

# 超视距雷达中距离-多普勒图的瞬态干扰 自动识别方法

罗忠涛<sup>1</sup>, 夏 杭<sup>1</sup>, 卢 琨<sup>2</sup>, 何子述<sup>3</sup>

(1. 重庆邮电大学通信与信息工程学院, 重庆 400065; 2. 南京电子技术研究所, 江苏南京 210013;  
3. 电子科技大学信息与通信工程学院, 四川成都 611731)

**摘 要:** 为提高瞬态干扰处理的稳健性, 超视距雷达可采用先识别后抑制的思路. 本文研究基于距离-多普勒(Range-Doppler, RD)图的瞬态干扰自动识别方法, 将RD图转化为灰度图, 提取其纹理特征, 再基于机器学习设计分类算法. 首先, 提出新的瞬态干扰模型, 仿真产生干扰数据, 避免训练依赖实测数据; 其次, 建立RD灰度图图库, 分强干扰、弱干扰和无干扰三类情况; 然后, 提取局部二值模式(Local Binary Pattern, LBP)纹理特征, 基于支持向量机设计二分类器, 结合纠错输出编码设计三分类器. 最后, 通过实测数据和文献RD图, 验证本文所提识别方法的准确性, 并比较分析不同图像特征及参数的影响.

**关键词:** 超视距雷达; 距离-多普勒图; 瞬态干扰; 干扰识别; 支持向量机; 纹理特征

**中图分类号:** TN958.93 **文献标识码:** A **文章编号:** 0372-2112(2021)07-1279-07

**电子学报 URL:** <http://www.ejournal.org.cn>

**DOI:** 10.12263/DZXB.20201277

## Automatic Recognition of Transient Interference in the Range-Doppler Map for Over-the-Horizon Radar

LUO Zhong-tao<sup>1</sup>, XIA Hang<sup>1</sup>, LU Kun<sup>2</sup>, HE Zi-shu<sup>3</sup>

(1. School of Communication and Information Engineering, Chongqing University of Posts and Telecommunications, Chongqing 400065, China;

2. Nanjing Research Institute of Electronics Technology, Nanjing, Jiangsu 210013, China;

3. School of Information and Communication Engineering, University of Electronic Science and Technology of China, Chengdu, Sichuan 611731, China)

**Abstract:** To improve the robustness of transient interference processing, over-the-horizon radar (OTHR) can take the way of suppression after assured detection. This paper analyzes automatic recognition of transient interference in the range-Doppler (RD) map, by transforming the RD map into gray image, extracting the texture features, and designing the classification algorithm based on machine learning. Firstly, a model of transient interference is developed to simulate the received data, so that the training does not rely on real data. Secondly, the image datasets are produced and classified into three categories, i.e. strong interference, weak interference, and non-interference. Then, the local binary pattern (LBP) texture features are extracted to design the binary classifier based on support vector machine (SVM) and then design the ternary classifier by error-correcting output codes (ECOC). Finally, simulations based on real data from OTHR and literatures demonstrate the effectiveness of our method and the effects of various parameters and image features.

**Key words:** OTHR; RD map; transient interference; interference recognition; SVM; texture features

### 1 引言

天波超视距雷达(Over-The-Horizon Radar, OTHR)具有跨越视距的目标检测能力,但容易受到外部环境干扰的影响<sup>[1]</sup>. 其中,瞬态干扰可能来自流星余迹回

波、闪电及人为脉冲等. 瞬态干扰不可预测,会严重降低OTHR目标信噪比和检测能力. 因此,瞬态干扰的识别与抑制对于工程应用有重大意义.

瞬态干扰长期受到高频雷达研究的关注,学者们

也提出了多种处理方法.除了空域波束形成,时域经典方法是“检测-剔除-重构”,其中重构算法可基于自回归模型<sup>[2]</sup>、矩阵补全方法<sup>[3]</sup>、神经网络<sup>[4]</sup>等.干扰检测常基于能量,如门限阈值法<sup>[2,4]</sup>、恒虚警技术<sup>[3]</sup>、迭代剔除平均<sup>[5]</sup>、直线检测技术<sup>[6]</sup>等.其中,检测统计量需排除一阶海杂波,其排除方法有高通滤波器<sup>[5,6]</sup>、Teager-Kaiser算子<sup>[3]</sup>、S变换<sup>[4]</sup>等.

现有干扰处理方法大都采用了实测数据验证其有效性.不过,干扰检测和抑制算法在工程应用中可能会出现无法检测、虚警检测、抑制不足或抑制过度等问题.因此,OTHR实际工作在采用瞬态干扰抑制方面必须非常慎重.

OTHR干扰处理可先解决干扰检测问题,在确认干扰存在影响的情况下,再引入干扰抑制程序.传统瞬态干扰研究均是从信号检测的角度来检测干扰,忽略了对干扰影响的直接估算.我们的研究也发现,单纯从干扰抑制所在域角度,想要实现稳健的干扰检测也并非易事.

针对RD图中瞬态干扰检测,本文将信号处理问题转化为图像分类问题,运用特征提取、模式识别和机器学习的思想来解决.首先,将瞬态干扰检测问题建模为RD图中“无”、“弱”、“强”三类干扰的识别问题.其次,将RD图转化为灰度图,从图像分类的角度,采用机器学习设计出干扰自动识别方法.

从图像分析角度分析OTHR二维矩阵问题,可以解决信号处理的传统难题.罗忠涛等人曾研究过基于快慢时间图的瞬态干扰检测<sup>[6]</sup>、基于RD灰度图的射频干扰检测<sup>[7]</sup>、海杂波区域划分<sup>[8]</sup>、射频干扰抑制优化<sup>[9]</sup>.研究表明,将传统RD图转化为灰度图,运用图像分析方法,是解决OTHR信号处理难题的一条有效途径.

瞬态干扰在RD图中的纹理特征非常明显.纹理已被广泛用于自然、遥感、医疗等多种类型图像<sup>[10]</sup>.本文将重点介绍LBP等价模式<sup>[11,12]</sup>,再仿真对比梯度方向直方图(Histograms of Oriented Gradients, HOG)<sup>[13]</sup>和灰度共生矩阵(Gray Level Co-occurrence Matrix, GLCM)<sup>[14]</sup>.

RD灰度图局部纹理特征将用于机器学习,训练出具有高准确度的干扰分类器.本文采用了支持向量机(Support Vector Machine, SVM)<sup>[15]</sup>进行二分类设计,再结合纠错输出编码(Error-Correcting Output Codes, ECOC)<sup>[16]</sup>设计实现三分类.训练图集完全采用人工仿真数据,测试图集则采用OTHR实测数据.

## 2 信号模型与RD图

### 2.1 信号模型

考虑天波OTHR对海照射,接收信号建模为

$$r(t) = c(t) + A_i i(t) + A_s s(t) + A_n n(t) \quad (1)$$

其中 $c(t)$ 表示海杂波, $i(t)$ 表示瞬态干扰, $s(t)$ 表示目标回波, $n(t)$ 表示高斯白噪声, $A_i$ ,  $A_s$ ,  $A_n$ 分别表示干扰、目标和噪声的幅度.

式(1)中瞬态干扰建模和仿真对本文研究非常重要.基于大量瞬态干扰数据特性的分析,我们在此创新地提出一个瞬态干扰信号模型,即

$$i(t) = \exp\left[j\pi\alpha\sin(\beta_1 t_i)\cos(\beta_2 t_i)t_i\right] \quad (2)$$

其中 $\alpha$ ,  $\beta_1$ ,  $\beta_2$ 联合控制瞬态干扰斜条纹的宽度、密度和角度, $t$ 为时间, $t_i$ 表示干扰存在时间段.

### 2.2 RD图与灰度图

由式(1)和(2)仿真OTHR接收时域数据 $x_R$ ;脉冲压缩和多普勒处理得到RD矩阵 $Z \in \mathbb{C}^{P \times M}$ ,其中 $P$ 为相干处理间隔积累周期数, $M$ 为单周期内采样点数.RD二维矩阵以dB显示幅度,也称为RD图.

将RD图转化为灰度图,转换函数表示为

$$I_g = g_a \cdot \ln(1 + g_b |Z|) \quad (3)$$

其中 $I_g \in \mathbb{R}^{P \times M}$ , $g_a$ 和 $g_b$ 分别控制灰度图的灰度量级和动态范围.本文使用256灰度级和120dB动态范围.

调整式(1)和式(2)参数,得到符合实测形态的瞬态干扰,按其强度分为“无”、“弱”、“强”三种,典型RD图如图1(a)~(c)所示.可见,干扰是否存在及其强弱在RD图表现出不同的倾斜状条纹,强干扰比弱干扰幅度更高,对目标检测威胁更大.

由式(3)将RD矩阵 $Z$ 转化为RD灰度图,如图1(d)~(f)所示.可见RD图和灰度图中的干扰形态和纹理特性一致.

最后说明仿真参数设置:OTHR采用线性调频连续波,带宽20kHz,采样频率50kHz,波形重复周期10ms,积累周期数512.

## 3 干扰分类与图库设计

### 3.1 干扰分类依据

考虑到雷达工作需要,拟定干扰识别的目标是实现干扰“无”、“弱”、“强”三种干扰的识别.建立图库前,先对瞬态干扰情况进行分类.

瞬态干扰的分类依据是该组数据在干扰抑制前后的目标检测信干噪比(Signal-to-Interference and Noise Ratio, SINR)变化大小.采用接收波束形成方法,目测确保干扰被完全抑制.信干噪比提升值 $\Delta\text{SINR}$ 计算步骤为:

(1)产生仿真数据时,额外仿真20个目标回波信号,其RD图位置分散在海杂波以外,故目标检测SINR不受海杂波影响;

(2)采用恒虚警(Constant False Alarm Rate, CFAR)检测计算干扰抑制前每个目标检测SINR,求其

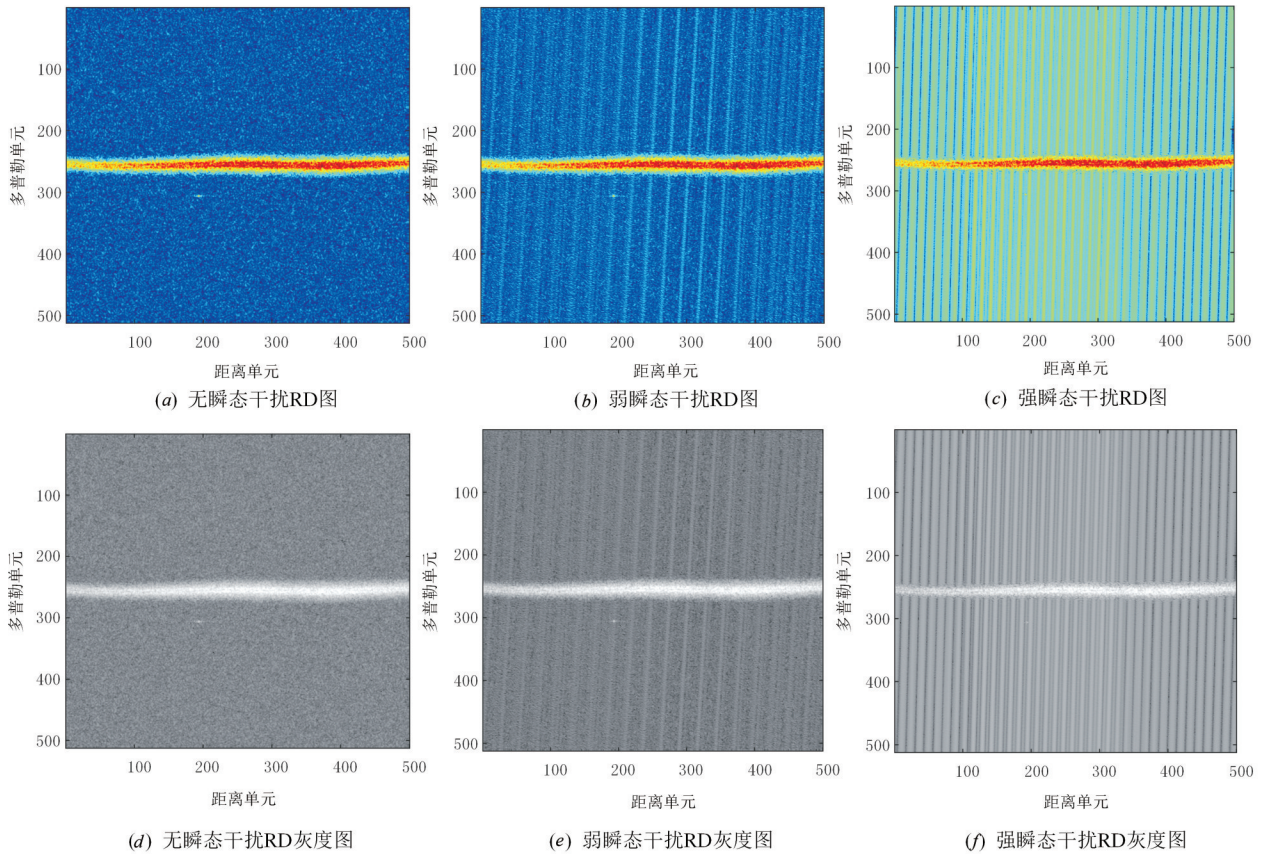


图1 不同强度瞬态干扰 RD图及灰度图

均值得到  $SINR_1$ ;

(3) 干扰抑制后得到 RD 图, 目标干扰被完全抑制, 再用 CFAR 方法计算每个目标的检测  $SINR$ , 并得其均值  $SINR_2$ ;

(4) 根据干扰抑制前后的目标检测  $SINR$  提升值

$$\Delta SINR = SINR_2 - SINR_1 \quad (4)$$

设置该组数据的干扰强度标签为

$$\begin{cases} \text{无,} & \Delta SINR \leq 1\text{dB} \\ \text{弱,} & 1\text{dB} < \Delta SINR \leq 10\text{dB} \\ \text{强,} & \Delta SINR > 10\text{dB} \end{cases} \quad (5)$$

每组数据的干扰强度标签与其对应 RD 图或灰度图的干扰强度标签相一致. 对于图 1 的  $SINR$  测算, 图 1 (a)~(c) 的  $\Delta SINR$  分别为 0.01dB、1.95dB 和 17.78dB.

### 3.2 训练与测试图库设计

三类干扰的训练图库设计主要通过四步:

(1) 调整式(2)参数  $\alpha, \beta_1, \beta_2$  及  $t_i$ , 改变 RD 灰度图干扰形态, 以覆盖目前大部分瞬态干扰实测状态;

(2) 调节式(1)幅度  $A_i$ , 仿真三种强度干扰. 注意, 干扰强弱虽由  $A_i$  调节, 但判断依据仍是  $\Delta SINR$ ;

(3) 训练集采用同一组仿真海杂波, 随机产生低幅度噪声,  $A_n$  较小故不影响 RD 图干扰特性;

(4) 由式(3)生成灰度图, 采用双三次内插方法, 将灰度图降采样为  $64 \times 64$  大小.

训练集共分三类, 每类收集 100 张 RD 灰度图. 强干扰图集  $\Delta SINR$  均匀分布于 10dB ~ 24dB; 弱干扰图集  $\Delta SINR$  均匀分布于 1dB ~ 10dB.

测试集来源于某实验型天波 OTHR 正常工作实测数据, 每类采集 44 张  $64 \times 64$  大小灰度图. 图 2 给出了训练与测试图库生成流程示意图.

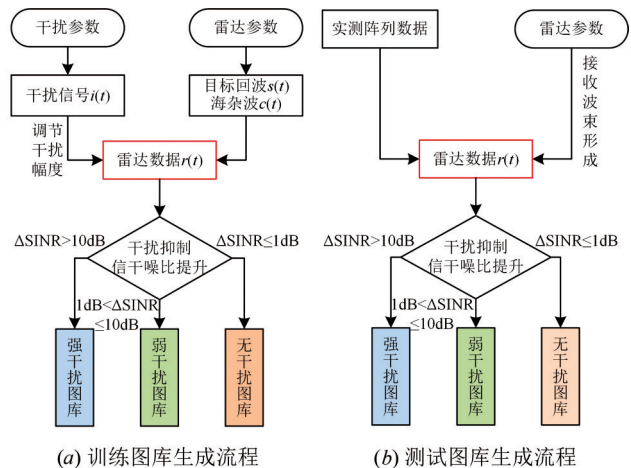


图2 训练与测试图库生成流程

## 4 特征提取与识别方法

### 4.1 LBP 纹理特征提取

本文采用纹理特征,运用SVM和ECOC设计干扰识别方法.基于干扰纹理,提取RD灰度图等价LBP纹理特征,作为SVM的输入.

定义等价LBP为 $LBP_{Q,R}^{u2}$ ,其中上标u2表示首尾相连的二进制序列中0/1跳变数最多为2次,下标 $Q$ 表示圆形邻域采样点数, $R$ 表示半径. $LBP_{Q,R}^{u2}$ 模式值计算方

法可参考文献[11].

针对干扰识别问题,由于海杂波基本处于多普勒零频附近,且图库中图大小为 $64 \times 64$ ,取灰度图左上 $16 \times 16$ 的非杂波区域计算 $LBP_{Q,R}^{u2}$ 模式值.降低计算量的同时,不损失纹理信息.

图3为三类干扰对应的LBP特征图及局部统计直方图.LBP特征图保留了干扰主要纹理信息,直方图统计 $16 \times 16$ 区域59个模式值的频数<sup>[17]</sup>,采用L2范数归一化处理后,得到 $LBP_{Q,R}^{u2}$ 特征向量 $L_{Q,R}^{u2}$ .

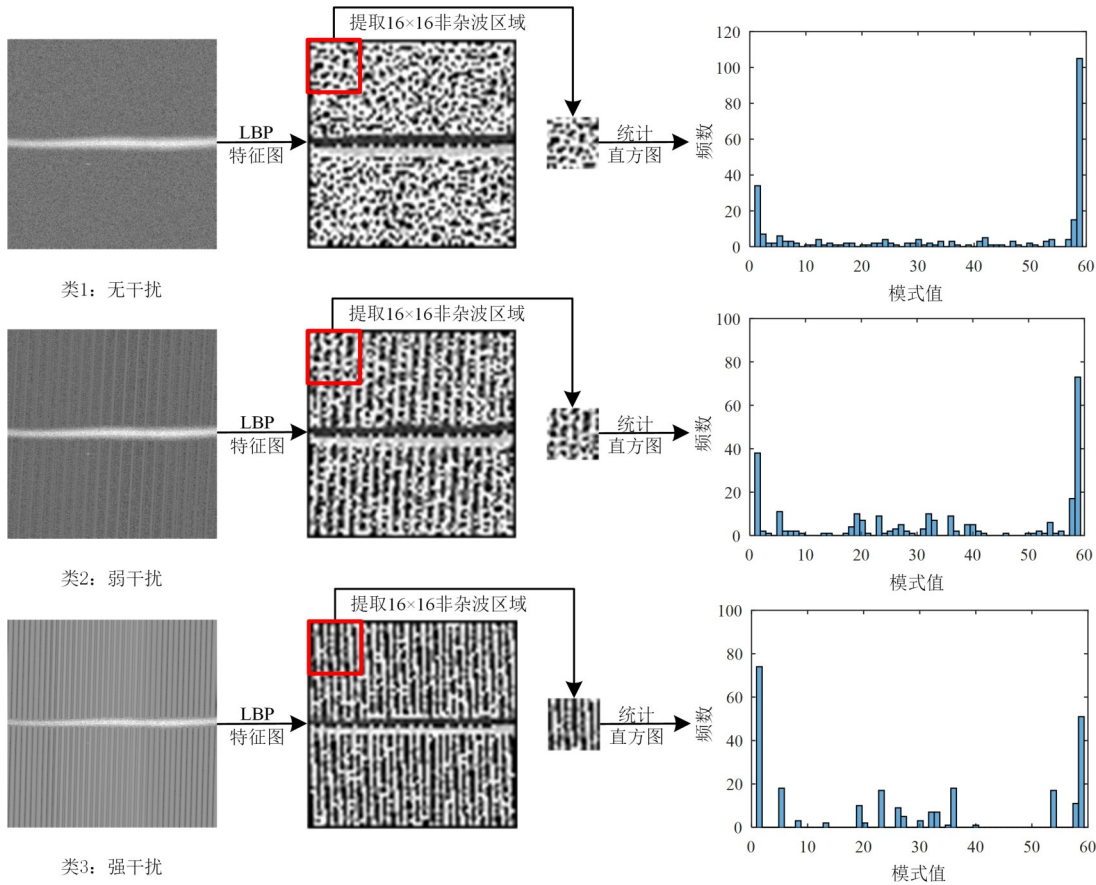


图3 三类干扰对应LBP特征图及局部统计直方图

### 4.2 基于SVM和ECOC的图像分类

干扰分类器选用非线性支持向量机,先训练三个SVM二分类器,即“无干扰-弱干扰”、“无干扰-强干扰”、“弱干扰-强干扰”,再采用ECOC作输出编码判别实现三分类.

首先,设计二分类器.以“无干扰-弱干扰”分类器为例,设无干扰为正例,对应类标记 $y$ 为+1;弱干扰为负例,对应类标记 $y$ 为-1.基于无干扰和弱干扰训练集,提取特征 $L_{Q,R}^{u2}$ ,作为训练数据.

采用SVM学习算法<sup>[15]</sup>,设训练集 $T = \{(\mathbf{x}_1, y_1), (\mathbf{x}_2, y_2), \dots, (\mathbf{x}_N, y_N)\}$ .

其中 $N$ 为训练样本数, $\mathbf{x}_i$ 为第 $i$ 个样本的特征向量, $y_i$ 为 $\mathbf{x}_i$ 的类标记, $i = 1, 2, \dots, N$ .

选择高斯核函数 $\kappa(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}_j)$ ,得到拉格朗日乘子最优解 $\alpha^* = (\alpha_1^*, \alpha_2^*, \dots, \alpha_N^*)$ .进一步可得截距 $b^* = y_j - \sum_{i=1}^N \alpha_i^* y_i \kappa(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}_j)$ ,其中 $j$ 满足 $0 < \alpha_j^* < C$ , $C$ 为惩罚参数.构造决策函数为

$$f(\mathbf{x}) = \text{sign} \left( \sum_{i=1}^N \alpha_i^* y_i \kappa(\mathbf{x}, \mathbf{x}_i) + b^* \right) \quad (6)$$

其中, $\text{sign}(\cdot)$ 为符号函数, $\mathbf{x}$ 为测试样本特征向量.

然后,设计三分类器. ECOC 编码矩阵为

$$E = \begin{bmatrix} 1 & 1 & 0 \\ -1 & 0 & 1 \\ 0 & -1 & -1 \end{bmatrix} \quad (7)$$

其中,编码矩阵  $E$  的每一行代表了一个类别,如代码序列“1 1 0”、“-1 0 1”和“0 -1 -1”分别表示无干扰、弱干扰和强干扰;每一列对应一个二元 SVM 分类器. 对于某一列来说,“1”表示相应类别被划分为正例,“-1”表示相应类别被划分为负例,“0”表示二分类器无此类别.

最后,分类流程总结如下. 对待分类的 RD 灰度图,提取特征  $L_{Q,R}^{u2}$ ,分别经过三个分类器,并由式(6),得到 3 位输出编码序列;再将此序列对比编码矩阵  $E$ ,即计算输出编码序列与  $E$  中每行编码序列的海明距离,选择具有最小海明距离的编码序列类别,作为最终的分类结果.

### 5 实验结果与分析

本文数据集为第 3 节所描述图库,实验环境为 CPU Intel i9 3.70GHz 10 核, RAM 128GB, MATLAB R2016a. 干扰识别的训练和测试实验流程如图 4.

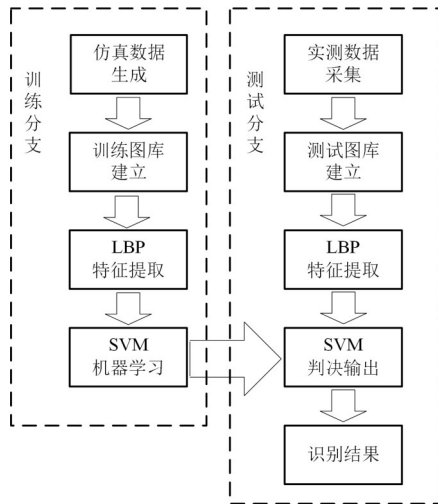


图 4 干扰训练与测试流程图

#### 5.1 区域与参数分析

针对 4.1 节中非杂波区域的 LBP 特征,本文方法在不同  $Q$  和  $R$  下的识别率如表 1. 可见: $Q = 8$  且  $R = 1$  时,识别率最高,为 93.94%; $Q$  和  $R$  均较大时,识别率接近随机分类的 33.33%. 因此,适当的特征参数对识别率起着重要的作用.

表 2 给出基于整个 RD 灰度图提取特征  $L_{Q,R}^{u2}$ ,在不同  $Q$  和  $R$  下的识别率. 可见,表 2 与表 1 变化趋势基本一致,但识别率有所下降. 表 2 识别率最高为 90.15%,比本文局部纹理方法下降 3.79%. 这说明本文提取局

表 1 本文方法在不同  $Q$  和  $R$  上实测数据的识别率(%)

$LBP_{Q,R}^{u2}$	$Q = 4$	$Q = 8$	$Q = 16$	$Q = 32$
$R = 1$	92.42	93.94	71.21	65.91
$R = 2$	85.61	71.97	59.85	57.58
$R = 3$	59.85	52.27	43.18	38.64
$R = 4$	66.67	55.30	36.36	33.33
$R = 5$	55.30	60.61	33.33	33.33

表 2 基于全图在不同  $Q$  和  $R$  上实测数据的识别率(%)

$LBP_{Q,R}^{u2}$	$Q = 4$	$Q = 8$	$Q = 16$	$Q = 32$
$R = 1$	87.88	86.36	71.97	60.61
$R = 2$	90.15	68.94	59.09	53.03
$R = 3$	60.61	55.30	51.52	33.33
$R = 4$	62.88	59.09	56.06	33.33
$R = 5$	57.58	49.24	33.33	33.33

部区域方法不仅能降低计算量,还能更准确地捕获干扰纹理信息.

#### 5.2 不同特征比较

本小节比较本文方法使用不同特征的识别率. 考虑等价模式  $LBP_{8,1}^{u2}$ 、旋转不变等价模式  $LBP_{8,1}^{riu2}$ 、HOG 以及 GLCM 四种特征,其中 GLCM 使用了对比度、相关性、能量和同质性作为其联合特征<sup>[18]</sup>.

表 3 列出了四种特征的识别结果. 可见:本文采用的  $LBP_{8,1}^{u2}$  识别率最高,为 93.94%;HOG 特征可以较好地识别出有无干扰问题,但对所有强干扰样本识别错误;GLCM 特征整体表现最差; $LBP_{8,1}^{riu2}$  相比  $LBP_{8,1}^{u2}$  性能稍差,不过其特征维度为 10 维,小于  $L_{8,1}^{u2}$  的 59 维.

表 3 不同特征在实测数据上的识别率(%)

特征/类别	无瞬态干扰	弱瞬态干扰	强瞬态干扰	总识别率
HOG	95.45	95.45	0	63.64
GLCM	29.55	95.45	20.45	48.48
$LBP_{8,1}^{riu2}$	97.73	72.73	86.36	85.61
本文 $LBP_{8,1}^{u2}$	100	84.09	97.73	93.94

再分析  $LBP_{8,1}^{u2}$  的具体识别情况.  $LBP_{8,1}^{u2}$  对无干扰数据全部识别正确;对强干扰有 1 张图片识别为弱干扰,其  $\Delta$ SINR 为 10.49dB;对弱干扰有 7 张识别错误,其中 3 张识别为强干扰,  $\Delta$ SINR 分别为 8.60dB、9.77dB、9.79dB,4 张识别为无干扰,  $\Delta$ SINR 分别为 1.80dB、1.99dB、2.14dB、2.50dB. 总的来说,错误识别样本均发生在  $\Delta$ SINR 为 1dB ~ 3dB 和 8dB ~ 10dB 之间,即弱干扰与无干扰或强干扰的邻接区域. 对于非邻接区域,本文方法均能准确识别.

#### 5.3 文献数据的验证

为进一步验证本文方法的识别能力,从文献[19,

20]取实测 RD 图进行识别. 先将 RD 图按其幅度转化为灰度图,结果如图 5 所示;再转化为  $64 \times 64$  大小,提取局部特征  $L_{g,1}^u$ ;最后使用本文分类器进行识别. 结果为:图 5(a)、5(c)为强干扰,图 5(b)、5(d)为无干扰. 此实验

结果与文献[19,20]关于干扰抑制前后 SINR 提升的描述相符,验证了本文方法能够正确地识别 RD 图的瞬态干扰情况.

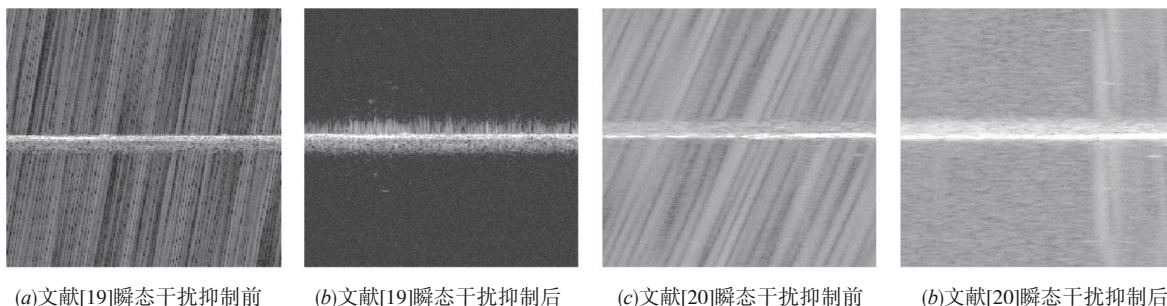


图 5 文献[19,20]中瞬态干扰抑制前后的 RD 灰度图

## 6 结论

本文提出了一种新的瞬态干扰识别方法,能够基于 RD 图自动识别瞬态干扰的存在和强弱. 首先提出了瞬态干扰信号模型,仿真含瞬态干扰的雷达数据. 然后,由仿真数据建立训练图库,由实测数据建立测试图库. 之后,提取非杂波子区域的 LBP 特征,基于 SVM 和 ECOC 设计干扰识别算法. 实验结果表明,本文方法取得了 93.94% 的干扰识别率,对无干扰情况的识别率达到 100%,能够为天波 OTHR 是否采用瞬态干扰抑制模块提供很好的指导意见.

## 参考文献

- [1] 周文瑜,焦培南. 超视距雷达技术[M]. 北京:电子工业出版社,2008. 132 - 134.
- [2] 邢孟道,保铮,强勇. 天波超视距雷达瞬态干扰抑制[J]. 电子学报,2002,30(6): 823 - 826.  
XING Meng-dao, BAO Zheng, QIANG Yong. Transient interference excision in OTHR[J]. Acta Electronica Sinica, 2002, 30(6): 823 - 826. (in Chinese)
- [3] 李茂,何子述. 基于矩阵补全的天波雷达瞬态干扰抑制算法[J]. 电子与信息学报,2015,37(5): 1031 - 1037.  
LI Mao, HE Zi-shu. Sky-wave radar transient interference suppression based on matrix completion[J]. Journal of Electronics and Information Technology, 2015, 37(5): 1031 - 1037. (in Chinese)
- [4] 徐兴安,吴雄斌,陈晓锋,等. 一种基于 S 变换的高频地波雷达瞬态干扰抑制方法[J]. 电子学报,2014,42(3): 602 - 606.  
XU Xing-an, WU Xiong-bin, CHEN Xiao-feng, et al. An instantaneous interference suppression approach based on S transforms[J]. Acta Electronica Sinica, 2014, 42(3): 602 - 606. (in Chinese)
- [5] 刘子威,苏洪涛,胡勤振. 天波超视距雷达中瞬态干扰定位方法研究[J]. 电子与信息学报,2016,38(10): 2482 - 2487.  
LIU Zi-wei, SU Hong-tao, HU Qin-zhen. Transient interference localization method in the skywave over-the-horizon radar[J]. Journal of Electronics and Information Technology, 2016, 38(10): 2482 - 2487. (in Chinese)
- [6] LUO Zhong-tao, SONG Tie-cheng, HE Zi-shu, et al. Approach for transient interference detection based on straight line extraction for high-frequency sky-wave radar[J]. Electronics Letters, 2017, 53(9): 618 - 620.
- [7] 罗忠涛,吴太锋,何子述,等. 基于图像分割的高频雷达射频频干扰提取算法[J]. 系统工程与电子技术,2018,40(4): 776 - 781.  
LUO Zhong-tao, WU Tai-feng, HE Zi-shu, et al. Extraction of radio frequency interference based on image segmentation for high-frequency radar[J]. Systems Engineering and Electronics, 2018, 40(4): 776 - 781. (in Chinese)
- [8] LUO Zhong-tao, WU Tai-feng, HE Zi-shu, et al. Extraction of sea-clutter and RFI regions based on image segmentation for high-frequency sky-wave radar[J]. IET Radar, Sonar and Navigation, 2019, 13(1): 58 - 64.
- [9] WANG Zhao-yi, LUO Zhong-tao, HE Zi-shu, et al. Coarseness in OTHR image and its application for diagonal loading factor determination[J]. IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters, 2020, 17(9): 1523 - 1527.
- [10] 刘丽,匡纲要. 图像纹理特征提取方法综述[J]. 中国图像图形学报,2009,14(4): 622 - 635.  
LIU Li, KUANG Gang-yao. Overview of image textural feature extraction methods[J]. Journal of Image and

- Graphics, 2009, 14(4): 622 – 635. (in Chinese)
- [11] Ojala T, Pietikainen M. Multiresolution gray-scale and rotation invariant texture classification with local binary patterns [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2002, 24(7): 971 – 987.
- [12] 王凯丽, 张艳红, 肖斌, 等. 一种基于二维局部二值模式的纹理图像分类方法 [J]. 电子学报, 2018, 46(10): 2519 – 2526.  
WANG Kai-li, ZHANG Yan-hong, XIAO Bin, et al. Texture images classification based on two dimensional local binary patterns [J]. Acta Electronica Sinica, 2018, 46(10): 2519 – 2526. (in Chinese)
- [13] Dalal N, Triggs B. Histograms of oriented gradients for human detection [A]. Proceedings of the IEEE Computer Vision and Pattern Recognition [C]. San Diego, California, USA: IEEE, 2005. 886 – 893.
- [14] Haralick R M, Shanmugam K, Dinstein I. Textural features for image classification [J]. IEEE Transaction on Systems, Man, and Cybernetics, 1973, 3(6): 610 – 621.
- [15] Cortes C, Vapnik V. Support-vector networks [J]. Machine Learning, 1995, 20(3): 273 – 297.
- [16] Escalera S, Pujol O, Radeva P. On the decoding process in ternary error-correcting output codes [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2010, 32(1): 120 – 134.
- [17] 王玲. 基于LBP的特征提取研究 [D]. 北京: 北京交通大学, 2009.  
WANG Ling. Research of Feature Extraction Based on Local Binary Patterns [D]. Beijing: Beijing Jiaotong University, 2009. (in Chinese)
- [18] Ulaby F T, Kouyate F, Brisco B, et al. Textural information in SAR images [J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 1986, 24(2): 235 – 245.
- [19] 李万阁. 天波超视距雷达干扰抑制与机动目标检测研究 [D]. 四川成都: 电子科技大学, 2015.  
LI Wan-ge. Research on Interference Suppression and Maneuvering Target Detection in Skywave Over-the-Horizon Radar [D]. Chengdu, Sichuan: University of Electronic Science and Technology of China, 2015. (in Chinese)
- [20] 刘子威. 雷达稳健非平稳干扰抑制方法研究 [D]. 陕西西安: 西安电子科技大学, 2016.  
LIU Zi-wei. Study on Robust Methods of Nonstationary Interferences Suppression for Radar [D]. Xi'an, Shaanxi: Xidian University, 2016. (in Chinese)

#### 作者简介



罗忠涛 男, 1984年生于四川隆昌. 重庆邮电大学通信与信息工程学院副教授. 研究方向为统计信号处理、数字图像处理与机器学习.  
E-mail: luozt@cqupt.edu.cn



卢琨 男, 1977年生于广西桂林. 南京电子技术研究所研究员级高级工程师. 研究方向为超视距雷达系统设计与信息处理.  
E-mail: mimimomoba@gmail.com



夏杭 男, 1994年生于贵州安顺. 重庆邮电大学通信与信息工程学院硕士研究生. 研究方向为雷达信号处理、数字图像处理与机器学习.  
E-mail: 1790095607@qq.com



何子述 男, 1962年生于四川新繁. 电子科技大学信息与通信工程学院教授. 研究方向为雷达信号处理与阵列信号处理.  
E-mail: zshe@uestc.edu.cn