取值为 0.15,用于图像恢复的数据占图像总数据量的 30%,滤波器的选择与文献[10]相同。

可以看出,LP 方法得到的结果场景比较模糊,存在大量失真,对比度也较低(图 4c)。NSCT 方法融合后由于 NSCT 在分解和重构过程中取消了降采样和上采样,避免了分解和重构过程中的频率混叠效应,所以在某些空间细节信息上要优于 LP 方法融合,边缘和轮廓信息得到了保留,虚影信息也消除较好。CS-SD 方法相比来说具有对比度更高,细节也更清晰(图 4e)。本文算法相比 CS-SD 算法得到的边缘更加光滑,完全消除了虚影现象(图 4f)。

图 5 为所有方法得到的融合图像进行局部区域

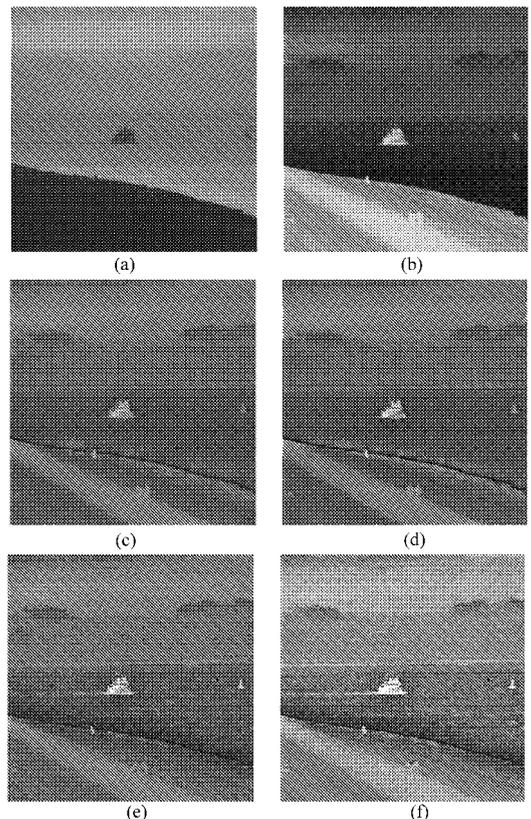


图 4 几种方法融合对比

Fig. 4 Contrast of several methods

(a) 可见光图像 (b) 红外光图像 (c) LP 法
(d) NSCT 法 (e) CS-SD 法 (f) 本文方法

放大后的对比。LP法融合结果有明显重影和模糊现象,效果不很理想(图5a)。NSCT方法融合结果,其轮廓更加清晰,边缘特性保留较好,且基本没有重影(图5b)。CS-SD融合结果,其边缘更加平滑,失真小,对比度更高(图5c)。本文方法融合结果,图像在保留了边缘特性的同时,也克服了边缘震荡,视觉效果好于CS-SD方法(图5d)。为了更好地评价融合性能,最后使用5种图像评价指标来进行比较^[14],分别为:信息熵(IE)、平均梯度(AG)、互信息(MI)、边缘保持度(Q)、图像恢复时间(T)。各种融合方法在红外线与可见光图像上的融合定性评价指标如表1所示。

表1 融合评价指标

Tab.1 Evaluation criterions of fusion results

方法	IE	AG	MI	Q	T/s
LP	5.88	0.007	1.86	0.31	1
NSCT	6.54	0.013	2.48	0.39	126
CS-SD	6.76	0.017	2.43	0.41	59
本文方法	6.82	0.018	2.36	0.44	16

其中在信息熵、平均梯度、互信息、边缘保持度指标上,本文方法除了互信息略低于NSCT融合方法,其他指标均为最高。说明本文融合方法从源图像中获取的信息更丰富,细节表现力更强。在运算时间上,本文方法花费的时间远低于NSCT与CS-SD融合方法,计算复杂度低。所以综合来说,本文算法无论在计算复杂度还是融合效果来说,都具有一定的优势。

参 考 文 献

- 刘鹏,屠康,潘磊庆,等.基于D-S证据理论的鸡蛋新鲜度多传感器融合识别[J].农业机械学报,2011,42(8):122~127.
Liu Peng, Tu Kang, Pan Leiqing, et al. Non-destructive egg freshness recognition using multi-sensor fusion based on D-S evidence theory[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2011, 42(8):122~127. (in Chinese)
- 展慧,李小昱,周竹.基于近红外光谱和机器视觉融合技术的板栗缺陷检测[J].农业工程学报,2011,27(2):345~349.
Zhan Hui, Li Xiaoyu, Zhou Zhu. Detection of chestnut defect based on data fusion of near-infrared spectroscopy and machine vision [J]. Transactions of the CSAE, 2011, 27(2):345~349. (in Chinese)
- 陈全胜,赵杰文,蔡健荣.基于近红外光谱和机器视觉的多信息融合技术评判茶叶品质[J].农业工程学报,2008,24(3):155~161.
Chen Quansheng, Zhao Jiewen, Cai Jianrong, et al. Inspection of tea quality by using multi-sensor information fusion based on NIR spectroscopy and machine vision[J]. Transactions of the CSAE, 2008, 24(3):155~161. (in Chinese)
- Candes E. Ridgelets: theory and applications [D]. California: Stanford University, 1998.
- Starck J L, Candes E J, Donoho D L. The curvelet transform for image de-noising [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2002, 11(6):670~684.
- Do M N, Vetterli M. The contourlet transform: an efficient directional multi-resolution image representation [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2005, 14(12):2091~2106.
- da Cunha A L, Zhou J P, Do M N. The nonsubsampling contourlet transform: theory, design, and applications [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2006, 15(10):3089~3101.

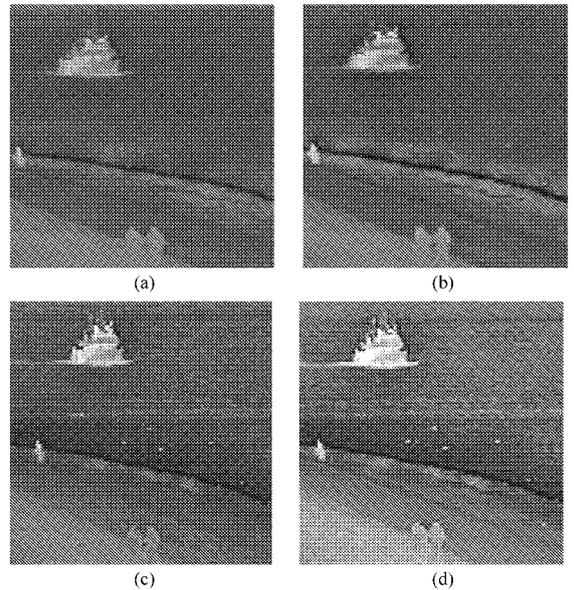


图5 局部区域融合效果对比

Fig.5 Fusion contrast of local region

(a) LP法 (b) NSCT法 (c) CS-SD法 (d) 本文方法

4 结束语

将压缩感知理论应用于图像融合,与传统的融合方法相比,不需要预先假设图像的任何先验信息,且经过观测,减小了图像的数据量,降低了计算复杂度。在变换域选取上,本文选取的NSCT具有平移不变性,能够有效降低配准融合误差对融合性能的影响,轻松找到各子带间的对应关系,有利于融合规则的制定。仿真结果表明,本文提出的基于NSCT变换域的压缩感知融合具有一定的有效性。

- Journal of Food Science, 2003, 68(3): 1059 ~ 1062.
- 14 Montero P, Avalos A, Pérez-Mateos M. Characterization of polyphenoloxidase of prawns (*Penaeus japonicus*). Alternatives to inhibition additives and high-pressure treatment[J]. Food Chemistry, 2001, 75(3): 317 ~ 324.
 - 15 Brauer J M E, Leyva J A S, Alvarado L B, et al. Effect of dietary protein on muscle collagen, collagenase and shear force of farmed white shrimp (*Litopenaeus vannamei*) [J]. European Food Research and Technology, 2003, 217(4): 277 ~ 280.
 - 16 Sallam K I. Antimicrobial and antioxidant effects of sodium acetate, sodium lactate, and sodium citrate in refrigerated sliced salmon[J]. Food Control, 2007, 18(5): 556 ~ 575.
 - 17 常耀光,李兆杰,薛长湖,等.超高压处理对南美白对虾在冷藏过程中贮藏特性的影响[J].农业工程学报,2008,24(12):230 ~ 237.
Chang Yaoguang, Li Zhaojie, Xue Changhu, et al. Effects of ultra high pressure treatment on storage characteristics of white shrimp in cold storage[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering, 2008, 24(12): 230 ~ 237. (in Chinese)
 - 18 Martínez-Alvarez O, López-Caballero M E, Gómez-Guillén M C, et al. The effect of several cooking treatments on subsequent chilled storage of thawed deepwater pink shrimp (*Parapenaeus longirostris*) treated with different melanosis-inhibiting formulas[J]. LWT – Food Science and Technology, 2009, 42(8): 1335 ~ 1344.
 - 19 Bono G, Badaluco C V, Cusumano S, et al. Toward shrimp without chemical additives: a combined freezing-MAP approach [J]. LWT – Food Science and Technology, 2012, 46(1): 274 ~ 279.
 - 20 Uchiyama H, Kakuda K. A simple and rapid method for measuring *K* value, a fish freshness index[J]. Bulletin of the Japanese Society for the Science of Fish, 1984, 50(2): 263 ~ 267.
 - 21 天津轻工业学院,无锡轻工大学.食品生物化学[M].北京:中国轻工业出版社,1999:216 ~ 229.
 - 22 Wang Z B, Taylor K D A, Yan X J. Further studies on the roles of proteases in the activation of phenolase from Norway lobster (*Nephrops norvegicus*) [J]. Food Chemistry, 1994, 51(1): 99 ~ 103.
 - 23 Rodríguez Ó, Barros-Velázquez J, Piñeiro C, et al. Effects of storage in slurry ice on the microbial, chemical and sensory quality and on the shelf life of farmed turbot (*Psetta maxima*) [J]. Food Chemistry, 2006, 95(2): 270 ~ 278.
 - 24 López-Caballero M E, Martínez-Alvarez O, Gómez-Guillén M D, et al. Quality of thawed deepwater pink shrimp (*Parapenaeus longirostris*) treated with melanosis-inhibiting formulations during chilled storage[J]. International Journal of Food Science and Technology, 2007, 42(9): 1029 ~ 1038.
 - 25 Benjakul S, Seymour T A, Morrissey M T, et al. Physicochemical changes in Pacific whiting muscle proteins during iced storage[J]. Journal of Food Science, 1997, 62(4): 729 ~ 733.

(上接第 196 页)

- 8 Demanet L, Ying L X. Wave atoms and sparsity of oscillatory patterns[J]. Applied and Computational Harmonic Analysis, 2007, 23(3): 368 ~ 387.
- 9 Easley G, Labate D, Lim W. Sparse directional image representations using the discrete shearlet transform[J]. Applied and Computational Harmonic Analysis, 2008, 25(1): 25 ~ 46.
- 10 张强,郭宝龙.一种基于非下采样 Contourlet 变化红外图像与可见光图像融合算法[J].红外与毫米波学报,2007,26(6):476 ~ 480.
Zhang Qiang, Guo Baolong. Fusing of infrared and visible light images based on non-subsampled Contourlet transform[J]. Journal of Infrared and Millimeter Waves, 2007, 26(6): 476 ~ 480. (in Chinese)
- 11 Donoho D. Compressed sensing[J]. IEEE Transactions on Information Theory, 2006, 52(4): 1289 ~ 1306.
- 12 Candes E, Wakin M. An introduction to compressive sampling[J]. IEEE Signal Processing Magazine, 2008, 25(2): 21 ~ 30.
- 13 Wan T, Canagarajah N, Achim A. Compressive images fusion[C]//15th IEEE International Conference on Image Process, 2008:1308 ~ 1311.
- 14 Li X, Qin Y. Efficient fusion for infrared and visible images based on compressive sensing principle[J]. IET Image Process, 2011, 5(2): 141 ~ 147.
- 15 张强,郭宝龙.基于非采样 Contourlet 变换的遥感图像融合算法[J].光学学报,2008,28(1):74 ~ 80.
Zhang Qiang, Guo Baolong. Remote sensing image fusion based on the non-subsampled Contourlet transform[J]. Acta Optica Sinica, 2008, 28(1): 74 ~ 80. (in Chinese)
- 16 Jorge Nocedal, Stephen J Wright. Numerical optimization[M]. New York: Springer-Verlag, 2006.