

基于 EMD 和 AR 模型的轴承故障诊断

Research on bearing fault diagnosis method based on EMD and AR model

尚长沛

张松泓

SHANG Chang-pei ZHANG Song-hong

(河南工业职业技术学院, 河南 南阳 473009)

(Henan Polytechnical Institute, Nanyang, Henan 473009, China)

摘要:构建集外圈、内圈和滚动于一体的轴承故障动力学模型,获取轴承运行时的轴承振动信号,采用基于 EMD 和 AR 模型的轴承故障诊断方法,将轴承振动信号分解成 IMF 分量后构建 AR 模型,再采用该模型自回归参数与残差的方差构建轴承综合判定距离,依据最小综合判别距离对应的状态完成轴承故障诊断。分析研究表明:诊断轴承正常、外圈故障以及内圈故障时,该方法诊断结果误差小、复杂度低,达到了高效诊断轴承故障的目标。

关键词:经验模态分解; AR 模型; 轴承; 故障诊断

Abstract: Bearing is a vulnerable component in food processing machinery and packaging machinery. Bearing status is related to the safe operation of machinery. In this study, bearing fault diagnosis method based on EMD and AR models was adopted to solve the problem of bearing fault diagnosis, ensuring the maximum quality and efficiency of food production. A bearing fault dynamics model integrating outer ring, inner ring, and rolling were built to obtain the bearing vibration signal during the operation of the bearing. Therefore, the bearing fault diagnosis method based on EMD and AR model was adapted to decompose the bearing vibration signal into IMF components. After constructing AR model, it was used to construct the bearing comprehensive determination distance between the autoregressive parameters and the variance of the residuals, and the fault diagnosis of the bearing was completed according to the state corresponding to the minimum comprehensive discrimination distance. The analysis and research showed that the outer ring fault and the inner ring fault were diagnosed with the normal bearing. Moreover, the error of the diagnosis result was small with low complexity, and this helped to achieve the goal of high efficiency diagnosis of bearing fault.

ing fault.

Keywords: EMD; AR model; bearing failure; diagnosis

轴承是食品机械中应用较为广泛的一种通用机械零件,40%的机械故障都是由轴承故障引起的,轴承故障会导致整个机械运行异常。早期轴承故障易被背景噪声及机械传递路径间耦合作用掩盖^[1]。如何获取轴承真实的运行状态及故障诊断成为机械故障研究的重点内容,因此,对于轴承故障的诊断具有重要的现实意义^[2]。

孙炎平等^[3]提出基于 EMD-HMM 的转盘轴承故障诊断方法,对故障信号进行经验模态分解,提取固有模态函数的能量作为故障特征向量;然后将故障特征向量输入 HMM 分类器进行模式识别,输出各状态的似然概率;最后,以最大似然概率所对应的故障状态作为诊断结果,能够有效、准确地识别转盘轴承的故障类型,但训练样本数及故障类型数对 HMM 的诊断精度都有一定的影响。郑小霞等^[4]提出基于多结构元素形态滤波和 EMD 的轴承故障诊断方法,在多尺度形态滤波方法的基础上,同时兼顾尺度和形状两种因素提出了基于多结构元素的多尺度形态滤波方法;用信噪比和偏斜度构建出新的判别指标,判断去噪效果的好坏;最后利用经验模态分解将信号进行分解得出更加准确的包络谱,由此进行故障判断,有效滤除噪声,抑制噪声干扰,突出轴承故障频率,但由于存在滤波过程,整体诊断复杂度较高。

针对上述问题,本研究拟提出基于 EMD 和 AR 模型的轴承故障诊断方法,引入 AR 模型结合分析轴承振动的特征和运行状态,诊断机械轴承故障,旨在提高轴承故障诊断精度,降低故障诊断复杂度,确保食品生产质量和效率的最大化。

1 轴承故障诊断

1.1 轴承动力学模型的构建

轴承中包含了内圈、外圈、滚动体和保持架。外圈滚动体对内圈的影响力即弹性变形引起的弹性力^[4]。使轴

基金项目:河南省 2019 年科技发展计划项目(编号:192102210165)

作者简介:尚长沛,男,河南工业职业技术学院讲师,硕士。

通信作者:张松泓(1988—),男,河南工业职业技术学院助教,硕士。E-mail:1005165365@qq.com

收稿日期:2019-03-26

承配置中,轴承外圈固定在轴承座上,内圈设定在旋转轴中。滚动轴承旋转时,引起变柔性 VC 振动,该情况中,滚珠的载荷与轴承外圈角位移函数相等,轴承整体刚度具有变动性^[5]。

图 1 为轴承模型结构图,转子不平衡机理会导致轴承产生强迫振动,此振动频率与转子旋转频率相同^[6]。轴承会出现 VC 振动,VC 振动通过轴承整体刚度不断变化产生,此振动即为参数机理,其振动来源为轴承整体刚度的周期变动。

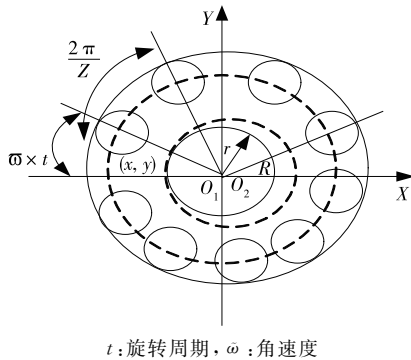


图 1 轴承模型结构图

Figure 1 Structural diagram of bearing model

在机械轴承模型中,滚珠在内外滚道间排序相同,滚动和滚道间属于纯滚动。假定 s_{out} 为滚动和外圈接触点线速度,滚动和内圈接触点线速度为 s_{in} ,轴承外圈旋转角速度和内圈角速度分别设为 $\bar{\omega}_{Outer}$ 、 $\bar{\omega}_{Inner}$,外滚道半径与内滚道半径分别设为 R 、 r ,则有:

$$s_{out} = \bar{\omega}_{Outer} \times R, \quad (1)$$

$$s_{in} = \bar{\omega}_{Inner} \times r. \quad (2)$$

$$\text{保持架线速度 } s_{Cage} = \frac{(s_{out} + s_{in})}{2}. \quad (3)$$

由于外圈具有非随机性,且 $s_{out} = 0$,则保持架线速度

$$s_{Cage} = \frac{s_{in}}{2} = \frac{(\bar{\omega}_{Inner} \times r)}{2}. \quad (4)$$

因此,保持架角速度为

$$\bar{\omega}_{Cage} = \frac{s_{Cage}}{(R+r) \div 2} = \frac{(\bar{\omega}_{Inner} \times r)}{(R+r) \div 2}. \quad (5)$$

由于内圈设定在轴承的轴上, $\bar{\omega}_{Inner} = \bar{\omega}_{Outer}$,将轴承滚珠数量设为 B ,VC 频率与滚动通过频率相等,则 VC 振动的角速度为:

$$\bar{\omega}_{VC} = \bar{\omega}_{Cage} \times B = \bar{\omega}_{Outer} \times \left(\frac{r}{R+r} \times B \right) = \bar{\omega}_{Outer} \times B_N, \quad (6)$$

式中:

B_N —— VC 频率和旋转频率的比值。

假定第 i 个滚珠的角度方位为 β_i ,则 $\beta_i = \bar{\omega}_{Cage} \times t + \frac{2\pi}{B} |i-1|$, ($i = 1, 2, \dots, B$),则内圈中心在 X 与 Y

方向引起的振动位移依次设为 c 与 d ,假定轴承原始间隔为 φ_O ,通过局部损伤导致的间隔为 φ_D ,那么第 i 个滚珠和滚道的法向接触变形量为:

$$\varphi_i = c \cos \theta + d \sin \theta - \varphi_O - \varphi_D. \quad (7)$$

通过非线性赫兹接触理论可获取滚动接触。 g_i 表示第 i 个滚动和滚道引起的接触压力,考虑滚珠和滚道间只可获取法向正压力,故仅在 $\varphi_i > 0$ 时可判定存在作用力,使用亥维塞函数 g ,存在:

$$g_i = A_b [\varphi_i]^{\frac{3}{2}} = A_b (c \cos \theta + d \sin \theta - \varphi_O - \varphi_D)^{\frac{3}{2}} F(c \cos \theta_i + d \sin \theta_i - \varphi_O - \varphi_D), \quad (8)$$

式中,赫兹接触刚度设为 A_b ,其主要受相互接触的材料与形状影响^[7]。 g_i 在 X 与 Y 方向的分量为:

$$\begin{cases} g_{ic} = g_i \cos \theta_i; \\ g_{id} = g_i \sin \theta_i. \end{cases} \quad (9)$$

因此,在 X 与 Y 方向引起的振动位移中,机械轴承引起的轴承振动 p_c 、 p_d 分别为:

$$p_c = \sum_{i=1}^B g_{ic}, \quad (10)$$

$$p_d = \sum_{i=1}^B g_{id}. \quad (11)$$

基于上述计算结果便可获取图 1 中轴承运行的轴承振动信号。

1.2 基于 EMD 和 AR 模型的轴承故障诊断方法

假定 1.1 中采集的轴承振动信号中存在 m 个基本模式分量 (IMF) $e_1(t), e_2(t), \dots, e_m(t)$,各个 IMF 分量中存在多样化的特征尺度信息,根据 EMD 分析,轴承振动信号 $y(t)$ 的特征可采用 m 个 IMF 分量 $e_1(t), e_2(t), \dots, e_m(t)$ 描述,故提取 $e_1(t), e_2(t), \dots, e_m(t)$ 的特征,便能够获取原始轴承振动信号 $y(t)$ 的特征。

基于随机 IMF 分量 $e_i(t)$ 构建自回归模型,如式(12)。

$$e_i(t) + \sum_{k=1}^m v_{ik} e_i(t-k) p_c + p_d = u_i(t), \quad (12)$$

式中:

$v_{ik} (k = 1, 2, \dots, n)$ —— 分量 $e_i(t)$ 自回归模型 AR(n) 的参数;

n —— 模型阶数;

$u_i(t)$ —— 模型的残差,属于均值为 0、方差为 σ_i^2 的白噪声序列。

由于自回归参数 $v_{ik} (k = 1, 2, \dots, n)$ 体现了轴承振动时的固有属性,模型残差方差和轴承振动时的输出属性关联性较大,故将 $v_{ik} (k = 1, 2, \dots, n)$ 与 σ_i^2 设为特征向量 $q_i = [v_{i1}, v_{i2}, \dots, v_{in}, \sigma_i^2]$,以此识别轴承状态^[8-10]。

基于 EMD 和 AR 模型的轴承故障诊断方法流程:

(1) 在轴承正常、存在外圈异常与内圈异常情况下,

根据相应的采样频率 B_s 实行 m 次采样,提取 $3m$ 个轴承振动信号设成样本。

(2) 对各个状态下的各个轴承振动信号实行 EMD 分解^[11]。差异振动信号 IMF 分量的数量 $m_1, m_2, \dots, m_{3m}$ 也不相同,假定 IMF 分量的数量 $m_1, m_2, \dots, m_{3m}$ 中最大值是 m ,若某个样本的 IMF 数量存在 $m_k < m$ ($k = 1, 2, \dots, 3m$),补充零向量使其具备 m 个分量 $e_1(t), e_2(t), \dots, e_m(t)$,则设 $e_i(t) = \{0\}$ ($i = m_k + 1, m_k + 2, \dots, m$)。

(3) 对各个 IMF 分量实行能量归一化获取新分量 $\hat{e}_i(t)$:

$$\hat{e}_i(t) = \frac{e_i(t)}{\int_{-\infty}^{\infty} e_i^2(t) dt} \quad (13)$$

(4) 对各个能量归一化后的分量 $\hat{e}_i(t)$ 构建 AR 模型^[12]。设定模型的结束 n 值,通过最小二乘法计算自回归参数 v_{ik} ($k = 1, 2, \dots, n$) 与模型的残差方差,第 i 个 IMF 分量的第 k 个自回归参数设成 v_{ik} 。

(5) 依次运算同一情况下 m 个样本后可知 v_{ik} ($k = 1, 2, \dots, n$) 与 ϑ_i^2 的均值为 $\bar{v}_{ik}$ ($k = 1, 2, \dots, n$), $\bar{\vartheta}_i^2$, 标准方差为 $Var(v_{ik}), Var(\vartheta_i^2)$,将 $\bar{v}_{ik}$ 与 $\bar{\vartheta}_i^2$ 设为第 i 个分量的模板特征向量:

$$\bar{q}_{j,i} = [\bar{v}_{i1}, \bar{v}_{i2}, \dots, \bar{v}_{in}, \bar{\vartheta}_i^2] \quad (14)$$

其中,正常、存在外圈异常与存在内圈异常情况时分别设成 $j = 1, 2, 3$,若某个样本中, $e_i(t)$ 的阶数 $n < m$,自回归参数 v_{ik} ($k = n + 1, n + 2, \dots, m$) 被 0 取代。

(6) 将轴承振动信号 $y(t)$ 设为诊断信号,使用 EMD 分解信号 $y(t)$,若获取的 IMF 分量数量 $\leq m$,则补充零向量使其存在 m 个分量 $e_1(t), e_2(t), \dots, e_m(t)$,同时使用式(13)归一化分量 $e_i(t)$ 获取 $\hat{e}_i(t)$,基于分量 $\hat{e}_i(t)$ 构建 AR 模型,AR 模型属于信息凝聚器,能够结合分析轴承振动的特征和运行状态,基于分量的 AR 模型,判定其自回归参数与残差方差^[12-14]。构建被诊断轴承振动信号 $y(t)$ 的第 i 个分量特征向量 $q_{y,i}$:

$$q_{y,i} = [v_{y,i1}, v_{y,i2}, \dots, v_{y,in}, \vartheta_{y,i}^2] \quad (15)$$

(7) 运算被诊信号 $y(t)$ 第 i 个分量的特征向量 $q_{y,i}$ 和第 i 个分量的模板特征向量 $\bar{q}_{j,i}$ 的综合判定距离:

$$D_{j,i} = \sum_{k=1}^n \left\{ \left[\frac{v_{y,ik} - \bar{v}_{ik}}{Var(v_{ik})} \right]^2 + \left[\frac{\vartheta_{y,i}^2 - \bar{\vartheta}_i^2}{Var(\vartheta_i^2)} \right]^2 \right\}^{1/2} \quad (16)$$

其中,正常、存在外圈异常与存在内圈异常情况时分别设成 $j = 1, 2, 3$,第 i 个分量设成 i ($i = 1, 2, \dots, m$)。

(8) 模式特征融合。设定加权参数 $\sigma_1, \sigma_2, \dots, \sigma_m$,运算被诊断信号 $y(t)$ 和三类样本信号的综合判定距离:

$$D_j = \sigma_1 \times D_{j,1} + \sigma_2 \times D_{j,2} + \dots + \sigma_n \times D_{j,m} = \sum_{i=1}^m \sigma_i \times D_{j,i} \quad (17)$$

其中,参数 $\sigma_1, \sigma_2, \dots, \sigma_m$ 符合 $\sum_{i=1}^m \sigma_i = 1, j = 1, 2, 3$ 。

(9) 对比 D_1, D_2, D_3 的数值,提取其中最小综合判定距离相应的状态设为被诊断信号 $y(t)$ 的状态辨识种类,以此确定轴承状态,完成轴承故障诊断^[15]。

2 试验分析

2.1 有效性分析

试验所用机械轴承类型为 6311 型的球轴承进行,设定为三类,一类为正常轴承,其他两类依次设为内圈故障与外圈故障。故障采用激光切割设定在内圈与外圈上。轴承参数设置如表 1 所示。

表 1 轴承具体参数

Table 1 Bearing specific parameters

槽宽/mm	槽深/mm	转速/(r · min ⁻¹)	采样频率/Hz
0.15	0.13	5 600	4 096

依次获取三类情况下轴承振动信号 20 组信息,采样频率设成 4 097 Hz。三类信息组中依次提取 10 组数据设为样本数据,将剩余数据设为测试数据,根据本方法计算 3 种状态的特征向量设成模板,由于轴承振动信号关键数据处于高频段,故试验只运算前 3 个 IMF 分量的模板特征向量。设定模型阶数 n ,不同 IMF 分量模型阶数也存在差异性, n 最大为 26、最小值为 13。轴承状态主要受前几阶自回归参数与模型残差的方差判定,故试验中仅使用前五阶自回归参数 v_{ik} ($k = 1, 2, \dots, 5$) 与模型残差的方差 ϑ_i^2 设为特征向量,模板特征向量属于六维向量,三种情况下的前 3 个 IMF 分量模板特征向量如表 2 所示。

表 2 中, $\bar{q}_{j,i}$ ($1, 2, 3$) 依次表示正常、外圈存在故障与内圈存在故障的情况。选取合理的加权参数 $\sigma_1, \sigma_2, \sigma_3$,运算被诊信号与样本信号间的综合判定距离 D_j ($j = 1, 2, 3$),分析样本信号后,依次获取 $\sigma_1, \sigma_2, \sigma_3$ 不同取值前提下的判定结果,当 $\sigma_1 = 0.2, \sigma_2 = 0.6, \sigma_3 = 0.2$ 时,故障识别最为准确,因此,本文中,轴承的故障数据主要存在第 2 个 IMF 分量中。采用本文方法计算表 2 中 6 个信号后的轴承故障,结果如表 3 所示。

分析表 3 可知,本文方法对不同类型被诊断轴承信号的诊断结果与实际相等,说明本文方法可有效诊断轴承故障情况。

2.2 性能分析

对本文方法、基于 EMD-HMM 的转盘轴承故障诊断

方法、基于多结构元素形态滤波和 EMD 的轴承故障诊断 3 种方法进行对比试验。将对对比指标设定为诊断复杂度， 基于 2.1 中的试验设置结果，测试 3 种方法的诊断性能（见表 4）。

表 2 轴承振动样本信号里的模板特征向量
Table 2 Template eigenvector in bearing vibration sample signal

状态种类	模板特征	信号					
		$\bar{\psi}_{i1}$	$\bar{\psi}_{i2}$	$\bar{\psi}_{i3}$	$\bar{\psi}_{i4}$	$\bar{\psi}_{i5}$	$\bar{\psi}_{i6}$
正常	$\bar{q}_{1,1}$	0.539 8	0.949 4	0.018 6	-0.000 2	0.068 4	2.548 8
	$\bar{q}_{1,2}$	-0.033 9	0.790 9	0.092 9	0.292 3	0.115 5	2.197 7
	$\bar{q}_{1,3}$	-0.930 5	1.221 4	-0.469 1	0.499 1	-0.087 6	1.131 0
外圈故障	$\bar{q}_{2,1}$	0.385 5	0.410 9	-0.040 5	-0.157 4	0.173 2	1.740 8
	$\bar{q}_{2,2}$	-0.029 9	0.823 6	0.054 8	0.226 4	0.150 6	1.970 4
	$\bar{q}_{2,3}$	-1.136 3	1.361 2	-0.718 5	0.580 9	-0.118 1	0.982 2
内圈故障	$\bar{q}_{3,1}$	0.525 2	0.219 8	0.270 9	0.314 6	0.203 4	2.939 9
	$\bar{q}_{3,2}$	0.292 9	0.481 2	0.266 6	0.276 5	0.167 8	3.051 3
	$\bar{q}_{3,3}$	-0.198 8	0.604 4	0.129 5	0.239 9	0.144 9	2.421 8

表 3 对不同类型的被诊断轴承信号的诊断结果
Table 3 Diagnostic results for different types of diagnosed bearing signals ($\sigma_1 = 0.2, \sigma_2 = 0.6, \sigma_3 = 0.2$)

综合判定距离	正常		外圈故障		内圈故障	
	实际	诊断	实际	诊断	实际	诊断
D_1	1.985 5	1.985 5	11.451 1	11.451 1	16.242 0	16.242 0
D_2	6.211 1	6.211 1	1.756 3	1.756 3	12.416 8	12.416 8
D_3	6.414 3	6.414 3	7.470 4	7.470 4	2.272 8	2.272 8

表 4 3 种轴承故障诊断性能对比
Table 4 Performance comparison of three kinds of bearing fault diagnosis

试验次数	本试验方法			基于 EMD-HMM 的转盘轴承故障诊断方法			基于多结构元素形态滤波和 EMD 的轴承故障诊断方法		
	正常	外圈故障	内圈故障	正常	外圈故障	内圈故障	正常	外圈故障	内圈故障
1	0.18	0.17	0.19	0.30	0.37	0.37	0.39	0.41	0.41
2	0.17	0.17	0.17	0.40	0.43	0.43	0.50	0.58	0.58
3	0.17	0.17	0.15	0.38	0.38	0.30	0.56	0.38	0.41
4	0.18	0.05	0.19	0.40	0.43	0.51	0.40	0.37	0.62
5	0.14	0.19	0.19	0.30	0.51	0.51	0.32	0.38	0.58

由表 4 可知，本试验方法对正常、外圈故障以及内圈轴承故障的诊断复杂度始终低于 0.2，对外圈故障诊断复杂度存在最小值 0.05，而其他两种方法的故障诊断复杂度都高于 0.2，可见该两种方法诊断流程较为复杂，诊断效率较低，而本方法故障诊断复杂度较低，大大提高了轴承故障诊断效率。

3 结论

针对食品生产与加工机械运行过程中的安全问题，采用基于 EMD 和 AR 模型的轴承故障诊断方法完成机械轴承的故障诊断。构建轴承动力学模型，对各个状态下的各个轴承振动信号实行 EMD 分解，通过 AR 模型分

析轴承振动的特征和运行状态，判定其自回归参数与残差方差，以此确定轴承状态，完成轴承故障诊断。本方法引入 AR 模型后，诊断复杂度大大降低。由于试验条件的限制，该方法对于滚动轴承其他类型的缺陷的诊断效果以及槽的尺寸和形状对诊断结果的影响欠缺考虑，需进一步研究。

参考文献

[1] 陈玉娟, 李焕娜. 基于 VMD 和 Teager 能量增强谱的滚动轴承故障诊断方法[J]. 机床与液压, 2016, 44(15): 178-183.

(下转第 146 页)

比如天猫与哈根达斯合作的“投影月饼”，在包装设计中加入了重力感应技术，将月饼放置包装上，就能投影出月亮。这一系列创新科技在包装设计中的应用，物联网技术的发展使得包装设计的体验更多元化，也充满了创新和想象力。

3.3 品牌智慧创新

随着电商的日趋发展和新零售业态的兴起，品牌也在寻找适合自身的创新发展方式。物联网技术的介入，可以为品牌打造整体化的创新，在为品牌打造爆款包装产品的同时，也对品牌的形象进行重新定义，使消费者在使用过程更具情感化体验。比如 2017 年五芳斋与同道大叔、Actfun 网站共同打造月饼新设计，在月饼包装上运用了 AR 技术来与消费者进行互动，使得月饼充满了年轻人喜爱的二次元元素。此外，五芳斋还与天猫合作打造“智慧门店”，在门店中引入 AR 互动游戏、“云货架”等高科技元素，除进行售卖，门店所包含的品牌展示和消费者互动，都极大地提高了品牌和产品的附加值。这一系列的整体品牌创新，也使得五芳斋传统形象发生了很大变化，年轻人的购买比率同比增加了 20%。较之前的传统包装设计而言，物联网技术背景下的包装设计，无论从外形到内在都已被重新定义，消费者越来越注重包装中所蕴含的文化附加值、设计附加值、趣味性和个性化。因此，物联网技术推动了品牌的整体化创新，也是未来包装发展的新趋势。

4 结论

物联网技术推动了智能包装设计的创新发展，从早

期 RFID 智能识别技术到以传感器芯片为主体的智能硬件技术在包装上的应用，都体现了包装设计在物联网技术背景下的智能化发展趋势。而电商的发展和新零售业态的崛起，也让物联网技术的融入变得更为急切。物联网和智能科技带来的技术创新是不可逆转的，包装设计中所蕴含的高科技元素可以为品牌提供更智能化的管理方式、为消费者提供更为直观的品牌体验感受，也进一步启发人们对未来包装设计的探索。

参考文献

- [1] 郑子云. 基于材料感知体验的产品设计创新方法研究[J]. 包装工程, 2017, 38(2): 197-200.
- [2] 张志东, 李海鹰. 论物联网时代的到来对工业设计的影响[J]. 包装工程, 2011, 32(14): 122-125.
- [3] 王玉昊, 刘聘婷. 上线 12 小时就卖出两万个, 奥利奥要借音乐盒做些什么 [EB/OL]. (2017-05-19) [2019-05-21]. <https://www.cbnweek.com/articles/normal/16870>.
- [4] WANT R. An introduction to RFID technology[J]. IEEE Pervasive Computing, 2016, 5(1): 25-33.
- [5] 章登科, 韩国程, 俞朝晖, 等. RFID 技术及其在智能包装中的应用[J]. 包装工程, 2018, 39(1): 6-11.
- [6] 林海燕. 交互理念引导下的食品包装设计[J]. 食品与机械, 2016, 32(4): 127-130.
- [7] 百度百科. 智能硬件[EB/OL]. (2018-12-23) [2019-05-21]. <https://baike.baidu.com/item/智能硬件>.
- [8] 李卓. 从泛娱乐到新文创, 文化与科技的新认知[N]. 中国文化报, 2018-04-28(001).
- (上接第 120 页)
- [2] 陈俊洵, 程龙生, 胡绍林, 等. 基于 EMD 的改进马田系统的滚动轴承故障诊断[J]. 振动与冲击, 2017, 36(5): 151-156.
- [3] 孙炎平, 陈捷, 洪荣晶, 等. 基于 EMD-HMM 的转盘轴承故障诊断方法[J]. 轴承, 2017, 15(1): 41-45.
- [4] 郑小霞, 贾文慧, 王靖, 等. 基于多结构元素形态滤波和 EMD 的轴承故障诊断[J]. 组合机床与自动化加工技术, 2018(5): 125-128.
- [5] 卢锦玲, 绳菲菲, 赵洪山. 基于极限学习机的风电机组主轴承故障诊断方法[J]. 可再生能源, 2016, 34(11): 1 588-1 594.
- [6] 金小强, 李新民, 陈焕, 等. 基于神经网络的直升机自动倾斜器轴承故障诊断方法[J]. 南京航空航天大学学报, 2016, 48(2): 230-237.
- [7] LEE H L, VASOYA J M, CIRQUEIRA M L, et al. Continuous preparation of 1:1 Haloperidol-maleic acid salt by a novel solvent-free method using a twin screw melt extruder[J]. Mol Pharm, 2017, 14(4): 1 278-1 291.
- [8] 余博, 田福庆, 汤健, 等. 基于 Teager 能量算子和 EEMD 的滚动轴承故障诊断方法[J]. 北京工业大学学报, 2017, 43(6): 859-864.
- [9] 王靖飞, 翟永杰. 风力发电机组滚动轴承故障诊断仿真研究[J]. 计算机仿真, 2016, 33(12): 105-108.
- [10] 刘国庆, 史小春, 廖强. 基于神经网络分类算法的电机轴承故障检测方法[J]. 微特电机, 2017, 45(1): 30-33.
- [11] 郑近德, 潘海洋, 程军圣, 等. 基于复合多尺度模糊熵的滚动轴承故障诊断方法[J]. 振动与冲击, 2016, 35(8): 116-123.
- [12] SHIRAZIAN S, KUSH S, DARWISH S, et al. Artificial neural network modelling of continuous wet granulation using a twin-screw extruder [J]. Int J Pharm, 2017, 521(1/2): 102-109.
- [13] 靳行, 林建辉, 伍川辉, 等. 基于 EEMD-TEO 熵的高速列车轴承故障诊断方法[J]. 西南交通大学学报, 2018, 53(2): 359-366.
- [14] 陈玄, 陈跃鹏, 龙作璠, 等. 基于 SVM-HMM 轴承故障诊断方法[J]. 武汉理工大学学报: 信息与管理工程版, 2016, 38(2): 267-270.
- [15] 王恒迪, 赵彪, 杨建玺, 等. 滚动轴承故障诊断系统的设计及应用[J]. 机床与液压, 2018, 46(7): 163-166.