

基于 NSCT-Gabor 特征和脉冲耦合神经网络的 SAR 图像分割

吴俊政, 严卫东, 倪维平, 边辉, 张晗

(西北核技术研究所, 西安 710024)

摘要: 针对 SAR 图像目标的精确分割问题, 利用非下采样轮廓波变换(NSCT)和 Gabor 滤波器分别提取图像特征, 然后采用脉冲耦合神经网络(PCNN)对目标区域进行增强, 提出了一种分割算法。分别对图像进行 NSCT 分解和 Gabor 滤波, 对 NSCT 域的高、低频子带系数构造一个特征图, 对 Gabor 滤波的不同尺度构造对应的特征图, 对所获取的各个特征图用 PCNN 进行目标增强, 最后对增强的特征图进行合理合并与分割。利用 MSTAR SAR 数据库中各种干扰强度下的图像进行了实验, 结果表明, 相比于模糊 C 均值、马尔可夫随机场等常见的分割算法, 所提出的算法分割结果更为准确, 同时受噪声干扰更小。

关键词: SAR 图像; 图像分割; 非下采样 Contourlet 变换; Gabor 滤波器; 特征图; MSTAR 图像

中图分类号: TP391 **文献标志码:** A **文章编号:** 1671-637X(2015)04-0095-05

A Segmentation Algorithm for SAR Images Based on NSCT-Gabor Characteristics and PCNN

WU Jun-zheng, YAN Wei-dong, NI Wei-ping, BIAN Hui, ZHANG Han

(Northwest Institute of Nuclear Technology, Xi'an 710024, China)

Abstract: A segmentation algorithm was proposed by using Nonsubsampled Contourlet Transform (NSCT) and Gabor filter to extract characteristics of images respectively and using Pulse Coupled Neural Networks (PCNN) to enhance the target areas. Characteristic figures were constructed for the high and low frequencies of NSCT and corresponding characteristic figures were also constructed for the Gabor filters. All the characteristic figures were enhanced by PCNN. Then, the enhanced figures were integrated and segmented reasonably. Images in MSTAR SAR data library under different jamming intensities were selected for experiment. The results indicated that: Compared with the common algorithms such as FCM and the algorithm based on Markov random field, the proposed algorithm can realize more accurate segmentation for SAR images and has strong immunity from interferences.

Key words: SAR image; image segmentation; Nonsubsampled Contourlet Transform(NSCT); Gabor filter; characteristic figure; MSTAR image

0 引言

合成孔径雷达(Synthetic Aperture Radar, SAR)利用微波遥感技术,能够全天时、全天候工作,且具有多极化、视角可变、具备一定穿透能力等特点,有广阔的研究和应用前景,目前,SAR技术已经应用于军事侦察、地质普查、灾情预报等领域^[1]。在大多数 SAR 图像的应用中,需要将感兴趣目标与背景分离开,即需要进行 SAR 图像的分割处理,该步骤对 SAR 图像的后处

理和理解极为重要。由于 SAR 特殊的成像机理和斑点噪声的存在,使得 SAR 图像的分割与光学图像相比要困难很多,因此 SAR 图像目标的精确分割是 SAR 应用研究的难点问题之一^[2]。目前,SAR 图像分割已经有上千种不同类型的方法被提出,这些方法大致分为以下几类:阈值分割法、聚类分割法、统计学分割方法等。以统计学分割方法为例,最常用的是基于马尔可夫随机场(Markov Random Field, MRF)分割方法^[3],它将图像视为二维随机过程,通过邻域的概念将局部范围内的像素联系起来,能够较好描述相邻像素之间的关系,在一定程度上减弱相干斑噪声的影响,但该方法需要多次迭代,且受初始分割结果的影响;阈值分割法

收稿日期:2014-01-20

修回日期:2014-06-04

作者简介:吴俊政(1985—),男,广西崇左人,硕士,研究方向为遥感数据处理与信息提取、目标识别。

通常仅仅基于单个像素点提供的灰度信息对其进行分割,一般难以得到满意的效果;聚类分割法中较为典型的是模糊 C 均值(Fuzzy C-Means, FCM)聚类,通常需要预先设置类别和设定初始值,且对噪声较为敏感。

为克服小波变换在高维信号处理中方向信息有限的缺点,多种多尺度几何分析工具应运而生,轮廓波(Contourlet)^[4]就是其中之一。非下采样 Contourlet 变换(Nonsampled Contourlet Transform, NSCT)是 Contourlet 变换的改进^[5],解决了 Contourlet 变换因下采样而不满足平移不变性和频谱泄露及频谱混叠等缺陷,在图像表示上能更好地表现图像的细节特征^[6];Gabor 滤波器模型是一种接近生物视觉感受域模型,符合人类视觉感知系统的特性,它能达到空域和频域的局部最优化,充分描述图像的纹理信息,因此,被广泛应用于图像分割与识别、边缘提取等领域^[7];脉冲耦合神经网络(Pulse Coupled Neural Networks, PCNN)是模拟猫的视觉皮层细胞对信号的处理机制而产生的一类新型神经网络,具有独特的结构和处理信息的方法,在图像分割和融合等领域具有显著优势^[8],已成为近年来的研究热点。

本文利用 NSCT 良好的图像细节表达特征能力及 Gabor 滤波器在空域和频域的良好局部性能,分别对图像构造特征图,然后用 PCNN 对特征图进行目标增强与背景抑制,最后进行合理合并与分割,得到了一种有效的 SAR 图像的分割算法。实验结果表明,新算法对 SAR 图像的分割效果改善明显。

1 NSCT 与 Gabor 滤波

1.1 非下采样 Contourlet 变换

NSCT 为保留 Contourlet 的频率分割结构,同时实现平移不变性,将 Contourlet 变换中对图像下采样的步骤去掉,构造相应的分级和各种方向滤波器。图 1 为 NSCT 的总体结构图,它由两个具有移不变性的部分组成,即非下采样塔式分解(Nonsampled Pyramid, NSP)和非下采样方向滤波器组(Nonsampled Directional Filter Bank, NSDFB)。

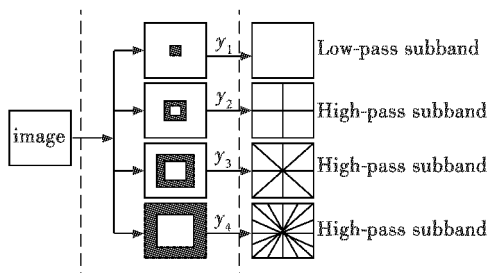


图 1 NSCT 实现示意图

Fig. 1 Sketch map of NSCT

非下采样塔式分解结构是通过多级迭代的方式实现的。首先提供满足下列完全重建条件的一组基本的低通、高通滤波器组,即

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

式中: $H_0(z)$ 为低通分解滤波器; $H_1(z)$ 为高通分解滤波器; $G_0(z)$ 为低通重建滤波器; $G_1(z)$ 为高通重建滤波器。非下采样塔式滤波器结构如图 2 所示。

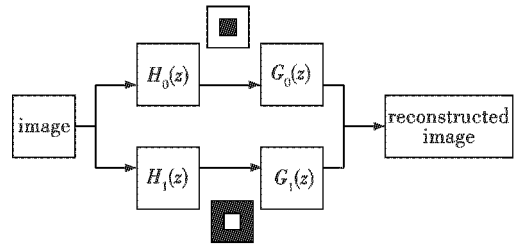


图 2 非下采样塔式滤波器示意图

Fig. 2 Sketch of nonsampled pyramid filter

通过这组滤波器,图像被分为 1 个二维低频子带和 1 个二维高频子带。要实现多级结构,只需要对低频子带继续迭代滤波即可。

Contourlet 中的方向滤波器组通过下采样和图像扭转的方法构造风扇滤波器、象限滤波器及平行滤波器核心部分,之后通过上述滤波器的组合和对图像的扭转操作来构成多级方向滤波器组。NSCT 在基本风扇滤波器组或象限滤波器组的基础上,通过对滤波器的操作来得到需要的象限滤波器、平行滤波器组,避免了对图像的采样操作。风扇滤波器组和象限滤波器组可通过调制 π 相互转换。1)象限滤波器组,采用公式 $Q = \begin{bmatrix} 1 & 1 \\ 1 & -1 \end{bmatrix}$ 来下采样,即将风扇滤波器组旋转 45° ,如图 3a 所示;2)平行滤波器组,对风扇滤波器组分别用式(2)中的 4 种 R 进行下采样,即将风扇滤波器组分别向 4 个方向拉长 2 倍,如图 3b 所示。

$$R_0 = \begin{bmatrix} 1 & 1 \\ 0 & 1 \end{bmatrix}, R_1 = \begin{bmatrix} 1 & -1 \\ 0 & 1 \end{bmatrix}, R_2 = \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 1 & 1 \end{bmatrix}, R_3 = \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ -1 & 1 \end{bmatrix} \quad (2)$$

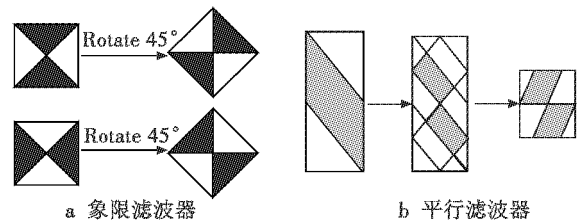


图 3 象限滤波器和平行滤波器示意图

Fig. 3 Sketch of quadrant filter and parallel filter

1.2 Gabor 滤波

Gabor 函数通过调整滤波器的空间与频率参数,可

以最大限度获得空域和频域的联合分辨率,使其在频域上不重叠并且覆盖全部区域,将滤波图像在频率和方向上调谐到一个个窄的区域进行分析,实现多通道滤波的目的。

二维的 Gabor 函数 $g(x,y)$ 是经过复数正弦函数调制的高斯函数,可表示为^[9]

$$g(x,y) = \frac{1}{2\pi\sigma_x\sigma_y} \exp\left[-\frac{1}{2}\left(\frac{x^2}{\sigma_x^2} + \frac{y^2}{\sigma_y^2}\right) + 2\pi j\omega x\right] \quad (3)$$

式中: σ_x, σ_y 为 Gabor 小波基函数沿 x 轴和 y 轴方向的方差; $j = \sqrt{-1}$; ω 为高斯函数的复调制频率。

以 $g(x,y)$ 为母小波,通过对 $g(x,y)$ 进行适当尺度和旋转变换,可获得一组自相似滤波器(Gabor 滤波器),即

$$g_{mn}(x,y) = a^{-m}g(x',y') \quad a > 1 \quad m, n \in \mathbf{Z} \quad (4)$$

式中: $(x',y') = a^{-m}(x\cos\theta + y\sin\theta, -x\sin\theta + y\cos\theta)$, $\theta = n\pi/K, m = 0, \dots, S-1, n = 0, \dots, K-1, S$ 和 K 分别为尺度数和方向数,通过改变 S 和 K 的值,可得到一组方向和尺度都不同的滤波器。

对 $g_{mn}(x,y)$ 的坐标离散化得到相应的滤波模板 $g_{mn}(s,t)$,其中, s 为区间 $[-3a^m\sigma_x, 3a^m\sigma_x]$ 内的整数, t 为区间 $[-3a^m\sigma_y, 3a^m\sigma_y]$ 内的整数,对图像 $I(x,y)$ 在尺度 m ,方向 $\theta = n\pi/K$ 上的 Gabor 滤波定义为

$$I_{g_{mn}}(x,y) = \sum_s \sum_t I(x-s, y-t)g_{mn}(s,t) \quad (5)$$

2 脉冲耦合神经网络

构成 PCNN 的神经元是一个综合的动态非线性系统,它的模型如图 4 所示^[10]。接收域接收到输入后,将其通过两条通道传输。 F 通道的脉冲响应函数随时间变化比 L 通道慢。 $W_{ij}, W_{kj}, M_{ij}, M_{kj}$ 表示突触连接权, $\alpha_{ij}^L, \alpha_{ij}^F, \alpha_{kj}^L, \alpha_{kj}^F$ 为时间常数, I_j, J_j 为输入常量, β_j 为连接强度。由于 F_j 信号的变化比信号 L_j 慢, U_j 就近似为快速变化的信号叠加在近似常量的信号上。脉冲产生部分由阈值可变的比较器与脉冲产生器组成。当脉冲产生器打开时,其发放脉冲的频率是恒定的。当神经元输出一个脉冲,神经元的阈值就通过反馈迅速得到提高。当神经元的阈值 θ_j 超过 U_j 时,脉冲产生器就关掉。接着,阈值开始指数下降,当阈值低于 U_j 时,脉冲产生器被打开,即处于激活状态,输出一个脉冲或脉冲序列,一次脉冲输出也称为一次“点火”。图像处理中的 PCNN 模型可以简化 F 通道,使其输入等于像素点强度, L 通道的输入等于周围神经元点火次数之和。每个神经元与像素或者变换系数一一对应,在指定迭代步骤内各神经元输出的脉冲次数 $G_{ij}(n)$ 称为点火图,它与输入图像尺寸相同。其离散数学模型为

$$F_{ij}(n) = I_{ij} \quad (6)$$

$$L_{ij}(n) = \exp(\alpha_L)L_{ij}(n-1) + V_L \sum_{m,n} W_{ij,mn} Y_{mn}(n-1) \quad (7)$$

$$U_{ij}(n) = F_{ij}(n) \times (1 + \beta L_{ij}(n)) \quad (8)$$

$$\theta_{ij}(n) = \exp(-\alpha_\theta)\theta_{ij}(n-1) + V_\theta Y_{ij}(n-1) \quad (9)$$

$$Y_{ij}(n) = \begin{cases} 1 & U_{ij}(n) > \theta_{ij}(n) \\ 0 & \text{else} \end{cases} \quad (10)$$

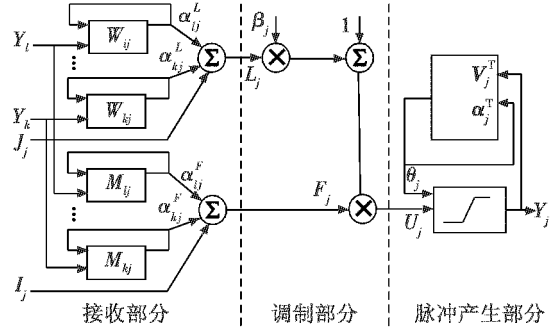


图4 PCNN 单个神经元模型

Fig. 4 Model of PCNN nerve cell

由 PCNN 的数学模型可看到其具有捕获特性,即某神经元点火会造成与该神经元亮度相近的邻近神经元点火,这是一种信息传递与耦合的过程。神经元 j_1 点火后,将自身信息通过与邻近神经元 j_2 的链接通道传递到 j_2 ,致使 j_2 点火时刻比自然时刻提前,如果 j_2 的外部刺激与 j_1 非常接近,便会立即点火,将获取到的 j_1 的信息充分接收;如果 j_2 的特性与 j_1 相差较远,则不能立刻点火,获取到的 j_1 的信息只能部分接收。据此可知,空间位置上相近且灰度特性相近的点在确定迭代次数内的点火次数接近,相似神经元可同时发出脉冲,弥补了其他处理技术中区域不连贯的缺点,因此可用于对特征图进行目标增强和背景抑制。

3 算法实现

3.1 NSCT 与 Gabor 特征图构造

SAR 图像经过 NSCT 分解后,低频子带是原始图像的近似表达,主要体现的是目标的位置、粗略轮廓等信息,而高频子带则体现图像在不同方向上的边缘奇异的细节信息。因此,构造图像的 NSCT 特征图如下所述。

假设图像 I 经过 d 层 NSCT 分解得到的子带为 C_1, C_2^i, \dots, C_d^i ,其中, C_1 为唯一的低频子带, C_m^i 是第 m 尺度下的子带,其中, $i_m = 1, 2, \dots, n_m, n_m$ 是第 m 层分解的方向数。对于像素 $I(i,j)$,低频子带 $C_1(i,j)$ 体现的是对 $I(i,j)$ 的近似,各个高频子带则反映目标在某个带通频率下的轮廓、边缘等信息,综合考虑高、低频子

带的不同信息,构造 NSCT 特征图为

$$E_{\text{NSCT}}(i,j) = \omega_1 C_1(i,j) + \omega_2 \sum_{m=2}^d \sum_{n=1}^{n_m} |C_m^{i_n}(i,j)| \quad (11)$$

式中: $C_1, C_m^{i_n}$ 均拉伸至 $[0,1]$ 区间; ω_1, ω_2 为低、高频系数权重, $\omega_1 + \omega_2 = 1$ 。

Gabor 滤波器将图像在频率和方向上调谐到一个窄的区域进行分析,常用于提取图像特征。假设图像经过尺度为 S , 方向数为 K 的 $S * K$ 个 Gabor 滤波器卷积后得到滤波后图像 $I_{mn}(x,y)$, $m=0, \dots, S-1, n=0, \dots, K-1$, 构造不同尺度的 Gabor 特征图为

$$G_m(i,j) = \sum_{n=0}^{K-1} I_{mn}(i,j) \quad (12)$$

式中, I_{mn} 均拉伸至 $[0,1]$ 区间。

3.2 算法流程

对 3.1 节中得到的 NSCT 和 Gabor 特征图采用 PCNN 进行增强, 由于增强后的特征图在目标区域的亮度值要大于背景, 采用相乘的方法进行合并可以进一步增强特征图, 即增大目标和背景区域的区别。本文提出的算法流程如图 5 所示, 步骤如下:

1) 用 NSCT 对 SAR 图像进行分解, 记得到的低、高频子带为 $C_1, C_2^{i_2}, \dots, C_d^{i_d}$, 根据式 (11) 构造 NSCT 特征图 $E_{\text{NSCT}}(i,j)$;

2) 用多通道 Gabor 滤波器对 SAR 图像进行滤波, 根据式 (12) 构造各个尺度下的 Gabor 特征图 $G_m(i,j)$;

3) 用 PCNN 对 $E_{\text{NSCT}}(i,j)$ 和 $G_m(i,j)$ 进行增强, 得到对应的点火图 $F_{E_{\text{NSCT}}}(i,j)$ 和 $F_{G_m}(i,j)$;

4) 将特征图进行合并, 得到总的特征图 $F(i,j) = F_{E_{\text{NSCT}}}(i,j) \cdot \prod_{m=0}^{S-1} F_{G_m}(i,j)$;

5) 采用阈值分割法中常见的 OTSU 分割算法对总特征图 $F(i,j)$ 进行分割得到最终结果 BW。

上述算法流程的各个中间仿真结果如图 6 所示。

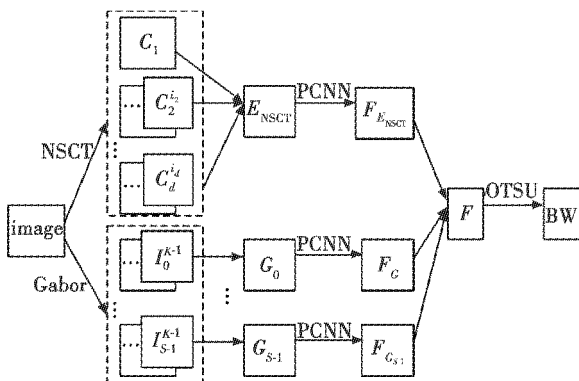


图 5 算法流程图

Fig. 5 Flow chart of the proposed algorithm

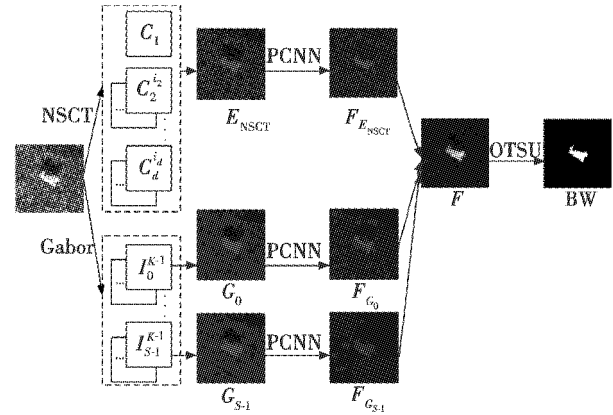


图 6 流程仿真图

Fig. 6 Sketch map of the simulation

4 实验结果与分析

采用美国 MSTAR SAR 数据库中不同噪声干扰强度的图像进行了实验, 并与基于 FCM 的分割算法、统计学分割方法中基于马尔可夫随机场的分割算法进行了对比, 实验中 NSCT 分解尺度为 3, 每个尺度的方向数均为 8, 同样, Gabor 滤波的尺度为 3, 每个尺度方向数为 8, 将图像分割为目标和背景两大类。图 7a ~ 7e 是不同型号目标、不同噪声干扰强度的原始 MSTAR 图像, 其中图 7a 和图 7b 受噪声干扰强度较小, 图 7c 和图 7d 受噪声干扰强度较强, 图 7e 受噪声干扰严重。图 7a' ~ 7e' 是 FCM 算法对各图像的分割结果。该算法采用全局阈值确定方式, 难以反映局部信息, 在分割时仅仅利用单个像素的灰度信息, 分割结果准确度差, 将较多的背景点分割为目标, 图像各个位置均存在分割为目标点 (白色), 即使在噪声干扰强度不大的情况下, 效果也不理想, 如图 7a' 虽能将目标分割出来, 轮廓较为准确, 但将过多的背景误分割为目标点, 在噪声干扰强度更大的情况下, 误分割点占的比例更大; 图 7a'' ~ 7e'' 是 MRF 算法对各图像的分割结果, 初始分割采用直接设定阈值的方法。该算法虽然在各种噪声干扰强度下都能够将目标形状大致分割出来, 但受初始分割的影响以及 MRF 的平滑作用, 在背景区域出现了较多的目标干扰, 且这些误分割点连成区域, 在后续的处理中往往不易剔除, 分割结果准确度差, 例如, 图 7b'' 和图 7e'' 中, 部分误分割区域与真实目标区域相连通, 导致目标轮廓分割不准确, 在后续处理中难以得到真实的目标形状; 图 7a''' ~ 7e''' 是本文中提出算法的分割结果, 目标轮廓、位置等信息与原图像较为吻合, 且该算法受斑点噪声干扰程度小, 误分割像素数目少, 对图 7a 的分割较为准确, 目标形状、面积等信息均和目视解译较为吻合, 对图 7b 的分割结果也仅仅出现少量误分割点。而对噪声

干扰强度较强的图 7c 和图 7d, 分割结果也比较准确, 目标的轮廓能够准确分割出, 仅仅出现较少的误分割区域。对图 7e, 能较准确地分割出目标轮廓和位置, 在背景区域有一些误分割区域, 而 FCM 算法和 MRF 分割算法的误分割区域均较多。

选取分割误差概率 (Probability of Error, PE) 对各算法进行定量评价^[11], 采用人工分割结果作为参考图像, 如表 1 所示。从表中可以看到, 在各个噪声干扰强度下, 本文算法的 PE 明显均为最小, 即在分割精确度上要优于其他两种算法。

表 1 分割误差概率
Table 1 Probability of error

算法	图 7a	图 7b	图 7c	图 7d	图 7e
FCM	12.36	8.74	13.61	13.37	17.63
MRF	14.11	16.68	23.22	26.92	31.45
本文算法	0.67	1.02	1.47	1.21	4.30

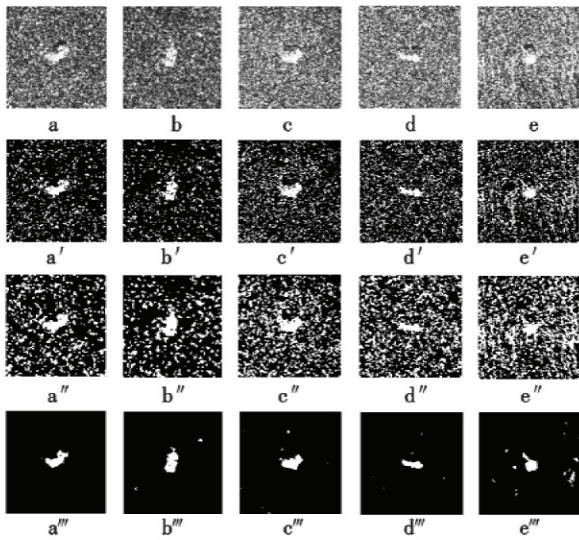


图 7 MSTAR 图像不同算法分割结果比较

Fig. 7 Segmentation for MSTAR images by different algorithms

5 结束语

本文提出了一种基于 NSCT-Gabor 特征和 PCNN 的 SAR 图像自动分割算法, 利用 NSCT 优良的图像细节表达能力以及 Gabor 滤波器良好的空域和频域性能对 SAR 图像进行分解, 构造图像特征图, 再采用脉冲耦合神经网络对特征图进行增强, 最后用 OTSU 算法进行分割。对 MSTAR 数据集上的不同噪声干扰强度的图像进行了实验, 并与 FCM 算法、基于 MRF 的分割算法进行了对比分析, 从目视效果看, 本文提出的算法对目标的分割位置、形状都准确, 且受噪声干扰小, 分割误差概率的对比表明本文算法比其他两种算法具有更高的分割精度, 是一种更具优势的分割算法。

参考文献

- [1] 张新征, 黄培康. 基于贝叶斯压缩感知的 SAR 目标识别[J]. 系统工程与电子技术, 2013, 35(1): 40-44. (ZHANG X Z, HUANG P K. SAR ATR based on Bayesian compressive sensing[J]. Systems Engineering and Electronics, 2013, 35(1): 40-44.)
- [2] 焦李成, 张向荣, 侯彪, 等. 智能 SAR 图像处理与解译[M]. 北京: 科学出版社, 2008: 21-27. (JIAO L C, ZHANG X R, HOU B, et al. Intelligent SAR image processing and interpretation[M]. Beijing: Science Press, 2008: 21-27.)
- [3] 李禹, 计科锋, 粟毅. 合成孔径雷达图像分割技术综述[J]. 宇航学报, 2008, 29(2): 17-22. (LI Y, JI K F, SU Y. Surveys on SAR image segmentation algorithms[J]. Journal of Astronautics, 2008, 29(2): 17-22.)
- [4] DO M N, VETTERLI M. The Contourlet transform: An efficient directional multiresolution image representation [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2005, 14(12): 2091-2106.
- [5] CUNHA A L, ZHOU J P, DO M N. The nonsubsampling Contourlet transform: Theory, design and application [J]. IEEE Transactions on Image Processing (S1057-7149), 2006, 15(10): 3089-3101.
- [6] CUNHA A L, ZHOU J P, DO M N. Nonsubsampled Contourlet transform: Filter design and applications in denoising [C]//Proceedings in International Conference on Image Processing, ICIP, Piscataway, IEEE, 2005: 749-752.
- [7] 周家锐, 纪震, 沈琳琳, 等. 基于 Gabor 小波与 Memetic 算法的人脸识别方法[J]. 电子学报, 2012, 40(4): 642-646. (ZHOU J R, JI Z, SHEN L L, et al. Face recognition using Gabor wavelets and Memetic algorithm [J]. Acta Electronica Sinica, 2012, 40(4): 642-646.)
- [8] JOHNSON J L, PADGETT M L. PCNN models and applications [J]. IEEE Transactions on Neural Networks, 1999, 10(3): 480-498.
- [9] KRUIZINGA P, PETKOV N, GRIGORESCU S E. Comparison of texture features based on Gabor filters [C]//Proceedings of the 10th International Conference on Image Analysis and Processing, Venice, Italy, 1999: 142-147.
- [10] 陈浩, 朱娟, 刘艳滢, 等. 利用脉冲耦合神经网络的图像融合 [J]. 光学精密工程, 2010, 18(4): 995-1001. (CHEN H, ZHU J, LIU Y Y, et al. Image fusion based on pulse coupled neural network [J]. Optics and Precision Engineering, 2010, 18(4): 995-1001.)
- [11] 郑宗贵, 毛士艺. MSTAR 图像分割算法研究 [J]. 系统工程与电子技术, 2002, 24(12): 92-95. (ZHENG Z G, MAO S Y. Research on the segmentation algorithm of MSTAR image [J]. Systems Engineering and Electronics, 2002, 24(12): 92-95.)