

基于动态 SSL 的航空发动机突发故障检测*

李城梁, 王仲生, 姜洪开, 布树辉, 刘贞报

(西北工业大学航空学院, 西安, 710072)

摘要 针对航空发动机转子系统的突发故障检测, 提出了一种适用于动态过程检测的半监督学习(semi-supervised learning, 简称 SSL)方法——动态半监督学习方法(dynamic semi-supervised learning, 简称 DSSL)。首先, 用已经有类标的数据对学习器模糊 KNN(fuzzy k-nearest neighbour, 简称 FKNN)进行初始化训练, 训练完成后, 当新的数据到达时, 对新的数据进行分类; 然后, 计算类的演化指标来检测系统的演化程度, 检测阶段完成后, 学习器根据检测结果实时的修正自身参数, 以自适应最终的动态分类任务; 最后, 用转子试验台模拟航空发动机突发性扇叶断裂故障来获取数据, 该实验结果验证了提出方法在突发性故障检测中的可行性、有效性。

关键词 动态半监督学习; 模糊 KNN; 突发故障检测; 航空发动机

中图分类号 V231.92; TP26

引言

航空发动机转子系统是航空发动机具有核心地位的子系统, 其中转子系统的故障可以分为渐变性和突变性两种类型。突变性故障通常比渐变性故障更具有破坏性和危险性, 例如, 航空发动机的扇叶断裂故障和吸入故障, 严重威胁了飞机的飞行安全^[1]。因此, 对转子系统的突变性故障演化过程进行及时、准确地检测具有重要意义。

航空发动机转子系统突发性故障的形成是一个动态演化过程, 具体表现为状态变量的突变, 即在短暂的时间内状态变量从一种相对稳定状态演变为另一种相对稳定状态^[2]。长期以来, 国内外学者就突变检测问题开展了大量的研究, 如传统的突变检测方法——滑动 t -检验、Cramer 法^[3]。何文平等^[4-5]先后提出了时间序列突变检测的方法和度量时间序列复杂性程序的近似熵方法。近年来, 在机械故障诊断领域还有学者将小波分析、粒子滤波等方法用于突变检测中^[6]。葛志强等^[7]通过建立动态统计建模对非高斯非稳态振动系统进行故障检测。孙增寿等^[8]利用小波熵指标对突变信号较为敏感的特点, 对结构健康指标进行检测和识别。这些研究工作丰富了突变检测方法, 提供了检测突变的多种不同途径。但是任何一种方法都具有一定的适用范

围, 因此需要进一步针对不同的突变检测问题, 发展相应的突变检测新技术。

针对系统故障具有动态演化过程的检测, 笔者对传统分类器模糊 KNN 进行了扩展, 提出了一种基于动态半监督学习的模式识别方法, 该方法改进了传统的模式识别方法在处理动态数据上的缺陷^[9]。当新的样本进入到分类器时, 分类器首先对新样本进行初始分类; 然后, 再对每一类样本进行演化检测; 最后, 在自适应阶段, 分类器通过演化检测结果来更改分类器的自身参数, 从而使分类器能对每一个时刻的数据给出对应的分类结果。该方法不但可以在模糊 KNN 上进行扩展, 还可以在其他传统分类器上进行扩展。例如: 非参数估计方法 Parzen 窗、神经网络等^[10]。实验结果验证了该方法的在突发性故障检测上的可行性和有效性。

1 模糊 KNN(FKNN)的决策规则

经典 KNN 的决策规则非常简单, 看待测样本 x 的 k 个近邻中多数属于哪一类, 就把 x 归为哪一类, 其判别函数为

$$\mu_j(x) = k_j \quad (1)$$

其中: k_j 为 k 个紧邻中属于第 j 类的样本数目。

目前, KNN 在分类系统中广泛采用的决策规则为

* 国家自然科学基金资助项目(51075330, 50975231, 61003137, 61202185)
收稿日期: 2012-06-06; 修改稿收到日期: 2012-09-10

$$\mu_j(\mathbf{x}) = \sum_{i=1}^k \mu_j(\mathbf{x}_i) \sin(\mathbf{x}, \mathbf{x}_i) \quad (2)$$

其中: $\mu_j(\mathbf{x}_i) \in \{0, 1\}$ 表示样本 \mathbf{x}_i 是否属于 ω_j 类, $\mu_j(\mathbf{x}_i) = 1$ 为是, $\mu_j(\mathbf{x}_i) = 0$ 为否; $\sin(\mathbf{x}, \mathbf{x}_i)$ 表示测试集和训练集的相似度, 采用两个向量之间的夹角余弦。

根据距离与相似度之间的关系, 令 \mathbf{x} 与 \mathbf{x}_i 之间的距离 $d_0(\mathbf{x}, \mathbf{x}_i) = 1 - \sin(\mathbf{x}, \mathbf{x}_i)$, 在“存在场”意义下, 采用模糊 C 均值算法中的隶属度函数的设计方法计算待分类样本 \mathbf{x} 对于各个类的隶属度值。在得到待分类样本 \mathbf{x} 的 k 个近邻的已知样本 $\{\mathbf{x}_i, i = 1, 2, \dots, k\}$ 后, 用下式计算样本 \mathbf{x} 对于各个类的隶属度值^[1]

$$\mu_j = \frac{\left\{ \sum_{i=1}^k \frac{\mu_j(\mathbf{x}_i) \sin(\mathbf{x}, \mathbf{x}_i)}{[1 - \sin(\mathbf{x}, \mathbf{x}_i)]^{2/(b-1)}} \right\}}{\left\{ \sum_{i=1}^k \frac{1}{[1 - \sin(\mathbf{x}, \mathbf{x}_i)]^{2/(b-1)}} \right\}} \quad (3)$$

其中: $j = 1, 2, \dots, c$, $\mu_j(\mathbf{x}_i) \sin(\mathbf{x}, \mathbf{x}_i)$ 为已知样本 X 对第 j 类的隶属度值, 如果样本 \mathbf{x} 属于 j 类, 则 $\mu_j(\mathbf{x}_i) = 1$, 否则为 0。

可以看出, 隶属度实际上就是根据各个近邻距待分类的样本距离不同对其作用进行加权, 参数 b 的作用决定对距离加权的程度。则模糊 KNN 的决策规则为: 如果 $\mu_j(\mathbf{x}) = \max_i \mu_i(\mathbf{x})$, 则决策 $\mathbf{x} \in \omega_j$ 。

2 动态半监督学习(DSSL)方法

针对系统故障具有动态演化过程的检测, 正常状态下的样本是确定的, 容易获取的, 而突变故障发生后的样本是不确定和难以获取的, 所以用半监督学习框架^[12]设计出的分类器更具有优势。同时, 分类任务要求分类器的参数必须是随着学习集、类的数量及样本的维数等不同状态的变化而变化。因此, 笔者提出了一种能够解决在不同状态下可以进行动态故障检测的学习模型——动态半监督学习方法。

动态半监督模糊 KNN 算法初始样本的选取都是部分正常状态下的样本, 正常状态样本在特征空间中聚集度比较好, 所以对分类器的分类效率和有效性的影响很小。该算法包括以下 3 个阶段: 学习分类阶段、演化检测阶段和自适应阶段。

2.1 学习和分类阶段

在该方法的学习阶段中, 所有标记类标的样本都要在模糊 KNN 学习器中进行学习, 在每一类的学习集 X 中要包含至少两个样本, 因为在该方法的

初始阶段要初始化每一类用于计算演化指标所需要的两个参数: 重心(CG)和标准差(Std)。这两个值的具体计算规则如下:

1) 计算当前每一类中每一个特征向量 \mathbf{A} 的重心(CG_{Acurr})。

2) 初始化每一类中每一个特征向量 \mathbf{A} 的标准差(Std_{Ainit})。

这两个值分别表征了在特征空间中每一类所处的位置和每一类中样本的分散情况。

在该方法的分类阶段, 每一个新的样本用 FKNN 来进行分类。因此在用 FKNN 分类时候, 首先要确定 K 的值。一个新的样本被分类到已有的类当中以后, 通过更新参数 CG 和 Std 来实现对演化检测阶段的两个指标 i_{1A}, i_{2A} 的计算。

2.2 演化检测阶段

在系统运行过程中, 每次进入的新的样本, 都首先要被分类器分类, 如果一个新的样本 \mathbf{x} 被分类到类 C 中, 那么随着类 C 样本的更新, 其两个信息指标也会随之更新。也就是通过这样的更新来检测到系统的演化过程。这些信息指标有: a. 样本的每一特征向量上标准差的当前值 Std_{Acurr} ; b. 样本的每一特征向量上重心的当前值 CG_{Acurr} 。两个指标的更新过程可以通过以下公式完成

$$Std_{Acurr} = \sqrt{\frac{N_C - 1}{N_C} Std_{Acurr-1}^2 + \frac{(\mathbf{x} - CG_{Acurr-1})^2}{N_C + 1}} \quad (4)$$

$$CG_{Acurr} = \frac{CG_{Acurr-1} N_C + \mathbf{x}}{N_C + 1} \quad (5)$$

其中: N_C 表示在新样本 \mathbf{x} 被分类前类 C 中样本的数量; $Std_{Acurr-1}$ 和 $CG_{Acurr-1}$ 表示在新样本 \mathbf{x} 被分类前样本在特征向量 \mathbf{A} 上的方差和重心。

Std_{Acurr} 、 CG_{Acurr} 和 Std_{Ainit} 的值计算出后, 可以通过这 3 个参数来计算出用于检测系统瞬间变化的两个指标 i_{1A}, i_{2A} 。第 1 个指标 i_{1A} 表示在该类中的特征空间里每一特征向量上样本紧凑程度的改变。第 2 个指标 i_{2A} 表示根据在特征空里的每一个特征向量上的当前标准差 Std_{Acurr} 值来计算新的样本 \mathbf{x}_A 和当前重心 CG_{Acurr} 之间的距离。计算表达式为

$$i_{1A} = \frac{Std_{Acurr} \times 100}{Std_{Ainit}} - 100 \quad (6)$$

如果样本的特征空间中至少在一个特征向量上计算出的 i_{1A} 超出阈值 th_1 , 那么就判定类 C 已经在发生演化。如果需要检测出系统微弱的演化时, th_1 就要设定小一些。反之, 如果需要检测出系统突发

性的演化时, th_1 就要设定大一些。

$$i_{2A} = \frac{|\mathbf{x}_A - CG_{Acurr}| \times 100}{Std_{Acurr}} - 100 \quad (7)$$

如果 i_{2A} 的值超过 th_1 , 说明被分类到 C 类的新的样本相比于其他属于类 C 中的样本更不适合在特征空间中的同一区域。

然而, 在实际情况中, 考虑噪声影响的条件下, 如果单单仅有一个或者极少数的样本导致了类 C 的各项指标发生变化, 则并不确定该类发生了演化。因为这极少数的样本很可能是噪声所引起的。所以需要设定一个最小连续演化样本数量 Nb_{min} 。判断出有连续的 Nb_{min} 个样本发生了演化, 才能最终判定系统的状态。这里如果 Nb_{min} 的值设定的太大, 则会造成比较长的检测时间延迟。所以该值的选取要考虑被检测对象的模式噪声程度和系统所允许的最大延迟时间。

如果有连续的 Nb_{min} 个样本使两个指标 i_{1A}, i_{2A} 同时大于 th_1 , 则可以确定该类发生了演化。

2.3 自适应阶段

在检测阶段中, 当一个类的演化指标发生了突发性的变化并最终确定其演化状态后, 那么在自适应阶段, 分类器将自动调整自身的分类器参数, 以适应下一步的分类任务。所提出的方法本质是整合了分类和检测两个过程从而达到分类器自适应的这样一种新的机制。自适应阶段的实现分以下步骤:

- 1) 选择 k 个最能表征演化过的样本选择出来, 然后建立一个新的类 C' ;
- 2) 从原来的类 C 中删除 k 个已经被选择的样本;
- 3) 更新类 C 的当前重心和当前标准差;
- 4) 计算新产生的类 C' 的当前重心 CG_{Acurr} 和初始化标准差 Std_{init} ;
- 5) 更新类的数量。

该方法增加检测阶段和自适应阶段对基础分类器进行扩展, 使其可以完成对动态数据进行分类, 进而能实现系统运行状态的检测。

3 实验验证与分析

3.1 扇叶突发性断裂故障检测实例

该实验通过转子实验台驱动特殊加工过的扇叶来模拟航空发动机扇叶突发性断裂故障。实验之前, 通过调整扇叶中其中一片叶片的固定松紧程度, 使其能在一定的转速下通过离心力作用将其甩出, 从而模拟航空发动机扇叶突发性断裂的故障。笔者所用的实验数据是该实验台在 730 r/min 的转速下, 用电涡流传感器采集滚轴垂直方向上的振动位移信号, 采样频率设定为 2 048 Hz, 采样时间为 20 s, 总采样点数为 40 960 情况下得到的, 扇叶在约 9.6 s 时刻发生突然断裂甩出。图 1 为采集到的振动位移信号时域波形图。

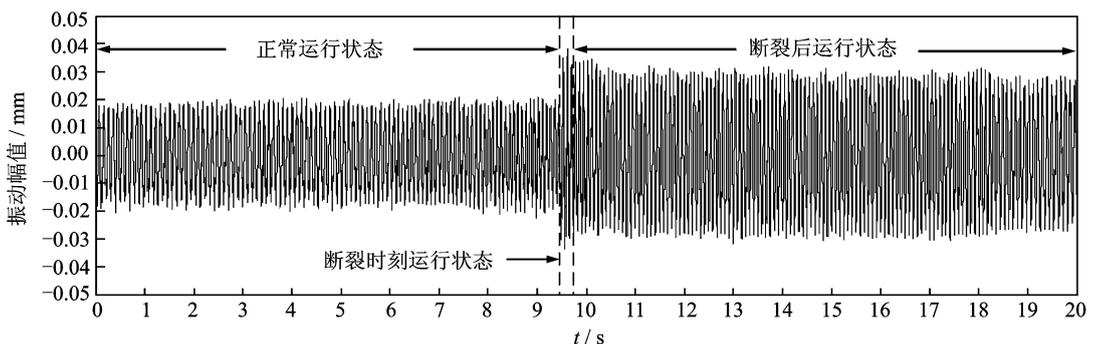


图1 采集到的振动位移信号时域波形图

3.2 信号特征提取与选择

分类器在进行动态分类前, 必须建立样本的特征空间, 首先对信号通过滑动时间窗来计算得到每一样本的特征向量, 本实验滑动时间窗中包含 206 个采样点, 滑动步长为半个窗长。通过加窗后得到的样本数为 397, 然后提取和选择出信号的特征。

特征选择目的是为了能够提高检测过程的速度和精度。笔者最初是通过信号的 15 种无量纲统计特征来构建特征空间的, 其中包括能量值、熵值、功率谱、标准差及信号幅值等。笔者用 CART 树^[12-13]对提取出的统计特征进行特征选择, 最终选择出了 3 种特征参数为: 偏斜度、值域、方差。笔者所采集到的扇叶断裂突发性故障其本质是一种复合故障, 断裂

过程的一瞬间经过一小段较强的脉冲,随后就变为转子的不平衡状态。在不平衡状态时,其偏斜度的大小随着偏心距的大小而变化,所以特征参数偏斜度对突发故障敏感,不平衡状态发生以后信号的幅值明显增大,方差和值域都随之增大。从物理意义上也可以推断这3种特征参数对扇叶突发性断裂故障敏感。

3.3 检测结果

实验数据包含了3种运行状态,分别为:第1类,正常运行状态;第2类,断裂时刻的状态;第3类,断裂后的状态。首先,把已知是属于正常类 C_1 的前10个样本作为分类器的训练集,并用来初始化学习阶段;然后,将剩余未知类的样本数据组成动态分类器的训练集。针对本次实验的具体应用,动态半监督模糊KNN的参数设置为: $k=7$, $th_1=20$, $Nb_{min}=6$ 。参数 k 的选取是通过大量实验得到的结

果,在该实验中参数 k 选为7。图2(b)~(e)显示了不同时刻分类器对新样本数据的分类结果,用每一个类的重心坐标 (μ_1, μ_2, μ_3) 来表示参数演化过程。通过图2(e)的分类结果可以看到,实验中用动态半监督模糊KNN方法至少可以检测到有一类模式发生了演化,其中第2类和第3类融合成了一类,其第2类表示扇叶断裂时刻的瞬间过程,由于过程发生的时间短,实际采集到的样本数量少且和第3类扇叶断裂后的类在特征上很相近。本实验是为了检测出突发性故障,所以全局只设定了一个 th_1 值和一个 Nb_{min} 值,在两个参数的共同作用下,最终分类结果为两类。分类过程和结果如图2。

同时存在的检测延迟也是受到 Nb_{min} 值的影响。实验中用到的计算机的微处理器配置为2.14 GHz Inter(R) Core(TM)2 Duo CPU,在Matlab仿真软件中得到的样本平均分类时间为 $T_{aver}=3.09 \times 10^{-3}$ s,检测延迟时间 $T_{delay}=T_{aver} \cdot Nb_{min}=18.5 \times 10^{-3}$ s。

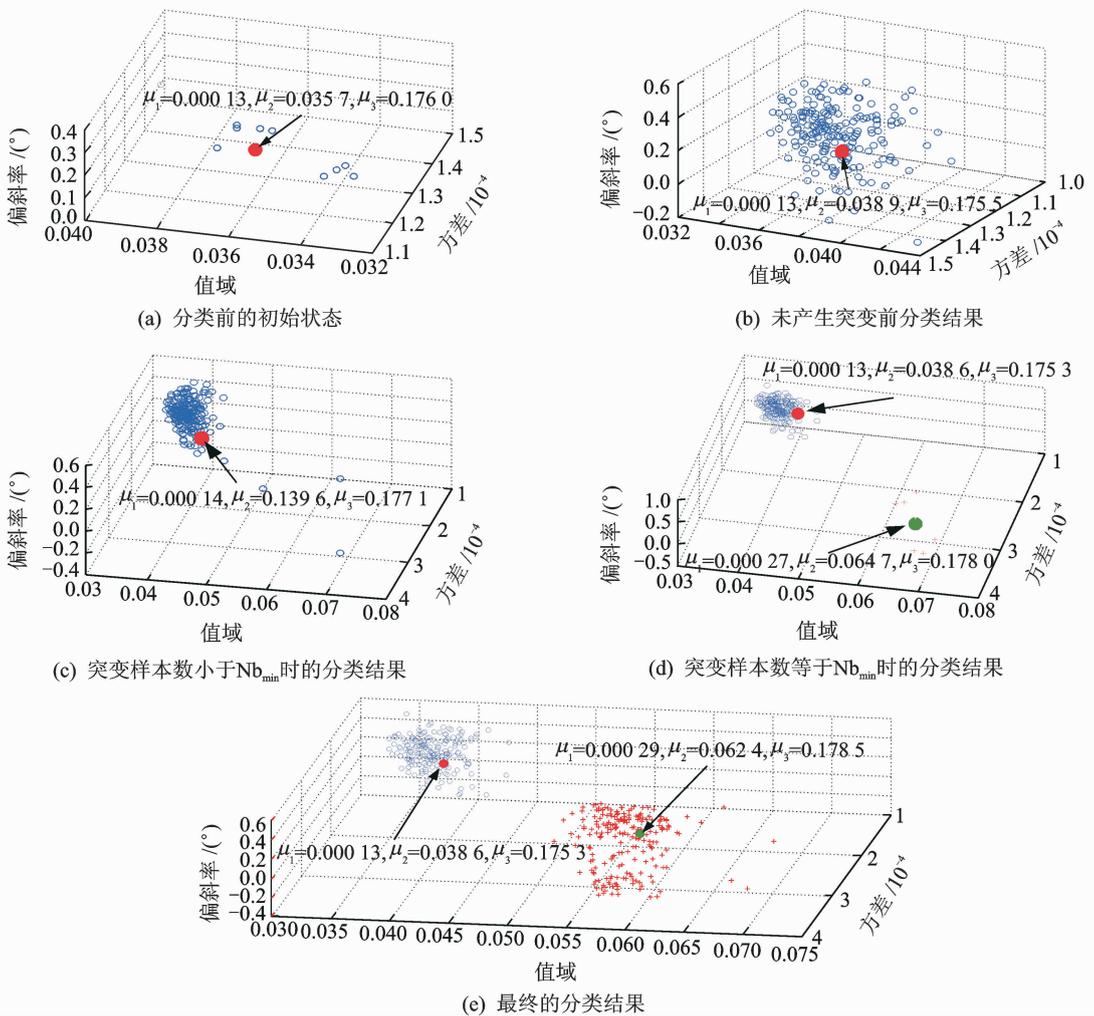


图2 数据动态进入分类器后不同时刻的分类结果和类参数变化图

“○”表示第1类;“+”表示第3类

表1 动态半监督模糊 KNN 算法分类结果

内容	DSSL
第1类的分类误差	0%
第3类的分类误差	1.7%
检测延迟时间	$T_{\text{delay}} = 18.5 \times 10^{-3} \text{ s}$

为了验证检测结果,在同样的实验设置情况下采集到一组新的测试数据,得到正常运行状态下样本点数为187,断裂时刻状态下样本点数为4,断裂后状态下的样本点数为102。用第1次实验训练完成的分类器来分类新的一组样本数据。结果表明,正常运行状态下的样本全部分类正确,只有断裂时刻状态下的4个样本点错分为断裂后状态。并且正如预期的那样,没有检测到其他新的类的演化。实验证明,该方法可以有效地检测到突发性故障的演化过程。

4 结束语

针对航空发动机转子系统的突发故障检测,从模式识别的角度建立适用于动态演化系统检测的半监督学习算法,该算法通过学习分类阶段、演化检测阶段和自适应阶段完成动态半监督学习。实验结果表明,该方法对扇叶突发性断裂故障检测是有效的。

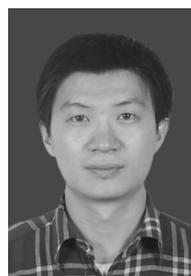
在分布随时间变化的数据上的学习是一个新的问题,本文提出的动态半监督模式识别方法也是对演化数据上的一般性学习问题进行了初步研究。在下一步的研究工作中,把该方法与其他模式识别方法相结合,可以对系统演化后的状态进行模式分类和演化趋势预测。这些将是后续研究需要解决的重要问题。

参 考 文 献

- [1] 李威生,李维,徐敏. 飞机安全文选[M/OL]. (2009-06-01)[2011-04-01]. <http://www.lib.cafuc.edu.cn/fawx/>.
- [2] Chen Anhua, Zhong Jue. Description and prediction of catastrophe of vibration state for faulty rotors[J]. NF-soc, 1996, 6(1): 130-134.
- [3] Kendall M G, Charles G. Rank correlation methods [M]. New York: Oxford University, 1975: 202-203.
- [4] 何文平,吴琼,张文,等. 滑动去趋势波动分析与近似熵在动力学结构突变检测中的性能比较[J]. 物理学报, 2009, 58(4): 2862-2871.

son of characteristics of moving detrended fluctuation analysis with that of approximate entropy method in detecting abrupt dynamic change [J]. Acta Physica Sinica, 2009, 58(4): 2862-2871. (in Chinese)

- [5] 何文平,何涛,成海英,等. 基于近似熵的突变检测新方法[J]. 物理学报, 2011, 60(4): 1-7.
- [6] He Wenping, He Tao, Cheng Haiying, et al. A new method to detect abrupt change based on approximate entropy[J]. Acta Physica Sinica, 2011, 60(4): 1-7. (in Chinese)
- [7] 汪荣贵,沈法琳,李孟敏. 非线性系统状态突变下的非退化粒子滤波方法研究[J]. 中国科学技术大学学报, 2012, 42(2): 140-147.
- [8] Wang Ronggui, Shen Falin, Li Mengmin. A non-degenerated particle filter under the mutation of nonlinear system smte[J]. Journal of University of Science and Technology of China, 2012, 42(2): 140-147. (in Chinese)
- [9] Ge Zhiqiang, Uwe Kruger, Lisa Lamont, et al. Fault detection in non-Gaussian vibration systems using dynamic statistical-based approaches [J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2010, 24: 2972-2984.
- [10] 孙增寿,任伟新. 基于小波熵指标的结构损伤检测[J]. 振动、测试与诊断, 2008, 28(3): 233-237.
- [11] Sun Zengshou, Ren Weixin. Structure damage detection based on wavelet entropy indexes [J]. Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis, 2008, 28(3): 233-237. (in Chinese)
- [12] 周志华,杨强. 机器学习及其应用 2011[M]. 北京:清华大学出版社, 2011: 162-178.
- [13] Keller J M, Gray M R, Givens J A. A fuzzy k-nn neighbor algorithm [J]. IEEE Trans Syst Man Cybern, 1985, SMC-15(4): 580-585.
- [14] Olivier C, Bernhard S, Alexander Z. Semi-supervised learning [M]. London: Cambridge Massachusetts, 2006: 73-101.
- [15] Vapnic V. Statistical learning theory [M]. New York: Wiley, 1998: 561-599.
- [16] Richard O D, Peter E H, David G S. Pattern classification [M]. 2nd ed. 李宏东,等译. 北京:机械工业出版社, 2003: 318-331.



第一作者简介:李城梁,男,1987年2月生,博士研究生。主要研究方向为故障诊断、模式识别。曾发表《基于电子管SEPP电路的高保真耳机放大器设计》(《电声技术》2009年第33卷第12期)等论文。

E-mail: licous@mail.nwpu.edu.cn