

基于ICA和SVM的SAR图像特征提取与目标识别

宦若虹^{1,2}, 杨汝良¹

(1. 中国科学院电子学研究所, 北京 100080; 2. 中国科学院研究生院, 北京 100080)

摘要: 提出一种利用独立分量分析和支持向量机的合成孔径雷达图像特征提取与目标识别方法。对图像小波分解后提取低频子带图像, 对低频子带图像进行独立分量分析提取特征向量, 利用支持向量机对特征向量分类完成目标识别。将该方法用于MSTAR数据中的3类目标识别, 识别率最高可达96.92%。实验结果表明, 该方法是一种有效的合成孔径雷达图像特征提取与目标识别方法。

关键词: 合成孔径雷达; 独立分量分析; 支持向量机; 识别

SAR Images Feature Extraction and Target Recognition Based on ICA and SVM

HUAN Ruo-hong^{1,2}, YANG Ru-liang¹

(1. Institute of Electronics, Chinese Academy of Sciences, Beijing 100080; 2. Graduate University of Chinese Academy of Sciences, Beijing 100080)

【Abstract】 This paper presents a new method for Synthetic Aperture Radar(SAR) images feature extraction and target recognition using independent component analysis and support vector machine. Low-frequency sub-band image is obtained by wavelet decomposition of a SAR image. Independent Component Analysis(ICA) is used for extracting feature vectors from the low-frequency sub-band image as the feature of the target. Support Vector Machine(SVM) is used to perform target recognition. The method is used for recognizing three-class targets in MSTAR database and the recognition rate arrives at 96.92%. Experimental result shows that the method is an effective method for SAR images feature extraction and target recognition.

【Key words】 Synthetic Aperture Radar(SAR); Independent Component Analysis(ICA); Support Vector Machine(SVM); recognition

1 概述

合成孔径雷达(Synthetic Aperture Radar, SAR)图像目标识别是 SAR 图像解译和分析的重要组成部分, 具有重要的商业和军事价值, 是国内外 SAR 图像处理和模式识别领域的研究热点。特征提取是 SAR 图像目标识别过程中最重要的一步。为了得到可靠的目标识别结果, 用于识别的特征必须在分类空间上具有良好的类内凝聚性和类间差异性。目标识别过程的另一个关键步骤是分类方法的选择, 分类方法性能的优劣, 直接影响到最后的识别结果。

独立分量分析(Independent Component Analysis, ICA)^[1-2]是近年来发展起来的一种新的多维数字信号处理技术, 最早作为一种新的盲源分离技术出现, 目前, 独立分量分析被一些学者应用到特征提取领域^[3]。由于独立分量分析着眼于数据间的高阶统计特性, 用独立分量分析进行特征提取可使提取得到的特征分量之间不仅互不相关, 而且还尽可能统计独立, 更有效地利用了数据在统计关系上的本质特征。

支持向量机(Support Vector Machine, SVM)^[4]是在统计学习理论的基础上发展起来的一种较新的模式识别方法。它建立在统计学习理论的VC(Vapnik-Chervonenkis)维理论和结构风险最小化原理基础之上, 可避免局部最优解, 克服“维数灾难”, 在解决小样本、非线性及高维模式识别问题中表现出许多特有的优势。

2 独立分量分析

独立分量分析的主要思想为: 通过线性变换, 从一组观察信号矩阵 $X = \{x_1, x_2, \dots, x_m\}$ 分离出一组统计独立的信号源

矩阵 $S = \{s_1, s_2, \dots, s_n\}$ 的估计矩阵 $Y = \{y_1, y_2, \dots, y_n\}$, Y 也是统计独立的, 且假定源信号 S 为非高斯分布^[1]。则 X, Y 和 S 之间的关系为

$$Y = WX = WAS = \hat{S} \quad (1)$$

其中, A 为 $m \times n$ 的未知满秩矩阵, 称为混叠矩阵; $W = A^{-1}$ 为分离矩阵; \hat{S} 为 S 的估计。独立分量分析算法的任务是找出分离矩阵 W , 使得 Y 尽量相互独立, 且逼近 S 。由中心极限定理可知, 非高斯性可以作为随机变量相互依赖的度量, 因此, 估计信号 Y 是否独立的问题演变为计算分量之间的非高斯性是否达到最大的问题。目前独立分量分析的实现方法很多, 应用较为广泛的是 Bell 和 Sejnowski 的信息最大化(infomax)算法以及 Hyvarinen 的 FastICA 算法。

3 支持向量机

支持向量机的基本思想可以概括为: 通过定义适当的内积函数实现非线性变换将输入空间变换到一个高维空间, 在这个新空间中求取最优线性分类面^[4]。支持向量机的最优分类函数为

$$f(x) = \text{sgn}\left\{\sum_{i=1}^n \alpha_i^* y_i K(x_i, x) + b^*\right\} \quad (2)$$

其中, $\text{sgn}()$ 是符号函数; x_i 是样本; α_i^* 为与每个样本对应的 Lagrange 乘子; b^* 是分类阈值, 由于非支持向量对应的 α_i^*

作者简介: 宦若虹(1979 -), 女, 博士研究生, 主研方向: 合成孔径雷达图像处理, 模式识别; 杨汝良, 研究员、博士生导师

收稿日期: 2007-08-30 **E-mail:** huanrh@gmail.com

均为 0，因此式中的求和实际上只对支持向量进行； $K(x_i, x)$ 是内积函数，采用不同的内积函数将导致不同的 SVM 算法。目前得到研究的内积函数形式主要有 3 类：多项式内积函数，径向基内积函数和 Sigmoid 内积函数。

4 目标识别方法与步骤

4.1 图像预处理

目标位置的平移、旋转以及不均匀的散射都会对特征提取和分类算法的性能产生影响。图像预处理包括调整每幅目标图像的目标位置到图像中心、旋转目标图像到标准方位角和对图像幅度值进行对数变换和归一化处理。预处理后图像大小为 64×64 像素。

4.2 基于独立分量分析的特征提取

4.2.1 二维离散小波变换

对 SAR 图像进行二维离散小波分解，在实现图像压缩的同时可有效消除图像中的高频噪声。本文对预处理后的 SAR 目标图像作 3 层二维离散小波分解，提取 3 层分解后的低频子带图像，图像大小为 8×8 像素。

4.2.2 独立分量分析

将上述 8×8 像素的低频子带图像表示成一个 64 维的行向量，3 类目标的训练样本总数为 698 幅，由该 698 幅低频子带图像变换后的行向量构成矩阵 X 作为观测到的图像构成的矩阵，设这 698 幅低频子带图像是由 d ($1 < d < 64$) 幅统计独立的源图像经过线性混叠而生成，即 $X = AS$ ，其中， S 是独立的源图像构成的矩阵，行向量代表一幅独立源图像， A 为混叠矩阵，通过求解分离矩阵 $W = A^{-1}$ 可得到独立源图像 S 的最佳估计 Y ，即 $Y = WX$ ，本文采用 FastICA 算法求得 Y 。以 Y 的行向量为基向量构造独立分量子空间，将代表每一样本图像的 64 维行向量 x_i 对该子空间投影，即 $e_i = x_i(Y)^T$ ，可得到 d 维向量 e_i 作为表征该幅目标图像的特征向量。图 1 是特征向量提取示意图，其中最左边是预处理后图像，中间是经过 3 层二维离散小波分解后得到的低频子带图像，右边是经独立分量分析提取的特征向量，特征向量维数为 10，即 $d=10$ 。

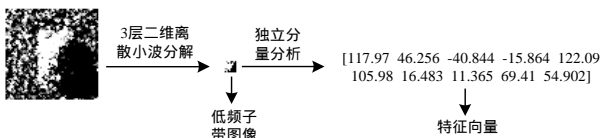


图 1 特征向量提取示意图

4.3 基于支持向量机的分类识别

本文对 MSTAR 数据库中的 BMP2、BTR70 和 T723 目标实现分类，设训练样本集为 (e_i, z_i) ， $i = 1, 2, \dots, 698$ ， $e_i \in R^d$ 为上文提取的特征向量， $z_i \in \{1, 2, 3\}$ 是类别标号，698 为 3 类目标训练样本数目总和， d 的值为特征向量的维数，由独立分量数决定。支持向量机的基本理论只考虑了二值分类这一最简单的情况，本文需要对 3 类目标分类，选用“一对一”组合方式构造 BMP2 和 BTR70、BMP2 和 T72、BTR70 和 T72 这 3 个两类支持向量机，每个支持向量机均选用同样的内积函数，本文使用高斯径向基(RBF)内积函数

$$K(x, x_i) = \exp\left\{-\frac{\|x - x_i\|^2}{\sigma^2}\right\}$$

识别时，用投票法估计类别，得票最多的类即为测试样本所属的类别。

5 实验结果与分析

5.1 实验数据

本文使用的图像数据是 MSTAR 项目组公布的 SAR 地面静止目标数据。包括 BMP2(坦克)、BTR70(装甲运兵车)和 T72(坦克)3 类目标。训练样本和测试样本分别是 SAR 在俯视角为 17° 和 15° 时对这 3 类目标的成像切片数据。每类目标样本包含了大量图像数据，这些图像数据是 SAR 在不同方位角下的成像数据。图 2 是 3 类目标在俯视角为 17° ，不同方位角下的 SAR 目标图像。

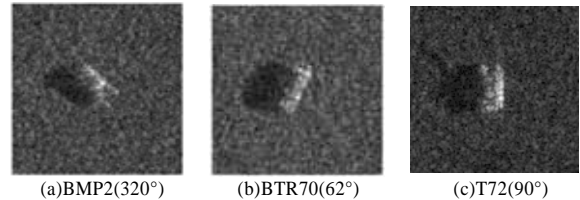
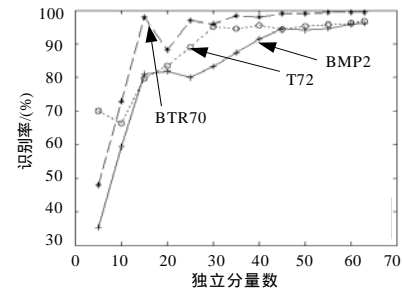


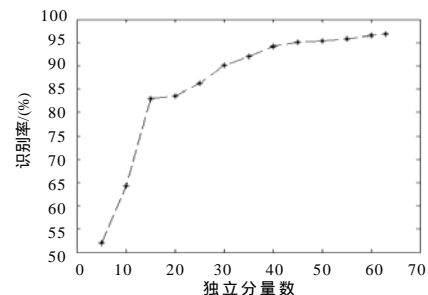
图 2 不同方位角下的 SAR 目标图像

5.2 结果与分析

选取的独立分量数不同，特征提取得到的特征向量的维数就不同，经过 SVM 识别得到的识别率也不同。图 3(a)和图 3(b)分别是每类目标的识别率以及 3 类目标平均识别率随独立分量数变化的曲线图。由图 3 可见，随着独立分量数增加，识别率呈上升趋势。这是由于独立分量数越多，样本投影到的独立子空间的基向量也越多，则特征分量间的高阶冗余度越小，特征的鲁棒性越好。



(a)每类目标识别率随独立分量数变化的曲线



(b)3 类目标平均识别率随独立分量数变化的曲线

图 3 识别率随独立分量数变化的曲线

表 1 给出了不同独立分量数下得到的识别率。

表 1 不同独立分量数下的识别率

独立分量数	BMP2 的识别率/(%)	BTR70 的识别率/(%)	T72 的识别率/(%)	平均识别率/(%)
10	59.29	72.96	66.32	64.25
20	81.94	88.27	83.51	83.52
30	83.31	95.92	95.19	90.18
40	91.48	97.96	95.70	94.21
50	94.21	98.98	95.36	95.39
60	96.08	99.49	96.22	96.63
63	96.25	99.49	96.74	96.92

(下转第 28 页)