

基于多幅同目标图像和HMM的SAR图像目标识别

宦若虹^{①②} 杨汝良^①

^①(中国科学院电子学研究所 北京 100190)

^②(中国科学院研究生院 北京 100190)

摘要: 该文提出了一种基于多幅同目标图像和隐马尔可夫模型的合成孔径雷达图像目标识别方法。该方法通过小波域主成分分析提取目标图像特征向量, 结合多幅不同方位角下的同目标图像的特征向量生成单幅图像的特征序列, 用隐马尔可夫模型对特征序列进行识别。实验结果表明, 该方法可明显提高目标的正确识别率, 是一种有效的合成孔径雷达图像目标识别方法。

关键词: 合成孔径雷达; 隐马尔可夫模型; 多幅同目标图像; 识别

中图分类号: TN957.52

文献标识码: A

文章编号: 1009-5896(2008)09-2051-04

Synthetic Aperture Radar Image Target Recognition Based on Multi-Images of the Same Target and Hidden Markov Models

Huan Ruo-hong^{①②} Yang Ru-liang^①

^①(Institute of Electronics, Chinese Academy of Sciences, Beijing 100190, China)

^②(Graduate University of the Chinese Academy of Sciences, Beijing 100190, China)

Abstract: This paper presents a method for synthetic aperture radar images target recognition based on multi images of the same target and Hidden Markov Models (HMM). Feature vectors of target images are extracted with principal component analysis in wavelet domain. Feature sequences of an image are obtained from the feature vectors of multi images of the same target in different azimuths. Target recognition is carried out for feature sequences with the HMM. The experiments results show that the correctness of recognition is enhanced obviously with the proposed method, and it is an effective method for SAR images target recognition.

Key words: Synthetic Aperture Radar (SAR); Hidden Markov Model (HMM); Multi images of the same target; Recognition

1 引言

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, 是当前SAR图像处理和模式识别领域的研究热点。在以往的研究中, 基于单幅图像直接识别或提取特征后识别, 获得了较高的识别率^[1-5]。文献[6]中的方法与前述方法不同, 它有效结合了同类别目标的多幅图像, 生成代表单幅图像的特征序列进行识别, 也获得了较高的识别率。这使得我们思考当待识别的图像不止一幅, 且已知这些图像的目标属于同一类别时, 将这些图像按某种方式结合是否可获得更高的识别率。

本文针对待识别的同类别目标图像大于一幅的情况提出了一种基于多幅同目标图像和隐马尔可夫模型的SAR图像目标识别方法。该方法通过小波域主成分分析提取目标图像特征向量, 结合多幅不同方位角下的同类别图像的特征向量生成单幅图像的特征序列, 用隐马尔可夫模型对特征序列进行识别。本文实现了这种方法, 并将其与传统的基于单幅

图像的识别方法以及文献[6]中的方法作了比较, 证实了用该方法得到的识别率不但高于传统方法, 且在识别结果和实际应用价值方面优于文献[6]中的方法, 能更好的解决这种应用背景下的SAR图像目标识别问题。

2 隐马尔可夫模型

隐马尔可夫模型(Hidden Markov Model, HMM)是一种用参数表示的用于描述随机过程统计特性的概率模型^[7], 它是一个双重随机模型, 由两部分组成: 一部分是隐含的马尔可夫链称为隐含层; 另一部分是实际的观测量称为观测层。

设HMM由离散时间随机过程 $\{(X_n, Y_n), n \geq 0\}$ 组成, 其中 $\{X_n, n \geq 0\}$ 是一个隐含的有限状态的离散时间马尔可夫链, X_n 表示 n 时刻系统所处的状态, $\{Y_n, n \geq 0\}$ 是依赖于 X_n 的观测序列。离散HMM可由参数集合 $\lambda = [A, B, \pi]$ 表征: $A = \{a_{ij}\}$, $a_{ij} = P\{X_{n+1} = j | X_n = i\}$ 表示状态转移矩阵; $B = \{b_{ji}\}$, $b_{ji} = P\{Y_n = i | X_n = j\}$ 表示观测层的概率分布矩阵; $\pi = [\pi_i]$, $\pi_i = P\{X_0 = i\}$ 为初始状态概率分布矩阵。图1是隐马尔可夫模型示意图。

HMM主要包含3类基本问题: (1)评价问题。给定模型参

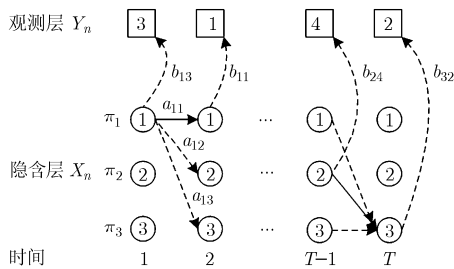


图1 隐马尔可夫模型示意图

数集 λ 及长度为 T 的观测序列 $Y = \{Y_1, Y_2, \dots, Y_T\}$, 求此模型产生此观测序列的概率 $P\{Y | \lambda\}$; (2) 解码问题。给定模型参数集 λ 及长度为 T 的观测序列 $Y = \{Y_1, Y_2, \dots, Y_T\}$, 求获得此观测序列的最佳状态序列 $X = \{X_1, X_2, \dots, X_T\}$; (3) 训练问题。给定观测序列 $\{Y\}$, 估计使 $P\{Y | \lambda\}$ 最大的HMM模型的最优参数集 $\lambda^* = [A^*, B^*, \pi^*]$ 。

当观测是连续信号时, 采用概率密度函数来描述观测量。最常用的办法是把观测量的概率密度函数拟合成若干高斯函数的线性组合, 即

$$b_j(O) = \sum_{m=1}^M c_{jm} N[O, \mu_{jm}, \Sigma_{jm}], \quad 1 \leq j \leq N \quad (1)$$

$$\int_{-\infty}^{\infty} b_j(O) dO = 1, \quad 1 \leq j \leq N \quad (2)$$

其中 O 是待拟合的观测量, c_{jm} , μ_{jm} 和 Σ_{jm} 分别是状态 j 时第 m 个高斯分量的混合权重、均值矢量和协方差阵, N 是高斯概率密度函数, N 是系统的状态数, M 是高斯分量数。 c_{jm} 满足约束条件:

$$\sum_{m=1}^M c_{jm} = 1 \quad (3)$$

$$c_{jm} \geq 0, \quad 1 \leq j \leq N, \quad 1 \leq m \leq M \quad (4)$$

3 识别方法步骤

本文的目标识别方法由3个步骤组成, 如图2所示: (1) 图像预处理。对图像数据进行规则化调整。(2) 特征生成。生成表征各幅目标图像的特征序列。(3) 应用HMM进行识别。

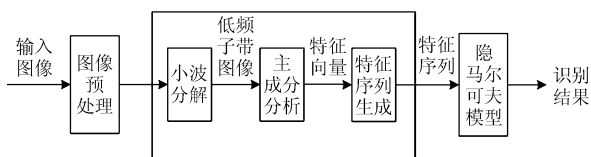
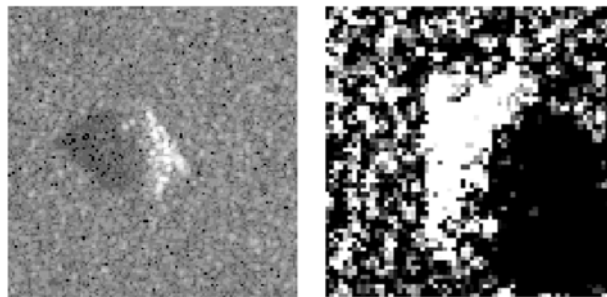


图2 识别过程框图

3.1 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生成和分类算法的性能产生影响^[8]。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。图3是目标T72在俯视角为 15° , 方位角为 303° 时预处理前后的SAR



(a) 预处理前的图像

(b) 预处理后的图像

图3 目标T72预处理前后SAR图像

图像, 图3(a)图是预处理前的图像, 图3(b)图是预处理后的图像。预处理后图像尺寸为 64 像素 \times 64 像素。

3.2 特征生成

应用HMM进行目标识别时, 特征生成的主要目的是从二维图像数据中生成表征图像的一维特征序列。本文提出的结合多幅同类目标图像生成单幅图像特征序列的特征生成方法包括小波分解, 主成分分析和特征序列生成3个步骤。

3.2.1 小波分解 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。图像 $f(n)$ 的二维离散小波分解由下式表示^[8]:

$$f(n) = \sum_{k \in Z^2} a_{j_0, k} \phi_{j_0, k}^{LL}(n) + \sum_{b \in B} \sum_{j \geq j_0} \sum_{k \in Z^2} d_{j, k}^b \psi_{j, k}^b(n) \quad (5)$$

其中 $\phi_{j_0, k}^{LL}(n)$ 是二维尺度函数, $\psi_{j, k}^b$ 是二维小波函数, a_{j_0} 是尺度系数, $d_{j, k}^b$ 是小波系数, $b \in B = \{LH, HL, HH\}$, j 是尺度因子, j_0 是固定尺度, k 是二维位移因子。LL为分解后得到的低频子带图像, LH, HL和HH为分解后得到的包含细节信息的子带图像。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。

3.2.2 主成分分析 主成分分析(Principal Component Analysis, PCA)是一种统计特征提取方法, 将其用于SAR目标图像特征提取, 可在较低维数的空间内通过选择合适的基函数将样本能量尽可能地集中起来, 同时去除杂波, 更好地描述目标图像, 使样本特征的鲁棒性能更好。

求图像矩阵 $X_{m \times n}$ 的自相关矩阵 $C = E[X_{m \times n} X_{m \times n}^T]$, 其中 m 是图像像素数, n 是训练样本数, 将 C 作特征值分解, 得到特征值 λ_i , $i=1, 2, \dots, m$, 对 λ_i 进行归一化, 即 $\bar{\lambda}_i = \frac{\lambda_i}{\sum_{i=1}^m \lambda_i}$,

将 λ_i 从大到小依次排序, 选择 λ_i 中最大 p 个值对应的特征向量为基向量构造投影子空间 $W = [v_1 v_2 \dots v_p]^T$, 其中 p 取使 $\bar{\lambda}_1 + \bar{\lambda}_2 + \dots + \bar{\lambda}_p \geq 0.9$ 的最小整数, 将目标图像对投影子空间投影 $y = W \cdot x$ 得到表征该目标图像的一个 p 维特征向量 y 。

3.2.3 特征序列生成 每类目标的样本包含了大量不同方位角下的图像, 利用多幅图像的特征向量可生成单幅目标图像的特征序列, 如图4所示。图4中左边是3幅方位角分别大

约是 0° , 30° 和 60° 的 SAR 目标图像, 右边分别是这 3 幅 SAR 图像对应的特征向量(以 p 维行向量表示)。图 4 中特征序列 1, 特征序列 2, 特征序列 3, ..., 特征序列 p 表示由这 3 组特征向量生成的 p 个特征序列, 每个序列的长度均为 3, 该 p 个特征序列就作为图中第 1 幅图像的一组特征序列。因此, 每幅 SAR 目标图像可利用自身以及一系列一定角度间隔的图像的特征向量生成该幅 SAR 目标图像的一组特征序列。特征序列的个数由特征向量的维数决定, 若特征向量的维数为 p , 则特征序列的个数为 p 。

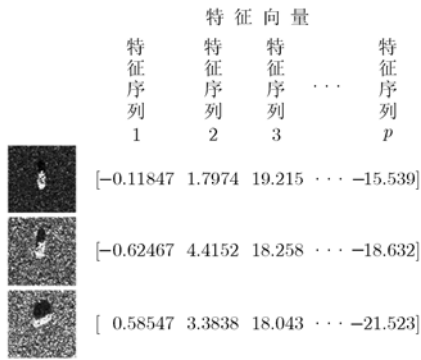


图 4 特征序列生成示意图

3.3 基于隐马尔可夫模型的目标识别

将同类别所有训练样本的特征序列依次相连, 可得到该类别的 HMM 训练序列。本文需完成对 BMP2, BTR70 和 T723 类目标的识别, 因此, 需要训练 3 组 HMM。每组 HMM 中包含的 HMM 数由图像的特征序列个数 p 决定。训练过程使用 Baum-Welch 算法(前、后向算法)。经过训练的 HMM 可对未知类别的特征序列分类, 完成目标图像的识别。识别过程是分别计算由 3 个已训练的 HMM 组生成某一特征序列组的似然值。HMM 组的总似然值由该组每个 HMM 产生的似然值累加得到, 比较总似然值大小, 总似然值最大的 HMM 组所属的类别的就是该特征序列组对应的图像所属的类别。图 5 是 3 类目标的 HMM 识别过程示意图。

本文得到的观测是连续信号, 使用离散 HMM 会引入量化误差从而劣化识别结果, 因而采用高斯 HMM, 把每个

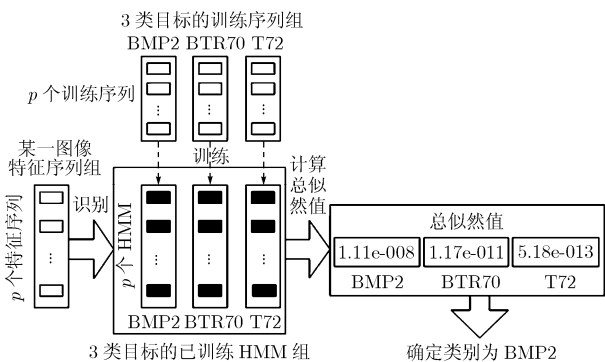


图 5 HMM 识别过程示意图

状态下的观测量的概率密度函数拟合成一个高斯函数, 即在式(1)中令 $M=1$ 。

4 识别结果与分析

4.1 实验数据

本文使用的图像数据是 MSTAR 项目组公布的 SAR 地面静止军用目标数据。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, 方位角覆盖范围均为 $0^\circ \sim 360^\circ$, 间隔为 1° , 有些角度图像有缺失。表 1 是训练样本和测试样本的类别及其相对应的图像数目。图 6 是 3 类目标在俯视角为 17° , 不同方位角下的 SAR 目标图像。

表 1 训练样本、测试样本种类及样本数

训练样本	样本数	测试样本	样本数
BMP2_c21	233	BMP2_c21	196
BTR70_c71	233	BMP2_9563	195
T72_132	232	BMP2_9566	196
		BTR70_c71	196
		T72_132	196
		T72_812	195
		T72_s7	191

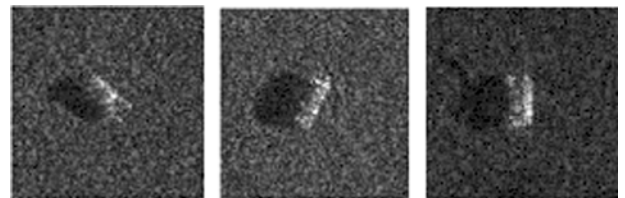


图 6 3 类目标在俯视角为 17° , 不同方位角下的 SAR 目标图像

4.2 结果与分析

特征序列由多幅同类别目标图像的特征向量生成, 特征序列长度由生成特征序列所需的图像数决定。将不同特征序列长度的特征序列用于识别, 得到的识别率随 HMM 隐含状态数的变化曲线见图 7, 其中的峰值识别率列于表 2。由图 7 可见, 特征序列长度大于 1 时得到的识别率与特征序列长度为 1 时得到的识别率相比有明显的提高, 这是因为特征序列长度大于 1 是结合了多幅同类别目标图像来生成特征序列, 而特征序列长度为 1 实质上是只考虑了单幅图像。且由图 7 可见随着特征序列长度的增加, 识别率呈上升趋势, 这是由于较大长度的特征序列包含了更多幅同类别目标图像的信息。

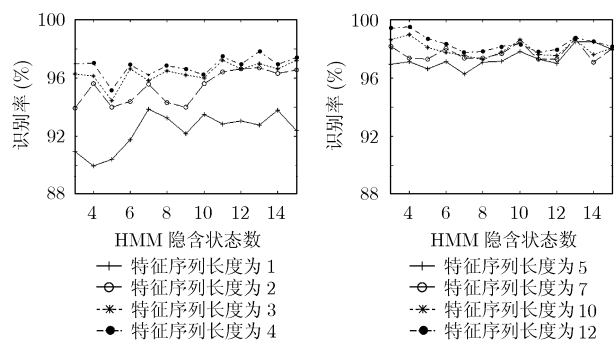


图7 8种长度的特征序列得到的识别率变化曲线

表2 8种长度特征序列的峰值识别率(%)

长度为1	长度为2	长度为3	长度为4
93.85	96.70	97.22	97.80
长度为5	长度为7	长度为10	长度为12
98.46	98.68	98.97	99.49

MSTAR数据库中的图像数据在某些方位角下有缺失,因而图像的方位角间隔不全为 1° ,这3类目标中训练样本图像的最大方位角间隔为 6° ,测试样本图像的最大方位角间隔为 14° 。由于图像缺失,算法设计成当某方位角下的图像缺失时用最近该方位角的图像填补,因而特征序列生成时可能产生误差。故生成特征序列时的图像方位角间隔取值对识别率也有影响,方位角间隔不同,相同长度的特征序列得到的识别率也略有不同。本文实验中的方位角间隔均为 15° 。

将本文方法得到的识别率与一些参考文献中的识别率相比较,得到结果见表3。文献[1]–文献[4]都是基于单幅图像的目标识别方法,文献[6]和本文方法是基于多幅同类别目标图像的目标识别方法。由表3可见,本文方法在特征序列长度为2时,即结合2幅图像时得到的识别率不但高于基于单幅图像得到的识别率,也高于文献[6]的识别率。文献[6]中的峰值识别率94.00%是出现在特征序列长度为30时,而本文方法得到识别率96.70%时的特征序列长度为2,且如图7所示,本文方法的平均识别率明显高于文献[6]中提到的平均识别率70~80%。这是由于文献[6]中的方法是先将SAR图像转化为一维距离像,从一维距离像中提取特征,用多幅SAR图像得到的一维距离像的特征生成特征序列来进行识别,本文是直接利用SAR图像提取特征生成特征序列进行识别,由于一幅SAR图像包含了多个距离像,在相同的特征序列长度下,本文方法生成的特征序列包含的目标信息远远大于文献[6]方法生成的特征序列包含的目标信息,故本文方法较文献[6]方法有较大的优越性和实际应用价值,也就是用本文方法只需较少数目的同类别图像就可实现更高识别率的目标识别。

表3 6种识别方法的识别率比较(%)

文献[1] 模板 匹配	基于单幅图像			基于多幅图像	
	文献[2] SVM	文献[3] HMM	文献[4] HMM	文献[6] HMM	本文 方法 HMM
89.30	90.99	94.00	94.90	94.00 (30幅)	96.70 (2幅)

5 结束语

本文结合多幅同类别目标图像生成特征序列,用隐马尔可夫模型对特征序列进行识别。将MSTAR数据库的图像数据用于对该方法的验证与分析,结果表明,在多幅同目标图像目标识别应用背景下,该方法与其他一些识别方法相比可明显提高目标的正确识别率,是一种有效的合成孔径雷达图像目标识别方法。

参考文献

- [1] Ross T D, Worrell S W, and Velten V J, *et al.* Standard SAR ATR evaluation experiments using the MSTAR public release data set. *Proc. SPIE*, 1998, Vol. 3370: 566–573.
- [2] Zhao Q and Principe J C. Support vector machines for SAR automatic target recognition. *IEEE Trans. on Aerospace and Electronic Systems*, 2001, 37(2): 643–654.
- [3] Kottke D P and Fiore P D. A design for HMM-based SAR ATR. *Proc. SPIE*, 1998, Vol. 3370: 541–551.
- [4] Nilubol C and Pham Q H. Translational and rotational invariant hidden Markov model for automatic target recognition. *Proc. SPIE*, 1998, Vol. 3374: 179–185.
- [5] Nilubol C and Mersereau R M. An improved hidden Markov model classifier for SAR imaged. *Proc. SPIE*, 1999, Vol.3720: 113–122.
- [6] Albrecht T W and Gustafson S C. Hidden Markov models for classifying SAR target images. *Proc. SPIE*, 2004, Vol. 5427, 302–308.
- [7] Rabiner L. A tutorial on hidden Markov models and selected applications in speech recognition. *Proc. IEEE*, 1989, 77: 257–286.
- [8] Sandrasegaram N and English R. Comparative analysis of feature extraction (2D FFT and wavelet) and classification (Lp metric distances, MLP NN, and HNeT) algorithms for SAR imagery. *Proc. SPIE*, 2005, Vol. 5808: 314–325.

宦若虹: 女, 1979年生, 博士生, 研究方向为合成孔径雷达图像处理、模式识别。

杨汝良: 男, 1943年生, 研究员, 博士生导师, 主要研究方向为微波成像新体制新技术及信息处理。