

# 基于超宽带厘米波的液体安检感知机模型

周冬梅<sup>1,3</sup>, 包桦楠<sup>1</sup>, 邱 实<sup>2</sup>

(1. 成都理工大学信息科学与技术学院, 四川成都 610059; 2. 中国科学院西安光学精密机械研究所, 陕西西安 710119;  
3. 西南交通大学交通运输与物流学院, 四川成都 610031)

**摘 要:** 针对常用安检技术对液体危险品检测存在效率低等问题, 提出一种利用散射参数曲线特征识别液体危险品的方法. 厘米波通过介电常数和粘稠度有区别的液体时, 相应散射参数曲线的特征有所不同. 利用超宽带技术收集大量的采样点以达到精确描述散射参数曲线的目的. 感知机模型通过识别散射参数曲线的特征对待测液体的危险程度进行分类. 实验表明识别正确率达到96%以上.

**关键词:** 感知机; 液体危险品; 散射参数; 曲线特征; 超宽带

**中图分类号:** TN99      **文献标识码:** A      **文章编号:** 0372-2112 (2018)12-3002-06

**电子学报 URL:** <http://www.ejournal.org.cn>      **DOI:** 10.3969/j.issn.0372-2112.2018.12.025

## The New Method of Liquid Security Based on Perceptron Model and Ultra-Wideband Centimeter Wave

ZHOU Dong-mei<sup>1,3</sup>, BAO Hua-nan<sup>1</sup>, QIU Shi<sup>2</sup>

(1. College of Information Science & Technology, Chengdu University of Technology, Chengdu, Sichuan 610059, China;  
2. Xi'an Institute of Optics and Precision Mechanics of CAS, Xi'an, Shaanxi 710119, China;  
3. School of Transportation and Logistics, Southwest Jiaotong University, Chengdu, Sichuan 610031, China)

**Abstract:** Common security technology for liquid dangerous goods is unreliable and inefficient. This paper proposes a approach which using characteristics of scattering parameters curve to identify liquid dangerous goods. When centimeter waves penetrate liquids that have different dielectric constants and viscosities, the characteristics of the corresponding scattering parameter curves are different. The instrument uses Ultra-wideband technology to collect a large number of sampling points. These points describe the scattering parameter curve accurately. The perceptron model classifies the liquid by identifying the characteristics of the scattering parameter curve. Experiments show that the recognition rate is over 96%.

**Key words:** perceptron; liquid dangerous goods; scattering parameters; curve characteristics; ultra-wideband

### 1 引言

液体危险品检测是安检领域的难点. 现有市场上比较成熟的产品所使用的液态危险品检测方法主要有近红外光谱检测和 X 光检测. 但这两种检测方法存在辐射高和对容器壁适应性差等缺点<sup>[1,2]</sup>. 微波检测具有电离辐射小和穿透力强等优点, 在安全检测领域受到了越来越多关注. 其中太赫兹安检技术具有识别精度高的优点, 但其设备成本高昂不便于大规模推广应用<sup>[3]</sup>. 厘米波安检技术同样具有上述优势, 而且设备成

本相对较低, 在安检领域具有广阔前景.

目前, 微波检测领域的研究主要集中在微波介质材料的研究上. 溶液物质在微波场中的行为与自身的极性有着密切的关系. 极化程度可以由介电常数加以表示. 溶液物质的介电常数通常与外界因素如浓度, 温度和频段等存在一个确定的非线性关系<sup>[4]</sup>. 可以利用这种关系确定液体的成分.

微波介质材料的研究主要采用谐振法和网络参数法测量被测物品的介电常数. 常见易燃有机液体与水的介电常数差异较大, 如表 1 所示.

收稿日期: 2017-03-27; 修回日期: 2017-07-05; 责任编辑: 梅志强

基金项目: 中国科学院“西部之光”项目 (No. XAB2016B23); 四川省科技厅科技支撑项目 (No. 2015FZ0051); 四川省科技厅重点研发项目 (No. 18ZDYF3425); 中国科学院光谱成像重点实验室开放基金项目 (No. LSIT201717G); 四川省教育厅自然科学类重点基金项目 (No. 15ZA0067)

表 1 常见液体的介电常数表

样品	复介电常数虚部	复介电常数实部
水	32.79	60.68
香蕉水	0.01	2.65
乙醇	1.98	4.92

注:样品温度为 20 摄氏度,微波频率为 10GHz.

谐振法不适于测量较大损耗的介质材料,而且不能进行宽带扫频测量.网络参数法中的开放同轴探头法具有探测精度高的优点,但测试时需要将探针插入样品中,探针的参数<sup>[5]</sup>以及探针对接样品的接触情况<sup>[6]</sup>都会对测试的结果产生较大影响,不适合快速甄别液体危险品.

另外一种常用的网络参数法——自由空间法对样本的表面光滑程度和厚度有着很高要求.目前此方法主要用于固体材料的介电常数检测<sup>[7]</sup>.2012年,陈振等通过照射液体的上表面,利用自由空间法测得了液体的介电常数<sup>[8]</sup>.然而此方法需要较大的容器和平静的液面,并没有解决容器对散射参数的干扰问题,也不适合快速测量液体的介电常数.

利用自由空间法检测液体危险品的难点在于容器的形状会严重干扰微波传输情况.测得的散射参数误差过大,无法计算出液体的介电常数.在实际的安全检测环境下,往往不需要精确测量出被测液体的介电常数.根据水和其他液体的介电常数的区别,将它们的危险程度做个区分即可.

2017年 Jianhao Gong 的研究表明:部分有机溶液粒子对微波传播的影响和其碳链的长度有关.而且对于不同结构的粒子而言,这种影响在不同频段也存在较大差异<sup>[9]</sup>.为了精确测量这种差异以确定液体的成分,检测仪器需要较宽的检测频段.近几年,基于厘米波的超宽带设备成本优势愈发明显.因此,研究如何利用基于厘米波的超宽带设备识别液体的危险程度具有实际意义.

在不同频率上,利用基于厘米波的超宽带设备对被测液体进行测量,可以测得被测液体的散射参数曲线.散射参数曲线物理意义清晰,提取出的特征线性可分性好.感知机是二类分类的线性分类模型,具有模型算法简单、训练速度快和预测效果好等特点<sup>[10]</sup>.因此,首次提出利用感知机和厘米波超宽带设备对液体进行快速安检,对常见液体危险品的识别正确率达到 96% 以上.

## 2 测量原理分析

分子的极化可以由微波的加热作用体现.然而通过测量样品的温升得到的结果精度太低,所以利用散射参数量化微波传输过程的损耗是一种比较好的方法.

微波的传输情况可参考图 1.当有入射波  $b$  从端口 B 输入,并通过透镜 L1 聚焦后,一部分能量被样品 S 反射成为出射波  $b_1$ .另一部分能量透过样品 S 传输到端口 A 成为出射波  $b_2$ <sup>[11]</sup>.

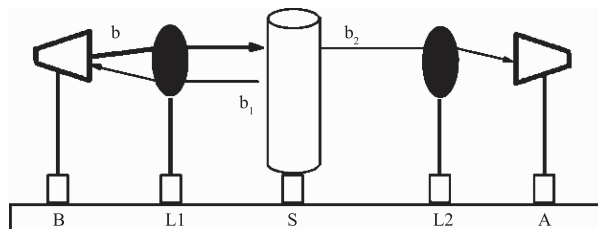


图1 微波传输情况示意图

端口 B 到端口 A 的正向传输系数  $S_{21}$  可定义为:

$$S_{21} = \frac{P_{b_2}}{P_b} \quad (1)$$

其中  $P_b$  为入射波功率,  $P_{b_2}$  为透射波功率.

复介电常数  $\varepsilon$  表现了电场电流密度的损耗<sup>[12]</sup>,其定义为:

$$\varepsilon = \varepsilon' - i\varepsilon'' \quad (2)$$

其中  $\varepsilon'$  为复介电常数实部,反映了介质束缚电荷的能力.  $\varepsilon''$  为复介电常数的虚部,反映了介质的损耗情况.

在实际介质中,除极化造成的损耗:偶极损耗  $\varepsilon''_d$  和界面损耗  $\varepsilon''_{MV}$  外,还有电导损耗  $\frac{\sigma}{\omega\varepsilon_0}$ <sup>[13]</sup>.实际损耗  $\varepsilon''_{eff}$  定义为:

$$\varepsilon''_{eff} = \varepsilon''_d + \varepsilon''_{MV} + \frac{\sigma}{\omega\varepsilon_0} \quad (3)$$

其中  $\sigma$  为电导,  $\omega$  为电场频率,  $\varepsilon_0$  为真空介电常数.

液体对微波的吸收功率  $P$  定义为:

$$P = \omega\varepsilon_0\varepsilon''_{eff}E^2V \quad (4)$$

其中  $\omega$  为电场角频率,  $E$  为电场强度,  $V$  为电子平均势能.由式 3 可知,在相同的检测条件下电导损耗均相同,所以不同液体对微波的吸收功率的差异完全取决于极化损耗.

微波在正向传输过程中的损耗可以近似认为等于液体对微波的吸收功率  $P$ .这种损失由正向传输系数  $S_{21}$  表达.

在检测中可以通过测量  $S_{21}$  求得介质对微波的吸收情况.通过介质对微波的吸收情况判断液体分子以极性为主的特征,从而判断液体的危险程度.

## 3 算法分析与实现

利用超宽带技术得到各个频率散射参数的集合,称为散射参数曲线.由图 2 可以发现,经预处理后不同曲线之间存在较大差异.

现有的曲线识别方法主要包括包络法和极值点法

等<sup>[14]</sup>. 以上方法有着特征不明显和容易过拟合等缺陷, 不适合散射参数曲线识别.

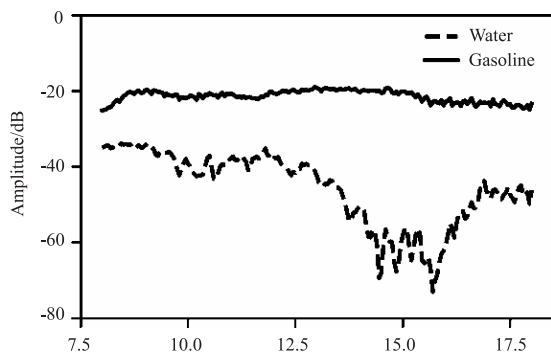


图2 不同样品散射参数 $S_{21}$ 曲线对比图

感知机算法在线性可分情况下具有较快的训练速度和较高的正确率. 其通过寻找超平面区分散射参数曲线. 经过多组实验和测试, 散射参数曲线经过预处理后具有线性可分的特点, 适合作为使用感知机进行二分类.

算法实现分为三个步骤: 数据预处理, 特征提取和训练模型.

### 3.1 数据预处理

原始数据中包含了大量噪声, 包括空间中的杂波、夹具和其他组件对电磁波传输的干扰. 通过多次实验比较, 样品散射参数曲线减去空夹具的散射参数曲线可以有效降噪. 静噪公式为:

$$S = 20 \lg(110^{S_{em}/20} - 10^{S_{sa}/20}) \quad (5)$$

其中  $S$  为静噪后的散射参数,  $S_{sa}$  是样品的散射参数,  $S_{em}$  是空夹具的散射参数.

通过静噪, 散射参数曲线的特征受环境的干扰会明显减小, 测试精度会显著提高.

### 3.2 特征提取

每个样本使用超宽带技术在几十至几百个频率点上测试散射参数. 如果将每个散射参数都视为一个感知机算法的输入参数. 样本数量将与输入参数数量处于同一数量级. 感知机将难以训练出正确的超平面. 训练速度将下降到不可接受的程度. 因此需要对数据进行降维.

Ian McLoughlin 等人提出对声波信号或经变换过后的信号进行降维有助于识别<sup>[15]</sup>. 经过分析散射参数曲线与声波信号类似, 其各点之间相关性较高. 以试验中测试数据为例, 频段范围为 8GHz ~ 18GHz. 采样点数 201 点, 数据集的第 2 个参数与第 12 个参数的交会图, 如图 3 所示. 各点分布类似于一条“瘦”直线, 说明两个变量强相关<sup>[16]</sup>.

较强的相关性表明样本集整体包含的信息量较少. 数据经过大幅度降维后依然能保存大部分信息.

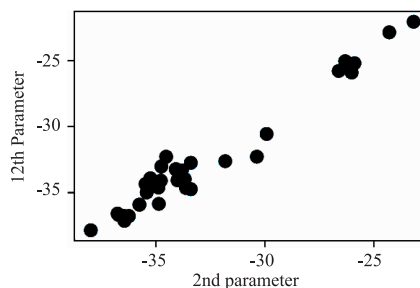


图3 散射参数曲线第2个参数与第12个参数的交会图

现有降维方法有 PCA 和 Pareto 占优机制算法等方法<sup>[17]</sup>. 这些方法均通过纯数学手段降维, 降维后的数据都失去了原有的物理意义, 不便于观察模型的训练过程.

根据散射参数曲线的物理意义和特征, 散射参数的均值代表液体在测试频段内对微波吸收的整体情况. 散射曲线平滑程度反映了液体受外界影响产生的不稳定性, 主要和液体的粘稠度等物理性质有关. 因此将散射参数的均值和散射参数曲线平滑程度作为感知机的输入参数, 即可以达到降维的目的, 也便于观察超平面的物理意义.

#### 3.2.1 均值的提取

散射参数的均值特征主要从能量角度描述样品. 因此使用散射参数的幅值信息即可. 水的介电常数明显大于汽油、香蕉水等有机液体. 所以水的能量损耗明显大于汽油的损耗.

#### 3.2.2 散射曲线平滑程度的量化与提取

散射曲线平滑程度主要从样本的物理性质描述样品. 与样品受到轻微震动时, 电磁波的反射和折射情况随着液面的波动改变, 所以散射参数出现波动. 同种容器中, 粘度小的液体液面变化程度剧烈, 所以散射参数波动程度较大.

通过计算散射参数曲线与其低频谐波的差值可以量化曲线平滑程度. 这种方法具有参数少和计算量小等优点. 具体实现过程分为 2 个步骤: 滤波和求波动偏差.

滤波的作用是求得散射参数曲线的低频谐波, 也就是平滑散射参数曲线. 反复试验确定算数均值滤波法进行滤波.

$$F_n = \frac{\sum_{i=n-\frac{N-1}{2}}^{n+\frac{N-1}{2}} S_i}{N} \quad (6)$$

其中  $F_n$  表示滤波后第  $n$  个散射参数的幅值,  $S_i$  表示样本原始点的幅值.  $N$  为滤波参数, 由谐波分布和采样频率确定.  $N$  取值越大曲线越平滑, 计算量也相应提高.

求取滤波前的曲线和滤波后的曲线的偏差:

$$D = \sum_{i=1}^{\text{len}(S)} (S_i - F_i)^2 \quad (7)$$

其中  $D$  表示曲线的波动偏差,  $\text{len}(S)$  表示散射参数曲线中散射参数的数量.  $F_i$  表示滤波后第  $i$  个散射参数的幅值,  $S_i$  表示样本原始点所对应的幅值.

由表 2 可以发现水和汽油散射参数曲线特征相差较大,易于使用感知机分类.

表 2 不同样本散射参数曲线特征均值对比表

样本类型	均值 (dB)	平滑程度
水	-35.4185	22.0081
汽油	-12.6296	154.040

注:表中数据频段范围为 8GHz ~ 18GHz,采样点数为 201 点,滤波参数为 5.产品编号 Q/NFS 0001S 的塑料瓶承装.后文的数据均以此参数采样.

### 3.3 模型训练

感知机模型是利用梯度下降法对损失函数进行极小化后得到的模型.在学习率合适的情况下,经过足够次数的训练,模型可以保证收敛<sup>[18]</sup>.损失函数  $L$  定义为:

$$L(w_1, w_2, b) = \sum_{i=0}^m y_i (w_1 E_i + w_2 D_i + b) \quad (8)$$

其中  $E_i$  是第  $i$  个样本散射参数的均值,  $D_i$  是第  $i$  个样本散射曲线平滑程度,  $b$  是截距(阈值),  $y_i$  是第  $i$  个样本的分类结果.  $w_1$  是  $E_i$  的权重,  $w_2$  是  $D_i$  的权重.  $m$  是样本数据的数量.

训练过程中,程序遇到被勿分类的点,会沿着梯度下降的方向重新修改超平面的权重  $w_1$ ,  $w_2$  和阈值  $b$  以适应新的环境<sup>[19]</sup>.训练反复迭代,直到所有样本都被分类正确.感知机模型训练程序流程图见图 4.

## 4 测试结果分析

实验时采用安捷伦 8720 和安捷伦 N5230A 两种矢量网络分析仪测量微波损耗.天线系统使用双脊喇叭天线和聚四氟乙烯透镜.天线、透镜和样品均对称放置.图 1 中入射天线 B 和样品 S 的距离为 448mm,透镜 L1 距样品 S 距离为 168mm.

### 4.1 水和汽油二分类结果分析

感知机利用实验获得的 320 组数据进行建模,并通过留一法(LOO)验证感知机模型的泛化误差.

传统梯度下降法具有收敛速度慢,计算量大<sup>[20]</sup>.本文改进了随机梯度下降法即在所有训练样本中随机选出一批进行训练,但依然保持每一批内训练样本的顺序.经多次实验,这种算法再辅以学习率的多项式衰减策略(poly)可以有效改善模型的收敛情况<sup>[21]</sup>.

精度 acc 对感知机的分类效果进行评估,设汽油为

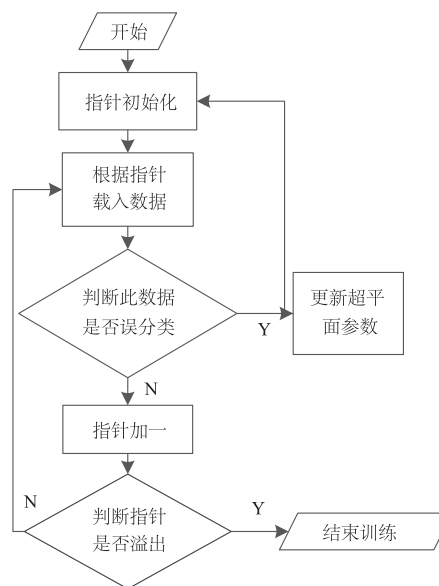


图 4 感知机模型训练程序流程图

正例,水为反例.

$$\text{acc}(L; \text{data}) = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m \Pi(y_i (w_1 E_i + w_2 D_i + b) > 0) \quad (9)$$

其中  $\Pi$  为布尔函数,  $L$  为损失函数,  $\text{data}$  为样本数据,  $m$  为样本数量.

实验结果表明,感知机模型对正例的预测精度为 100%,对反例的预测精度为 96%.

在实际安检过程中,希望把所有正例——汽油筛选出来,所以预测模型应尽量提高查全率  $R$ ,不可避免适度降低查准率  $P$ .  $R$  和  $P$  采用如下公式计算.

$$R = \frac{TP}{TP + FN} \quad (10)$$

$$P = \frac{TP}{TP + FP} \quad (11)$$

其中 TP 为实际和预测结果均为汽油的样本数. FN 为实际样品为汽油而预测结果为水的样本数. FP 为实际样品为水而预测结果为汽油的样本数.

以试验获得的 320 组数据为例,查全率  $R$  为 100%,查准率  $P$  为 96.15%.在训练过程中,由于每一批内训练样本的顺序固定,模型在最小化误差的情况下会略微偏向于顺序靠前的样本.如图 5 所示,超平面在已经区分了两类物体的情况下更靠近水.这使得这个模型的查全率较高,对正例的预测精度较高.

其他机器学习模型,如逻辑斯蒂回归和支持向量机<sup>[22,23]</sup>对非线性问题有着更好的效果,求出的超平面更接近样本之间的中线.但是它们的查全率低于感知机模型.安检领域对于查全率要求较高,因此感知机模型更适合超宽带厘米波对液体的分类问题.

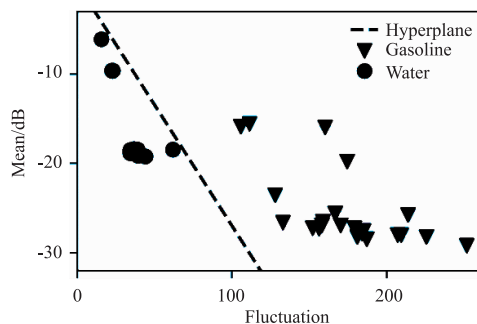


图5 水和汽油的散射参数曲线特征散点图

#### 4.2 容器对测量结果的影响

由于液体需要容器承装,容器不可避免对液体的散射参数产生影响.为了测得影响大小,实验对盛装在的塑料瓶和玻璃保温杯中的纯净水进行测试.玻璃瓶保温杯直径与塑料瓶相等.玻璃厚度约2mm.保温层间距为3mm.玻璃的介电常数大约在5左右.塑料瓶为某厂家生产的纯净水瓶,产品标准号为Q/NFS 0001S,由聚对苯二甲酸乙二醇酯(PET)制成.微波照射部位为塑料瓶的中部.被照射部位可视为直径为64mm的圆柱体.瓶壁厚度小于0.2mm.瓶壁材料的介电常数大约为3.6,对样品微波损耗的影响非常小.

图6的测试结果可以看出,在10GHz左右,玻璃保温杯样品对微波的吸收幅度突然变大.

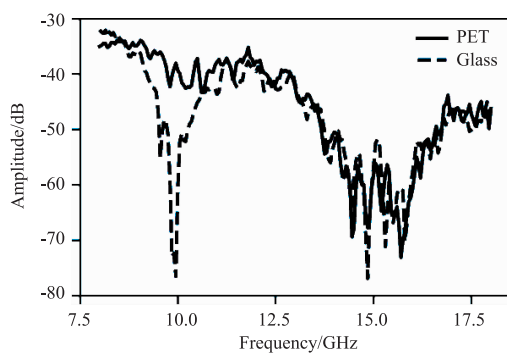


图6 容器对散射参数曲线的影响曲线图

由表3可知,静噪前均值衰减百分比说明玻璃保温杯对均值参数影响较大.对于玻璃保温杯下测量的数据,使用超宽带静噪技术可以将容器对测量的影响大幅降低.

表3 不同频段下玻璃保温杯装水相对于塑料瓶装水的均值特征衰减对比表

频段	静噪前均值 衰减百分比	静噪后均值 衰减百分比
9.5GHz ~ 10.5GHz	24.238%	3.417%
8GHz ~ 18GHz	07.028%	0.838%

在8GHz ~ 18GHz玻璃保温杯对水的均值特征的影

响仅在1%以下,所以容器不会对液体的识别造成干扰.

#### 5 小结

测试设备使用了超宽带厘米波设备,具有成本低、辐射小和便于推广的特点.实验结果验证可以准确识别介电常数差别较大的液体危险品,如汽油和水.算法为微波检测液体危险品提供了一个新的研究方向.算法存在对介电常数相似的样品识别率低、散射曲线平滑程度特征散布较大这两个难点,今后将从分析样本的分布、改进训练算法、隔离外部干扰源等方面做进一步研究.

#### 参考文献

- [1] Ferreiro-González M, Ayuso J, Álvarez J A, et al. Gasoline analysis by headspace mass spectrometry and near infrared spectroscopy[J]. Fuel, 2015, 153: 402 - 407.
- [2] Kehres J, Lyksborg M, Olsen U L. Threat detection of liquid explosives and precursors from their X-ray scattering pattern using energy dispersive detector technology [A]. Radiation Detectors in Medicine, Industry, and National Security XVIII [C]. California, United States: International Society for Optics and Photonics, 2017. 10393: 1039302.
- [3] Beckmann J, Marchetti B, von Chrzanowski L S, et al. Optical constants of harmful and highly energetic liquids for application to THz screening systems [J]. IEEE Transactions on Terahertz Science and Technology, 2016, 6 (3): 396 - 407.
- [4] Zhu H C, Yang X Q, Huang K M. The effective permittivity of reacting mixture solutions for multiphysics calculations [J]. Journal of Solution Chemistry, 2012, 41 (10): 1729 - 1737.
- [5] Meaney P M, Gregory A P, Seppälä J, et al. Open-ended coaxial dielectric probe effective penetration depth determination [J]. IEEE Transactions on Microwave Theory and Techniques, 2016, 64 (3): 915 - 923.
- [6] Komarov S A, Komarov A S, Barber D G, et al. Open-ended coaxial probe technique for dielectric spectroscopy of artificially grown sea ice [J]. IEEE Transactions on Geoscience & Remote Sensing, 2016, 54 (8): 4941 - 4951.
- [7] 胡大海, 赵锐, 杜刘革, 等. 太赫兹平板材料介电常数测试技术 [J]. 微波学报, 2016, 32 (05): 1 - 5.  
Hu D H, Zhao R, Du L G, et al. The permeability and permittivity measurement technique of flat substrate materials at terahertz [J]. Journal of Microwaves, 2016, 32 (05): 1 - 5. (in Chinese)
- [8] 陈振, 刘勇, 邹澎. 基于自由空间法的液体等效电参数测试系统的研究 [J]. 电子设计工程, 2012, 20 (9): 134 -

- 136 + 140.
- Chen Z, Liu Y, Zou P. Test system of the liquid equivalent electrical parameters based on free-space method [J]. *Electronic Design Engineering*, 2012, 20(9): 134 - 136 + 140. (in Chinese)
- [9] Eremenko Z E, Kuznetsova E S. The absence of fixed cut-off frequencies in a circular layered waveguide with lossy liquid [A]. *Physics and Engineering of Microwaves, Millimeter and Submillimeter Waves (MSMW)*, 2016 9th International Kharkiv Symposium on [C]. Kharkiv, Ukraine: IEEE, 2016. 1 - 3.
- [10] Conaway N, Kurtz K J. Solving nonlinearly separable classifications in a single-layer neural network [J]. *Neural Computation*, 2017, 29(3): 861 - 866.
- [11] Kim S, Novotny D, Gordon J A, et al. A free-space measurement method for the low-loss dielectric characterization without prior need for sample thickness data [J]. *IEEE Transactions on Antennas & Propagation*, 2016, 64(9): 3869 - 3879.
- [12] Shibata K, Kobayashi M. Dielectric measurement of liquids in 1GHz band based on comparison with reference materials using an open-ended cut-off circular waveguide [A]. *Electromagnetic Compatibility-EMC EUROPE*, 2017 International Symposium on [C]. Angers, France: IEEE, 2017. 1 - 6.
- [13] 黄卡玛, 凌小平, 杨晓庆, 等. 微波频率下乙酸乙酯皂化反应等效介电系数的实验研究 [J]. *电子学报*, 2004, 32(5): 833 - 835.
- Huang K M, Ling X P, Yang X Q, et al. Experimental study on the effective permittivity of the CH<sub>3</sub>COOC<sub>2</sub>H<sub>5</sub> saponification reaction at microwave frequency [J]. *Acta Electronica Sinica*, 2004, 32(5): 833 - 835. (in Chinese)
- [14] 闫明, 段发阶. 曲线的特征识别方法研究 [J]. *传感技术学报*, 2006, (03): 724 - 727 + 749.
- Yan M, Duan F J. Research on recognition method of curve character [J]. *Chinese Journal of Sensors & Actuators*, 2006, (3): 724 - 727 + 749. (in Chinese)
- [15] McLoughlin I, Zhang H, Xie Z, et al. Robust sound event classification using deep neural networks [J]. *IEEE/ACM Transactions on Audio, Speech, and Language Processing*, 2015, 23(3): 540 - 552.
- [16] Dikbaş F. A novel two-dimensional correlation coefficient for assessing associations in time series data [J]. *International Journal of Climatology*, 2017, 37(11): 4065 - 6076.
- [17] 陈小红, 李霞, 王娜. 高维多目标优化中基于稀疏特征选择的目标降维方法 [J]. *电子学报*, 2015, 43(7): 1300 - 1307.
- Chen X H, Li X, Wang N. Objective reduction with sparse feature selection for many objective optimization problem [J]. *Acta Electronica Sinica*, 2015, 43(7): 1300 - 1307. (in Chinese)
- [18] Hu T, Wu Q, Zhou D X. Convergence of gradient descent for minimum error entropy principle in linear regression [J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2016, 64(24): 6571 - 6579.
- [19] 蔺想红, 王向文, 张宁, 等. 脉冲神经网络的监督学习算法研究综述 [J]. *电子学报*, 2015, 43(3): 577 - 586.
- Lin X H, Wang X W, Zhang N, et al. Supervised learning algorithms for spiking neural networks: a review [J]. *Acta Electronica Sinica*, 2015, 43(3): 577 - 586. (in Chinese)
- [20] Konečný J, Liu J, Richtárik P, et al. Mini-batch stochastic gradient descent in the proximal setting [J]. *IEEE Journal of Selected Topics in Signal Processing*, 2016, 10(2): 242 - 255.
- [21] Kattner F, Cochrane A, Cox C R, et al. Perceptual learning generalization from sequential perceptual training as a change in learning rate [J]. *Current Biology*, 2017, 27(6): 840 - 846.
- [22] 刘建伟, 孙正康, 刘泽宇, 等. 核典型关联性分析相关特征提取与核逻辑斯蒂回归域自适应学习 [J]. *电子学报*, 2016, (12): 2908 - 2915.
- Liu J W, Sun Z K, Liu Z Y, et al. Domain adaptation learning with kernel canonical correlation analysis [J]. *Acta Electronica Sinica*, 2016, (12): 2908 - 2915. (in Chinese)
- [23] 杨勃. 优化样本分布的最接近支持向量机 [J]. *电子学报*, 2014, 42(12): 2429 - 2434.
- Yang B. Proximal support vector machine based on optimizing sample distribution [J]. *Acta Electronica Sinica*, 2014, 42(12): 2429 - 2434. (in Chinese)

#### 作者简介



**周冬梅** 女 1973 年生, 成都理工大学副教授, 西南交通大学在读博士, 研究方向: 微波技术、通信技术、交通安全工程。  
E-mail: zhoudm@cdut.edu.cn

**包桦楠** 男 1993 年生, 成都理工大学硕士研究生, 研究方向: 数据分析、机器学习、嵌入式系统。

E-mail: huananbao@foxmail.com

**邱实(通信作者)** 男 1986 年生, 中科院西安光学精密机械研究所助理研究员, 博士, 研究方向: 图像处理、信号与信息处理, 模式识别, 微波技术。

E-mail: qjushi215@163.com