

# 基于小波域 HMT 的图像杂波抑制方法

赖宗英, 艾斯卡尔·艾木都拉

(新疆大学信息科学与工程学院, 乌鲁木齐 830046)

**摘要:** 针对复杂背景下红外微弱点状运动目标的检测, 提出一种基于小波域 HMT 模型的图像杂波抑制方法。对图像小波系数低频部分建立隐马尔可夫树模型, 使用 Bayesian 准则估计图像背景小波系数, 参照杂波抑制模型, 得到杂波抑制后图像的信号加噪声模型, 并通过计算 Kendall 秩相关系数和 Friedman 统计量验证了该方法残留噪声的高斯性和独立性。

**关键词:** 杂波抑制; 小波变换; 隐马尔可夫树模型; Kendall 秩相关系数; Friedman 统计量

## Image Clutter Suppression Method Based on Wavelet Domain HMT

LAI Zong-ying, Askar Hamdulla

(College of Information Science and Engineering, Xinjiang University, Urumqi 830046, China)

**【Abstract】** Aiming at the detection of infrared faint blob-shaped moving target under complicated background, this paper presents an image clutter suppression method based on wavelet domain Hidden Markov Tree(HMT). A wavelet-domain HMT model is used to accurately capture the dependencies across low frequency scales. It uses Bayesian criterion to estimate image background wavelet coefficients, refers to clutter suppression model to get clutter suppression image signal noise adding model. Gaussianity and independency of residual noise are also verified by using Kendall rank correlation coefficient and Friedman statistic.

**【Key words】** clutter suppression; wavelet transform; Hidden Markov Tree(HMT) model; Kendall rank correlation coefficient; Friedman statistic

DOI: 10.3969/j.issn.1000-3428.2011.02.075

### 1 概述

红外图像中的弱点目标检测问题一直是红外图像领域的研究热点。背景杂波的出现使图像传感器应用中不可避免。由于远距离下目标很小, 仅占用几个像素的面积, 而且随着现代“隐身”技术的发展, 一些目标向空中辐射的红外强度也越来越小, 背景杂波强度通常比传感器噪声和被检测目标信号大, 目标信号相对很弱, 甚至被大量复杂的背景杂波淹没, 使得红外图像中微弱点状目标的检测工作变得很困难。一般, 目标检测器是基于信号加噪声模型设计的, 在目标检测前对图像进行杂波抑制, 将原始图像测量数据近似地用信号加噪声随机 Petri 网(Stochastic Petri Net, SPN)模型进行描述, 可以提高系统对强杂波背景中微弱点状目标的检测能力。本文提出一种基于小波域隐马尔可夫树(Hidden Markov Tree, HMT)模型的图像杂波抑制方法。

### 2 基于小波变换的图像分析方法

近年来, 小波变换在图像处理中得到广泛应用<sup>[1]</sup>。小波变换是一个窗口大小不变但形状改变的时频局部化分析方法。在信号的高频部分, 可以取得较好的空间分辨率; 在信号的低频部分, 可以取得较好的频率分辨率, 从而从信号中提取信息<sup>[2]</sup>。

在小波变换的过程中, 首先将信号分别用低通和高通滤波器进行滤波(第 1 层次分解), 然后将低通滤波器输出的结果分别用低通和高通滤波器进行第 2 次滤波(第 2 层次分解), 这个过程持续到要求的层次分解完毕。低通滤波器输出结果是图像中缓慢变化(相关性强的)部分, 而高通滤波器输出结果包括像素灰度值之间的快变化信息。这样, 杂波信息主要集中在低通滤波器输出的小波系数上。

本文利用低频小波系数尽可能准确估计图像的背景杂波

信息, 保留其目标和噪声。小波变换的空域-频域局部特性使小波系数具有多分辨率、去相关性等特点。但是对于自然图像而言, 小波变换不能完全消除尺度内和尺度间小波系数的相关性, 信号经过离散小波变换后的系数是近似相关的。同一尺度内, 若一个小波系数大, 则其相邻的系数也可能大, 反之, 则小; 在尺度间, 小波系数也具有类似的传递性。图像小波系数具有 2 个基本统计特性:

(1)小波系数的非高斯性, 即只有极少数小波系数是显著的, 绝大多数小波系数非常小;

(2)尺度内小波系数的聚类性、尺度间小波系数的持续性表明, 小波系数与其相邻系数是相关的。

### 3 小波域 HMM 的杂波抑制

含有点状动目标的序列图像观测模型<sup>[3]</sup>为:

$$Z(r, k, s) = T(r, k, s) + B(r, k, s) + N(r, k, s), k = 0, 1, 2, \dots \quad (1)$$

其中,  $S(r, k, s)$  为目标;  $B(r, k, s)$  为背景杂波;  $N(r, k, s)$  为零均值未知噪声,  $r = (x, y)$  为图像的二维空间坐标,  $k$  为离散时间采样点,  $s$  为随机样本。

杂波抑制的目的是去除图像背景留下的目标和噪声, 为下一步目标检测打下基础。背景杂波抑制模型如图 1 所示。

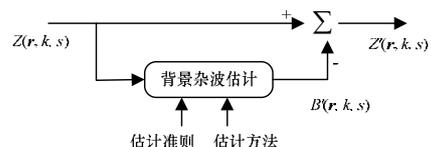


图 1 背景杂波抑制模型

**作者简介:** 赖宗英(1986—), 女, 硕士, 主研方向: 信号与信息处理; 艾斯卡尔·艾木都拉, 教授、博士后、博士生导师

**收稿日期:** 2010-06-30 **E-mail:** askar@xju.edu.cn

### 3.1 小波系数概率密度函数

由于小波系数具有稀疏性，因此大多的小波系数是很小的，并且仅有很少的系数含有大多数的信号能量。因此，小波系数  $w$  的概率密度函数  $f_w(w)$  可以用一个峰值和重尾的非高斯密度函数描述。

由文献[4]可知，高斯混合模型(Gaussian Mixture Model, GMM)可以很好地近似这个非高斯密度。因此，可以把每个小波系数  $w$  同一定数量的离散隐藏状态  $\lambda$  联系起来，假设小波系数对应  $M$  个离散状态，即  $\lambda = 1, 2, \dots, M$ ，状态  $\lambda$  的概率质量函数为  $P_\lambda(m)$ ， $P_\lambda(m)$  表示小波系数的状态取  $\lambda = m$  的概率。当  $\lambda = m$  时，小波系数  $w$  的概率密度函数是均值为  $\mu_m$ 、方差为  $\sigma_m^2$  的高斯函数，则小波系数  $W$  的  $M$  状态高斯混合模型为：

$$f_w(w) = \sum_{m=1}^M p_\lambda(m) f_{w/\lambda}(w/\lambda = m), \lambda = 1, 2, \dots, M \quad (2)$$

$$f_{w/\lambda}(w/\lambda = m) = \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma_m^2}} \exp\left\{-\frac{(w-\mu_m)^2}{2\sigma_m^2}\right\} \quad (3)$$

其中， $f_{w/\lambda}(w/\lambda = m)$  表示小波系数在  $\lambda = m$  时的条件概率密度函数，离散状态变量  $\lambda$  的取值范围为  $\lambda = 1, 2, \dots, M$ ； $p_\lambda(m)$  是它对应的概率质量函数。

本文采用含有 2 个隐状态的混合高斯模型描述小波系数，状态 1、状态 2 分别表示含有大部分信号能量的小波系数和少量信号能量的小波系数。在式(2)中， $\lambda$  的取值为 1、2。通过对比实际图像直方图，2 个状态的零均值高斯混合模型符合实际图像小波系数的分布情况。为了使概率模型无限接近实际模型，可以通过增加隐状态的数目和使用非零均值的高斯函数来实现。由于 2 个状态混合高斯模型简单、容易实现，并且具有鲁棒性，因此本文采用该模型。

### 3.2 小波系数的 HMT 模型

在已有的基于小波域的图像处理方法中，大多利用小波变换的高频子带系数。如文献[5]是基于小波域 HMT 模型解决图像去噪问题。本文要去除背景杂波，保留图像目标和噪声，对小波变换低频系数建立 HMT 模型，并用含有 2 个隐状态的非零均值混合高斯模型表示小波系数。LL 子带小波系数的 HMT 模型如图 2 所示。

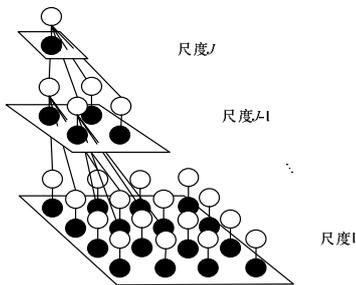


图 2 LL 子带小波系数的 HMT 模型

其中，黑色节点表示小波系数；白色节点表示其相应的状态；HMT 的根节点处是最大尺度的小波系数，由上到下尺度依次减小；小波系数在尺度间的相关性通过状态转移概率表现。小波域 HMT<sup>[5]</sup>准确地表现了小波系数的非高斯分布特性和尺度间系数的传递特性。

### 3.3 HMT 模型及其参数估计

本文用一个含有 2 个状态的隐马尔科夫模型描述一个小波系数，HMT 参数<sup>[6]</sup>为：

$$\theta = \left\{ p_{\lambda_1}(m), \varepsilon_{i,\rho(i)}^{mm} = P_{\lambda_i/\lambda_{\rho(i)}}[m/\lambda_{\rho(i)} = n], \mu_{i,m}, \sigma_{i,m}^2 \right\} \quad (4)$$

对于一个含有  $P$  个节点的 HMT， $p_{\lambda_1}(m)$  表示隐马尔科夫树根节点处系数的概率分布； $\varepsilon_{i,\rho(i)}^{mm}$  是由父节点  $\lambda_{\rho(i)} = n$  到子节点  $s_i$  的状态转移概率； $\mu_{i,m}$ 、 $\sigma_{i,m}^2$  表示给定状态为  $m$  时小波系数概率密度函数的均值和方差，其中， $i = 1, 2, \dots, P$ ； $n$ 、 $m$  分别表示父节点和子节点小波系数的状态，取值为 1、2。在大多文献中，对于二维图像信号的处理大多是基于小波系数的高频部分，需要分别对 LH、HL、HH 建立 HMT，并训练  $\{\theta^{LH}, \theta^{HL}, \theta^{HH}\}$  3 组参数，其计算量相当于本文的 3 倍。

通过 EM 方法求 HMT 参数的最大似然估计，具体步骤如下：

(1)初始化模型参数，置计数器  $l=0$ 。

(2)E 步。通过求解  $E_\lambda[\ln f(W, \lambda/\theta)/w, \theta^l]$  的极大值，计算状态的联合概率  $p(\lambda = m/w, \theta^l)$ 、 $p(\lambda_i = m, \lambda_{\rho(i)} = n/w, \theta)$  的值。

(3)M 步。更新模型参数：

$$q^{l+1} = \arg_q \max E_l[\ln f(W, l/q)/w, q^l]$$

其中， $q$  表示  $\theta$  中的各个参数。

(4) $l=l+1$ ，若满足收敛条件则停止，否则转(2)。

理论证明，EM 算法通过 E 步、M 步的交替迭代，最终收敛于似然函数  $\ln f(W, l/q)$  的一个局部极大值。

### 3.4 低频小波系数(背景杂波)估计

本文通过对图像小波系数低频部分建立 HMT，实现 HMT 参数的最大似然估计，得到 HMT 的最佳模型。同时，得到图像小波系数  $w$  和 HMT 最佳模型参数  $\theta^l$  确定条件下小波系数状态的条件概率  $p(\lambda = m/w, \theta^l)$ ， $m = 1, 2$ 。

受高斯噪声污染的原图经过小波变换后，噪声系数仍然满足高斯性，并且其标准方差不变。因此，图像小波系数可以写成  $w_i = y_i + n_i$ ，由背景小波系数和噪声小波系数相加得到。用  $\gamma_{i,m}^2$  表示含有噪声的小波系数的方差， $\sigma_n^2$  表示噪声系数的方差，则估计的信号小波系数方差可以表示为  $\sigma_{i,m}^2 = (\gamma_{i,m}^2 - \sigma_n^2)_+$ ，其中， $\sigma_n^2$  由小波系数频带的中值确定。因此，在小波系数状态  $s_i = m$  确定的条件下，背景小波系数  $y_i$  的条件均值估计表示如下：

$$E[y_i/W, s_i = m] = \frac{\sigma_{i,m}^2}{\sigma_n^2 + \sigma_{i,m}^2} w_i \quad (5)$$

利用参数估计时得到的  $p(\lambda = m/w, \theta)$ ， $m = 1, 2$ ，采用贝叶斯后验估计的方法估计背景小波系数：

$$E[y_i/W, \theta] = \sum_m p(\lambda_i = m/W, \theta) \times \frac{\sigma_{i,m}^2}{\sigma_n^2 + \sigma_{i,m}^2} w_i \quad (6)$$

根据式(6)可以从图像低频部分估计出背景小波系数低频部分。为了尽可能保留目标和噪声，采取将图像高频部分的小波系数置零的办法。最后通过上文估计得到的背景系数进行逆小波变换得到图像背景，再用原图像减去背景图像得到杂波抑制后的残留噪声。

## 4 实验结果及分析

本文实验原图是通过在红外天空背景中加入目标点和噪声得到的。采用本文方法首先将图像进行小波变换，对其低频部分小波系数建立 HMT 模型，然后使用 EM 迭代算法得到模型的最佳参数估计  $\theta$ ，同时可以得到小波系数状态的联合概率  $p(\lambda_i = m/W, \theta)$ ，以  $p(\lambda_i = m/W, \theta)$  作为小波系数低频部分的后验概率，用 3.4 节中低频小波系数的估计方法实现图像的杂波抑制。

比较小波回归估计<sup>[7]</sup>和基于小波域 HMT 的杂波抑制方法对图像进行杂波抑制。对含有目标和噪声的原始图像分别用 Haar 小波、D6 小波回归估计方法以及本文方法进行杂波抑制。本文使用的原始图像大小为 256×256, 信噪比为 5 dB。噪声标准方差  $\sigma_n^2$  用小波系数的高频部分的中值进行近似:

$$\sigma_n^2 = \frac{\text{median}(w_{\text{diag}})}{0.6745} \quad (7)$$

本文实验分为以下 2 部分:

(1) 残留噪声高斯性。原始图像杂波抑制后, 从残留图像中任意取大小为 20×10 的图像块, 对其计算 Kendall 秩相关系数, 并画出经验概率密度函数, 进行高斯性检验。实验结果如图 3 所示。由此可以看出, 用本文方法进行背景杂波抑制后, 残留噪声的高斯性效果与标准高斯噪声的非常类似。

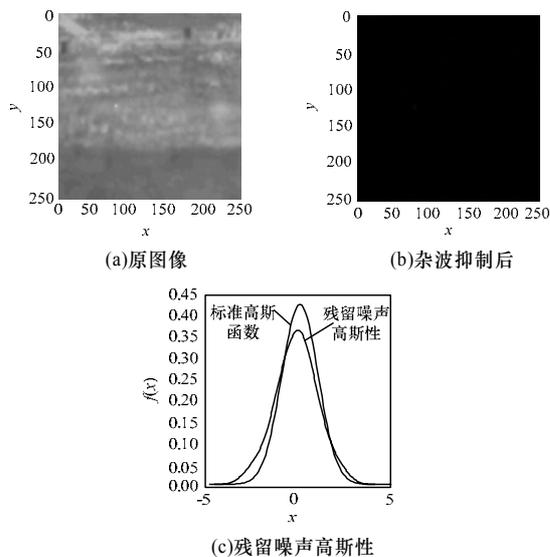


图3 基于小波域 HMM 的杂波抑制以及残留噪声高斯性

(2) 残留噪声独立性检验。分别从基于 D6 小波回归估计和小波域 HMT 杂波抑制的残留图像中任意取大小为 100×100 的图像块, 计算其 Friedman 统计量, 用  $S$  表示, 并给出行向量之间的独立性, 其中,  $\alpha$  的值越小, 表明残留噪声的相关性越强,  $\alpha = P(\chi_{df}^2 > S)$ ,  $df = 99$ 。从表 1 可以看出, 利用本文方法进行杂波抑制后, 行向量之间残留噪声独立性

(上接第 214 页)

综合以上仿真结果可知: WEAVE 和 ELA 由于只利用了空间信息, 因此对于物体运动不是很明显的图像进行去隔行效果较好, 但是当图像中的物体运动比较大时失真就比较严重。AMMC 算法采用自适应的去隔行算法, 根据图像像素点的运动情况采用不同的插值方法, 该算法在细节部分效果较好, 但是在边界处仍然存在锯齿现象。而本文算法的视觉效果最好, 尤其对于边界处的平滑, 降低了图形边缘的模糊度, 使图像质量得到改善。

#### 4 结束语

本文首先介绍了去隔行算法的发展历程, 然后提出一种基于小波变换的去隔行算法。在 AMMC 算法的基础上, 将小波应用到图像处理中, 通过变换小波系数, 利用小波的重构性得到去隔行图像。该算法充分利用了视频信号在空间和时间上的相关信息, 结合了小波和形态学对图像处理的优点, 克服了原 AMMC 算法去隔行时的不足。

检验效果优于 D6 小波回归估计方法。列向量之间的独立性检验也可得到同样效果。

表1 残留噪声的  $S$  及行向量间的独立性检验结果

| 行      | 本文方法      |          | D6 小波回归估计方法 |          |
|--------|-----------|----------|-------------|----------|
|        | $S$       | $\alpha$ | $S$         | $\alpha$ |
| 1~100  | 144.685 7 | 0.001 9  | 147.170 5   | 0.001 2  |
| 1~50   | 54.160 5  | 0.284 0  | 69.556 6    | 0.028 3  |
| 51~100 | 73.152 4  | 0.014 3  | 88.599 2    | 0.000 5  |
| 26~75  | 82.390 9  | 0.002 0  | 89.842 5    | 0.000 3  |
| 1~30   | 29.105 8  | 0.459 6  | 28.611 4    | 0.485 4  |
| 31~60  | 45.730 3  | 0.025 0  | 56.431 0    | 0.001 7  |
| 61~90  | 51.452 9  | 0.006 3  | 46.785 5    | 0.019 6  |
| 1~20   | 20.799 4  | 0.348 0  | 17.165 7    | 0.578 6  |
| 41~60  | 53.581 5  | 0.060 0  | 65.372 3    | 0.005 1  |
| 71~90  | 31.836 6  | 0.032 6  | 34.834 9    | 0.014 6  |

通过杂波抑制后残留噪声的独立性和高斯性检验可以看出, 对小波系数低频部分建立 HMT 模型抑制杂波的方法在高斯性和独立性检验上, 都取得了较优的结果。

#### 5 结束语

基于小波域 HMT 模型的图像杂波抑制方法是通过分析图像小波变换的特点, 针对图像小波系数在尺度间的相关性特点得到的。实验结果表明, 该方法在强杂波、低信噪比环境下能较准确估计出图像背景杂波, 保留目标和噪声, 残留噪声的独立性和高斯性检验效果优于 D6 小波回归估计方法。

#### 参考文献

- [1] 陈莹, 纪志成, 韩崇昭. 基于小波域加权阈值的图像去噪方法[J]. 计算机工程, 2007, 33(19): 183-185.
- [2] 余成波. 数字图像处理与 Matlab 实现[M]. 重庆: 重庆大学出版社, 2003.
- [3] 艾斯卡尔·艾木都拉. 红外搜寻与跟踪系统关键技术研究[D]. 成都: 电子科技大学, 2002.
- [4] Crouse M S, Nowak R D, Baraniuk R G. Wavelet-based Statistical Signal Processing Using Hidden Markov Models[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 1998, 46(4): 886-902.
- [5] 肖志云, 文伟, 彭思龙. 小波域 HMT 模型参数的快速估计及其在图像降噪的应用[J]. 计算机应用, 2004, 24(12): 7-10.
- [6] 汪西莉, 刘芳, 焦李成. 一种小波域 HMT 模型参数初始化方法[J]. 计算机科学, 2003, 30(1): 85-87.
- [7] 吴剑英, 艾斯卡尔·艾木都拉. 基于小波回归估计的图像杂波抑制技术研究[J]. 信息技术, 2006, 30(9): 36-39.

编辑 陆燕菲

#### 参考文献

- [1] Hann G D, Bellers E B. Deinterlacing—An Overview[J]. Proceedings of the IEEE, 1998, 86(9):1839-1857.
- [2] Kwon O, Sohn K, Lee Chul-Hee. De-interlacing Using Directional Interpolation and Motion Compensation[J]. IEEE Trans. on Consumer Electronics, 2003, 49(1): 198-203.
- [3] Sun Changming. De-interlacing of Video Images Using a Shortest Path Technique[J]. IEEE Trans. on Consumer Electronics, 2001, 47(2): 225-230.
- [4] 孙秀明, 吴贵芳. 基于小波变换的带钢表面缺陷图像增强算法[J]. 计算机工程, 2009, 35(2): 227-229.
- [5] 闫敬文. 数字图像处理: Matlab 版[M]. 北京: 国防工业出版社, 2007.

编辑 陆燕菲