

doi: 10.3969/j.issn.1001-893X.2020.09.011

引用格式: 姚步泉, 赖鹏辉, 丁立达, 等. 基于改进 TSVM 的通信辐射源个体识别 [J]. 电讯技术, 2020, 60(9): 1069-1074. [YAO Buquan, LAI Penghui, DING Lida, et al. Individual identification of communication emitter based on improved transductive SVM [J]. Telecommunication Engineering, 2020, 60(9): 1069-1074.]

## 基于改进 TSVM 的通信辐射源个体识别<sup>\*</sup>

姚步泉<sup>\*\*</sup>, 赖鹏辉, 丁立达, 王世练, 张 炜

(国防科技大学 电子科学学院, 长沙 410073)

**摘 要:** 为了解决通信辐射源个体中标签获取难问题, 引入半监督机器学习理论, 提出了一种基于预测置信度进行迭代的半监督学习算法 (Improved Transductive Support Vector Machine Iterative Algorithm Based on the Confidence of Prediction, CP-TSVM)。该方法在 TSVM 算法的基础上, 充分利用无标签样本, 根据预测结果置信度进行迭代, 能够大幅度减少分类器的运算量。计算机仿真表明, 在有标签样本数目占总样本 2% 的情况下, CP-TSVM 较 TSVM 算法在保证识别准确率的同时, 模型训练时间缩短近 60 s。

**关键词:** 通信辐射源; 个体识别; 半监督学习; 直推式支持向量机

开放科学(资源服务)标识码(OSID):



微信扫描二维码  
听独家语音释文  
与作者在线交流  
享本刊专属服务

中图分类号: TN918 文献标志码: A 文章编号: 1001-893X(2020)09-1069-06

## Individual Identification of Communication Emitter Based on Improved Transductive SVM

YAO Buquan, LAI Penghui, DING Lida, WANG Shilian, ZHANG Wei

(College of Electronic Science and Technology, National University of Defense Technology, Changsha 410073, China)

**Abstract:** To cope with the problem that individual identification of communication emitter suffers from the lack of labeled samples, the semi-supervised machine learning theory is introduced, and a semi-supervised learning iterative algorithm based on confidence of prediction (CP-TSVM) is proposed. The algorithm iterates according to the reliability of the predicted results on the basis of TSVM, which can greatly reduce the computation of the classifier. In the data set of radiation source signal generated by simulation, CP-TSVM can guarantee the recognition accuracy and shorten the model training time nearly 60 s, compared with the TSVM algorithm when the number of labeled samples accounted for 2% of the total samples.

**Key words:** communication emitter; individual identification; semi-supervised learning; transductive SVM

### 0 引言

辐射源个体识别 (Specific Emitter Identification, SEI) 是无线通信领域的一项新技术, 该技术利用辐射源个体蕴含的指纹对目标进行判别<sup>[1]</sup>。指纹特

征的提取主要围绕暂态特征和稳态特征提取来展开<sup>[2]</sup>。暂态信号特征的提取方法主要是根据辐射源在开关机与稳定工作状态之间的过渡状态电平具有明显变化来进行特征提取<sup>[3]</sup>。稳态特征提取是

\* 收稿日期: 2020-02-20; 修稿时间: 2020-04-02

\*\* 通信作者: yaobuquan@163.com

指辐射源在稳定工作状态下,根据信号的噪声特性、杂散特性、频率稳定度等特性对射频信号的影响来提取特征<sup>[4]</sup>。无论是暂态特性特征提取还是稳态特征提取,其研究的前提都是具备大量有标签的训练集,从这些训练集中能提取出每个个体全面的指纹信息。然而在实际场景下,标签的获取往往需要耗费大量的人力物力,导致难以获取到足量的有标签训练样本。显然,如果训练样本不够多,难以包括所有可能的指纹信息,识别性能必然会受到影响。由于没有标签的样本获取较为容易,且与有标签的样本具有相同的指纹特征,如何利用这部分样本来提升识别性能,已成为通信辐射源个体识别领域热点问题之一。

半监督机器学习(Semi-Supervised Learning, SSL)是一种自动地利用没有标签的样本来提升学习性能的方法,近年来在个体识别领域得到了越来越广泛的使用。雷迎科<sup>[5]</sup>提出一种半监督框架下的局部近邻保持正则化判别分析方法,通过向线性判别模型中融入由无标签样本所提供的流形结构信息,从而有效提升了通信电台的分类识别性能。睦萍等<sup>[6]</sup>提出了一种半监督条件下的贝叶斯估计辐射源指纹特征识别算法,在训练样本较少的情况下获得了更加稳健的分类性能。吴莹<sup>[7]</sup>提出了一种联合主动学习和半监督学习算法,对伪标记样本进行了迭代验证的改进,有效地减少了学习模型训练中所需有标签样本的数量。黄健航等<sup>[8]</sup>提出了基于半监督矩形网络进行通信电台个体识别,克服了小样本条件对电台个体识别效果的影响。

半监督支持向量机(Semi-Supervised Support Vector Machines, S3VM)<sup>[9]</sup>是SSL中非常主流的一类分类器,其中最著名的是Joachims<sup>[10]</sup>于1999年提出的直推式支持向量机(Transductive Support Vector Machine, TSVM),求解目标为寻找既能将有标记样本分开,又能穿过数据低密度区域的超平面。但是在实际运用中TSVM虽然解决了标准监督式SVM应用于半监督场景带来的问题,但由于TSVM搜索策略是基于局部组合搜索,由标签开关程序引导,导致模型训练过程中迭代次数非常多。针对TSVM计算复杂度高,Belkin等<sup>[11]</sup>从未标识样本的流形结构信息出发提出lapSVM(Laplace Support Vector Machine)算法,将结构信息以Laplacian流形正则项的方式加入SVM,得到了较优的分类结果。

为了解决TSVM迭代次数多的问题,本文提出了一种基于预测置信度进行迭代的改进算法(Improved

TSVM Iterative Algorithm Based on the Confidence of Prediction, CP-TSVM)。该算法较TSVM在保证识别正确率的同时,还能有效减少运算量,从而为“有标签样本数目少、无标签样本数目多”情形下的通信辐射源个体识别提供了一条有效的解决途径。

## 1 基于CP-TSVM的通信辐射源个体识别算法

基于CP-TSVM的通信辐射源个体识别算法主要步骤如图1所示,通过双谱变换提取信号特征,经矩形路径积分、主成分分析(Principal Component Analysis, PCA)降维后得到分类器的特征向量,最后输入到四种不同的分类器,验证识别效果。

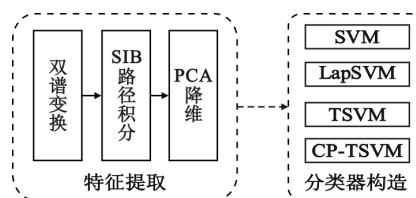


图1 基于CP-TSVM的通信辐射源个体流程图

### 1.1 基于矩形积分双谱的特征提取

#### 1.1.1 双谱变换

双谱作为最低阶数的高阶谱,又称为三阶谱,是三阶累积量对应的二维傅里叶变换。双谱变换能够很好地表示信号非线性变换,还能提供相位信息,在通信辐射源指纹特征提取中具有广泛应用。

假设信号 $x(n)$ ,该信号的 $k$ 阶累积量 $c_{kx}(\tau_1, \tau_2, \dots, \tau_{k-1})$ 是绝对可求和的,即

$$\sum_{\tau_1=-\infty}^{\infty} \cdots \sum_{\tau_{k-1}=-\infty}^{\infty} |c_{kx}(\tau_1, \tau_2, \dots, \tau_{k-1})| < \infty, \quad (1)$$

则其对应的 $k$ 阶谱变换定义为

$$S_{kx}(\omega_1, \omega_2, \dots, \omega_{k-1}) = \sum_{\tau_1=-\infty}^{\infty} \cdots \sum_{\tau_{k-1}=-\infty}^{\infty} c_{kx}(\tau_1, \tau_2, \dots, \tau_{k-1}) e^{-j(\omega_1\tau_1 + \cdots + \omega_{k-1}\tau_{k-1})}. \quad (2)$$

当 $k>3$ 时,称为高阶谱,此时谱的数据量非常大,因此采用三阶累积量及其谱变换来提取辐射源的指纹特征。提取信号的双谱特征主要步骤如下:

**Step 1** 对信号序列 $x(0), x(1), \dots, x(N-1)$ 做零均值化处理,将信号分为 $K$ 段,每段样本含有 $M$ 个数据点,记作 $x^{(k)}(0), x^{(k)}(1), \dots, x^{(k)}(M-1)$ ,其中 $k=1, 2, \dots, K$ 。

**Step 2** 对每段信号计算离散傅里叶变换(Discrete Fourier Transform, DFT)系数:

$$X^{(k)}(\lambda) = \frac{1}{M} \sum_{n=0}^{M-1} x^{(k)}(n) e^{-j2\pi n\lambda/M} \quad (3)$$

Step 3 在变换域对每段信号作三重相关:

$$\hat{b}_k(\lambda_1, \lambda_2) = \frac{1}{\Delta_0^2} \sum_{i_1=-L_1}^{L_1} \sum_{i_2=-L_2}^{L_2} X^{(k)}(\lambda_1 + i_1) X^{(k)}(\lambda_2 + i_2) \cdot X^{(k)}(-\lambda_1 - \lambda_2 - i_1 - i_2) \quad (4)$$

式中:  $k=1, 2, \dots, K$ ;  $0 \leq \lambda_2 \leq \lambda_1$ ,  $\lambda_1 + \lambda_2 \leq f_s/2$ ,  $f_s$  为采样频率;  $\Delta_0 = f_s/N_0$ ,  $N_0$  与  $L_1$  应满足  $M = (2L_1 + 1)N_0$ 。

Step 4 对式(4)作二维的傅里叶变换, 取  $K$  段信号的平均值来作为最终序列的双谱估计值, 即

$$\hat{B}_D(\omega_1, \omega_2) = \frac{1}{K} \sum_{k=1}^K \hat{b}_k(\omega_1, \omega_2) \quad (5)$$

$$\text{式中: } \omega_1 = \frac{2\pi f_s}{N_0} \lambda_1, \omega_2 = \frac{2\pi f_s}{N_0} \lambda_2.$$

### 1.1.2 基于矩形路径积分的双谱特征提取

由于信号的双谱是二维数据, 若直接以信号的双谱变换值作为信号特征将导致运算量异常庞大, 无法满足辐射源个体识别的要求。针对这一问题, 主要采用的方法是将双谱按照一定的路径进行积分, 将二维数据转换为一维数据, 主要的积分路径有径向积分双谱(Radially Integrated Bispectra, RIB)、圆周积分双谱(Circularly Integrated Bispectra, CIB)、轴向积分双谱(Axially Integrated Bispectra, AIB)和矩形积分双谱(Square Integrated Bispectra, SIB)。Xu 等<sup>[13]</sup>讨论了四种积分方式优劣, 并得出 SIB 不会重复使用和遗漏双谱值, 可以尽可能保留信号中的原始信息, 因此在接下来的实验中选用 SIB 路径积分提取信号指纹特征。

以二维谱的中心为起始, 逐步往外取矩形路径, 这些矩形的边即是 SIB 积分路径, 其定义可以描述为

$$SIB(l) = \oint_{S_l} B(\omega_1, \omega_2) d\omega_1 d\omega_2, l=1, 2, \dots, L \quad (6)$$

式中:  $L$  为积分路径数,  $S_l$  为第  $l$  条矩形积分路径。

令  $r = \{SIB(1), SIB(2), \dots, SIB(L)\}$  表示通过双谱积分得到的特征向量, 维度为  $L$ 。

假设做双谱变换时傅里叶变换的点数设置为  $N_{\text{FFT}}$ , 则采用 SIB 积分最多可以得到  $N_{\text{FFT}}/2$  条路径, 一条积分路径对应的是特征向量的一个属性值。为了防止特征向量维数过高对分类造成的“过拟合”问题, 还需对数据进行降维处理。

## 1.2 基于 CP-TSVM 算法的分类器

### 1.2.1 支持向量机

SVM(Support Vector Machine) 分类器是一种有监督的学习模型, 通过寻找一个最优超平面将样本分为两类, 可用于解决线性可分问题, 通过核函数将低维空间中的样本映射到高维空间中, 将非线性问

题转化为线性问题。

在通信辐射源个体识别领域, 更多时候面临的都是多分类问题。多类支持向量机(Multi-support Vector Machine, MSVM) 建立在两类 SVM 的基础上, 最经典的主要有 OAR(One-against-Rest)、OAO(One-against-One) 和 MAM(Many-against-Many) 法三种, 在多数情况下, 三者的预测性能相近<sup>[12]</sup>。由于 OAR 具有最小的运算开销, 在后续的实验中使用 OAR。

有标签的样本  $L = \{(x_1, y_1), \dots, (x_l, y_l)\}$ ,  $y_i \in (-1, +1)$ , 其中  $x_i$  为每个样本的特征向量,  $y_i$  为样本对应的标签, 假设有  $l$  个有标签的样本。

假设有  $u$  个无标签的样本信号, 用集合表示为

$$U = \{(x_{l+1}, y_{l+1}), \dots, (x_{l+u}, y_{l+u})\}, y_i \in (-1, +1).$$

传统的支持向量机通过寻找最大间隔的划分超平面, 求解以下问题, 从训练样本中获取最优超平面。

$$\min_f \frac{1}{2} \|f\|_H^2 + C \sum_{i=1}^l l(y_i, f(x_i)) \quad (7)$$

式中:  $C$  为惩罚因子;  $f = w_i^T x_i + b$  为特征空间的一个超平面;  $l$  为损失函数, 通常采用 Hinge 损失函数, 即

$$l(y_i, f(x_i)) = \max(0, 1 - y_i f(x_i)) \quad (8)$$

### 1.2.2 CP-TSVM 算法

半监督支持向量机将有标签和无标签的样本同时运用到模型中, TSVM 算法通过寻找最大间隔、低密度的超平面, 求解问题变为

$$\min_f h(f, \hat{y}) = \frac{1}{2} \|f\|_H^2 + C_1 \sum_{i=1}^l l(y_i, f(x_i)) + C_2 \sum_{j=l+1}^{l+u} l(\hat{y}_j, f(x_j)) \quad (9)$$

式中:  $C_1$  代表有标签样本的惩罚因子,  $C_2$  代表无标签样本的惩罚因子。如何对未标记的样本进行标签预测, 从而使式(9)具有最优解是要求解的问题。TSVM 采用局部搜索的策略来寻找最优解, 通过不断交换两个可能发生错误的样本标签进行迭代, 逐渐增大  $C_2$ , 直到  $C_2 = C_1$  结束。

TSVM 虽然能带来精确的分类效果, 但是采用的局部搜索策略需要对每一对可能出错的样本进行调整, 不可避免地带来巨大的运算开销。针对这一问题, 本文提出了一种基于预测置信度进行迭代的改进算法(CP-TSVM), 能有效减少 TSVM 的运算量。

在使用 SVM 对所有样本的预测过程中, 不仅能得到每个样本的预测标签值, 根据该样本点到超平面的距离, 还能得到该样本预测结果的置信度, 距离超平面越远的样本属于该类别的可能性就越大, 可信度就越高; 距离超平面越近的样本误判的可能性就越大, 可信度就越低。每经过一次预测, 都利用置信度

对结果进行重新划分。设  $l$  个训练样本中标签为“+1”与标签为“-1”的样本比例为  $\alpha$ , 划分阈值公式为

$$\left(\frac{\alpha}{\alpha+1}-\theta\right) \times(l+u), \quad (10a)$$

$$\left(\frac{1}{\alpha+1}-\theta\right) \times(l+u) 。 \quad (10b)$$

公式 (10a) 表示样本标签判决为“+1”的门限值, 公式 (10b) 表示样本标签判决为“-1”的门限值,  $\theta$  为阈值调节因子, 根据实际情况而定。

CP-TSVM 算法执行步骤如下:

**Step 1** 使用  $l$  个有标签的样本进行有监督的 SVM 训练, 得到分类器  $SVM_0$ 。

**Step 2** 基于分类器  $SVM_0$  对所有样本进行预测, 得到所有样本的标签  $Label_0$ 。

**Step 3** 将  $Label_0$  的置信度按照降序排列, 高于公式 (10a) 的部分, 标签判定为“+1”, 低于公式 (10b) 的部分, 标签判定为“-1”, 中间的部分若预测值大于 0, 则标签设为“+1”, 若预测值小于 0, 则标签设为“-1”, 得到新的样本标签  $Label_1$ 。

**Step 4** 选取  $Label_1$  中的 80%、 $Label_0$  中的 20% 进行组合得到新的样本标签  $temp1\_Label_1$ , 使用  $temp1\_Label_1$  对样本空间重新进行训练和预测, 得到样本标签  $temp2\_Label_2$ , 对  $temp2\_Label_2$  按照 Step 3 中的方法进行更新, 得到  $Label_2$ 。

**Step 5** 如果  $Label_2$  与  $Label_1$  相等, 输出  $Label_2$  为预测结果; 若不相同, 令  $C_2 = \min\{C_1, 2C_2\}$ , 继续进行迭代, 直到  $Label_{i+1}$  与  $Label_i$  相等, 或者达到所设置的最大迭代次数为止, 最后一次迭代的标签即为 CP-TSVM 算法所预测的结果。

在迭代过程中, 选取上次预测结果的 80%, 与上上次预测结果的 20% 构成当前的结果, 选取比例是由实验获得的最优解。算法流程如图 2 所示。

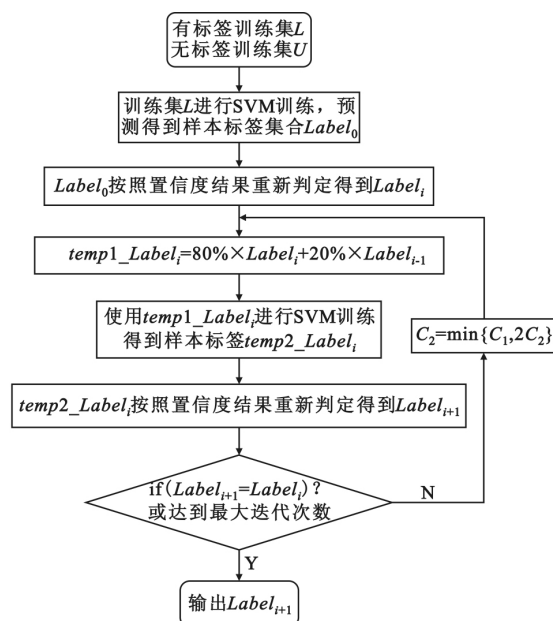


图 2 CP-TSVM 算法流程图

## 2 实验与分析

### 2.1 实验场景设置

黄渊凌等在文献 [14] 中给出了通信辐射源指纹的产生机理及仿真结果, 依据 IQ 调制增益失衡、IQ 调制正交误差、成形滤波器滚降系数差异、载波频偏、谐波分量以及直流偏置 6 个参数的差异来仿真 5 个通信辐射源个体, 参数设置如表 1 所示。每个辐射源个体模拟产生 2 000 个样本, 调制方式采用 QPSK, 采样率为 10 kHz, 调制速率 1 kb/s。传输信道采用典型的高斯白噪声信道, 为了检验信噪比对个体识别正确率的影响, 分别模拟产生 0~20 dB 全频段信噪比条件下的信道环境。

表 1 辐射源个体仿真参数设计

辐射源	IQ 调制增益 失衡	成形滤波器 滚降系数	IQ 调制正交 误差	载波频偏	谐波分量	直流偏置
Tx1	0.998 2	0.30	-0.009	0.012 1	0.007 0	-0.032-0.095i
Tx2	0.999 2	0.31	-0.004	0.012 3	0.007 5	-0.016-0.0475i
Tx3	0.999 8	0.32	0.001	0.012 5	0.008 0	0
Tx4	1.005 6	0.33	0.006	0.012 7	0.008 5	0.016+0.0475i
Tx5	1.010 2	0.34	0.011	0.012 9	0.009 0	0.032+0.095i

每类样本中 1 000 个用于训练样本, 1 000 个用于测试样本。注意在半监督学习训练中, 并不会全部使用 1 000 个样本, 只使用其中的一部分以模拟实际情况。同时也会逐渐增加训练样本的数量以检验

样本数目对于半监督学习的影响。

为了去除实验结果的随机性, 每次实验重复 10 次, 取平均值作为实验结果。实验中的 SVM 分类器采用著名的 libSVM, 通过对不同的核函数进行实验

比较, 采用最优的 RBF 函数。使用网格法<sup>[15]</sup>寻找核函数中  $g$  及损失函数  $c$  的最优参数, 确定高斯核函数参数  $g$  取值 0.25, 损失函数系数  $c$  取值 32。

双谱变换得到的是二维谱, 采用矩形路径积分法将二维谱变成一维。双谱变换中  $N_{FFT}$  点数选用 1 024 点, SIB 矩形积分过后得到 512 维的特征向量。为了避免高维向量给分类器性能带来的影响, 采用主成分分析法<sup>[16]</sup>对特征向量进行降维处理。通过实验来完成 PCA 维数的选取, 逐步增加主成分的维数, 发现识别正确率先上升后下降, 结果如图 3 所示。在 20~60 维区间内识别率最高, 兼顾准确率和运算效率, 最终选取主成分维数为 30 维。

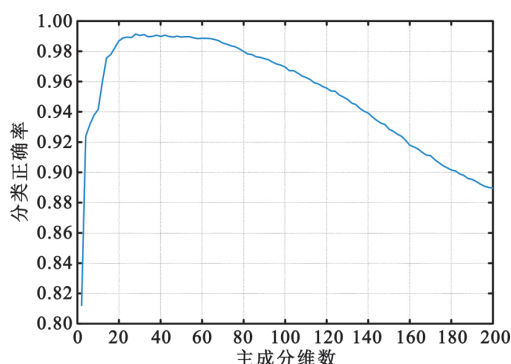


图 3 分类正确率随主成分维数变化图

## 2.2 实验结果分析

### 2.2.1 识别率性能

首先验证本文提出的 CP-TSVM 算法在有标签样本数量较小情况下的性能。每个辐射源采用 20 个样本作为有标签的训练样本, 1 000 个样本作为测试样本, 对比在不同的信噪比条件下四种算法的识别正确率, 实验结果如图 4 所示。CP-TSVM 的阈值调整因子设置为 0.1, 有标签样本初始损失函数系数设置为 32, 无标签样本初始损失函数系数设置为 0.1。

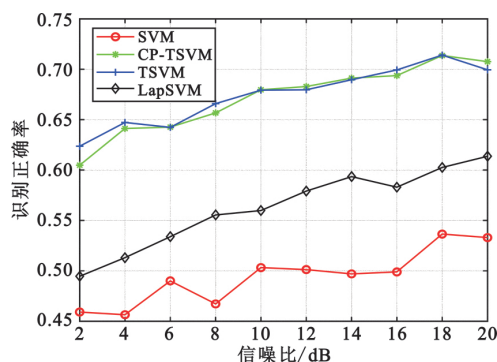


图 4 四种算法下识别率随信噪比变化图

观察图 4 可以发现, 三种半监督算法识别性能相近, 但都明显高于纯监督的 SVM 算法, 表明在有标签样本较少时, 引入半监督机器学习算法确实能提升分类器的识别效果; 本文提出的 CP-TSVM 算法在不同的信噪比下, 识别性能与 TSVM 相近, 较纯监督的 SVM 算法, 平均正确识别率提升约 15%, 较半监督 lapSVM 算法, 平均正确识别率提升约 8%, 验证了 CP-TSVM 算法的在半监督情形下识别的准确性。

### 2.2.2 运算复杂度

为了验证 CP-TSVM 的运算复杂度, 统计了各信噪比下三种半监督算法的运算时间, 结果如图 5 所示。观察可知 CP-TSVM 算法在各信噪比下, 平均所需要的运算时间约为 140 s, lapSVM 算法平均所需时间约为 30 s, TSVM 算法平均所需时间约为 200 s。lapSVM 算法的训练时间最短, 但是识别正确率最低, CP-TSVM 算法较 TSVM 算法在识别正确率相近的情况下, 节约了 60 s 的运算时间, 表明本文提出的 CP-TSVM 算法具有更好的运算效率。

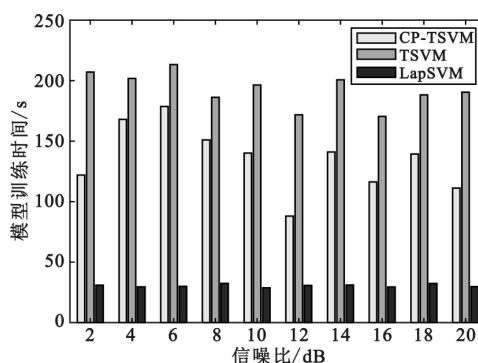


图 5 三种半监督算法训练时间对比图

### 2.2.3 阈值因子与迭代次数和识别率的关系

关于 CP-TSVM 样本中阈值调整因子  $\theta$  的选择,  $\theta$  越小, 表示每次迭代时的门限越高, 确定标签的部分就越多, 不确定部分就减少。 $\theta$  值的确定依赖于一定的先验知识, 如果事先知道训练样本和测试样本中各辐射源个体分布比例相近,  $\theta$  就可以选取得稍小些; 如果分布比例未知或者相差较大, 就把  $\theta$  设置得稍微大些, 以增加自主迭代学习的能力。在本实验有标签的样本中 5 类辐射源分布比例与全部样本一致, 故  $\theta$  选取不宜过大。

逐步增加  $\theta$  的大小, 统计迭代次数和识别率, 如表 2 所示。由表 2 可见, 随着  $\theta$  的增加, 迭代次数逐



渐变多,但是并没有带来识别率的上升,相反若是阈值选取过大,识别率反而会有所下降。

表 2 不同阈值因子下迭代次数与识别率

阈值因子 $\theta$	迭代次数/次	识别率/%
0.1	32	78.27
0.2	37	78.47
0.3	41	76.63
0.4	47	74.58

### 3 结束语

本文将半监督机器学习引入到通信辐射源个体识别中,研究有标签样本较少情形下利用大量无标签样本来改善通信辐射源个体的分类识别性能。本文提出的 CP-TSVM 算法在保证识别准确率的同时,还能够大幅度减少传统 TSVM 算法的迭代次数,降低运算量,在工程实践中具有较高的运用价值。

但是,本文提出的 CP-TSVM 算法局限性在于,要求训练样本与测试样本中各类辐射源个体的分布比例相近。此外,在有标签训练样本数目足够多的情况下,何如避免半监督学习给识别性能造成的损失,也是需要进一步考虑的问题。

### 参考文献:

- [1] XU Q, ZHENG R, SAAD W, et al. Device fingerprinting in wireless networks: challenges and opportunities [J]. IEEE Communications Surveys & Tutorials, 2016, 18(1): 94-104.
- [2] 张国柱. 雷达辐射源识别技术研究[D]. 长沙: 国防科学技术大学, 2005.
- [3] KLEIN R W, TEMPLE M A, MENDENHALL M J, et al. Sensitivity analysis of burst detection and RF fingerprinting classification performance [C]//Proceedings of 2009 IEEE International Conference on Communications, Dresden: IEEE, 2009: 641-645.
- [4] XU S, HUANG B, HUANG Y, et al. Identification of individual radio transmitters based on selected surrounding line integral bispectra [C]//Proceedings of 2007 International Conference on Advanced Communication Technology, Gangwon-Do: IEEE, 2007: 1147-1150.
- [5] 雷迎科. 复杂电磁环境下通信辐射源个体细微特征提取方法[J]. 数据采集与处理, 2018, 33(1): 22-31.

- [6] 睦萍, 郭英, 李红光, 等. 半监督条件下的贝叶斯估计辐射源指纹特征识别[J]. 华中科技大学学报(自然科学版), 2018, 46(08): 71-76.
- [7] 吴莹. 雷达辐射源指纹特征提取和识别技术研究[D]. 西安: 西安电子科技大学, 2018.
- [8] 黄健航, 雷迎科. 基于半监督矩形网络的通信电台个体识别[J]. 电子学报, 2019, 47(1): 1-8.
- [9] BENNETT K, DEMIRIZ A. Semi-supervised support vector machines [C]//Proceedings of 1999 International Conference on Advances in Neural Information Processing Systems, Denver: IEEE, 1999: 368-374.
- [10] JOACHIMS T. Transductive inference for text classification using support vector machines [C]//Proceedings of 16th International Conference on Machine Learning (ICML99), Bled: IEEE, 1999: 200-209.
- [11] MELACCI S, BELKIN M. Laplacian support vector machines trained in the primal [J]. Journal of Machine Learning Research, 2011, 12(5): 1149-1184.
- [12] 周志华. 机器学习[M]. 北京: 清华大学出版社, 2016.
- [13] XU S H, HUANG B X, HUANG Y C. Identification of individual radio transmitter based on selected surrounding-line integral bispectra [C]//Proceedings of the 9th International Conference on Advanced Communication Technology, Gangwon-Do: IEEE, 2007: 1147-1150.
- [14] 黄渊凌, 郑辉. 通信辐射源指纹产生机理及其仿真[J]. 电信技术研究, 2012(1): 1-12.
- [15] 李坤, 刘鹏, 吕雅洁, 等. 基于 Spark 的 LIBSVM 参数优选并行化算法[J]. 南京大学学报(自然科学), 2016, 52(2): 343-352.
- [16] TURK M, PENTLAND A. Eigenfaces for recognition [J]. Journal of Cognitive Neuroscience, 1991, 3(1): 71-86.

### 作者简介:



姚步泉 男, 1990 年生于安徽巢湖, 2013 年获工学学士学位, 现为硕士研究生, 主要研究方向为智能通信辐射源个体识别。

赖鹏辉 男, 1994 年生于江西抚州, 2018 年获工学硕士学位, 主要研究方向为无线通信。

丁立达 男, 1994 年生于山东威海, 2018 年获工学硕士学位, 现为博士研究生, 主要研究方向为人工智能在辐射源识别上的应用。

王世练 男, 1976 年生于江苏徐州, 2004 年获工学博士学位, 现为教授、博士生导师, 主要研究方向为抗干扰通信、物理层安全、人工智能等。

张 炜 女, 1972 年生于河北石家庄, 2000 年获工学博士学位, 现为教授、硕士生导师, 主要研究方向为现代通信技术。