

## 基于深度置信网络的目标识别方法

史鹤欢<sup>1\*</sup>, 许悦雷<sup>1</sup>, 杨志军<sup>2</sup>, 李 帅<sup>1</sup>, 李岳云<sup>1</sup>

(1. 空军工程大学 航空航天工程学院, 西安 710038; 2. 解放军 66350 部队, 河北 保定 071000)

(\* 通信作者电子邮箱 120271397@qq.com)

**摘 要:**针对合成孔径雷达图像预处理鲁棒性不足、特征提取及利用不充分等问题,提出了一种基于深度置信网络的合成孔径雷达(SAR)图像目标自动识别算法。首先提出一种基于双树复小波变换(DT-CWT)的非局部均值图像降斑算法,并结合目标方位角估计实现对原始数据鲁棒的预处理;最后,引入多层深度置信网络提取针对合成孔径雷达目标的深度抽象视觉信息作为特征并完成识别任务。采用3类运动与静止目标的获取与识别(MSTAR)实测数据进行的仿真实验结果表明,所提算法具有较高鲁棒性和识别率。

**关键词:**合成孔径雷达图像;目标识别;深度置信网络;降斑;方位角估计

**中图分类号:** TP391.41 **文献标志码:** A

### Target recognition method based on deep belief network

SHI Hehuan<sup>1\*</sup>, XU Yuelei<sup>1</sup>, YANG Zhijun<sup>2</sup>, LI Shuai<sup>1</sup>, LI Yueyun<sup>1</sup>

(1. Institute of Aeronautics and Astronautics Engineering, Air Force Engineering University, Xi'an Shaanxi 710038, China;

2. The No. 66350 Army of PLA, Baoding Hebei 071000, China)

**Abstract:** Aiming at improving the robustness in pre-processing and extracting features sufficiently for Synthetic Aperture Radar (SAR) images, an automatic target recognition algorithm for SAR images based on Deep Belief Network (DBN) was proposed. Firstly, a non-local means image despeckling algorithm was proposed based on Dual-Tree Complex Wavelet Transformation (DT-CWT); then combined with the estimation of the object azimuth, a robust process on original data was achieved; finally a multi-layer DBN was applied to extract the deeply abstract visual information as features to complete target recognition. The experiments were conducted on three Moving and Stationary Target Acquisition and Recognition (MSTAR) databases. The results show that the algorithm performs efficiently with high accuracy and robustness.

**Key words:** Synthetic Aperture Radar (SAR) image; object recognition; Deep Belief Network (DBN); despeckling; azimuth estimation

## 0 引言

合成孔径雷达(Synthetic Aperture Radar, SAR)具有全天候、全天时、多波段、远距离探测等特点,因而成为战场感知的一种主要探测手段,SAR图像具有特殊的乘性斑点噪声及丰富的纹理信息。随着SAR成像技术的完善和SAR图像数据级数倍的增加,从大量数据以及复杂的地物场景中获取并识别各类军事目标的自动目标识别技术成为了研究热点<sup>[1-2]</sup>。

由于SAR图像特殊的成像机制,使其在场景中同一分辨率单元随机分布的许多散射点的回波相干叠加而形成了严重的相干斑噪声,对局部特征的影响极大,进而影响了特征提取和目标识别。文献[1]对SAR图像进行偏微分的降斑预处理,有效地提高了SAR图像的质量和识别率,但该降斑方法是非线性的,图像的值会偏离原图较多。其次,SAR目标对方位角非常敏感,当SAR与目标的相对位置发生变化时,目标的散射中心也会发生变化,导致不同的方位角下的目标有明显的区别。在SAR目标分类和检测中,精确的方位角估计可以减小识别误差<sup>[1,3]</sup>。

近年来比较流行和成熟的SAR目标识别方法有文献[4]提出的主成分分析(Principal Component Analysis, PCA)、独立成分分析(Independent Component Analysis, ICA)和Gabor小波决策融合的SAR目标识别方法,使用PCA、ICA和Gabor小波变换分别对SAR目标图像提取特征向量,通过基于等级的决策融合方法对3个支持向量机分类器的输出进行决策融合,得到最终类别决策结果;文献[5]使用小波变换后再用支持向量机对目标进行识别。虽然两种方法都取得了比较好的识别效果,但因为PCA、ICA和Gabor小波变换的特征提取方法会造成特征的损失或者提取的是局部特征,并且都不能抑制SAR图像相干斑的影响,而且支持向量机是一种浅层学习的方法,不能逼近复杂函数,不能充分利用和表示SAR图像丰富的纹理、结构信息,使得其在识别过程中鲁棒性和自适应性不强。深度神经网络是目前机器学习的前沿热门,具有非常好的目标信息表示能力,能够实现复杂函数逼近,并能有效提取目标的纹理、结构特征。由于其在目标特征提取方面具有高效、鲁棒等特点,一些学者成功将其用于光学图像处理。文献[6]运用深度置信网络(Deep Belief Network, DBN)对人

收稿日期: 2014-05-26; 修回日期: 2014-07-25。

**作者简介:** 史鹤欢(1990-),男,陕西兴平人,硕士研究生,主要研究方向:图像处理、目标识别; 许悦雷(1975-),男,河北辛集人,副教授,主要研究方向:图像处理、目标识别; 杨志军(1975-),男,河北高碑店人,工程师,主要研究方向:图像处理、目标识别; 李帅(1988-),男,河南新乡人,硕士研究生,主要研究方向:图像处理、目标识别; 李岳云(1991-),男,湖南岳阳人,硕士研究生,主要研究方向:图像处理、模式识别。

脸目标进行识别分类,利用大量人脸数据学习,自动提取人脸的抽象特征,使样本进行逐层特征变换,将样本在原空间的特征表示变换到一个新的特征空间,从而使分类更加容易,更能刻画数据的丰富内在信息,取得了非常好的效果。

基于上述分析,本文提出了一种基于预处理和 DBN 相结合的 SAR 目标识别方法。首先,提出一种基于双树复小波域的非局部均值降斑算法,对 SAR 图像进行降斑处理,有效抑制噪声对后续处理和识别的干扰;然后,利用包络矩形旋转估计法对 SAR 目标进行方位角估计,减弱目标旋转对图像信息的影响;最后,引入 DBN 模型提取 SAR 目标的特征并用于自动识别。

## 1 SAR 图像降斑

由于 SAR 图像特殊的成像机制,在场景中同一分辨率单元随机分布的相干斑噪声严重影响图像的质量,对 SAR 的特征提取和目标识别产生非常大的影响。本文提出一种基于双树复小波变换的非局部均值图像降斑算法。

双树复小波变换<sup>[7-8]</sup> (Dual-Tree Complex Wavelet Transformation, DT-CWT)具有频率无偏性和平移不变性,它是按照一定的规则采用双树滤波的形式设计的,既保留了一般复小波的优点,又可以完全重构。双树复小波变换可表示为两个独立的实小波变换,如图 1 它包含两个平行的分解树:树 A 和树 B。树 A 给出双树复小波变换的实部,树 B 给出虚部。树 A 的低通滤波器和高通滤波器分别为  $h_0(n)$ 、 $h_1(n)$ ,树 B 为  $g_0(n)$ 、 $g_1(n)$ 。第一层变换让树 A 相对于树 B 有一个采样周期的延时,那么就可以确保树 B 中的第一层向下采样取到树 A 中因隔点采样二舍弃的,未保留采样值。

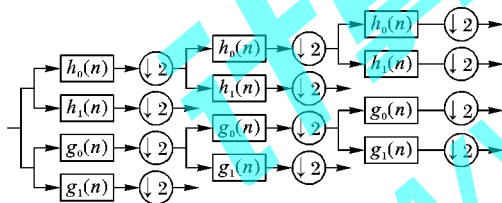


图 1 DT-CWT 分解示意图

非局部均值 (Non-Local Means, NLM) 算法<sup>[9-10]</sup>通过衡量图像的块相似性来构造均值的权值,而不是仅仅利用传统的单像素点的相似性来构造权值。通过每一个像素对应的图像块结构相似性来定义像素之间的差异性,算法如下:

$$\tilde{u}(i) = \sum_{j \in \Omega} w(i, j) g(j)$$

其中:  $\Omega$  为搜索范围,  $\tilde{u}(i)$  为无噪声图像  $u(i)$  的估计,  $g(j)$  为含噪图像,  $w(i, j)$  表示含噪图像块  $N_i$  和  $N_j$  的相似程度的权值。  $w(i, j)$  的计算公式如下:

$$w(i, j) = \frac{1}{Z(i)} \exp\left(-\frac{\|g(N_i) - g(N_j)\|_{2,\alpha}^2}{r^2}\right) \quad (1)$$

其中:  $\|\cdot\|_{2,\alpha}$  为高斯加权欧氏距离,  $Z(i)$  为归一化系数。权值衰减速度由滤波参数  $r$  控制,一般  $r$  与图像噪声方差成正比。

基于双树复小波的非局部均值降斑算法就是将图像进行双树复小波变换后,得到 6 个高频子带系数和 1 个低频子带系数,由于噪声和图像的边缘细节信息大多集中在图像的高频部分,并且对应的高频部分的复数幅值较小;本文算法首先将非线性局部均值算法应用于双树复小波变换后的 6 个高频子带系数;然后,将处理后的高频子带系数与低频子带系数结

合进行双树复小波逆变换重构图像,重构的图像基本抑制了噪声的干扰,但是相应地也产生了轻微的 Gibbs 条纹干扰现象;为了克服条纹干扰,再对此图像作一次空域中的低噪声强度的非局部均值处理,从而得到比较好的图像降斑效果,并且较好地保留了图像的细节信息。如图 2 所示为 SAR 图像原图和运用基于双树复小波的非局部均值降斑算法降斑结果。

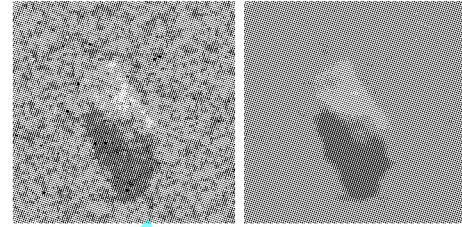


图 2 SAR 图像降斑前后效果对比

## 2 深度置信网络

深度置信网络 (DBN) 是一种多隐层的生成性结构图模型,通过描述数据的高阶相关性,得到数据的联合概率分布。模型底层部分采用有向图模型——贝叶斯信念网络,方向为从上到下;在最顶层使用受限玻尔兹曼机 (Restricted Boltzmann Machine, RBM)。其最顶层之间为无向的连接,而下面的各层之间为有向连接,方向为从上到下。因此, DBN 本质上是一个生成性模型,通过无监督学习得到训练数据的分布。模型的最顶层节点数据是对观测数据的抽象、高层的另一种表示,描述的是观测数据复杂的结构信息。

DBN 采用贪婪算法逐层初始化网络参数的深度学习策略,将模型分解成一个个两层的网络模型,每一个这样的两层模型称为受限玻尔兹曼机 (RBM),如图 3 所示。

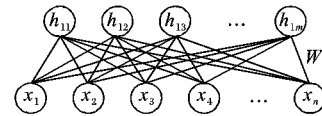


图 3 RBM 结构模型

双层对称架构 RBM 模型<sup>[11-12]</sup>源于一种玻尔兹曼机的随机神经网络模型,模型中有可视层 (即输入数据层) 和隐藏层两层,且同一层网络节点之间无连接,可视层与隐藏层之间节点全连接。RBM 定义了一种基于能量的概率分布模型,具有强大无监督学习能力,能从高维复杂数据中有效地捕获数据信息。对于所有节点都是描述二值离散变量的伯努利分布,图中  $\mathbf{v}$  为输入数据向量,  $\mathbf{h}$  为隐层二值随机向量,则其能量函数为:

$$E_{\text{RBM}}(\mathbf{v}, \mathbf{h}; \boldsymbol{\theta}) = -\mathbf{v}^T \mathbf{W} \mathbf{h} - \mathbf{b}^T \mathbf{v} - \mathbf{a}^T \mathbf{h} = -\sum_{i=1}^V a_i v_i - \sum_{j=1}^H b_j h_j - \sum_{i=1}^V \sum_{j=1}^H v_i W_{ij} h_j$$

其中:  $\boldsymbol{\theta} = \{\mathbf{W}, \mathbf{a}, \mathbf{b}\}$  为模型参数,均为实数;  $W_{ij}$  表示第  $i$  个可视层节点与第  $j$  个隐层节点间连接的权重;  $a_i$  与  $b_j$  分别表示可视层单元  $i$  和隐层单元  $j$  所对应的偏置。则关于  $(\mathbf{v}, \mathbf{h})$  的联合概率服从玻尔兹曼分布为:

$$P(\mathbf{v}, \mathbf{h}; \boldsymbol{\theta}) = \frac{1}{Z(\boldsymbol{\theta})} \exp(-E_{\text{RBM}}(\mathbf{v}, \mathbf{h}; \boldsymbol{\theta}))$$

则可视层  $\mathbf{v}$  的边际概率分布,即似然函数为:

$$P(\mathbf{v} | \boldsymbol{\theta}) = \sum_{\mathbf{h}} P(\mathbf{v}, \mathbf{h}; \boldsymbol{\theta}) = \frac{1}{Z(\boldsymbol{\theta})} \sum_{\mathbf{h}} \exp(-E_{\text{RBM}}(\mathbf{v}, \mathbf{h}; \boldsymbol{\theta}))$$

其中  $Z(\theta)$  是归一化函数。

RBM 独特的结构决定已知可视层(隐层)单元的状态,各隐层(可视层)单元间的激活状态条件独立,即:

$$P(h_j = 1 | v, \theta) = \sigma\left(b_j + \sum_{i=1}^V v_i W_{ij}\right)$$

$$P(v_i = 1 | h, \theta) = \sigma\left(a_i + \sum_{j=1}^H W_{ij} h_j\right)$$

其中  $\sigma$  为 sigmoid 函数。

通过最大化 RBM 在输入的训练集上的对数似然函数得到模型的参数  $\theta$ ,便可拟合训练数据集,即隐藏层可以作为可视层数据的特征。

$$\hat{\theta} = \arg \max_{\theta} \ell(\theta) = \arg \max_{\theta} \sum \ln P(v^{(i)}; \theta)$$

最后,通过随机梯度上升可求得  $\theta$  的每一个分量:

$$\ell(\theta) = \sum \ln P(v^{(i)}; \theta) = \sum \ln \sum_h P(v^{(i)}, h; \theta) =$$

$$\sum (\ln \sum_h \exp(-E_{\text{RBM}}(v^{(i)}, h; \theta)) - \ln \sum_v \sum_h \exp(-E_{\text{RBM}}(v^{(i)}, h; \theta)))$$

以  $\ell(\theta)$  关于  $W$  的梯度为例:

$$\frac{\partial \ell(\theta)}{\partial W} = \sum \frac{\partial}{\partial W} (\ln \sum_h \exp(-E_{\text{RBM}}(v^{(i)}, h; \theta)) - \ln \sum_v \sum_h \exp(-E_{\text{RBM}}(v^{(i)}, h; \theta))) \quad (2)$$

通过相对散度(Contrastive Divergence, CD)采样方法<sup>[13]</sup>解决式(2)中后一项计算。利用 CD 采样求解所有的参数方程为:

$$\Delta W = \frac{\partial \ln P(v; \theta)}{\partial W} = \alpha (E_{P_{\text{data}}} [v h^T] - E_{P_{\text{model}}} [v h^T]) \quad (3)$$

其中:  $\alpha$  表示学习速率,  $E_{P_{\text{data}}} [\cdot]$  表示输入数据分布的数学期望,  $P_{\text{data}}(v)$  表示经验分布,  $E_{P_{\text{model}}} [\cdot]$  表示重构后模型定义分布的数学期望<sup>[10]</sup>。

参数  $a$  和  $b$  可按照式(3)同样的原理和方法求得。

以上步骤实现了一个 RBM 模型参数的训练。利用这种无监督学习算法逐层对整个 DBN 模型的参数进行初始化,即预训练阶段(pre-training);然后利用 BP 算法对模型参数进行全局精调,即精调阶段(fine-tuning)。完成深度网络模型 DBN 的整个学习过程。DBN 最顶层为一个逻辑回归层,使得每个图像能够映射到所对应的类别信息。由此,深度神经网络的精髓就是模拟人的视觉系统对信息的分级处理,高层的特征是低层特征的组合,从低层到高层的特征表示越来越抽象,越来越能表现语义或者意图。而抽象层面越高,存在的可能猜测就越少,就越利于识别。

### 3 SAR 目标识别方法

本文 SAR 目标识别算法由 3 部分组成,如图 4 所示。

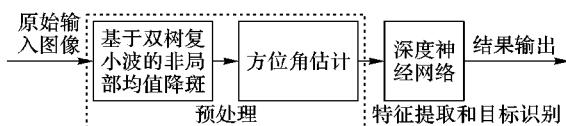


图4 本文 SAR 目标识别算法流程

具体步骤具体实施过程如下。

#### 3.1 预处理

首先,对 SAR 图像做基于双树复小波的非局部均值降噪,将原始的 SAR 图像按照图 1 所示原理做双树复小波分解,得到六个高频子带系数和一个低频子带系数,图像的噪声和边缘细节信息大多集中在图像的高频部分,对六个高频子带系数按式(1)做非局部均值处理,接下来作双树复小波逆变换重构图像,再对重构后的图像按照式(1)作非局部均值处理得到降噪图像。

然后,对降噪后的 SAR 目标进行方位角估计并调整为  $0^\circ$  或  $180^\circ$ 。采用自适应阈值分割方法对降噪后的图像分割从而获得目标图像,如图 5(c) 所示,分割后的图像可能会存在一些小伪目标。对图 5(c) 作形态学滤波和几何聚类处理,形态学滤波中,平滑边界、去除尖凸通过开运算实现,平滑边界、填充凹处、去除小洞通过闭运算实现,如图 5(d) 滤波后目标区域内部同质,边缘较好保持。上述操作后图像中还包含少量的伪目标,但目标是最大的连通域。因此,统计每个连通区域中的像素点个数  $C_l$  并对其标号为  $l$ ,按式(4)选出像素点个数最多的区域  $q$ 。

$$q = \arg \max(C_l); l = 1, 2, \dots, Q \quad (4)$$

最后,采用包络矩形旋转估计法进行方位角估计<sup>[1,4]</sup>,对 SAR 目标进行分割后,用一个合适大小的矩形(本文采用  $20 \times 40$ )以角度间隔  $\Delta\alpha = 1^\circ$  进行旋转,同时计算在矩形内目标区域的像素数和背景区域的像素数之比,目标的方位角为目标-背景面积比最大时的矩形框的角度  $\alpha$ ,估计范围为  $0 \sim 360^\circ$ ,并将 SAR 目标方位角调整为  $0^\circ$  或  $180^\circ$ 。

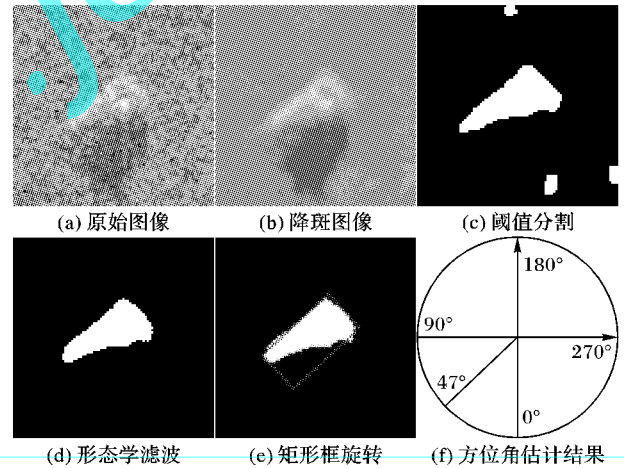


图5 方位角估计各步骤效果及方位角说明

#### 3.2 目标识别

将 DBN 引入到 SAR 目标的识别,由一个可视层(输入层)、三个隐层和一个 Softmax 回归层组成。首先将一幅 SAR 图像按照光栅扫描顺序变成一个列向量  $x_i$ ,每次输入  $n$  幅 SAR 目标图像构成输入矩阵  $X = (x_1, x_2, \dots, x_n)^T$ ,作为 DBN 的输入数据,获得第一隐层的状态为:

$$h_1 = 1 / (1 + \exp(-X \cdot W_1^T + b_1))$$

在输入层  $H^1$  和第一隐层  $H^2$  之间构成一个 RBM 模型,则其状态能量为:

$$E(H^1, H^2; \theta^1) = -(h^1 W^1 h^2 + b^1 h^1 + a^1 h^2)$$

其中:  $\theta^1 = (W^1, a^1, b^1)$  是输入层  $H^1$  和第一隐层  $H^2$  之间的模



型参数,采用贪婪算法对 RBM 模型初始化。

在更高的层执行类似的算法,实现整个 DBN 的初始化。然后使用 BP 算法寻找局部最优权值参数  $\theta = \{W, a, b\}$  对整个神经网络进行全局微调。

神经网络的前几层完成特征提取,最顶层的 Softmax 回归层,作为输出层输出分类识别的结果,Softmax 回归模型是 logistic 回归模型在多元问题上的扩展,对训练集:

$$\{(\mathbf{x}^{(1)}, y^{(1)}), \dots, (\mathbf{x}^{(m)}, y^{(m)})\}; y^i \in \{1, 2, \dots, k\}$$

在 Softmax 回归中将输入  $\mathbf{x}$  归类为类别  $j$  的概率为:

$$p(y^{(i)} = j | \mathbf{x}^{(i)}; \theta) = \frac{\exp(\theta_j^T \mathbf{x}^{(i)})}{\sum_{j=1}^k \exp(\theta_j^T \mathbf{x}^{(i)})}$$

实现 SAR 目标的识别分类,其输出分类结果为:

$$\text{Output} = \text{softmax}(-\mathbf{h}_i \cdot \mathbf{W}_{i+1}^T + \mathbf{b}_{i+1})$$

其中:

$$\text{softmax}(\mathbf{x}) = \frac{\exp(\mathbf{x}^{(j)})}{\sum_{k=1}^3 \exp(\mathbf{x}^{(k)})}$$

#### 4 实验与分析

本文仿真实验采用运动与静止目标的获取与识别 (Moving and Stationary Target Acquisition and Recognition, MSTAR) 实测数据,它由实测的 SAR 地面静止军用目标数据组成。实验中选用其中的三类 SAR 目标: BMP2 (装甲车)、BMP70 (装甲车)、T72 (主战坦克), 图像成像分辨率是  $0.3 \text{ m} \times 0.3 \text{ m}$ , 方位角覆盖范围是  $0 \sim 360^\circ$ , 图像大小为  $128 \times 128$ , 其中训练样本是总数为 698 幅、俯视角为  $15^\circ$  的目标图像, 测试样本是总数为 1365 幅、俯视角为  $17^\circ$  的目标图像。由于经过校正目标基本处于图像的中央位置, 故将每一幅图像的中间  $90 \times 90$  的图像块作为实验使用数据, 减少背景对特征提取和目标识别的影响。

本文算法实验具体操作流程如图 6 所示。首先, 对数据库中所有图像采用基于双树复小波的非局部均值方法降斑, 降斑后图像有效地抑制了相干斑噪声, 但因为在降斑和保留目标纹理细节之间的平衡, 使背景部分还有少量噪声的纹理。然后, 采用包络矩形旋转估计法对降斑后的图像进行方位角估计, 并将目标方位角调整到  $0^\circ$  或  $180^\circ$ , 因为降斑后的图像的相干斑噪声影响非常小, 所以阈值分割能得到很好的效果, 进而能够准确地估计目标的方位角。最后将预处理完成的训练数据输入到 DBN 中训练得到其最优参数  $\theta = \{W, a, b\}$ , 随后将测试数据输入到 DBN 中得到识别输出结果。

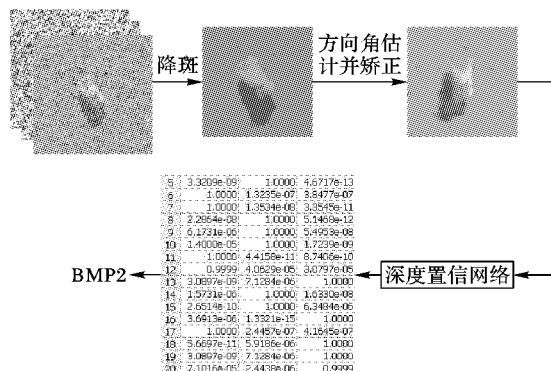


图 6 实验具体操作流程

DBN 的最后一层是 Softmax 回归层, 其输出为每一类目标的概率, 从图 6 可看出其输出的类别概率都是近似等于 1 的。这说明深度置信网络具有非常好的目标信息表示能力, 能够实现复杂函数逼近, 并能有效提取目标的纹理、结构特征, 在特征提取以及目标识别方面具有高效、鲁棒的特点。

实验采用的平台是 Pentium Dual-Core CPU E6700 3.2 GHz, 内存为 2 GB, 操作系统为 Windows XP, 仿真软件为 Matlab R2010a。

不同算法对 MSTAR 图像库识别性能比较如表 1 所示, 分别计算了各算法对 MSTAR 数据库中三类军事目标的识别率, 并给出了各算法对整个数据库目标的平均识别率。可看出各方法对 BTR70 的识别率高于其他两类目标, 这是因为 MSTAR 数据库中 T72 和 BMP2 的测试样本存在两类变体, 在组装时某些部位的材料或形状和训练样本有一定的区别, 而本文算法对 T72 和 BMP2 的识别率比其他算法识别率高, 总的识别率有所提高, 说明本文算法具有很强的自适应性。但因为在预处理中降斑丢失了少量的纹理细节信息, 使得 BTR70 的识别率稍低于 PCA、ICA 和 Gabor 小波决策融合的方法。

由表 1 可看出: 相对于 PCA、ICA 和 Gabor 小波决策融合的方法和小波 (Wavelet) + 支持向量机 (Support Vector Machine, SVM) 识别方法, 以及未经预处理用 DBN 识别方法, 本文算法对 3 类 SAR 军事目标的识别均有了一定的提高, 这充分表明本文算法较好地提取了不同目标的关键和区分性特征, 有较弱的识别能力。

表 1 不同算法对 MSTAR 图像库识别性能比较 %

识别算法	目标类别			平均识别率
	BMP2	BTR70	T72	
PCA + ICA + Gabor	97.96	99.49	96.91	97.73
Wavelet + SVM	96.34	96.94	96.91	97.08
无预处理 + DBN	93.40	95.30	97.96	94.10
本文算法	98.10	99.30	98.05	98.30

因为在 MSTAR 中各类目标的图像数量是不同的, 所以表 1 中的平均识别率为总的正确识别图像数占图像库总数的百分比。

#### 5 结语

针对 SAR 图像噪声严重、特征提取困难、标签不足等缺陷, 设计了一种基于双树复小波变换的非局部均值图像降斑算法, 运用深度神经网络对 SAR 目标进行特征提取和目标识别。基于双树复小波变换的非局部均值的图像降斑提高了 SAR 图像的质量, 同时保持了图像中的边缘、纹理等细节信息, 方位角估计减少了旋转对 SAR 目标特征的影响。DBN 有效地提取了“感兴趣”的目标高层抽象特征, 最后的 Softmax 回归层充分利用这些特征较好地完成目标识别。实验结果表明, 本文算法具有较高识别率, 同时对噪声和旋转等具有较强的鲁棒性。但本文在对 SAR 目标的识别方法存在一定的缺陷, 首先, 预处理使用的基于双树复小波的非局部均值方法在降斑过程中丢失了一部分 SAR 的纹理信息, 导致在特征提取和目标识别时产生了一定的误差; 其次, 特征提取和目标识别采用 DBN, 其参数训练时间比较长, 导致目标识别的时间也就比较长。

(下转第 3322 页)

- [7] CHEN S S, DONOHO D L, SAUNDERS M A. Atomic decomposition by basis pursuit[J]. *SIAM Journal on Scientific Computing*, 1998, 20(1): 33–61.
- [8] EFRON B, HASTIE T, JOHNSTONE I, *et al.* Least angle regression[J]. *The Annals of Statistics*, 2004, 32(2): 407–499.
- [9] TROPP J A, GILBERT A C. Signal recovery from random measurements via orthogonal matching pursuit[J]. *IEEE Transactions on Information Theory*, 2007, 53(12): 4655–4666.
- [10] WU Y. Research on measurement matrix for compressive sensing [D]. Xi'an: Xidian University, 2012. (吴赞. 压缩感知测量矩阵的研究[D]. 西安: 西安电子科技大学, 2012.)
- [11] LI X. The research of measurement matrix based on compressed sensing [D]. Beijing: Beijing Jiaotong University, 2010. (李一波. 基于压缩感知的测量矩阵研究[D]. 北京: 北京交通大学, 2010.)
- [12] LI H. Research on deterministic measurement matrix for compressed sensing [D]. Beijing: Beijing Jiaotong University, 2011. (李浩. 用于压缩感知的确定性测量矩阵研究[D]. 北京: 北京交通大学, 2011.)
- [13] DIMAKIS A G, SMARANDACHE R, VONTOBEL P O. LDPC codes for compressed sensing [J]. *IEEE Transactions on Information Theory*, 2012, 58(5): 3093–3114.
- [14] NAKARMI U, RAHNAVARD N. BCS: compressive sensing for binary sparse signals [EB/OL]. [2013-10-10]. [http://nakarmi-ukash.weebly.com/uploads/8/2/1/3/8213702/bcs\\_ukash.pdf](http://nakarmi-ukash.weebly.com/uploads/8/2/1/3/8213702/bcs_ukash.pdf).
- [15] LIU X, XIA S. The construction of quasi-cyclic array codes based on the measurement matrix [EB/OL]. [2013-10-26]. <http://www.paper.edu.cn/releasepaper/content/201303-872>. (刘鑫吉, 夏树涛. 基于阵列码的准循环测量矩阵构造 [EB/OL]. [2013-10-26]. <http://www.paper.edu.cn/releasepaper/content/201303-872>.)
- [16] LU W, KPALMA K, RONSIN J. Sparse binary matrices of LDPC codes for compressed sensing [EB/OL]. [2013-10-10]. [http://hal.archives-ouvertes.fr/docs/00/65/92/36/PDF/SparseBinaryMatrices\\_WeizhiLU.pdf](http://hal.archives-ouvertes.fr/docs/00/65/92/36/PDF/SparseBinaryMatrices_WeizhiLU.pdf).
- [17] ZHANG F, PFISTER H D. Verification decoding of high-rate LDPC codes with applications in compressed sensing [J]. *IEEE Transactions on Information Theory*, 2012, 58(8): 5042–5058.
- [18] HE H. Principle and Application of LDPC [M]. Beijing: Posts and Telecom Press, 2009: 176–180. (贺鹤云. LDPC 码基础与应用 [M]. 北京: 人民邮电出版社, 2009: 175–180.)
- [19] LIN X, LU G, YAN J, *et al.* Measurement matrix of compressive sensing based on Gram-Schmidt orthogonalization [C]// *Proceedings of the 2011 Sixth International Conference on Image and Graphics*. Piscataway: IEEE Press, 2011: 205–210.
- [20] TANNER R M, SRIDHARA D, SRIDHARAN A, *et al.* LDPC block and convolutional codes based on circulant matrices [J]. *IEEE Transactions on Information Theory*, 2004, 50(12): 2966–2984.
- [21] DO T T, TRANY T D, GAN L. Fast compressive sampling with structurally random matrices [C]// *ICASSP 2008: Proceedings of the 2008 IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing*. Piscataway: IEEE Press, 2008: 3369–3372.
- [22] QIN Z. Method of optimization and construction on measurement matrix for compressed sensing [D]. Beijing: Beijing Jiaotong University, 2012. (秦周. 压缩感知中测量矩阵的优化与构造方法 [D]. 北京: 北京交通大学, 2012.)

(上接第 3317 页)

#### 参考文献:

- [1] YIN K. Study on SAR image pressing and ground target recognition technology [D]. Xi'an: Xidian University, 2011. (尹奎英. SAR 图像处理及地面目标识别技术研究 [D]. 西安: 西安电子科技大学, 2011.)
- [2] LIU Z, ZHUANG L, CAO Y, *et al.* Target recognition of SAR images using principle [J]. *Systems Engineering and Electronics*, 2013, 35(2): 282–286. (刘中杰, 庄丽葵, 曹云峰, 等. 基于主元分析和稀疏表示的 SAR 图像目标识别 [J]. *系统工程与电子技术*, 2013, 35(2): 282–286.)
- [3] NI X. Research of classification and automatic target recognition using SAR imagery [D]. Beijing: Chinese Academy of Sciences, Institute of Electronics, 2007. (倪心强. SAR 图像分类与自动目标识别技术研究 [D]. 北京: 中国科学院电子研究所, 2007.)
- [4] HUAN R, ZHANG P, PAN Y. SAR target recognition using PCA, ICA and Gabor wavelet decision fusion [J]. *Journal of Remote Sensing*, 2012, 16(2): 262–267.
- [5] ZHANG H, WANG C, ZHANG B. *et al.* High resolution SAR target recognition [M]. Beijing: Science Press, 2009. (张红, 王超, 张波, 等. 高分辨 SAR 图像目标识别 [M]. 北京: 科学出版社, 2009.)
- [6] ZHONG S, LIU Y, ZHANG Y. Attention modeling for face recognition via deep learning [EB/OL]. [2013-10-10]. <http://mindmodeling.org/cogsci2012/papers/0453/paper0453.pdf>.
- [7] IQBAL M Z, GHAFOR A, SIDDIQUI A M. Satellite image resolution enhancement using dual-tree complex wavelet transform and nonlocal means [J]. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 2013, 10(3): 451–455.
- [8] KINGSBURY N G. The dual-tree complex wavelet transform: a new technique for shift invariance and directional filters [EB/OL]. [2012-10-10]. <http://citeseerx.ist.psu.edu/viewdoc/download?doi=10.1.1.51.1213&rep=rep1&type=pdf>.
- [9] BUADES A, COLL B, MOREL J M. Image denoising methods. a new nonlocal principle [J]. *SIAM Review*, 2010, 52(1): 113–147.
- [10] BUADES A, COLL B, MOREL J M. A non-local algorithm for image denoising [C]// *CVPR 2005: Proceedings of the 2005 IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*. Washington, DC: IEEE Computer Society, 2005, 2: 60–65.
- [11] SALAKHUTDINOV R, HINTON G. Deep Boltzmann machines [EB/OL]. [2012-10-10]. <http://www.cs.toronto.edu/~fritz/absps/dbm.pdf>.
- [12] SALAKHUTDINOV R, HINTON G. An efficient learning procedure for deep Boltzmann machines [EB/OL]. [2012-10-10]. <http://citeseerx.ist.psu.edu/viewdoc/summary?doi=10.1.1.172.7709>.
- [13] HINTON G. Training products of experts by minimizing contrastive divergence [J]. *Neural Computation*, 2002, 14(8): 1711–1800.