

DOI: 10.11779/CJGE202210017

岩石损伤强度及峰值强度前后阶段的声发射识别

赵云阁, 黄麟淇, 李夕兵*

(中南大学资源与安全工程学院, 湖南 长沙 410083)

摘要: 岩石损伤强度和峰值强度是岩石工程中两项重要指标, 通过声发射识别该两项指标更具工程应用价值, 为了解决目前采用声发射试验难以识别的问题, 开展了相应的试验和识别方法研究。选用典型的红砂岩进行声发射试验, 首先根据声发射事件数表征的损伤变量, 将岩石压缩破坏全过程划分为损伤稳定演化(损伤强度前)、损伤加剧演化(损伤与峰值强度之间)和峰后残余强度3个阶段。根据岩石声发射参数与损伤状态之间 Spearman 相关性系数分析结果, 优选了用于识别的声发射参数, 进而建立了基于 SVM 分类原理的岩石损伤强度及峰值强度前后阶段的识别模型。不同核函数与参数优化算法组合研究表明: RBF 核函数与 PSO 算法组合时识别效果最优, 且识别准确率随着测试岩样与训练岩样波速差异的减小而增加; 波速差异较小时, 3个阶段的识别准确率均超过 96%。研究结果可为通过声发射监测识别工程实际中岩石所处的强度阶段提供借鉴。

关键词: 岩石; 声发射; 损伤强度; 峰值强度; 支持向量机; 波速

中图分类号: TU452

文献标识码: A

文章编号: 1000-4548(2022)10-1908-09

作者简介: 赵云阁(1997—), 男, 博士研究生, 主要从事岩石力学方面的研究工作。E-mail: yungezhao@csu.edu.cn。

Identification of stages before and after damage strength and peak strength using acoustic emission tests

ZHAO Yun-ge, HUANG Lin-qi, LI Xi-bing

(School of Resources and Safety Engineering, Central South University, Changsha 410083, China)

Abstract: The damage strength and the peak strength are the important indexes for rock engineering. The two indexes identified by the acoustic emission (AE) tests are of high practical value in engineering application. As it is difficult to identify the two indexes by the AE tests, the corresponding identification method is studied based on the laboratory AE tests. Firstly, the AE tests on typical red sandstone samples are carried out, and the whole process of the uniaxial compression tests can be divided into three stages on the subject to damage variables characterized by the number of AE events. The three stages include the stable evolution period of damage (before damage strength), the aggravated evolution period of damage (between damage and peak strengths) and the residual strength period after the peak strength. The appropriate AE parameters for identification are selected based on the Spearman correlation coefficient between AE and damage state. Then the identification model is established based on the principle of SVM classification. It can be used to identify the stages before and after the damage strength and peak strength of rock. The RBF kernel function and the PSO algorithm are determined as the optimal algorithm based on the analysis of different kernel functions and parameter optimization algorithms. The identification accuracy increases with the decrease of the difference of wave velocity between the test and training samples. With the close wave velocity between the test and training samples, the identification accuracy of the three stages is over 96%. The research results may provide reference for identifying the strength states of in-situ rock through AE monitoring.

Key words: rock; acoustic emission; damage strength; peak strength; SVM; wave speed

0 引言

随着矿产资源开采深度的不断增加, 地应力环境和岩石性质与浅部有着明显的不同, 围岩破坏由岩体结构控制为主导逐步转变为以地应力控制为主导。随着地应力的增加, 岩石由脆性破坏逐渐向塑性变形破坏转变, 但在靠近开挖面低围压条件下表现出脆性。

这一过程中岩石内部伴随裂纹的闭合、起裂萌生、贯通、扩张进而产生局部断裂, 颗粒间的黏聚力也将随裂纹的演化而迅速降低, 进而导致其宏观强度的脆性

基金项目: 国家自然科学基金重大项目(51927808); 国家自然科学基金项目(11972378)

收稿日期: 2021-04-13

***通信作者** (E-mail: xbli@csu.edu.cn)

跌落^[1], 根据岩石破裂过程裂纹闭合和扩展特性, 可通过闭合强度 σ_{cc} 、起裂强度 σ_{ci} 、损伤强度 σ_{cd} 和峰值强度 σ_f 划分岩石的不同损伤破坏阶段^[2-5]。显然, 岩石特征强度的测定对深部岩石工程具有重要的理论和实际意义, 国内外学者开展了大量的有关岩石特征强度的试验和工程应用方面的研究。

目前, 岩石特征强度的确定方法主要包括应力-应变曲线判定法、体积应变法、裂纹体积应变法、声发射法、移动点回归法等^[6]。尽管体积应变法相对较为成熟, 但得到的特征强度只能作为工程设计、优化等依据, 工程实际中的岩石处于何种特征强度区间, 则只能通过现场实测, 正如文献^[7]指出: 考虑到工程实用性, 通过岩石声发射试验确定特征强度更具有实际价值。为此, 在通过声发射试验测定特征强度方面, 国内外学者开展了大量研究工作。^{Martin^[2]}采用声发射事件率累计曲线第一个和第二个偏离直线的拐点作为起裂强度和损伤强度的识别判据; ^{Eberhardt 等^[8]}认为岩石起裂强度点前只产生较少的声发射事件, 当加载达到起裂强度时声发射事件显著增加, 因此可以通过声发射事件数进行识别; ^{Amann 等^[9]}观察到与 ^{Eberhardt 等}类似的岩石声发射现象, 进而提出将声发射事件累积曲线的第一个拐点作为判别起裂强度的依据; ^{Zhao 等^[10]}选用声发射参数曲线第一个偏离线性段的起始点作为起裂强度点, 达到损伤强度后, 声发射参数曲线呈快速增加, 并将声发射参数累积曲线两线性段延长线的交点作为损伤强度点; ^{Diederichs 等^[11]}、^{Ghazvinian 等^[12]}采用与上述文献类似的研究方式, 提出将声发射事件累积曲线超过背景值的首次突增点作为起裂强度点, 将起裂强度之后偏离线性段的第二次突增点作为损伤强度点。除上述特征强度声发射参数识别研究之外, 还有学者针对不同特征强度区间的时域波形特性等因素进行了相关研究工作^[13]。

上述研究对通过岩石声发射试验确定特征强度进行积极探索, 但由于岩石材料自身的复杂性, 岩石结构、组成等因素影响使声发射行为具有较大随机性, 声发射参数通常被用作岩石渐进破坏过程的定性或半定量分析^[6], 对于特征强度点的识别, 特别是损伤强度点的识别仍存在较大的困难。特征强度中的损伤强度和峰值强度是最具工程实际意义的指标, 同时, 工程实际中最为关注的是判断岩石处于损伤强度、峰值强度之前还是之后, 为此, 本文将损伤强度、峰值强度的前后阶段的声发射识别作为研究的重点。

支持向量机 (support vector machine, SVM) 是一种用于求解分类问题的机器学习方法, 近年来在岩石工程中有着较广泛的研究和应用^[14-15]。本文采用 SVM

分类模型着重研究损伤强度及峰值强度前后阶段的识别, 以红砂岩单轴压缩声发射试验为例, 首先将岩石压缩破裂全过程划分为损伤稳定演化 (损伤强度前)、损伤加剧演化 (损伤至峰值强度之间) 和峰后残余强度 3 个阶段, 优化了声发射参数的选取, 进而选取不同核函数以及参数优化算法进行组合建模, 根据识别结果给出了合适的核函数与优化算法, 讨论了波速大小对声发射特性的影响, 研究结果表明: 本文构建的模型可有效应用于岩石 3 个阶段的识别, 对岩石工程声发射监测预警具有一定的参考价值。

1 试验概述

1.1 岩样制备

试验选取表面无显著节理的红砂岩岩块, 通过钻孔取样机获取红砂岩岩芯, 选取表面无明显裂纹的岩芯试件进行端面打磨, 参照国际岩石力学学会 (ISRM) 的建议规范, 加工至端面不平整度小于 0.05 mm, 端面与轴线偏差小于 0.25°。通过声波仪对岩样两端面之间进行测量, 得到试验岩样初始状态下的纵波速度, 试样相关信息见表 1 所示。

表 1 红砂岩试样 Table 1 Samples of red stone		
试样编号	尺寸/(mm×mm)	波速/(m·s ⁻¹)
S1	φ 49.30×100.24	1809
S2	φ 49.22×99.48	1853
S3	φ 49.38×100.06	1925
S4	φ 49.12×100.00	1997
S5	φ 49.38×100.16	1961
S6	φ 49.20×100.26	1924
S7	φ 49.28×100.38	1927
S8	φ 49.38×100.18	1969

1.2 试验系统

试验系统由岩石加载系统、应变采集系统和声发射采集系统共同构成, 监测并记录红砂岩在单轴压缩破坏全过程的应力、应变和声发射相关参数。

加载系统采用 RMT-150C 岩石力学测试系统, 试验采用单轴加载模式, 加载方式选用位移控制模式, 加载速率设置为 0.002 mm/s。选用 YJZ-16+型应变仪用于应变数据的采集, 试验时在红砂岩试样上将应变片分别沿轴向、横向垂直布置。声发射监测系统采用 PAC 公司开发的 Micro-II Digital AE System。本次试验选用 UT-1000 声发射宽频探头, 该传感器对应频段的响应宽度为 60~1000 kHz, 将传感器沿轴向布置于岩样中部, 对传感器固定处的岩样表面进行打磨, 在传感器与岩样表面间涂抹适量耦合剂做充分耦合以提高数据采集的稳定性, 试验时选用两个探头固定于岩样两侧, 试验系统的构成示意图如图 1 所示。

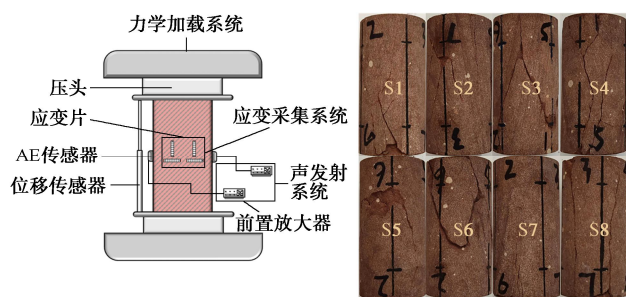


图1 红砂岩单轴加载声发射试验系统及破坏后试样

Fig. 1 Uniaxial compression tests on acoustic emission of red sandstone and failed samples

2 识别参数的优化选取与识别方法

2.1 特征强度的体积应变法测定

对于岩石类材料,通常认为其变形是由基体弹性变形与裂纹变形两部分构成的,其中裂纹变形分为原生裂纹闭合与新生裂纹扩展,因此,裂纹体积应变 ε_v^c 可表示为^[2]

$$\varepsilon_v^c = \varepsilon_v - \varepsilon_v^e = \varepsilon_v - \frac{1-2\nu}{E}(\sigma_1 + \sigma_2 + \sigma_3) \quad (1)$$

式中, ε_v^c 为裂纹体积应变, ε_v 为体积应变, ε_v^e 为弹性体积应变, σ_i 为加载方向对应的主应力, E , ν 分别为岩石材料的弹性模量与泊松比。

在单轴加载条件下, $\sigma_2 = 0$, $\sigma_3 = 0$,此时裂纹体积应变可简化为

$$\varepsilon_v^c = \varepsilon_v - \varepsilon_v^e = \varepsilon_v - \frac{1-2\nu}{E}\sigma_1 \quad (2)$$

对于岩石特征强度的确定,Martin^[2]提出将裂纹体积应变持续为0的临界点作为裂纹闭合强度 σ_{cc} ,裂纹起裂强度 σ_{ci} 则对应裂纹体积应变再次偏离0的临界点;Cai等^[5]提出损伤强度 σ_{cd} 可通过体积应变的峰值拐点进行确定,即岩石出现扩容现象的临界点。本文采用上述裂纹体积应变法确定岩石特征强度,以试样S1为例,特征强度的确定方法如图2所示。

通过上述裂纹体积应变法确定8个试样的特征强度如表2所示。

2.2 损伤破坏3个阶段的划分

为通过声发射信号分析岩石的峰前损伤程度,需要先对岩石峰值前后两阶段的声发射信号进行识别区分,再针对峰前声发射信号做进一步分析研究,讨论岩石的损伤情况。

对于岩石的损伤程度,损伤变量的定义为

$$D = \frac{A_d}{A} \quad (3)$$

式中, A_d 为在与主应力方向正交的截面上,现有损伤的累计投影面积, A 为之一截面初始无损伤时的面积。

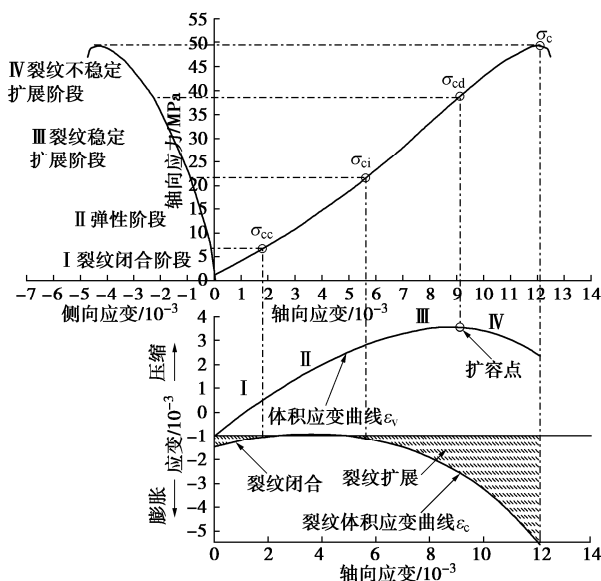


图2 裂纹体积应变法确定特征强度

Fig. 2 Characteristic strengths determined by crack volumetric strain method

表2 试样特征强度

Table 2 Characteristic stresses of samples

试样编号	闭合强度 σ_{cc} /MPa	起裂强度 σ_{ci} /MPa	损伤强度 σ_{cd} /MPa	峰值强度 σ_c /MPa
S1	7.29	21.93	39.10	49.35
S2	11.91	22.37	38.36	51.17
S3	12.78	23.22	39.94	49.06
S4	10.03	19.91	37.50	52.49
S5	7.75	18.82	39.97	52.66
S6	12.20	21.60	40.00	49.63
S7	12.56	22.28	42.34	49.98
S8	9.59	21.73	43.59	54.85

假设材料初始为无损状态,若截面 A 完全破坏时的累计声发射事件数为 N_m ,则单位面积的声发射率为^[16]

$$\eta_v = \frac{N_m}{A} \quad (4)$$

当截面破坏面积为 A_d ,累计声发射事件数为

$$N = \eta_v A_d = \frac{N_m}{A} A_d \quad (5)$$

因此,声发射数与损伤变量之间存有如下关系:

$$D = \frac{N}{N_m} \quad (6)$$

考虑到理论公式(6)要求材料初始加载时处于无损状态,即声发射事件均来自于裂纹的产生与扩张。理论上认为,在 σ_{cc} 之前岩石处于裂纹闭合过程,不存在裂纹产生和扩张现象;而在 σ_{cc} 至 σ_{ci} 之间岩石总体处于弹性变形阶段,但仍存在少量微裂隙的产生。因此,选用裂纹闭合强度 σ_{cc} 之后的声发射试验数据讨论岩石在峰值强度之前的损伤变量 D 。以试样S1为例,加载应力与损伤变量 D 的关系如图3所示,其

中, AE 事件率为每秒内声发射事件数的累计值。

由图 3 可知,在起裂强度 σ_{ci} 前,声发射事件较少,岩石内部损伤累积缓慢,损伤变量 D 处于极低水平;荷载超过起裂强度 σ_{ci} 后,裂纹进入稳定扩展阶段,事件率逐渐上升,损伤变量 D 增加较缓慢,岩石损伤程度较低;加载超过损伤强度 σ_{cd} 后,声发射事件率迅速上升,裂纹进入不稳定扩展阶段。分析损伤变量 D 演化特征可知,岩石损伤的主要累计过程集中在 σ_{cd} 之后。

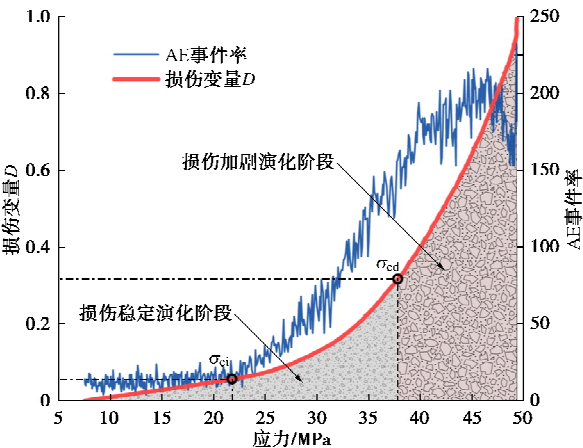


图 3 损伤变量与轴向应力曲线

Fig. 3 Curves of damage parameters and axial stress

综合考虑岩石损伤阶段划分的合理性以及识别模型的可靠性,选用损伤强度 σ_{cd} 和峰值强度 σ_c 将岩石破裂全过程划分为损伤稳定演化阶段、损伤加剧演化阶段和峰后残余强度 3 个阶段。

2.3 声发射特征参数的优选

岩石破裂过程伴随有大量声发射信号,对每一声发射事件信号进行波形分析不仅求解不便,而且难以直观表现其分析结果。因此,利用声发射参数特性表征岩石材料的损伤^[17-18],参考现有文献资料,选取用于岩石损伤破坏识别的典型声发射参数,见表 3。

表 3 典型声发射特征参数

Table 3 Typical AE signal parameters

参数类型	声发射特征参数	单位
计数参数	事件率	—
	振铃计数	—
能量参数	幅值	dB
	持续时间	μs
	上升时间	μs
	能量	aJ
频率参数	中心频率	kHz
	峰值频率	kHz
	初始频率	kHz
派生参数	AF	kHz
	RA	$\text{ms}\cdot\text{V}^{-1}$

其中, AF 为振铃计数与持续时间的比值, RA 为上升时间与幅值的比值,这两项参数通常被应用于岩石破裂机制的分析研究。

选用 Spearman 相关系数法确定不同信号特征与岩石不同损伤阶段之间的关联程度, Spearman 相关系数的计算公式如下:

$$\rho = \frac{\sum_{i=1}^N (x_i - \bar{x})(y_i - \bar{y})}{\sqrt{\sum_{i=1}^N (x_i - \bar{x})^2 \sum_{i=1}^N (y_i - \bar{y})^2}}$$

(7)

式中, ρ 为 Spearman 相关系数, x 和 y 是进行相关性分析参数的排序变量, N 为变量中的元素个数。

学者们针对岩石不同损伤阶段的声发射特性进行了研究^[19],认为声发射参数与岩石损伤之间存在较显著关联性,可应用于损伤的识别,但现有研究对参数的选取缺乏合理性论证,受主观性与随机性影响较大。因此,本文将声发射参数与式(6)定义的损伤变量 D 进行相关性分析,进而对参数进行优选。

对于峰后残余强度与声发射特性之间的关联性,鲜见文献报道,但由声发射参数的变化规律可知,峰值前后两阶段的声发射特性存在较显著的差异^[20],因此,本文设定类标{0, 1}对峰值前后 2 个阶段做区分,进而实现对声发射参数与峰值前后两阶段的相关性分析,分析结果如图 4 所示。

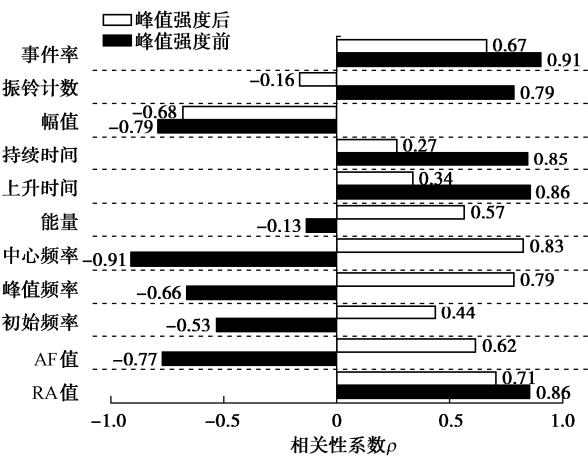


图 4 声发射特征参数的优选系数

Fig. 4 Correlation coefficient of optimized AE signal parameters

图 4 中相关系数为声发射参数对岩石损伤程度的敏感性,选取相关性系数 $|\rho| > 0.6$ 的特征参数作为本文识别模型的输入特征向量。其中,峰值强度前包含有 9 个敏感特征参数:事件率、振铃计数、幅值、持续时间、上升时间、中心频率、峰值频率、AF 和 RA;峰值强度后包含有 6 个敏感特征参数:事件率、幅值、中心频率、峰值频率、AF 值和 RA 值。

以试样 S1 为例,优选的声发射特征参数与应力、特征强度之间的关系如图 5 所示。

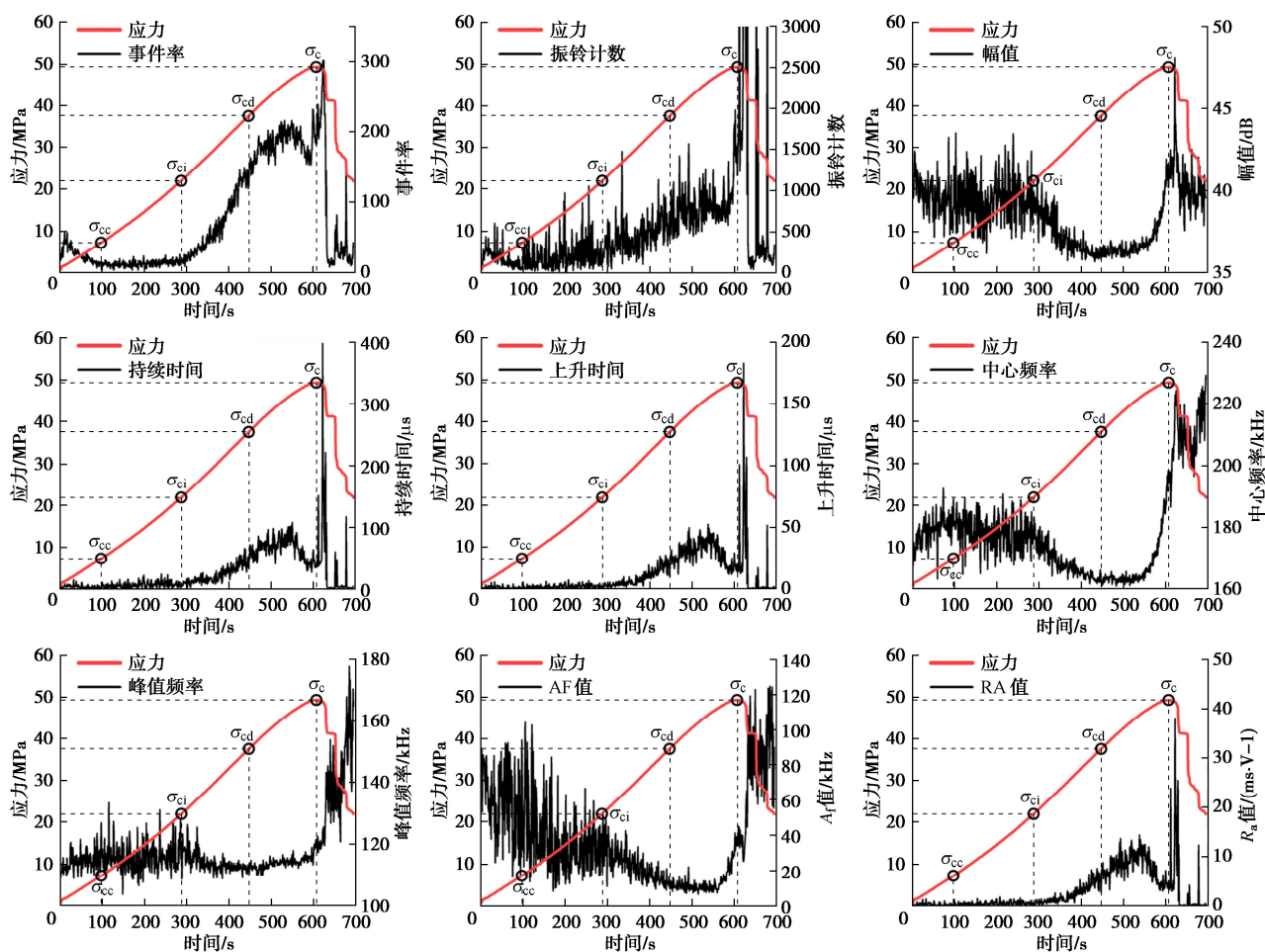


图5 试样 S1 声发射特征参数

Fig. 5 AE signal parameters of sample S1

(1) 初始压密阶段, 声发射事件较少, 声发射计数参数处于较低水平, 且随着加载的进行, 岩石原生裂隙逐渐闭合, 声发射事件率表现为下降趋势, 由于岩石内部原生裂隙构造复杂, 这一阶段的幅值、频率等参数较杂乱, 无显著规律。

(2) 弹性阶段, 岩石内部不存在显著的原生裂纹闭合以及新生裂纹扩展现象, 这一阶段的声发射事件率进一步降低, 各项声发射参数无显著特征, 岩石内部处于能量积累的过程。

(3) 当加载超过起裂强度后, 岩石进入裂纹稳定扩展阶段, 声发射事件率呈现为上升趋势, 声发射行为相较于起裂强度前更为活跃; 这一阶段持续时间与上升时间逐渐增加, 而声发射幅值和频率参数表现为下降趋势, 声发射事件的规模与剧烈程度相较于起裂强度之前有所提升。尽管这一阶段相较于起裂强度之前表现出一定的趋势, 但其振铃计数上升水平不够显著, 幅值、频率参数和 AF 等波动较大, 声发射参数特征与起裂强度之前的差异性相对较小, 对损伤阶段的识别造成了较大的扰动。

(4) 应力超过损伤强度 σ_{cd} 后, 裂纹进入不稳定

扩展阶段, 声发射事件率伴随有一定幅度降低, 表现出峰前声发射“相对平静期”现象, 声发射频率参数和幅值等参数无明显波动, 此时特征参数规律显著且波动较小, 说明优选所得声发射参数作为该阶段识别判据较合理; 加载应力临近峰值强度时, 声发射事件率急剧增加, 各项声发射参数指标激增, 岩石临近破坏时伴随有大量小规模裂纹产生与扩张。

(5) 相较于峰值强度前阶段, 峰值强度后阶段的声发射事件率骤降, 各项声发射特征参数与残余强度之间无明显相关性, 但所选取的参数集中在一定范围内波动, 与峰值强度前声发射特征存在一定的差异性。

2.4 SVM 分类原理

选用 SVM (support vector machine) 分类器构建不同损伤阶段识别模型, 该模型在求解小样本、非线性以及高维数据识别与回归问题时, 能够保证模型良好的统计规律。以二分类数据集问题为例说明 SVM 分类器的基本原理^[21], 图 6 为 SVM 分类原理示意图。

在线性可分问题中, 对于给定的 l 个训练样本 $(x_i, y_i), i=1, 2, \dots, l$, 其中 $x_i \in R^n$, $y_i \in \{+1, -1\}$, n 为训练集维度。

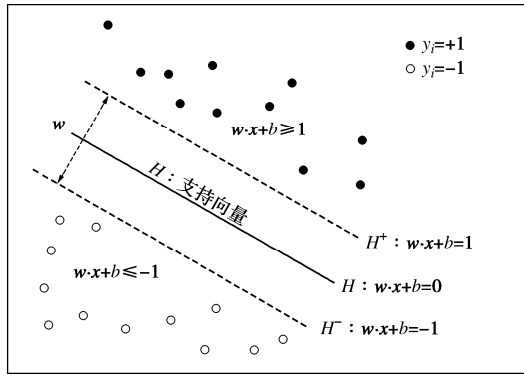


图 6 SVM 分类原理

Fig. 6 Principle of SVM classification

构造分类超平面 $H: \mathbf{w} \cdot \mathbf{x} + b = 0$ 对图 6 中正负两类数据集进行划分, 需满足如下约束条件:

$$\begin{cases} \mathbf{w} \cdot \mathbf{x}_i + b \geq 1 & (y_i = 1), \\ \mathbf{w} \cdot \mathbf{x}_i + b \leq -1 & (y_i = -1), \end{cases} \quad (8)$$

式中, \mathbf{w} 为平面法向量, b 为平面的偏置。

分别取过两类样本点且平行于超平面的面, 称集合间隔最小的面 H^+ 和 H^- 为临界分类面, 则两临界面间隔为 $2/\|\mathbf{w}\|$, 为提高分类的准确率, 分类间隔应取最大, 则 $\|\mathbf{w}\|$ 需取最小, 为简化后续求解, 取 $\|\mathbf{w}\|^2/2$ 最小, 则问题转化为如下约束问题:

$$\begin{aligned} \min \quad & \frac{1}{2} \|\mathbf{w}\|^2 \\ \text{s.t.} \quad & y_i[(\mathbf{w} \cdot \mathbf{x}_i) + b] \geq 1 \quad (i = 1, 2, \dots, l). \end{aligned} \quad (9)$$

构造如下 Lagrange 函数该约束问题进行求解,

$$L(\mathbf{w}, b, a) = \frac{1}{2} \|\mathbf{w}\|^2 - a(y[(\mathbf{w} \cdot \mathbf{x} + b) - 1]), \quad (10)$$

式中, a 为目标问题的 Lagrange 乘数。

计算可得式 (10) 最优解 $\mathbf{a}^* = (a_1^*, a_2^*, \dots, a_n^*)^T$, 则最优分类函数为

$$f(\mathbf{x}) = \text{sgn}\{(\mathbf{w}^* \cdot \mathbf{x}) + b\}, \quad (11)$$

式中, $\mathbf{w}^* = \sum_{i=1}^l a_i^* y_i \mathbf{x}_i$ 。

在实际问题的应用中, 目标问题通常是线性不可分的, 为此 SVM 方法引入满足 Mercer 条件的正定函数 $K(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}_j)$, 将原数据 \mathbf{x} 从 R^n 空间映射到特征空间, 称 $K(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}_j)$ 为核函数, 则在该空间内的最优分类函数为

$$f(\mathbf{x}) = \text{sgn}\{(\mathbf{w}^* \cdot K(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}_j)) + b\}. \quad (12)$$

引入惩罚因子 C 与松弛变量 $\zeta > 0$, 对约束 (10) 做如下改写:

$$\min \quad \frac{1}{2} \|\mathbf{w}\|^2 + C \sum_{i=1}^l \zeta_i$$

$$\text{s.t.} \quad y_i[(\mathbf{w} \cdot \mathbf{x}) + b] \geq 1 - \zeta \quad (i = 1, 2, \dots, l), \quad (13)$$

针对目标问题的具体要求, 对约束问题 (13) 进行求

解, 即可得到目标问题的最优分类函数。

核函数的选取对 SVM 模型分类效率及准确率有着直接影响, 常用的核函数包括如下几种:

$$(1) \text{ Linear Kernel: } K(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}_j) = \mathbf{x}_i^T \mathbf{x}_j;$$

$$(2) \text{ Polynomial Kernel: } K(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}_j) = (\gamma \mathbf{x}_i^T \mathbf{x}_j + r)^d;$$

$$(3) \text{ Radial Basis Function: } K(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}_j) = \exp(-\gamma \cdot \|\mathbf{x}_i - \mathbf{x}_j\|^2);$$

$$(4) \text{ Sigmoid Kernel: } K(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}_j) = \tanh(\gamma \mathbf{x}_i^T \mathbf{x}_j + r).$$

上述核函数表达式中, r 为偏置系数, γ 为核参数。

除了核函数的选取, 核参数 γ 与惩罚因子 C 的设置同样对模型性能有直接影响, 本文分别选用了 K 交叉验证 (k-fold cross validation, K-CV), 粒子群算法 (particle swarm optimization, PSO) 和遗传算法 (genetic algorithm, GA) 优化模型初始参数的选取。

3 识别过程及结果分析

3.1 样本划分与识别流程

对于本次试验的 8 个红砂岩试样, 选取试样 S4~S8 作为识别模型的训练样本, 试样 S1~S3 作为识别模型的测试样本, 使训练集与测试集数据均来自不同岩样。对不同的核函数与参数优化方案进行组合, 识别模型的流程如图 7 所示, 其中“AE 识别参数”表示所选取用于损伤阶段识别的声发射特征参数。

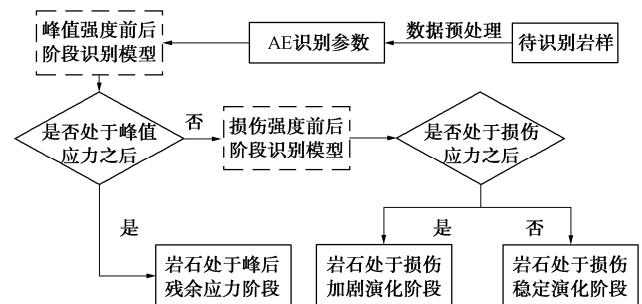


图 7 岩石损伤、峰值强度点前后阶段识别

Fig. 7 Identification of stages before and after damage and peak strengths of rock

3.2 识别效果

岩石损伤阶段的模型识别结果如表 4、5 所示。由表 4 可知, 峰值前后识别模型的惩罚因子 C 的选取较适中, 说明对可能存在的过拟合情况进行了较好的规避。选用 RBF 核函数时识别效果最佳, 应用 PSO 算法优化初始参数时, 测试集识别准确率最高为 96.71%, 说明在 RBF 核函数映射构造的特征空间内能够有效地实现对峰值应力前后阶段的识别; 选用 Polynomial 核函数时, 识别性能略低于 RBF 核函数模型, 最优识别

准确率为 96.56%; 由 Linear 核构造的识别模型的最优识别准确率为 96.15%, 识别效果略低于 RBF 核以及 Polynomial 核模型, 这说明仅通过线性函数构造特征空间存有一定的不合理性, 但 Linear 核模型中不含核参数, 特征空间构造简单且运算量较小, 在实际岩石工程监测应用中, 可根据精度要求对核函数作合理地选取; Sigmoid 核函数模型对应的测试集识别准确率不足 80%, 在本次模型识别试验中精度最低。

表 4 峰值前后阶段识别结果

Table 4 Identified results of pre- and post-peak stresses					
核函数	优化 算法	SVM 参数		识别准确率/%	
		γ	C	训练集	测试集
RBF	PSO	3.45	15.24	99.44	96.71
	GA	3.29	7.56	99.44	96.16
	K-CV	5.27	16.00	99.44	95.15
Polynomial	PSO	3.16	16.43	99.44	96.56
	GA	4.83	16.40	99.44	96.57
	K-CV	5.28	16.00	99.44	96.15
Linear	PSO	0	15.57	98.68	96.06
	GA	0	7.06	98.12	94.69
	K-CV	0	23.16	98.95	94.83
Sigmoid	PSO	3.18	19.09	86.68	72.33
	GA	4.16	6.48	86.04	72.67
	K-CV	5.39	16.21	82.98	71.98

表 5 损伤稳定演化与加剧演化阶段识别结果

Table 5 Identified results of stages of stable evolution and aggravated evolution of damage					
核函数	优 化 算法	SVM 参数		识别准确率/%	
		γ	C	训练集	测试集
RBF	PSO	4.02	89.64	94.96	90.69
	GA	42.95	73.75	96.36	90.17
	K-CV	3.03	256.00	95.17	90.01
Polynomial	PSO	4.04	86.37	93.75	90.32
	GA	4.87	57.92	93.83	89.73
	K-CV	3.03	256.00	93.75	89.86
Linear	PSO	0	22.03	91.62	89.44
	GA	0	88.62	91.62	88.81
	K-CV	0	27.85	91.54	89.39
Sigmoid	PSO	4.02	89.17	60.47	59.28
	GA	4.69	45.75	57.94	55.95
	K-CV	4.02	89.17	60.47	59.28

在表 5 中罚因子 C 的总体取值相较于表 4 中有所增大, 说明损伤稳定演化与加剧演化两阶段的识别问

题更为复杂, 测试集识别效果良好, 但相较于表 4 中有所下降。损伤强度前后两阶段的核参数选取结果与峰值前后两阶段的选取结果类似, 选用 RBF 核函数时识别效果最优, 且在采用 PSO 算法优化时识别精度最高, 测试集准确率为 90.69%; 其次是 Polynomial 核与 Linear 核构造的识别模型, 最优识别准确率分别为 90.32%和 89.44%; 选用 Sigmoid 核函数模型时识别效果不佳, 测试集准确率不足 60%, 说明该核函数对于声发射参数的识别问题适用性较差。

4 讨 论

4.1 初始波速对识别效果的影响

对于同种类型岩石, 纵波波速大小受岩石内部微裂纹、孔隙等微观缺陷分布的直接影响, 通常情况下认为, 岩石内部越致密, 其内部微观缺陷越少, 其对应的纵波波速越大, 岩样之间的波速差异能够作为衡量其内部微观缺陷差异的指标之一。本次试验选用的岩石试样由表面无明显裂隙的完整红砂岩加工制成, 试验过程均采用相同的位移加载模式, 因此, 认为不同岩石试样识别结果的差异主要是由岩石内部原生微观缺陷造成的, 为分析这一差异对识别造成的影响, 采用岩石的初始纵波波速这一指标进行讨论, 岩石破裂全过程各阶段的识别准确率见表 6。

本文构建的识别模型训练集为波速差异较小的 S4~S8, 平均波速为 1956 m/s; 测试集为岩样 S1~S3, 其中 S1 波速为 1809 m/s, 与训练试样的平均波速差异最大, 该试样的各阶段识别准确率均处于较低水平, 各阶段识别准确率平均为 81.01%; 测试岩样 S2 的波速为 1853m/s, 波速相较于 S1 与训练集之间的差异有所减小, 各阶段的识别准确率均有所提升, 各阶段识别准确率平均为 91.66%; 试样 S3 波速为 1925 m/s, 与训练集之间的波速差异最小, 其各阶段的识别准确率相较于 S2 和 S1 有显著的提升, 各阶段的识别准确率平均为 95.47%。

根据上述岩石波速差异与识别准确率之间的关系, 可知测试与训练样本间的波速差异直接影响其识

表 6 测试岩样损伤阶段识别结果

Table 6 Identified results of damage stages of rock samples					(%)
损伤阶段	测试试样准确率			训练试样准确率	
	S1 (1809 m/s)	S2 (1853 m/s)	S3 (1925 m/s)	S4~S8 (1956 m/s)	
损伤稳定演化阶段	81.74	91.48	96.79	95.78	
损伤加剧演化阶段	85.04	93.33	98.36	91.92	
峰后残余强度阶段	70.93	89.90	97.18	99.11	
岩石破裂全过程	81.01	91.66	97.10	95.47	

别准确率, 而同类岩石波速大小的不同主要是由其内部微观缺陷差异造成的, 因此认为岩石内部微观缺陷对其破坏过程的声发射特性有着直接影响, 进而影响到相应的识别效果。

因此, 在实际应用中, 除了对核参数的合理选取, 还应尽量减少训练集与监测区域的波速差异, 必要时应适当增加训练样本, 提升识别模型对包含不同微观缺陷岩石的识别泛化能力, 增加识别模型的可靠性。

4.2 损伤加剧演化过渡阶段

以表 6 中识别效果最优的试样 S3 为例, 识别结果如图 8 所示。

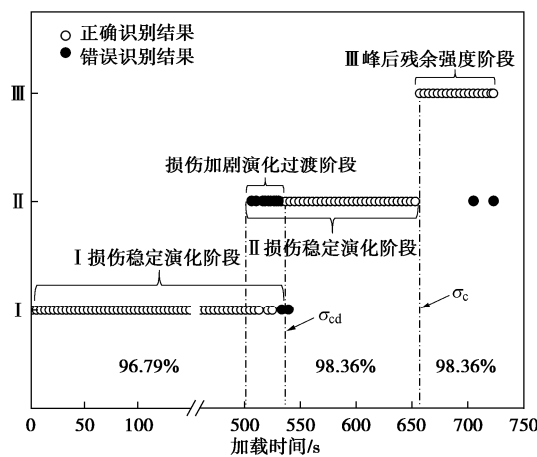


图 8 S3 测试岩样识别结果

Fig. 8 Identified results of sample S3

图 8 表明, 损伤加剧阶段和峰后残余强度阶段识别效果良好, 误识别主要集中在损伤稳定演化的末期, 认为在临近损伤强度的应力水平时, 存在损伤加剧演化过渡阶段。该阶段岩石裂纹仍以稳定扩展为主导, 但少量微裂纹表现出不稳定扩展特性, 部分声发射参数特性与损伤强度之后类似, 导致在识别过程中将这一阶段的声发射参数误判为损伤加剧演化阶段。

在损伤加剧演化过渡阶段荷载未超过损伤强度, 当误判信号出现时, 岩石仍具有较强的承载能力, 因此, 该性质能够作为岩石总体进入损伤加剧演化阶段的前兆特征, 为岩石稳定性监测预警提供参考。

5 结 论

(1) 根据声发射事件数得到的损伤变量值, 采用岩石损伤强度和峰值强度将岩石破裂全过程划分为损伤稳定演化、损伤加剧演化和峰后残余强度 3 个阶段, 该 3 个阶段更能够表征岩石损伤破坏的全过程, 同时, 岩石损伤的主要累积过程处于损伤强度之后。

(2) 对岩石破裂过程中典型声发射特征参数与加载应力水平之间的关系进行讨论, 分析了声发射特征参数与岩石损伤状态间的相关性, 优选的 6 个敏感特

征参数可作为峰值强度前后阶段的识别参数, 9 个敏感特征参数可作为损伤强度前后阶段的识别参数。

(3) 基于 SVM 分类原理, 选取不同的核函数与参数优化算法组合建模, 当每一识别阶段均选用 RBF 核函数并采用 PSO 算法进行初始参数优化时, 模型识别效果最优, 测试岩样的最优识别准确率为 97.10%。

(4) 测试岩样和训练岩样的波速差异与识别准确率之间的关系表明, 随着测试岩样与训练样本间的波速差异减小, 识别准确率显著提升, 岩石破裂产生的声发射参数特征受其内部原生微裂隙的直接影响。

(5) 测试与训练样本的波速接近时, 识别效果最佳。误识别主要集中在损伤稳定演化末期, 这是由于该阶段岩石局部处于微裂纹不稳定扩张导致的。

参考文献:

- [1] 刘泉声, 魏 莱, 雷广峰, 等. 砂岩裂纹起裂损伤强度及脆性参数演化试验研究[J]. 岩土工程学报, 2018, 40(10): 1782 - 1789. (LIU Quan-sheng, WEI Lai, LEI Guang-feng, et al. Experimental study on damage strength of crack initiation and evaluation of brittle parameters of sandstone[J]. Chinese Journal of Geotechnical Engineering, 2018, 40(10): 1782 - 1789. (in Chinese))
- [2] MARTIN C. The Strength of Massive Lac Du Bonnet Granite Around Underground Openings[D]. Manitoba: University of Manitoba, 1993.
- [3] MARTIN C D, CHANDLER N A. The progressive fracture of Lac du Bonnet granite[J]. International Journal of Rock Mechanics and Mining Sciences & Geomechanics Abstracts, 1994, 31(6): 643 - 659.
- [4] MARTIN C D, KAISER P K, CHRISTIANSSON R. Stress, instability and design of underground excavations[J]. International Journal of Rock Mechanics and Mining Sciences, 2003, 40(7/8): 1027 - 1047.
- [5] CAI M, KAISER P K, TASAKA Y, et al. Generalized crack initiation and crack damage stress thresholds of brittle rock masses near underground excavations[J]. International Journal of Rock Mechanics and Mining Sciences, 2004, 41(5): 833 - 847.
- [6] 周 辉, 孟凡震, 卢景景, 等. 硬岩裂纹起裂强度和损伤强度取值方法探讨[J]. 岩土力学, 2014, 35(4): 913 - 918, 925. (ZHOU Hui, MENG Fan-zhen, LU Jing-jing, et al. Discussion on methods for calculating crack initiation strength and crack damage strength for hard rock[J]. Rock and Soil Mechanics, 2014, 35(4): 913 - 918, 925. (in Chinese))

- [7] KIM J S, LEE K S, CHO W J, et al. A comparative evaluation of stress-strain and acoustic emission methods for quantitative damage assessments of brittle rock[J]. *Rock Mechanics and Rock Engineering*, 2015, **48**(2): 495 - 508.
- [8] EBERHARDT E, STEAD D, STIMPSON B, et al. Identifying crack initiation and propagation thresholds in brittle rock[J]. *Canadian Geotechnical Journal*, 1998, **35**(2): 222 - 233.
- [9] AMANN F, ÜNDÜL Ö, KAISER P K. Crack initiation and crack propagation in heterogeneous sulfate-rich clay rocks[J]. *Rock Mechanics and Rock Engineering*, 2014, **47**(5): 1849 - 1865.
- [10] ZHAO X G, CAI M, WANG J, et al. Damage stress and acoustic emission characteristics of the Beishan granite[J]. *International Journal of Rock Mechanics and Mining Sciences*, 2013, **64**: 258 - 269.
- [11] DIEDERICHS M S, KAISER P K, EBERHARDT E. Damage initiation and propagation in hard rock during tunnelling and the influence of near-face stress rotation[J]. *International Journal of Rock Mechanics and Mining Sciences*, 2004, **41**(5): 785 - 812.
- [12] GHAZVINIAN E, DIEDERICHS M S, LABRIE D, et al. An investigation on the fabric type dependency of the crack damage thresholds in brittle rocks[J]. *Geotechnical and Geological Engineering*, 2015, **33**(6): 1409 - 1429.
- [13] ZHAO K, YANG D X, GONG C, et al. Evaluation of internal microcrack evolution in red sandstone based on time-frequency domain characteristics of acoustic emission signals[J]. *Construction and Building Materials*, 2020, **260**: 120435.
- [14] 尚雪义, 李夕兵, 彭 康, 等. 基于 EMDsVD 的矿山微震与爆破信号特征提取及分类方法[J]. *岩土工程学报*, 2016, **38**(10): 1849 - 1858. (SHANG Xue-yi, LI Xi-bing, PENG Kang, et al. Feature extraction and classification of mine microseism and blast based on EMD-SVD[J]. *Chinese Journal of Geotechnical Engineering*, 2016, **38**(10): 1849 - 1858. (in Chinese))
- [15] 赵洪波, 冯夏庭, 尹顺德. 基于支持向量机的岩体工程分级[J]. *岩石力学*, 2002, **23**(6): 698 - 701. (ZHAO Hong-bo, FENG Xia-ting, YIN Shun-de. Classification of engineering rock based on support vector machine[J]. *Rock and Soil Mechanics*, 2002, **23**(6): 698 - 701. (in Chinese))
- [16] 张 明, 李仲奎, 杨 强, 等. 准脆性材料声发射的损伤模型及统计分析[J]. *岩石力学与工程学报*, 2006, **25**(12): 2493 - 2501. (ZHANG Ming, LI Zhong-kui, YANG Qiang, et al. A damage model and statistical analysis of acoustic emission for quasi-brittle materials[J]. *Chinese Journal of Rock Mechanics and Engineering*, 2006, **25**(12): 2493 - 2501. (in Chinese))
- [17] 刘祥鑫, 张艳博, 梁正召, 等. 岩石破裂失稳声发射监测频段信息识别研究[J]. *岩土工程学报*, 2017, **39**(6): 1096 - 1105. (LIU Xiang-xin, ZHANG Yan-bo, LIANG Zheng-zhao, et al. Recognition of frequency information in acoustic emission monitoring of rock fracture[J]. *Chinese Journal of Geotechnical Engineering*, 2017, **39**(6): 1096 - 1105. (in Chinese))
- [18] 李夕兵, 刘志祥. 岩体声发射混沌与智能辨识研究[J]. *岩石力学与工程学报*, 2005, **24**(8): 1296 - 1300. (LI Xi-bing, LIU Zhi-xiang. Research on chaos and intelligent identification of acoustic emission in rock mass[J]. *Chinese Journal of Rock Mechanics and Engineering*, 2005, **24**(8): 1296 - 1300. (in Chinese))
- [19] 李庶林, 周梦婧, 高真平, 等. 增量循环加卸载下岩石峰值强度前声发射特性试验研究[J]. *岩石力学与工程学报*, 2019, **38**(4): 724 - 735. (LI Shu-lin, ZHOU Meng-jing, GAO Zhen-ping, et al. Experimental study on acoustic emission characteristics before the peak strength of rocks under incrementally cyclic loading-unloading methods[J]. *Chinese Journal of Rock Mechanics and Engineering*, 2019, **38**(4): 724 - 735. (in Chinese))
- [20] WALTON G, LABRIE D, ALEJANO L R. On the residual strength of rocks and rockmasses[J]. *Rock Mechanics and Rock Engineering*, 2019, **52**(11): 4821 - 4833.
- [21] 丁世飞, 齐丙娟, 谭红艳. 支持向量机理论与算法研究综述[J]. *电子科技大学学报*, 2011, **40**(1): 2 - 10. (DING Shi-fei, QI Bing-juan, TAN Hong-yan. An overview on theory and algorithm of support vector machines[J]. *Journal of University of Electronic Science and Technology of China*, 2011, **40**(1): 2 - 10. (in Chinese))