文章编号：1001-3806(2021)01-0007-06

基于 MPSO-SVM 的硫化橡胶及助剂的太赫兹光谱分类识别

殷贤华[1,2],刘 昱[1,2],贺 微[1,2],奉慕霖[1,2],石玉林[1,2]
(1. 桂林电子科技大学 电子工程与自动化学院,桂林 541004;2. 广西自动检测技术与仪器重点实验室,桂林 541004)

摘要： 为了加强硫化橡胶及其助剂的检测分析,对外表、气味或者特性相似的橡胶及其助剂准确分类,将改进的粒子群优化支持向量机的建模方法引入到太赫兹光谱的定性分析中。结果表明,针对不同的数据集,本研究算法最低的综合分类正确率为 81.25%;相较于传统粒子群优化的支持向量机算法,本算法在识别时间上也有所提高,时间耗费整体小于 9.40s。该方法针对不同数据集可以稳定、准确地分类,为硫化橡胶及其助剂的定性分析提供了新的研究思路。

关键词： 光谱学;粒子群算法;支持向量机;分类识别;橡胶与助剂
中图分类号： O433.4;TN209 **文献标志码：** A **doi**:10.7510/jgjs.issn.1001-3806.2021.01.002

Classification and recognition of vulcanized rubber and its auxiliary based on MPSO-SVM

YIN Xianhua[1,2], *LIU Yu*[1,2], *HE Wei*[1,2], *FENG Mulin*[1,2], *SHI Yulin*[1,2]
(1. School of Electronic Engineering and Automation, Guilin University of Electronic Technology, Guilin 541004, China; 2. Guangxi Key Laboratory of Automatic Detection Technology and Instrument, Guilin 541004, China)

Abstract: In order to strengthen the detection and analysis of vulcanized rubber and its auxiliaries with similar appearance and odor or similar characteristics, the support vector machine modeling method based on improved particle swarm optimization was introduced into the qualitative analysis of terahertz spectrum. The experimental results show that the accuracy of the improved algorithm is larger than 81.25% for different data sets. Compared with support vector machine algorithm optimized by traditional particle swarm optimization, the algorithm also improves the recognition time, and the time spent overall is less than 9.40s. The method can be stably and accurately classified for different data sets, and provides a new research idea for the detection and classification of rubber and its additives.

Key words: spectroscopy; particle swarm optimization; support vector machine; classification identification; rubber and additives

引 言

丁腈橡胶(nitrile butadiene rubber, NBR)、氯丁橡胶(chloroprene rubber, CR)、丁基橡胶(isobutylene isoprene rubber, IIR)和丁苯橡胶(styrene butadiene rubber, SBR)是 4 种使用比较广泛的通用橡胶,主要用来制造各种轮胎和一般橡胶制品。2-硫醇基苯并噻唑(2-mercaptobenzothiazole, MBT)是橡胶工业中广泛使用的硫化促进剂,常常作为其它硫化促进剂的母体原料[1];一硫化四甲基秋兰姆(tetramethyl thiuram monosulfide, TMTM)可以降低硫化橡胶的拉伸强度,适用于工程车辆[2];4,4′-二硫代二吗啉(4,4-dithiodimorpholine, DTDM)可以使硫化胶拉伸强度和耐疲劳性能平衡,同时耐热、耐老化性能也比较好,适用于小轿车[3]。随着橡胶工业的发展,对橡胶及其助剂的有效检测具有重要的研究意义。目前主要的检测方法有气相色谱法、燃效实验法和红外光谱法等,由于这些方法耗时且准确性低,无法高效地实现橡胶材料的区分,寻找一种高效无损的检测方法至关重要。

太赫兹(terahertz, THz)波作为一种频率处于 0.1THz ~ 10THz 之间的电磁辐射[4],其量子能量低、散射效应较弱,对环境辐射不敏感[5],基于太赫兹技术的时域光谱(terahertz time-domain spectroscopy, THz-

基金项目:国家自然科学基金资助项目(61841502);广西自然科学基金资助项目(2018GXNSFAA281341);广西自动检测技术与仪器重点实验室主任基金资助项目(YQ19102)

作者简介:殷贤华(1974-),男,副教授,主要研究领域为太赫兹检测技术。
E-mail:yxh4417@guet.edu.cn

收稿日期:2020-03-04;收到修改稿日期:2020-03-27

TDS)系统逐渐应用在许多领域。橡胶及多数助剂属于高分子化合物,在太赫兹波段的吸收和谐振很强,显示出“指纹”特性[6],这使得基于太赫兹的橡胶及其助剂的检测研究成为可能[7]。近年来,国内外学者针对橡胶及其助剂的太赫兹吸收特性展开了研究[8-10]。研究结果表明,部分橡胶及助剂在太赫兹波段展现出独有的吸收特性,具有一定的研究意义。目前的研究中主要针对橡胶和添加剂在太赫兹频段的吸收特性,却很少使用具体的算法来对吸收峰接近或者重叠的橡胶或者助剂建立分类模型。所以,通过太赫兹检测技术进行吸收峰相似的橡胶和助剂的精确分类识别具有重要意义。

支持向量机(support vector machines,SVM)作为经典的分类算法,成功地应用在各种分类场景[11-13]。但是在 SVM 模型中,其惩罚参量 C 和径向基核函数参量 σ_{REF} 对分类结果影响较大,如何优化这两个参量,关系到分类模型的优劣[14]。粒子群算法(particle swarm optimization,PSO)作为一种群体智能寻优算法,在工程计算中广泛应用。部分学者将 PSO 应用在 SVM 的参量寻优,实现了相对较好的效果[15-16]。本文中针对 PSO 容易陷入局部最优、搜索范围窄的缺点,将随机权重策略和异步学习因子同时引入到 PSO 算法中,提出改进的粒子群算法(majorization particle swarm optimization,MPSO)。针对物理特性相似、特征吸收峰相近的橡胶和硫化促进剂,将 MPSO 与 SVM 结合建立精确分类模型,提高橡胶和硫化促进剂的识别准确率。

1 实验与方法

1.1 样本制备

实验中以 NBR,CR,IIR 和 SBR 4 种常用的硫化橡胶,以及 MBT,TMTM 和 DTDM 3 种硫化促进剂为实验对象。选用的 4 种硫化橡胶由国家橡胶及橡胶制品质量监督中心(广西)提供,为纯度为 94% 以上的原生橡胶粉末经过混炼、返炼、硫化 3 步制作而成,然后对橡胶质检所提供的橡胶样片裁剪成满足实验系统测试要求的实验样片;3 种硫化促进剂购于东莞市百亿塑料制品有限公司(纯度均在 96% 以上),首先按照设计好的样本配置比例进行称量,然后将样本在研钵中进行充分的研磨混合,最后利用压片机在 49000N 的压力下压制成片。每个样片厚度 1mm 左右,直径 12mm 左右,重量约 180mg。每种样片制作了 36 个实验样品,其中 4 种硫化橡胶共 144 个实验样品,3 种硫化促进剂共 108 个实验样品。为减少空气水分对实验样品的影响,样本压制前后,分别将原材料和压制好的样片放入 YB-1A 真空恒温干燥箱中在 50℃ 下干燥 2h 左右。实验样品具体信息见表 1 所示。

Table 1 Types and quantities of experimental sample set 1 and set 2

sample set	experimental sample	number of each sample	total number of samples
set 1	NBR	36	144
	CR	36	
	IIR	36	
	SBR	36	
set 2	DTDM	36	108
	MBT	36	
	TMTM	36	

1.2 实验仪器

实验设备主要由飞秒激光器(德国 TOPTICA 公司生产)和太赫兹时域光谱系统(美国 Zomega 公司生产)组成。其中飞秒激光器进光功率约为 120mW,脉冲持续时间为 100fs,中心波长为 780nm,重复频率为 80MHz。实验时,将室内温度控制在 25℃ 左右,为减少空气湿度对实验的影响,将 THz-TDS 实验箱中充入干燥空气,使箱内空气湿度降到 1% 以内,具体的设备原理图见参考文献[17]。

1.3 光学参量提取

THz-TDS 检测的主要目标是获得表征材料特征的宏观光学常数,一般包括复折射率、电导率和吸收系数等。利用透射式 THz-TDS 在获得参考信号 $\boldsymbol{E}_{\mathrm{ref}}(T)$ 和样品信号 $\boldsymbol{E}_{\mathrm{sam}}(T)$ 后,经过傅里叶变换得到对应的频域信号 $\boldsymbol{E}_{\mathrm{ref}}(\omega)$ 和 $\boldsymbol{E}_{\mathrm{sam}}(\omega)$,其中,$T$ 表示时间,ω 为太赫兹波振动的角频率。吸光度表示太赫兹波被材料吸收的程度,其为无量纲的相对量。使用吸光度来描述样品的吸收特性,可以减少样本厚度不均匀对光谱分析产生的影响。吸光度 $A(\omega)$ 的计算公式如下所示[18]:

$$A(\omega) = -\lg\left|\frac{\boldsymbol{E}_{\mathrm{sam}}(\omega)}{\boldsymbol{E}_{\mathrm{ref}}(\omega)}\right|^2 \tag{1}$$

2 模型构建

2.1 粒子群算法的改进

粒子群算法[19]作为一种群智能优化算法,因其优良的寻优特性,被应用在各种工程实践中。PSO 的数学原理为[20]:假设存在一个 n 维搜索空间,由 m 个粒子组成的种群 $\boldsymbol{X}=\{\boldsymbol{x}_1,\boldsymbol{x}_2,\cdots,\boldsymbol{x}_m\}$,其中第 i 个粒子的

位置 $\boldsymbol{x}_i$ 和速度 $\boldsymbol{v}_i$ 表示为：

$$\begin{cases}\boldsymbol{x}_i = (x_{i1}, x_{i2}, \cdots, x_{in})^{\mathrm{T}} \\ \boldsymbol{v}_i = (v_{i1}, v_{i2}, \cdots, v_{in})^{\mathrm{T}}\end{cases} \tag{2}$$

假设第 i 个粒子搜索到的最优位置为 $\boldsymbol{p}_i = (p_{i1}, p_{i2}, \cdots, p_{in})^{\mathrm{T}}$，种群的全局最优位置为 $\boldsymbol{p}_g = (p_{g1}, p_{g2}, \cdots, p_{gn})^{\mathrm{T}}$，那么第 d 维的粒子 x_i 的速率和位置更新公式如下所示：

$$v_{id}^{(t+1)} = wv_{id}^{(t)} + c_1 r_1 (p_{id}^{(t)} - x_{id}^{(t)}) + c_2 r_2 (p_{gd}^{(t)} - x_{id}^{(t)}) \tag{3}$$

$$x_{id}^{(t+1)} = x_{id}^{(t)} + x_{id}^{(t+1)} \tag{4}$$

式中，$d = 1, 2, \cdots, n$，表示粒子维数；$i = 1, 2, \cdots, m$，表示第 i 个粒子；t 表示当前迭代次数，$t+1$ 表示下一代迭代数；w 表示惯性权重，c_1 和 c_2 表示学习因子；r_1 和 r_2 表示[0,1]上服从均匀分布的伪随机数。

面对 PSO 算法容易出现陷入局部极值或者过早停止收敛的现象，将随机权重策略和异步学习因子加入到 PSO 算法中。随机权重策略的引入有两个优点：首先，如果在进化初期接近最好点，随机权重策略可能产生相对较小的 w 值，加快算法的收敛速度。另外，w 的随机生成可以有效避免迭代初期最优值的错失，提高寻优的准确率。w 的描述如下式所示：

$$\begin{cases}w = \mu + \sigma \times N(0,1) \\ \mu = \mu_{\min} + (\mu_{\max} - \mu_{\min}) \times r(0,1)\end{cases} \tag{5}$$

式中，$N(0,1)$ 表示标准正太分布的随机数，$r(0,1)$ 表示 0 ~ 1 之间的随机数，μ 表示均值，$\mu_{\min}$ 和 $\mu_{\max}$ 分别表示均值 μ 可以取到的最小值和最大值，σ 表示均方差。

面对 PSO 算法固定学习因子带来的收敛速度慢、寻优范围窄的权限，将随着迭代而变化的学习因子（异步学习因子）引入到 PSO 中可以增强了迭代初始阶段的全局搜索能力，有利于收敛到全局最优。异步学习因子的变化公式为：

$$c_1 = c_{1,\mathrm{begin}} + \frac{c_{1,\mathrm{end}} - c_{1,\mathrm{begin}}}{t_{\max}} \times t \tag{6}$$

$$c_2 = c_{2,\mathrm{begin}} + \frac{c_{2,\mathrm{end}} - c_{2,\mathrm{begin}}}{t_{\max}} \times t \tag{7}$$

式中，$c_{1,\mathrm{begin}}$ 和 $c_{2,\mathrm{begin}}$ 表示学习因子初值，$c_{1,\mathrm{end}}$ 和 $c_{2,\mathrm{end}}$ 表示学习因子终值，$t_{\max}$ 表示最大迭代次数。

通过 MPSO 与 SVM 的结合，提出改进的粒子群优化支持向量机（MPSO-SVM）分类模型。以分类准确率作为适应度函数对 SVM 的惩罚参量 C 和径向基核函数参量 σ_{REF} 进行迭代寻优，从而提高 SVM 模型的分类正确率。MPSO-SVM 的基本流程如图 1 所示。

迭代开始前对基本参量进行初始化：学习因子初值设置为 2.5，学习因子终值设置为 0.5，均值 $\mu_{\max}$ 取为 0.8，均值 $\mu_{\min}$ 取为 0.5，方差 σ 取为 0.2，$t_{\max}$ 取为 100，种群数量设置为 20，惩罚因子 C 和核函数参量 σ_{REF} 的初值范围设置为 $[10^{-2}, 10^{2}]$；

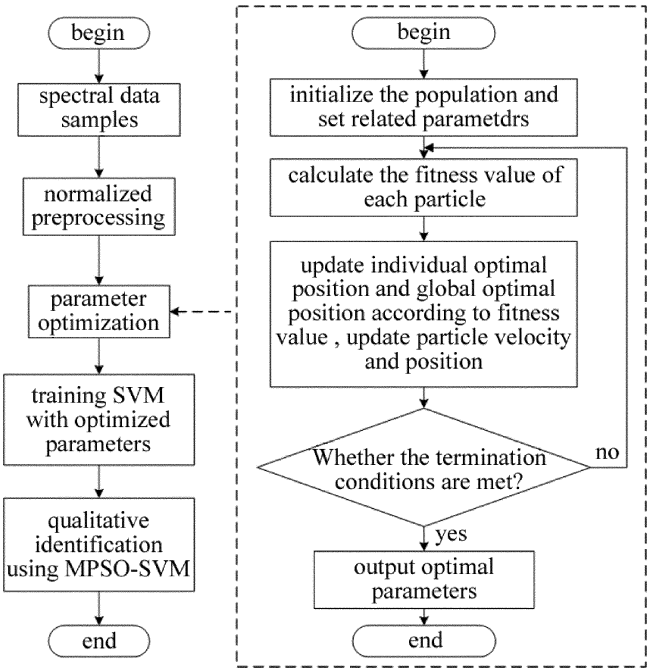

Fig. 1　Basic process of MPSO-SVM

2.2　评价指标

混淆矩阵作为一种机器学习中经典的可视化指标，可以较直观地衡量一个分类器分类的准确程度。混淆矩阵行对应的类别表示样本的真实类别，每一行的实验样本总数为该行对应的类别的真实样本数；各列类别为预测类别，每一列的实验样本总数为预测为该类的样本总数[21]。其中，基于混淆矩阵的查全率（recall ratio）R 和查准率（precision ratio）P 是两个比较常用的指标，其计算公式如下所示：

$$R_h = \frac{N_{hh}}{\sum_{j=1}^{k} N_{hj}} \tag{8}$$

$$P_h = \frac{N_{hh}}{\sum_{j=1}^{k} N_{jh}} \tag{9}$$

式中，查全率 R_h 表示被模型正确预测为第 h 类的实验样本数与第 h 类实验样本真实数量之比，衡量分类模型识别相关种类能力的尺度；查准率 P_h 表示被模型正确预测为第 h 类的实验样本数与被模型预测为第 h 类的实验样本总数之比，表示模型识别某个种类的精确度；N_{hh}，N_{hj}，N_{jh} 分别表示混淆矩阵中第 h 行第 h 列、第 h 行第 j 列、第 j 行第 h 列所对应的数值。

3 实验结果分析

3.1 光谱分析

本研究中利用太赫兹时域光谱系统分别对 NBR，CR，IIR 和 SBR 4 种硫化橡胶，以及 MBT，DTDM 和 TMTM 3 种硫化促进剂进行多次测量取平均后，分别得到 7 种物质的纯净物吸光度图谱，如图 2a 和图 2b 所示。

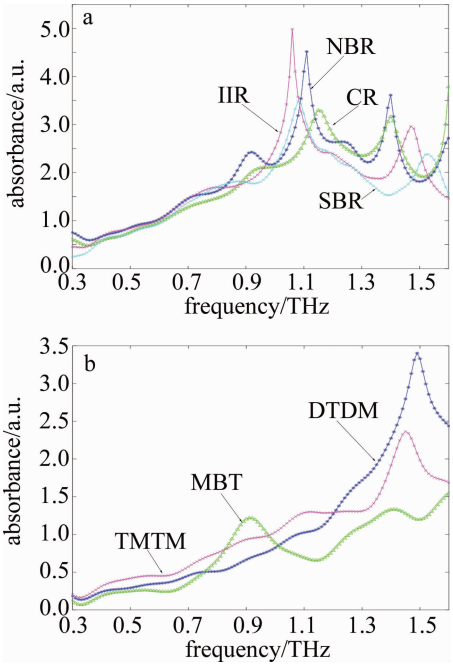

Fig 2 Absorbance spectrum of different substances

a—four kinds of vulcanized rubber b—three kinds of vulcanization accelerators

由于不同物质分子振动模式的不同，各物质在太赫兹频段显示出特有的“指纹”特性，使得不同物质在不同频率点具有特定的吸收峰。从图 2a 可以看出，在 0.3THz ~ 1.6THz 频段内，4 种硫化橡胶具有各自独特的特征吸收峰：丁腈橡胶（NBR）在 0.92THz，1.22THz 和 1.39THz 处有 3 个的特征吸收峰；氯丁橡胶（CR）在 1.24THz 和 1.39THz 处具有两个明显的特征吸收峰；丁基橡胶（IIR）在 1.08THz 和 1.48THz 处存在两个特征吸收峰；丁苯橡胶（SBR）在 1.09THz 和 1.52THz 处有明显特征吸收峰。从图 2b 可以看出，3 种硫化促进剂的特征吸收峰较明显，DTDM 在 1.51THz 处有明显的特征吸收峰，MBT 在 0.92THz 和 1.40THz 处存在特征吸收峰，TMTM 在 1.48THz 处存在一个明显的特征吸收峰。

可以看出，4 种硫化橡胶的特征吸收峰位置较接近，如果受噪声或者误差的影响，吸收峰存在偏移而发生重叠，则很难对 4 种橡胶做出准确判断；3 种硫化促进剂中，MBT 的吸收峰较独特，可以明显区分，但是 DTDM 和 TMTM 的吸收峰位置接近，难以直观地准确区分。所以针对 4 种硫化橡胶和 3 种硫化促进剂，需要借用一定的分类算法来进行建模区分。

3.2 分类识别

为了更加准确地对 4 种硫化橡胶和 3 种硫化促进剂进行分类，采用 MPSO-SVM 来进行精确分类识别。如表 1 所示，4 种硫化橡胶 144 个样本数据中，96 个样本数据进行模型训练，48 个样本数据进行测试；3 种硫化促进剂 108 个样本数据中，72 个样本数据进行模型训练，48 个样本数据进行测试。针对以上数据集，利用 SVM、PSO-SVM 和 MPSO-SVM 3 种模型进行分类识别。首先，以分类正确率作为适应度，通过算法对支持向量机的参量进行寻优，结果如表 2 所示。

Table 2 Selection results of SVM model parameters based on three algorithm

classification model	penalty parameter C		kernel function parameter σ_{REF}	
	set 1	set 2	set 1	set 2
SVM	2.00	2.00	1.00	1.00
PSO-SVM	5.69	17.80	0.01	0.01
MPSO-SVM	9.03	19.81	0.01	0.01

基于表 2 中的参量，3 种模型分类结果的混淆矩阵如图 3 和图 4 所示。

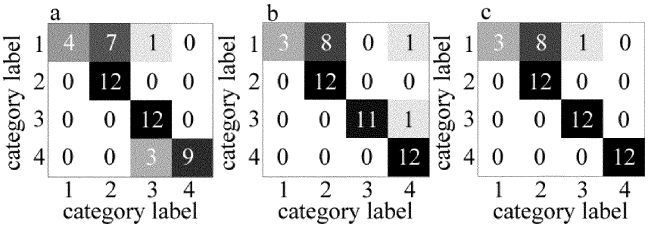

Fig 3 Confusion matrix of classification results for four kinds of vulcanized rubber

a—classification results of SVM b—classification results of PSO-SVM c—classification results of MPSO-SVM

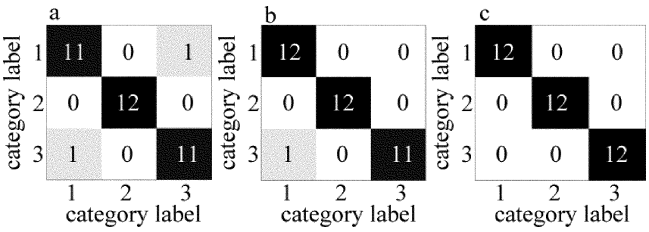

Fig 4 Confusion matrix of classification results of three kinds of vulcanization accelerators

a—classification results of SVM b—classification results of PSO-SVM c—classification results of MPSO-SVM

图 3 是 3 种算法针对 4 类硫化橡胶分类得到的混淆矩阵。图中，1，2，3，4 依次对应 NBR，CR，IIR 和

SBR 4 种硫化橡胶。从图 3a 中可以看出,SVM 算法的误判集中在第 1 类橡胶和第 4 类橡胶上,其中 7 个第 1 类橡胶被错分到第 2 类,1 个第 1 类橡胶被误判为第 3 类橡胶,以及 3 个第 4 类橡胶被误判为第 3 类橡胶;从图 3b 中可以看出,PSO-SVM 算法的分类结果较好,误判主要集中在第 1 类上,将 8 个第 1 类橡胶分到了第 2 类和 1 个第 1 类橡胶分到了第 4 类,将 1 个第 3 类错分为第 4 类;从图 3c 中可以看出,误判率主要集中在第 1 类上,将 8 个第 1 类分到了第 2 类和 1 个第 1 类分到了第 4 类。整体而言,误判率主要集中在第 1 类橡胶上,主要原因是第 1 类橡胶和第 2 类橡胶的特征吸收峰位置很接近,其中 1.39THz 处的吸收峰发生重叠是主要影响误判的原因。

图 4 是 3 种算法针对 3 类硫化促进剂分类得到的混淆矩阵。图中,1,2,3 依次对应 DTDM,MBT 和 TMTM 3 种硫化促进剂。从图 4 中可以看出,相较于 4 类硫化橡胶,3 类硫化促进剂的分类结果更好。从图 4a 中可以看出,SVM 算法的误判主要集中在第 1 类和第 3 类,其中 1 个第 1 类和 1 个第 3 类互相误判;从图 4b 中可以看出,PSO-SVM 的分类结果比较好,仅将 1 个第 3 类误判为第 2 类;从图 4c 中可以看出,MPSO-SVM 的误判率为零,3 类硫化促进剂可以全部正确分类,效果最好。

进一步定量评判分类结果,由混淆矩阵计算出 set 1 和 set 2 数据集分类结果的查全率和查准率,如表 3 所示。从表中可以看出,针对 set 1 数据集,MPSO-SVM 识别 CR,IIR 和 SBR 的查全率均为 100%,在 NBR 橡胶的查全率仅为 25%,低于 SVM;对于查准率,MPSO-SVM 针对 NBR 和 SBR 可以精确分类,在 CR 的分类精准度上略低于 SVM。针对 set 2 数据集,MPSO-SVM 的查全率和查准率均为 100%,效果最佳。

Table 3　The recall and precision of the classification results for the three algorithms

sample type		recall ratio/%			precision ratio/%		
		SVM	PSO-SVM	MPSO-SVM	SVM	PSO-SVM	MPSO-SVM
set 1	NBR	33.33	25.00	25.00	100	100	100
	CR	100	100	100	63.16	60.00	60
	IIR	100	91.67	100	75	100	92.31
	SBR	75.00	100	100	100	85.71	100
set 2	DTDT	91.67	100	100	91.67	92.31	100
	MBT	100	100	100	100	100	100
	TMTM	91.67	91.67	100	91.67	100	100

保持 set 1 和 set 2 训练集和测试集的样本不变,将 SVM,PSO-SVM 和 MPSO-SVM 3 种方法分别运行 20 次,得到训练集和测试集的平均准确率如表 4 所示。从表中可以看出,3 种方法针对两个不同的数据集的结果中,MPSO-SVM 算法的综合正确率更高;本文中的算法在 Intel(R) Core(TM) i5-4210U CPU 1.70GHz、内存为 4GB 的电脑配置环境下运行,相比 PSO-SVM 算法,该算法的分类识别时间更短,效率更高。

Table 4　Comprehensive evaluation of three algorithms after running 20 times

classification model	the accuracy of training set/%		the accuracy of prediction set/%		classification recognition time/s	
	set 1	set 2	set 1	set 2	set 1	set 2
SVM	100	100	77.08	94.44	0.64	0.25
PSO-SVM	95.83	100	79.17	97.22	9.44	4.74
MPSO-SVM	95.83	100	81.25	100	9.40	4.06

4　结　论

本研究中以 4 类常见的硫化橡胶和 3 类常用橡胶硫化促进剂为实验对象,通过改进的粒子群算法与支持向量回归机相结合,建立分类识别模型。研究结果表明,粒子群算法与随机权重策略和异步学习因子的结合可以较好地对支持向量机的惩罚参量和核函数参量进行寻优,从而有效提高分类模型的识别准确率,相比于 SVM 和 PSO-SVM 算法,MPSO-SVM 算法的识别准确率更高,为基于太赫兹时域光谱技术的物质检测分析提供了新的参考方法,具有重要的参考价值。

参　考　文　献

[1] AN J, HAN Y, LIU B Y. Progress in greening process of rubber vulcanization accelerator MBT[J]. China Rubber, 2015, 31(10): 46-48(in Chinese).

[2] WANG Zh, LI H L, JIA T X, *et al*. Preparation and spectral analysis of tetra sulfide thiuram vulcanized rubber vulcanization accelerator [J]. Spectroscopy and Spectral Analysis, 2015, 35(07): 1875-1878 (in Chinese).

[3] LIAN J S. Application of vulcanizing agent DTDM in rubber [J]. World Rubber Industry, 2003,60(3): 14-16 (in Chinese).

[4] ZHANG Zh, MENG K, ZHU L G, *et al*. Study on terahertz wave absorption characteristics of ischemic rat brain tissue[J]. Laser Technology, 2016, 40(3): 372-376 (in Chinese).

[5] OUYANG A G, CAI H Zh, LI B, *et al*. Quantitative detection of terahertz in benzoic acid in corn flour[J]. Laser Technology, 2020, 44 (4): 478-484(In Chinese).

[6] ZHANG H, LI Z, HU F, *et al*. Sensitive distinction between herbs by terahertz spectroscopy and a metamaterial resonator[J]. Spectroscopy Letters, 2018, 51(4): 174-178.

[7] PETERS O, SCHWERDTFEGER M, WIETZKE S, *et al*. Terahertz spectroscopy for rubber production testing[J]. Polymer Testing, 2013, 32(5): 932-936.

[8] LOCKHARTL P, RAMOTOWSKI T, RICE M. Terahertz frequency optical properties of acoustic materials[J]. Polymer Testing, 2014, 34(4): 140-145.

[9] MIAO Q, TIAN L, ZHAO K, *et al*. Terahertz spectroscopic investigations of three kinds of rubber materials[J]. Modern Scientific Instruments, 2011,37(5): 110-113(in Chinese).

[10] ZHANG X Sh, Ch T Y, CUI H L, *et al*. Terahertz dielectric spectrum in thermal aging of natural vulcanized rubber [J]. Infrared and Laser Engineering, 2018, 47(10): 291-296(in Chinese).

[11] SIQUEIRA L F S, MORAIS C L M, ARAÚJO JÚNIOR R F, *et al*. SVM for FT-MIR prostate cancer classification: An alternative to the traditional methods[J]. Journal of Chemometrics, 2018, 32(12): 12-14.

[12] PASADAS D J,RAMOS H G,FENG B, *et al*. Defect classification with SVM and wideband excitation in multilayer aluminum plates [J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2020, 69(1): 241-248.

[13] LIU Z, ZHOU F, QIN Z, *et al*. Classification of stellar spectra with SVM based on within-class scatter and between-class scatter[J]. Astrophysics and Space Science, 2018, 363(7): 140-145.

[14] QIN B Y. Application of terahertz spectroscopy combined with stoichiometry in rapid detection of crop pesticide residues[D]. Xi'an: Xidian University,2018:67-68(in Chinese).

[15] CHANG B, TSAI H, YEN C. SVM-PSO based rotation-invariant image texture classification in SVD and DWT domains[J]. Engineering Applications of Artificial Intelligence, 2016, 52(6): 96-107.

[16] WANG X, GUAN S, HUA L, *et al*. Classification of spot-welded joint strength using ultrasonic signal time-frequency features and PSO-SVM method[J]. Ultrasonics, 2019, 91(1): 161-169.

[17] CHEN T, CAI Zh H, HU F R, *et al*. Terahertz time-domain spectroscopy study of structurally similar monosaccharide and disaccharide molecules [J]. Spectroscopy and Spectral Analysis, 2019, 39 (3): 686-692(in Chinese).

[18] QIN B, LI Z, CHEN T, *et al*. Identification of genetically modified cotton seeds by terahertz spectroscopy with MPGA-SVM[J]. Optik, 2017, 142: 576-582.

[19] KUANG F J, XU Y H, ZHANG S Y. Hybrid kernel SVM parameter optimization based on improved chaotic particle swarm and its application[J]. Application Research of Computers, 2014, 31(3): 671-674(In Chinese).

[20] WANG X M, WANG H F, YAO N F. Parametric optimization of laser displacement sensor based on particle swarm optimization algorithm [J]. Laser Technology, 2018, 42(2): 181-186(in Chinese).

[21] DENG X, LIU Q, DENG Y, *et al*. An improved method to construct basic probability assignment based on the confusion matrix for classification problem[J]. Information Sciences, 2016, 340/341 (9): 250-261.