

引用格式:冯颖,贺兴时,杨新社.基于NSCT和混合粒子群算法的红外与可见光图像融合[J].电光与控制,2018,25(1):23-27. FENG Y, HE X S, YANG X S. Infrared and visual image fusion based on NSCT and hybrid particle swarm optimization[J]. Electronics Optics & Control, 2018, 25(1):23-27.

基于 NSCT 和混合粒子群算法的红外与可见光图像融合

冯颖¹, 贺兴时¹, 杨新社^{1,2}

(1. 西安工程大学理学院, 西安 710048; 2. 密德萨斯大学科学与技术学院, 伦敦 NW4 4BT)

摘要: 针对红外与可见光图像融合的特点,提出一种基于非下采样 Contourlet 变换(NSCT)和混合粒子群算法的红外与可见光图像融合算法。通过 NSCT 变换对红外图像和可见光源图像进行分解,对低频子图像,采用一种基于区域平均值改进的加权平均法进行邻域融合,对高频子图像的最高层采用区域标准差选大法进行融合;对高频子图像的其他层采用以混合粒子群优化算法选取阈值,基于平均梯度选择的邻域算法进行融合。最后进行 NSCT 逆变换得到融合图像。实验结果表明该方法可以获得融合效果更佳的融合图像。

关键词: 红外图像; 可见光图像; 图像融合; 非下采样 Contourlet 变换; 粒子群算法

中图分类号: TP391 **文献标志码:** A **doi:**10.3969/j.issn.1671-637X.2018.01.006

Infrared and Visual Image Fusion Based on NSCT and Hybrid Particle Swarm Optimization

FENG Ying¹, HE Xing-shi¹, YANG Xin-she^{1,2}

(1. School of Science, Xi'an Polytechnic University, Xi'an 710048, China;

2. School of Science and Technology, Middlesex University, London NW4 4BT, UK)

Abstract: Aiming at the characteristics of the infrared and visual image, an algorithm for image fusion based on Non-Subsampled Contourlet Transform (NSCT) and hybrid particle swarm optimization is proposed. NSCT is used for decomposition of the infrared and visual source images. To the low-frequency sub-images, an improved weighted average method based on regional averages is adopted for neighborhood fusion. To the top layer of the high-frequency sub-images, the fusion method of "choosing the biggest" for the regional standard deviation is adopted; to the other layers of the high-frequency sub-images, the hybrid particle swarm optimization is used for selecting the threshold value, and the neighborhood algorithm based on the average gradient selection is adopted for fusion. Finally, NSCT inverse transform is utilized to obtain the fused image. The experimental results show that the method can obtain the ideal fusion image and more detail information.

Key words: infrared image; visual image; image fusion; NSCT (Non-Subsampled Contourlet Transform); particle swarm algorithm

0 引言

图像融合技术是通过提取和综合来自不同传感器的互补信息,以获得对目标或场景更为准确、全面和可靠的描述^[1]。红外传感器通过获得地面目标的红外辐射来记录目标自身的红外辐射信息,它依靠探测目标

与背景间的热辐射差异来识别目标,因而可以在干扰条件下正确识别和跟踪目标^[2]。但是红外传感器所获得的红外图像背景区域并不清晰,而可见光传感器可以获得目标所在背景的准确信息,因此,将红外与可见光图像有机融合可以取长补短,获取有效信息更丰富、融合效果更佳的融合图像^[3]。

由于红外图像与可见光图像差异大,常见的融合方法容易导致图像目标信息和背景纹理信息丢失。文献[4]基于小波变换的红外与可见光图像融合方法,保留了源图像的光谱性质,但图像的边缘细节信息、目标信息没有更好地表达且融合后图像有分块效应产生。文献[5]将 Contourlet 变换应用于红外与可见光

收稿日期:2017-10-20

修回日期:2017-12-01

基金项目:陕西省教育厅专项科研项目(16JK1326);西安市2015基础教育研究重大招标项目(2015ZB-ZY04);西安工程大学研究生创新基金(CX201709)

作者简介:冯颖(1991—),女,陕西富平人,硕士,研究方向为图像融合、智能优化。

图像的融合,利用了 Contourlet 变换的多尺度、多方向性和较强的轮廓信息表达能力,融合效果有所改善,但由于 Contourlet 变换不具备平移不变性,所以融合图像易失真且易产生伪吉布斯现象。图像非下采样 Contourlet 变换 (NSCT) 是一种真正的二维图像表示方法^[6-7],在具有小波变换时频局部化特性和多分辨率性质的基础上,还具有很好的方向性和各向异性,克服了 Contourlet 变换的局限性,且具有平移不变性,NSCT 使提取图像的边沿近似信息、轮廓信息和方向信息变得更为容易。因此,基于 NSCT 的图像融合方法,能够更好地提取源图像的细节特征和方向信息,使融合图像得到更丰富的信息。粒子群优化算法的本质是一种随机搜索算法,解决优化问题具有容易实现、精度高、求解快等优点,据此本文提出一种 NSCT 域的利用改进的粒子群优化算法搜索阈值的融合算法。

1 NSCT

基于轮廓波变换的 NSCT 是一种多尺度、多方向且具有平移不变性的图像分解方法,其采用一个双滤波器组结构^[7-8],将多尺度与多方向分解有效结合。首先利用非下采样塔形滤波器组 (Non subsampled Pyramid Filter Bank, NSPFB) 获得图像的多尺度分解,得到图像的低频子图像和低频子图像,通过对低频子图像进行迭代,再利用非下采样方向滤波器组 (Nonsubsampled Directional Filter Bank, NSDFB) 对各尺度图像进行方向分解^[9-11],从而可以得到不同尺度、不同方向的子带图像。NSCT 在分解和重构过程中不进行下采样,且可以消除吉布斯现象,使分解图像与源图像保持相同的尺寸^[12-15]。图 1 所示为 NSCT 的结构。

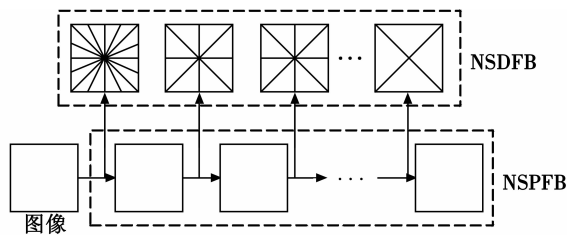


图 1 NSCT 的结构示意图

Fig. 1 NSCT construction

2 NSCT 域基于混合粒子群算法的图像融合

根据红外图像目标区域清晰,可见光图像场景信息丰富的特点,本文提出了如下适用于红外与可见光图像的融合方法。

2.1 基于 NSCT 的图像融合

2.1.1 融合计算方法

基于 NSCT 的图像融合具体步骤如下所述。

1) 分别对红外与可见光图像进行 k 级 NSCT 分解,得到图像分解后各自的 NSCT 系数: $\{H_{k,r}^A, L^A\}$ 和 $\{H_{k,r}^B, L^B\}$ 。其中, L 为低频子带系数, $H_{k,r}$ 为 k 尺度下 r 方向的高频子带系数。

2) 对各分解层上的不同频率分量,设计不同的融合算子和融合规则进行融合处理,得到融合图像 F 的 NSCT 系数 $\{H_{k,r}^F, L^F\}$ 。

3) 对融合处理后的低频子带系数和高频系数进行 NSCT 逆变换,得到融合后的图像 F 。

2.1.2 图像融合规则

图像经多尺度分解后,其低频子带为图像的近似分量,反映源图像的平均特性,包含源图像的轮廓特性、光谱信息和主能量特性;高频子带为图像的细节分量,反映源图像细节特性,包含源图像的边缘特性、纹理特性和区域边界特性^[12-16]。所以,源图像分解后的高、低频子带部分需要单独分开进行融合。

1) 低频系数融合规则。

低频部分是源图像的近似分量,集中图像的光谱特性和主能量特性,决定了图像的轮廓。人眼观察或机器识别都是基于图像的主能量信息的。为了使低频子图像的特点得到更好的利用,本文采用一种基于区域的改进的加权平均法对低频子带系数进行融合^[11],该方法具有较好的灰度对比度,对融合图像有较好的观察效果。

① 定义 1 设 $f(i, j)$ 为像素点 (i, j) 处的灰度值,则区域平均值为

$$E_k(i, j) = \frac{1}{M \times N} \sum_{m=1}^M \sum_{n=1}^N f_k(i+m, i+n) \quad (1)$$

式中: $M \times N$ 为以 (i, j) 为中心的局部邻域,本文取为 5×5 ; k 为 A 或 B 。

② 确定融合算子。

$$L^F(i, j) = L^A(i, j) + L^B(i, j) - \frac{E_A + E_B}{2} \quad (2)$$

2) 高频系数融合规则。

高层信息反映的是图像的细节信息,对高频子图像的最高层采用区域标准差选大法进行融合。低层反映的是较粗的信息^[16],为更有效地表达边缘线条信息,使像素邻域之间的相关性得到更好的保留,则根据源图像的差异大小采用不同的融合规则。如果源图像差异较大,采用基于区域平均梯度选大的融合规则;反之,选用以区域平均梯度为度量标准结合自适应调整因子进行区域自适应融合。

定义 2 设 p_i 和 q_i 分别为两幅图像对应区域的灰度值概率,则两区域的交叉熵为

$$C(A, B) = \sum_{i=1}^n p_i \ln(p_i/q_i) \quad (3)$$

区域交叉熵是对图像对应区域像素差异的直观反映,其

值越小,说明两幅图像差异越小,信息量相关度越高。

定义3 区域平均梯度定义为

$$G_{k,r}(i,j) = \frac{1}{(M-1)(N-1)} \sum_{i=1}^{M-1} \sum_{j=1}^{N-1} \{ [(H(i+1,j) - H(i,j))^2 + (H(i,j+1) - H(i,j))^2] / 2 \}^{1/2} \quad (4)$$

区域平均梯度反映了图像中的微小细节反差与纹理变化特征,同时也反映了图像的清晰度。平均梯度越大,图像层次越多,表示图像越清晰^[17]。

定义4 图像的区域标准差为

$$\sigma_{k,r}(i,j) = \left\{ \frac{1}{m \times n} \sum_{m=1}^M \sum_{n=1}^N [H_{k,r}(i+m,i+n) - \bar{H}_{k,r}(i+m,i+n)]^2 \right\}^{1/2} \quad (5)$$

式中, $\sigma_{k,r}(i,j)$, $\bar{H}_{k,r}(i+m,i+n)$ 分别表示第 k 层高频子图像以 (i,j) 为中心像素的区域的方差与均值(区域大小为 5×5)。

① 最大尺度高频系数融合规则为

$$\begin{cases} H_{k,r}^F(i,j) = H_{k,r}^A(i,j) & \sigma_{k,r}^A(i,j) \geq \sigma_{k,r}^B(i,j) \\ H_{k,r}^F(i,j) = H_{k,r}^B(i,j) & \sigma_{k,r}^A(i,j) < \sigma_{k,r}^B(i,j) \end{cases} \quad (6)$$

即最高尺度的高频系数采用标准差选大的融合规则。

② 其他高频系数融合规则。

设定阈值 T , 设融合后的高频子图像为 $H_{k,r}^F(i,j)$, 如果交叉熵 $C(A,B) > T$, 则

$$\begin{cases} H_{k,r}^F(i,j) = H_{k,r}^A(i,j) & G_{k,r}^A(i,j) \geq G_{k,r}^B(i,j) \\ H_{k,r}^F(i,j) = H_{k,r}^B(i,j) & G_{k,r}^A(i,j) < G_{k,r}^B(i,j) \end{cases} \quad (7)$$

即如果两幅图像在该区域上差异较大,则采用基于区域平均梯度选择的融合规则。

如果交叉熵 $C(A,B) \leq T$, 则

$$\begin{cases} H_{k,r}^F(i,j) = w_1 H_{k,r}^A(i,j) + w_2 H_{k,r}^B(i,j) & G_{k,r}^A(i,j) \geq G_{k,r}^B(i,j) \\ H_{k,r}^F(i,j) = w_2 H_{k,r}^A(i,j) + w_1 H_{k,r}^B(i,j) & G_{k,r}^A(i,j) < G_{k,r}^B(i,j) \end{cases} \quad (8)$$

式中, w_1, w_2 为自适应调整因子,即

$$w_1 = \frac{1}{2} + \frac{1-C}{2(1-T)} \quad (9)$$

$$w_2 = \frac{1}{2} - \frac{1-C}{2(1-T)} \quad (10)$$

即如果两幅图像在该区域上的差异较小,则选用以区域平均梯度为度量标准结合自适应调整因子进行区域自适应融合。

交叉熵阈值 T 一般在 $0 \sim 0.5$ 之间选取,其最优值取决于待融合图像,为了使融合图像质量更佳,本文提出采用混合粒子群算法对交叉熵阈值进行最优化。

2.2 混合粒子群优化算法确定交叉熵阈值

粒子群优化算法(Particle Swarm Optimization, PSO)是一种通过模拟鸟群捕食的智能优化技术。本文采用一种改进的粒子群优化算法,其中加入了遗传算法的自然选择原理,该算法的核心思想是借鉴自然选择的机

理,在每次搜索过程中,根据粒子群适应值将粒子群排序,用群体中最好的一半粒子替换最差的一半粒子,始终保持个体极值和全局极值不变^[18-19]。与基本粒子群算法相比,该算法有较高的收敛速度、较高的精度和运算速度。通过自然选择粒子群优化算法确定交叉熵阈值,其核心是确定适应度函数。根据红外图像和可见光图像的特点,选取将融合后图像的信息熵作为优化目标函数,可得到更多、更丰富的细节信息。信息熵定义为

$$E = - \sum_{i=0}^{L-1} p(i) \lg p(i) \quad (11)$$

式中: L 为灰度级总数; $p(i)$ 为某灰度值 i 在图像中出现的概率。当阈值 T 为 ∂ 时,在此阈值下融合,融合后的图像为 F_∂ , 即

$$f_{\text{fitness}}(\partial) = E(F_\partial) \quad (12)$$

具体算法步骤如下所述。

1) 对应于阈值 T 初始化粒子群,粒子种群的搜索空间为 $[0, 0.5]$, 粒子个数为 N , 随机生成每个个体 x_i 的初始位置 X_i 和初始速度 V_i 。

2) 计算每个粒子的适应度,并对其进行评价,将粒子的位置和适应值存储在粒子的个体极值 p_{best} 中,将所有 p_{best} 中最优适应值的个体位置和适应值保存在全局极值 g_{best} 中。

3) 对整个粒子群的位置和速度进行更新

$$x_{i,j}(t+1) = x_{i,j}(t) + v_{i,j}(t+1) \quad j=1,2,\dots,d \quad (13)$$

$$v_{i,j}(t+1) = w \cdot v_{i,j}(t) + c_1 r_1 [p_{i,j} - x_{i,j}(t)] + c_2 r_2 [p_{g,j} - x_{i,j}(t)] \quad (14)$$

式中: w 为惯性权重; c_1 和 c_2 为加速常数; r_1 和 r_2 为 $[0, 1]$ 范围内的均匀随机数。

4) 比较每个粒子的适应值和粒子的最佳位置,如果大小接近,则将当前值作为粒子的最佳位置。比较全部 p_{best} 和 g_{best} , 对 g_{best} 进行更新。

5) 将整个粒子群根据适应度值大小进行排序,在种群中分出最好的一半粒子和最差的一半粒子,将最差的一半粒子的位置和速度用最好的一半粒子进行替换,始终保持 p_{best} 和 g_{best} 不变。

6) 当算法满足终止条件,则停止搜索并输出结果,反之返回3)继续迭代。

3 实验结果及分析

对本文提出的图像融合算法,首先使用 Matlab 编程对红外图像与可见光图像进行了融合实验验证,其次将该算法与目前图像融合处理中常用的小波方法(方法1)、简单的 NSCT 变换方法^[1](方法2)和基于 NSCT-PCNN 的融合方法^[2](方法3)进行比较。在方法1和方法2中,采用的融合规则是:低频子带系数采

用简单的加权平均法进行融合;高频子图像采用系数绝对值选大法融合^[20];在方法 3 中,低频子图像采用基于边缘选择的方法进行融合,高频采用一种改进的基于 PCNN 的融合方法。本文方法、方法 2 和方法 3 中,尺度分解滤波器均采用“maxflat”滤波器,方向分解滤波器均采用“dmaxflat”滤波器,均分解为 3 个尺度。相关参数设置为:粒子种群数量 $N=40$,加速常数 $c_1=2$, $c_2=2$,惯性权重 $w=0.8$,最大迭代次数为 100。

红外图像、可见光图像及各种图像融合算法的融合结果如图 2 所示。

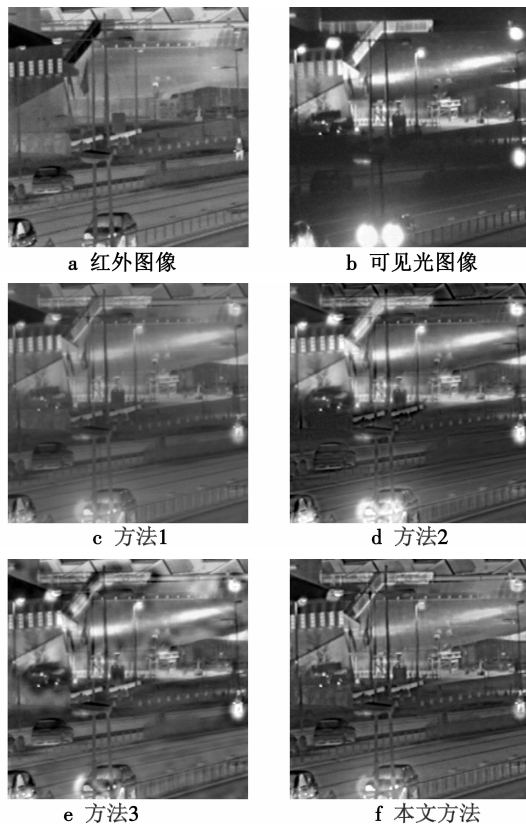


图 2 图像的融合结果

Fig. 2 Image fusion results

从视觉效果看,每一幅融合图像基于不同的融合方法和融合规则,其融合效果有不同程度的改善。可以看出,采用方法 3、本文方法的融合图像明显比采用方法 1、方法 2 的融合图像亮度效果更佳,边缘信息更准确。同时可以看出,虽然采用方法 3 的融合图像信息更丰富,但出现了虚影现象。因此,本文方法使红外图像的目标信息得到了有效的丰富,可见光图像的细节特征得到了更清晰的表达。

为了更加客观地对融合结果进行评价,本文采用标准差、熵、平均梯度、均方根综合交叉熵、相关系数、互信息、光谱扭曲度等评价指标对上述 4 种方法融合图像进行评价。均方根综合交叉熵定义为

$$\bar{D}_a = \sqrt{\frac{D_1^2 + D_2^2}{2}} \quad (15)$$

式中, D_1, D_2 分别为两幅源图像与融合后图像的交叉熵。互信息的大小用来说明源图像与融合后图像所共有的信息量。光谱扭曲度表示融合后图像与源图像的光谱偏差量、图像失真量。标准差、熵、平均梯度、相关系数、互信息值越大,说明图像融合效果越好;均方根综合交叉熵值、光谱扭曲度越小,说明图像融合效果越佳。比较结果如表 1 所示。从表 1 可以看出,本文方法和方法 1、方法 2 相比,可以获得较大的信息熵、标准差、平均梯度、相关系数(融合图像和红外图像)、互信息(融合图像与红外、可见光图像互信息之和),获得较小的均方根综合交叉熵、光谱扭曲度;虽然方法 3 可以获得最高的熵、标准差、平均梯度,但相关系数是最小的,均方根综合交叉熵、光谱扭曲度是最大的;本文方法能够获得较高的信息熵、标准差、平均梯度,最高的互信息、相关系数和最小的均方根综合交叉熵、光谱扭曲度。这也表明,本文方法的融合结果具有较丰富的信息、较高的清晰度和对比度。综合看来,本文方法和其他 3 种方法相比,融合效果更佳且获取信息更丰富。

表 1 图像融合质量评价指标

Table 1 Quality evaluation indexes of image fusion

| | 标准差 | 熵 | 平均梯度 | 互信息 | 扭曲度 | 相关系数 | 均方根综合交叉熵 | 运算时间/s |
|-------|---------|--------|---------|--------|---------|--------|----------|--------|
| 红外图像 | 35.4025 | 6.6204 | 8.5327 | | | | | |
| 可见光图像 | 48.5349 | 6.8652 | 15.7458 | | | | | |
| 本文方法 | 35.6629 | 6.9427 | 11.0609 | 3.6599 | 23.5433 | 0.7910 | 0.3145 | 202 |
| 方法 1 | 35.5151 | 6.9223 | 10.1012 | 3.0828 | 25.3210 | 0.7102 | 0.3614 | 10 |
| 方法 2 | 33.6019 | 6.9236 | 10.3861 | 3.4321 | 24.5482 | 0.7321 | 0.3536 | 86 |
| 方法 3 | 40.2824 | 7.0422 | 15.3473 | 3.6277 | 27.5374 | 0.6700 | 0.3714 | 241 |

从表 1 也可以看出,由于 NSCT 算法复杂度较高,本文方法在使图像的融合效果显著提高的同时,不可避免地增加了运算时间,但和方法 3 相比,有效提高了图像融合的实时性。

4 结束语

根据 NSCT 的特点和粒子群优化算法的优点,提出一种基于 NSCT 和混合粒子群算法的红外与可见光图像

融合方法。此方法在低频子图像采用一种基于区域改进的加权平均法,高频子图像的最高层采用区域标准差选大法进行图像融合,其他层通过计算区域交叉熵和改进的粒子群优化算法进行融合。该方法大大丰富了源图像的目标信息与场景纹理信息,有效改善了红外图像与可见光图像的融合效果。结果表明,本文方法具有一定的有效性和实用性。

参考文献

- [1] 张雄美,李俊山,易昭湘,等.非抽样轮廓波变换域图像融合方法研究[J].电光与控制,2008,15(7):16-19.
- [2] 李美丽,李言俊,王红梅,等.基于 NSCT 和 PCNN 的红外与可见光图像融合方法[J].光电工程,2010,37(6):90-95.
- [3] 陈木生,蔡植善.基于 NSCT 的红外与可见光图像融合方法研究[J].激光与光电子学进展,2015,52(6):114-119.
- [4] ZHANG B, XU T F, HUANG G H, et al. Fusion of infrared and visible images based on wavelet frame[J]. Optical Technique, 2007, 33(3):334-336.
- [5] CAI W, LI M, LI X Y. Infrared and visible image fusion scheme based on Contourlet transform[C]//The 15th International Conference on Image and Graphics, IEEE Computer Society, 2009:516-520.
- [6] 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.
- [7] 时丕丽,郭雷,李晖晖.基于 NSCT 的 SAR 与可见光图像融合方法[J].计算机应用研究,2013,30(5):1568-1570.
- [8] 靳珍怡,王远军.基于非下采样轮廓波变换的多模态医学图像融合[J].中国医学物理学杂志,2016,33(5):445-450.
- [9] 鲍程辉,朱康,贺新光.基于非下采样 Contourlet 系数局部特征的遥感图像融合方法[J].计算机科学,2014,41(3):310-313.
- [10] LIU H X, ZHU T H, ZHAO J J. Infrared and visual image fusion based on region of interest detection and non-subsampling Contourlet transform[J]. Journal of Shanghai Jiaotong University: Science, 2013, 18(5):526-534.
- [11] GE W, JI P, ZHAO T. Infrared image and visual image fusion algorithm based on NSCT and improved weight average[C]//The 6th International Conference on Intelligent Systems Design and Engineering Applications, IEEE, 2016:456-459.
- [12] 王跃华,陶忠祥.基于 NSCT 的红外与可见光图像融合算法[J].四川兵工学报,2012,33(7):117-119.
- [13] 王跃华,陶忠祥.一种基于 NSCT 变换的红外与可见光图像融合算法[J].光学与光电技术,2012,10(4):81-84.
- [14] 王宪,张方生,慕鑫,等.基于多目标粒子群算法的多传感器图像融合[J].光电工程,2012,39(6):102-110.
- [15] 时丕丽,郭雷,李晖晖,等.基于 NSCT 和遗传算法的 SAR 图像和多光谱图像融合[J].西北工业大学学报,2012,30(2):274-278.
- [16] 傅志中,王雪,李晓峰,等.基于视觉显著性和 NSCT 的红外与可见光图像融合[J].电子科技大学学报,2017,46(2):357-362.
- [17] 曾立庆,蒋年德.基于邻域内相关系数与平均梯度的图像融合方法[J].计算机工程与设计,2010,31(7):1533-1535.
- [18] 徐俊俊,黄永红,王琪,等.基于自然选择粒子群算法的含 DG 接入的配电网无功优化[J].电测与仪表,2014,51(10):33-38.
- [19] 温正.精通 MATLAB 智能算法[M].北京:清华大学出版社,2015.
- [20] 欧阳宁,郑雪英,袁华.基于 NSCT 和稀疏表示的多聚焦图像融合[J].计算机工程与设计,2017,38(1):177-182.
- (上接第 13 页)
- [6] 张天伟,陈航,马存宝,等.小尺度阵列稳健的波束形成方法仿真研究[J].计算机仿真,2013,30(10):233-236.
- [7] 赵雅靓,张连堂,刘先省.圆形阵列与线形阵列方向图的比较与分析[J].河南大学学报:自然科学版,2005,35(2):72-75.
- [8] 杨伏洲,王海燕,申晓红,等.基于时间反转的非均匀线列阵超指向性阵元分布模型[J].上海交通大学学报,2013,47(12):1907-1910.
- [9] 张天伟,陈航,马存宝.线列传声器方向性研究[J].传感技术学报,2008,21(12):2026-2030.
- [10] 张天伟,陈航.圆形基阵指向性的仿真研究[J].计算机仿真,2008,25(12):167-170.