

# 基于人工神经网络的柴油机失火故障诊断\*

张攀, 高文志, 高博, 刘钊

(天津大学内燃机燃烧学国家重点实验室 天津, 300072)

**摘要** 车载诊断系统在诊断失火故障时,采用基于曲轴段角加速度和阈值规则相结合的方法,该方法在内燃机高速轻载运行时诊断单缸完全失火工况存在一定的局限性。通过对比分析失火和正常工况下曲轴瞬时转速的幅频和相频特征,提取不同谐次的幅值和相位信息,结合人工神经网络作为故障模式识别工具,得到了一种改善方法。通过台架实验,对此改善方法进行了单缸完全失火、两缸完全失火和单缸一定程度失火的故障诊断测试。结果表明,在实验条件下该方法可以有效识别不同的失火模式,并可在单缸失火模式下实现失火程度判别。同时,该方法通过少量工况数据训练神经网络,即可实现一定转速范围内的失火诊断,可行性强,可用于发动机失火故障在线诊断。

**关键词** 柴油机; 故障诊断; 频域分析; 失火; 人工神经网络; 瞬时转速

**中图分类号** TK428; TH165+.3

## 引言

内燃机失火指由于点火、燃油计量及压缩不良等原因导致的气缸内缺少燃烧事件,不包括由于默认断油策略导致的断油气缸内缺少燃烧的事件<sup>[1]</sup>。柴油机失火多由供油系统故障引起,会引起功率下降、轴系振动加剧及排放恶化等问题。因此,有必要对失火进行监测,且国内外的排放法规均对柴油机失火提出了监测要求<sup>[2]</sup>。

失火的诊断方法较多,例如:基于离子电流的方法<sup>[3]</sup>、基于机体振动的方法<sup>[4-5]</sup>、基于排放产物的方法<sup>[6]</sup>以及基于曲轴转速波动的方法<sup>[7-8]</sup>等。基于曲轴转速波动的柴油机失火诊断方法主要分为两类:①通过转速信号的变化推导气缸压力或扭矩的变化,从而确定失火缸,例如卡尔曼滤波器的方法<sup>[9]</sup>和滑模观测器的方法<sup>[10]</sup>;②通过信号处理的方法对转速信号进行分析,从而进行失火诊断,例如:角加速度分析的方法<sup>[11]</sup>、频率分析的方法<sup>[12-13]</sup>、小波分析的方法<sup>[14]</sup>以及采用经验模态分解的方法<sup>[15]</sup>等。这些方法各有优劣。通过转速信号推导气缸压力变化的方法需要预知方法所涉及的内燃机结构参数,且需要对模型进行一些必要的假设。信号分析的方法中,采用角加速度分析的方法多应用于车载诊断系统(on-board diagnostics,简称 OBD),但该方法适

用于缸数较少的内燃机,在高速轻载工况下对单缸完全失火诊断存在一定的局限性<sup>[16]</sup>,排放法规也在高速区域留有一定的宽松条件。

笔者采用一种将曲轴瞬时转速信号频域分析和人工神经网络相结合的方法,通过在一台型号为 DCD CY6BG332 柴油机上进行实验,证明了该方法在高速轻载工况下可实现单缸完全失火诊断,并可在实验工况下区分单缸和两缸完全失火故障,以及在一定载荷下进一步对单缸失火程度进行判别。

## 1 理论基础

内燃机失火会导致瞬时做功能力不足,从而引起曲轴转速波动剧烈。图 1 为 150 N·m 负荷时,正常和故障工况下的转速和缸压。如图 1 所示,当某缸失火时,无论在高速还是低速工况下,转速曲线均会在失火后波动加剧。

### 1.1 曲轴激励力矩

非大型柴油机的曲轴激励力矩来自于气缸内气体压力和运动部件往复惯性力。根据文献<sup>[17]</sup>可知,对于四冲程柴油机来说,作用在单缸曲轴上的这两种力所产生的扭矩如式(1),(2)所示

$$M_g = M_{g0} + \sum_{v=0.5}^{\infty} M_{gv} \sin(v\omega t + \varphi_v) \quad (1)$$

\* 国家自然科学基金重点资助项目(51636005)  
收稿日期:2018-10-24;修回日期:2019-02-28

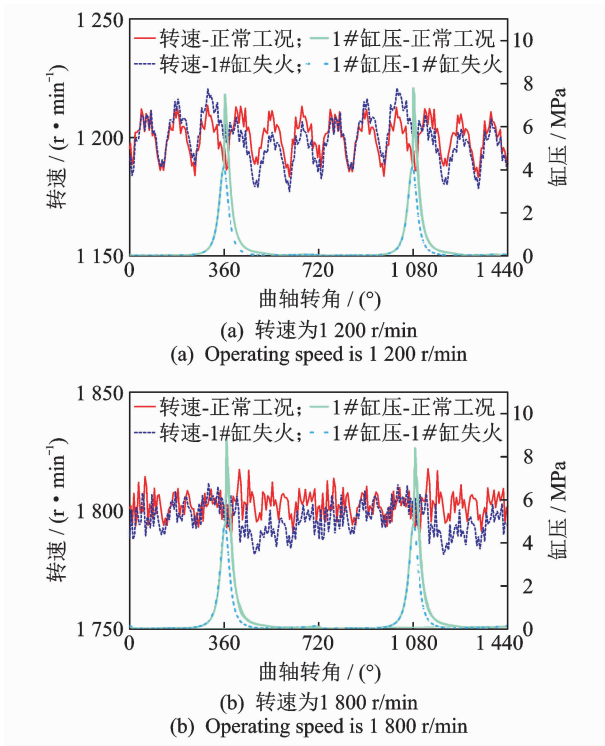


图 1 正常和故障工况下的转速和缸压

Fig. 1 Speed and cylinder pressure at normal and mis-fire conditions

$$M_j = m_j R^2 \omega^2 \left( \frac{\lambda}{4} \sin \omega t - \frac{1}{2} \sin 2 \omega t - \frac{3 \lambda}{4} \sin 3 \omega t - \frac{\lambda^2}{4} \sin 4 \omega t + \frac{5 \lambda^3}{32} \sin 5 \omega t \right) \quad (2)$$

其中:  $M_g$  为气体力矩;  $M_j$  为往复惯性力矩;  $v$  为谐波 ( $v=0.5, 1, 1.5, 2, 2.5, \dots$ );  $\omega$  为曲轴角速度;  $\varphi_v$  为初相角;  $M_{g0}$  和  $M_{gv}$  分别为零谐波和  $v$  谐波下的幅值;  $m_j$  为往复惯性质量;  $R$  为曲轴半径;  $\lambda$  为曲轴半径与连杆长度之比;  $t$  为时间。

若不考虑循环变动和各缸之间的结构误差, 近似认为一个周期内各缸缸压的变化规律相同, 则各缸激励力之间的主要区别在于初相位不同, 这主要是由点火顺序决定的。根据式(1), 作用在第 1 缸曲拐上的  $v$  阶激励力矩为

$$M_{gv_1} = M_{gv} \sin(v \omega t + \varphi_{v_1}) \quad (3)$$

作用在第  $i$  缸曲拐上的  $v$  阶激励力矩为

$$M_{gv_i} = M_{gv} \sin[v(\omega t - \theta_i) + \varphi_{v_1}] = M_{gv} \sin(\omega t + \varphi_{v_1} - v \theta_i) \quad (4)$$

其中:  $\theta_i$  为第  $i$  缸与第 1 缸的点火间隔角。

作用在各缸曲拐上的  $v$  阶激励力矩的相位差为点火间隔角的  $v$  倍, 从而得到六缸四冲程发动机的各谐波激励力矩矢量图, 如图 2 所示。

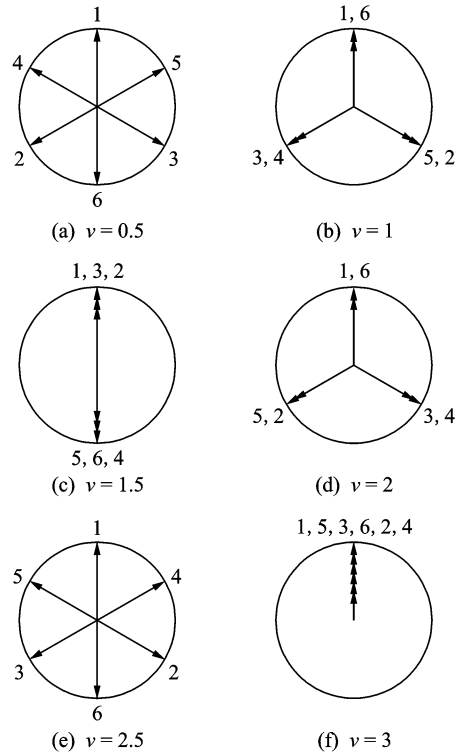


图 2 六缸四冲程发动机各谐波次 ( $\leq 3$ ) 激励力矩矢量图  
Fig. 2 Excitation vectors at each harmonic order ( $\leq 3$ ) of a four-stroke, six-cylinder engine

### 1.2 曲轴受迫振动

失火会引起曲轴激励力矩的变化, 对于内燃机轴系而言, 曲轴系统扭振的受迫振动方程<sup>[18]</sup>为

$$J \ddot{\Phi} + C \dot{\Phi} + K \Phi = M(t) \quad (5)$$

其中:  $J$  为惯量矩阵;  $K$  为刚度矩阵;  $C$  为阻尼矩阵;  $M(t)$  为激励力矩列矢量;  $\Phi$  为角位移列矢量。

振动问题的求解通常先将激励力矩表示为一系列简谐激励力矩之和, 然后求解常系数二阶线性微分方程。由此可知, 求解所得的某谐波角位移响应主要受对应简谐成分的激励力矩影响, 从而通过对角位移进行求导获得的曲轴转速主要受对应简谐成分的激励力矩的影响。

### 1.3 失火的故障特征

对于曲柄均匀排列和均匀发火的单列式发动机轴系, 例如本研究的直列六缸机, 在非失火工况下, 由于非主谐波(3 谐波为主谐波)的激励力矩矢量和为零, 此时曲轴转速频谱表现为主谐波及其倍频明显幅值较高, 其他谐波幅值很小。当某缸发生失火时, 激励力矩除主谐波及其倍频较高外, 一些非主谐波的激励力矩矢量和不再为零。失火引起的激励力矩各谐波矢量和的变化会导致转速对应谐波幅值和

相位的变化。因此,通过曲轴转速进行频域分析从而进行失火诊断在理论上是可行的。

根据经验可知,气体激励力在12谐次以上已变得十分微弱。由式(2)可知,惯性力矩最高为5谐次。因此,曲轴转速信号的频率成分分析至12谐次即可满足要求。根据Nyquist采样定理,采样率即飞轮齿盘齿数应不小于24。

通过对比气体激励力和往复惯性力的频率成分可知,往复惯性力的频率成分主要为1.0~5.0谐次的整数倍频,而气体激励力的频率成分除整数倍频外,还包括0.5,1.5,2.5等非整数倍频。由此可知,在往复惯性力较大的高转速区间,非整数倍频成分包含的信息有助于判定失火。

## 2 柴油机失火故障实验研究

### 2.1 实验台架

实验台架如图3所示。实验用柴油机为一台直列六缸、水冷、四冲程、废气涡轮增压柴油机,型号为DCD CY6BG332。发动机总排量为5.785L,压缩比为17.5:1,点火顺序为1—5—3—6—2—4,额定转速为2200 r/min。发动机外部负荷由一台水力测功机提供。失火工况通过设置电子控制单元(electronic control unit,简称ECU)的供油系数实现。将磁电式转速传感器安装于飞轮侧获得瞬时转速,飞轮齿数为60。缸压传感器用于检验气缸内失火程度,型号为Kistler 6056A。信号采集仪为Siemens LMS SCM05,最高采样率为820 MHz,模数转换分辨率为24。

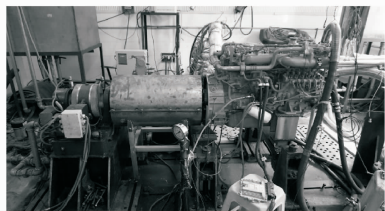


图3 实验台架

Fig. 3 Test-rig

### 2.2 瞬时转速信号的频域分析方法

转速信号频域分析通过离散傅里叶变换实现,如式(6)所示。由于分析的信号长度恰好为一个做功周期,因此不考虑信号截断带来的能量泄漏。

$$\Omega(k) = \sum_{n=0}^{N-1} \omega(n) \exp\left(-j \frac{2\pi}{N} nk\right) \quad (6)$$

其中: $\omega(n)$ 为第 $n$ 个齿处的瞬时角速度; $N$ 为齿盘齿数; $k=0,1,\dots,N-1$ ; $\Omega(k)$ 为离散傅里叶变换结果,为复数。

式(6)中的傅里叶变换序列采用基于曲轴转角的序列以获取各谐次信息,由于分析信号的周期为曲轴转两圈,因此频谱中的谱线间隔为轴频的一半,即0.5谐次。

### 2.3 单缸完全失火故障实验

此部分实验设置为:转速工况包含1000,1200,1400,1600和1800 r/min;负荷工况包含无负荷、150和300 N·m。每种工况进行不少于100个周期的采样。

通过式(6)获得柴油机每个做功周期内转速信号各谐次的幅值和相位信息,分析主要针对前6个谐次展开。不同转速和负荷工况下,正常和单缸失火时0.5~3.0谐次的转速幅值如图4所示,转速相位如图5所示。在幅值方面,与正常工况相比,单缸失火时,在不同的转速和负荷条件下前5个谐次幅值均增大,其中0.5谐次和1.0谐次幅值上升更加明显。在相位方面:①正常工况和故障工况的主谐次相位一致,均在 $180^\circ \pm 30^\circ$ 的范围内,满足图2中6个缸激励力相位一致的规律;②正常工况的非主谐次相位出现无规律的较大范围波动,原因是这些谐次在正常工况下6个气缸激励力矩平衡;③当某缸发生失火时,根据失火缸位置的不同,各谐次的相位也不同,最为规律的是0.5谐次,各个失火缸以 $60^\circ$ 为相位间隔,按照点火次序进行相变,这与图2中的0.5谐次激励力相位一致。这里前5个谐次的幅值规律和0.5谐次的相位规律可用于单缸完全失火的故障特征。

### 2.4 两缸完全失火故障

仅通过曲轴转速信号0.5谐次的转速与相位,即可判断单缸失火故障并定位失火缸,但两缸失火时的故障特征很有可能与单缸失火混淆,为避免误判,有必要分析两缸失火的故障特征。对于六缸柴油机而言,两缸失火有15种不同的故障组合,应逐一进行分析。为了验证算法、简化分析,且相关法规对于多缸失火未要求定位故障缸,因此笔者根据两缸失火特征的相似度,按照点火次序将两缸失火故障模式分为3类:连续两缸失火、间隔一缸的两缸失火和间隔两缸的两缸失火。笔者在实验中分别选择1#缸5#缸、4#缸5#缸和1#缸6#缸失火表示这3种模式,如图6所示。

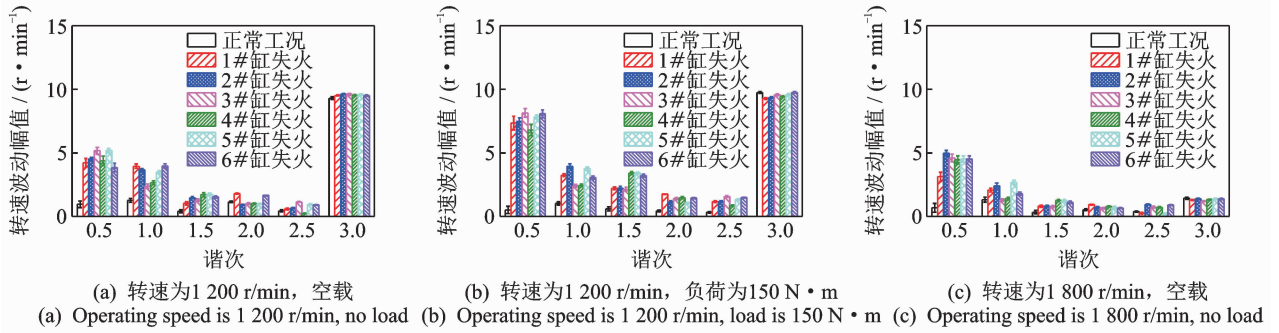


图4 不同转速和负荷工况下,正常和单缸失火时0.5~3.0谐次的转速幅值

Fig. 4 Speed amplitudes from order 0.5 to 3.0 with normal and one cylinder misfire under different operating speeds and loads

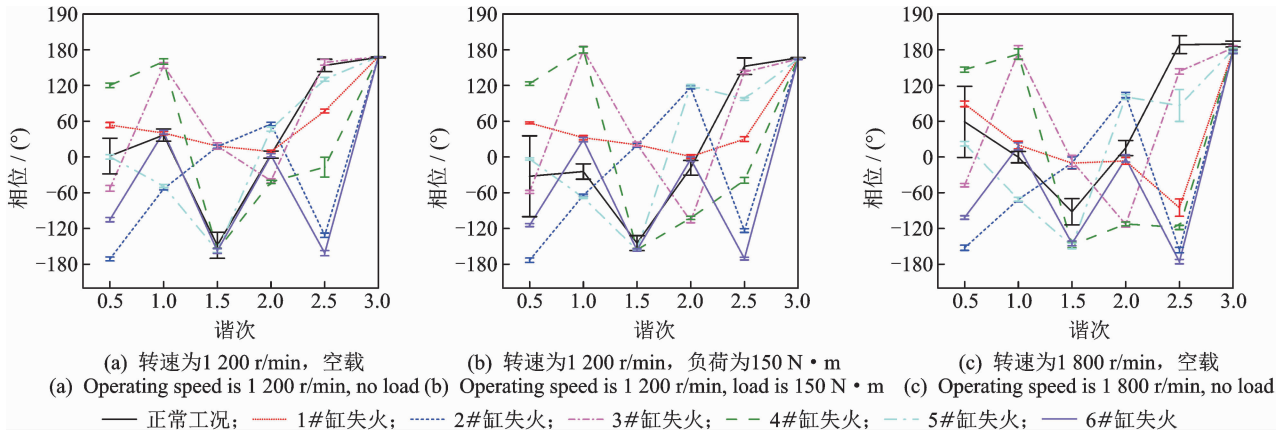


图5 不同转速和负荷工况下,正常和单缸失火时0.5~3.0谐次的转速相位

Fig. 5 Speed phases from order 0.5 to 3.0 with normal and one cylinder misfire under different operating speeds and loads

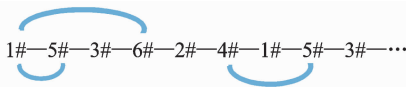


图6 两缸失火模式

Fig. 6 Two cylinders misfire modes

两缸失火实验转速为1 200,1 500和1 800 r/min, 负荷为空载、100和150 N·m。每种工况进行不少于100个做功周期的采样,分析同样在前6个谐次展开。图7为不同转速和负荷下,正常和两缸失火时0.5~3.0谐次的转速幅值,可知:①当连续两缸失火时,如1#5#缸失火特征所示,0.5,1.0,2.0和2.5谐次的平衡状态被打破,但不会对1.5和3.0谐次产生影响;②当间隔一缸的两缸发生失火时,如4#5#缸失火特征所示,0.5,1.0,1.5,2.0和2.5谐次的平衡状态被打破,3.0谐次不受影响。这里的转速变化幅度不同于连续两缸失火工况,例如在0.5和2.5谐次时,由于连续两缸失火时激励力矢量合成幅值更大(连续两缸为60°夹角,间隔一缸的两缸为120°夹角),因此连续两缸失火的0.5和2.5谐次转速波动幅值更大。另外,间隔一缸的两缸失火引起的前5个谐次

幅值特征变化中,除1.5谐次外,均与单缸失火的类似,这会导致仅通过0.5谐次的转速与相位进行单缸失火诊断的困难;③当间隔两缸的两缸发生失火时,如1#6#缸失火曲线所示,1.0,2.0谐次平衡状态被打破,而0.5,1.5,2.5和3.0谐次不受影响。由于失火缸激励力的相位关系,这里的1.0,2.0谐次的转速幅值变化大于前两种失火状态,也大于单缸失火工况。总的来看,从不同谐次的转速波动幅值来说,不同模式的两缸失火的转速变化规律明显不同,从而可以据此判断两缸失火故障。

### 2.5 单缸一定程度失火

笔者将气缸内形成燃烧、但缸内压力未达到预定值的现象称为单缸一定程度失火。实验按照如下工况进行:转速为1 200,1 500和1 800 r/min,负荷为空载、100和200 N·m,失火缸分别选择1#缸和5#缸,供油系数设定为0,0.4,0.5,0.6,0.7,0.8,0.9和1,其中1为正常工况供油系数。每种工况进行不少于100个做功周期的采样。

图8为不同转速和负荷工况下,1#缸不同供油

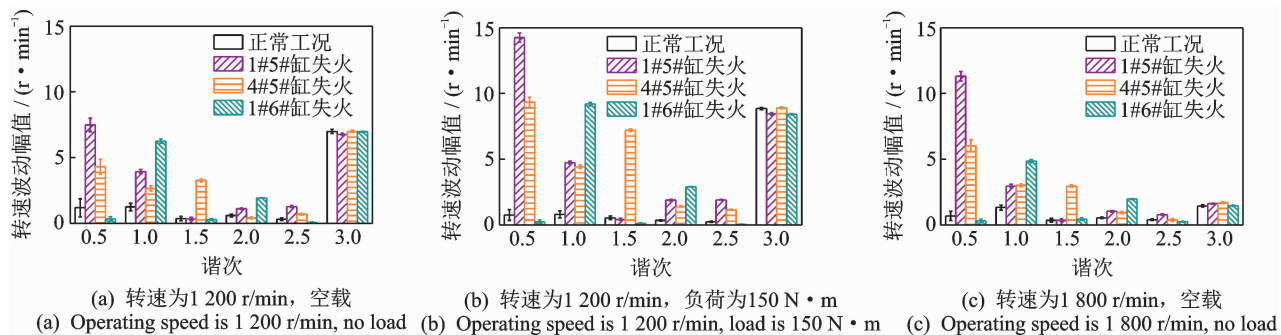


图7 不同转速和负荷工况下,正常和两缸失火时0.5~3.0谱次的转速幅值

Fig. 7 Speed amplitudes from order 0.5 to 3.0 with normal and two cylinders misfire under different operating speeds and loads

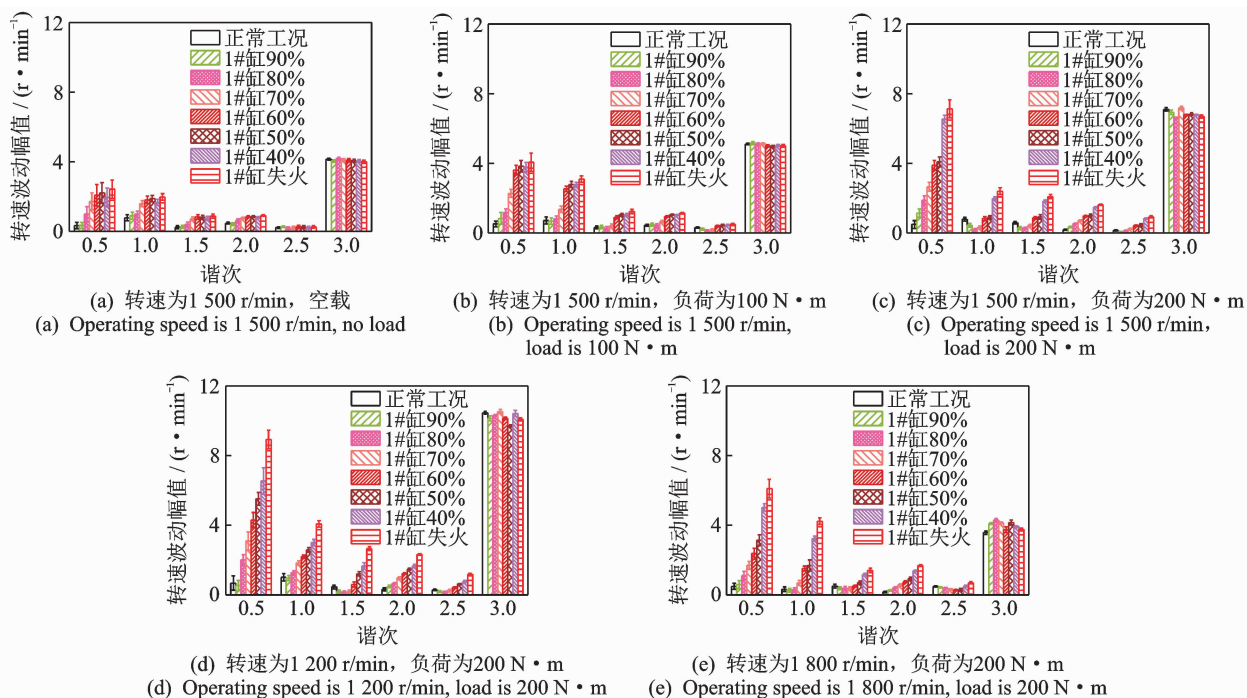


图8 不同转速和负荷工况下,1#缸不同供油系数时,0.5~3.0谱次的转速幅值

Fig. 8 Speed amplitudes from order 0.5 to 3.0 with different fuel injection quantity of cylinder 1# under different operating speeds and loads

系数时,0.5~3.0谱次的转速幅值。以转速为1 500 r/min、负荷为200 N·m工况为例,当发生单缸一定程度失火时,随着供油量的减少,前5个谱次的幅值逐渐增加,这是由于一定程度失火后该缸缸压相比理论值逐渐变小引起的。通过分析转速和负荷的影响可知,需在一定负荷下才能以转速幅值为故障特征对不同供油系数引起的故障进行区分,且转速高低对故障特征影响不大。在低谱次时,可将曲轴视为刚性轴<sup>[19]</sup>,若忽略阻尼,在 $k$ 谱次的外界力矩 $T_k$ 作用下,相应的 $k$ 谱次转速波动 $A_k$ 为

$$A_k = \left| \frac{T_k}{k\omega J_{\text{tot}}} \right| \quad (7)$$

其中: $\omega$ 为曲轴转速; $J_{\text{tot}}$ 为曲轴系统总的转动惯量。

可通过实时监测发动机负荷制定不同负荷下的失火程度监测精度。例如,高负荷时精度可达到0.1,低负荷时精度为0.5。考虑到算法的复杂度以及实际应用中对此参数精度要求不高,后续算法只设定“一定程度失火发生与否”的诊断结果。

### 3 故障诊断算法

#### 3.1 算法结构

随着转速和负荷的变化,虽然频域转速信号的

转速和相位满足一定的变化规律,却很难仅通过阈值比较或线性分类器进行故障模式识别。因此,泛化能力较强的非线性分类器是比较好的选择,例如非线性的支持向量机<sup>[20-21]</sup>和人工神经网络<sup>[22-24]</sup>等。由于进行多目标分类,笔者选择基于人工神经网络的算法。

### 3.2 诊断结果与分析

在所选算法中,实验数据包含了柴油机的低速、高速、空载及一定负荷的范围。未进行更高负荷的实验主要原因是随着负荷增加,故障特征会更加清晰,因此算法只要识别一定负荷下故障特征,即可满足高负荷工况。

#### 3.2.1 第 1 神经网络的训练与测试

网络结构为输入层、隐含层和输出层,节点均为 5;输出层分别采用[1 0 0 0 0],[0 1 0 0 0],[0 0 1 0 0],[0 0 0 1 0]和[0 0 0 0 1]来表示单缸失火、1# 5#缸失火、4# 5#缸失火、1# 6#缸失火和正常工况。

由于神经网络具有较强的泛化特性,因此网络训练采用更少的训练数据。虽然只是判断不同的失火模式,但需判断的数据种类最多。第 1 个神经网络训练数据如表 1 所示,每种工况下的样本为 100 组。数据选取了位于低速区间的 1 200 r/min 和高速区间的 1 800 r/min;负荷选取了空载和一定负荷两种工况;故障种类选取了单个气缸完全失火(1#, 2#, 3#, 4#, 5# 和 6#)、两个气缸完全失火(1# 5#, 1# 6# 和 4# 5#)、单个气缸供油系数 0.6(1# 和 5#)和正常工况。

对于单缸一定程度失火工况:失火严重时很容易判断为失火,例如某缸供油系数不大于 0.6 时;当失火不严重时,不同负荷下由于故障特征显著程度不同,易出现不同的诊断结果,有些诊断为失火,也有些为正常,这要求选定某个供油系数作为分界点,使训练出的神经网络能将失火与否的分界更靠近正常工况。这样即使将某个一定程度失火的故障诊断为正常工况,也是由于该故障引起的故障特征更接近于正常工况,从而对发动机的损害更小。在确定分界点供油系数时需考虑尽可能避免将正常工况诊断为失火工况,本研究选择供油系数 0.6 作为一定程度失火的特征工况进行网络训练。

表 1 为第 1 神经网络训练数据。准确率是指对应工况下正确分类数量与测试数量的比值。表 2 为单缸完全失火诊断准确率。表 3 为两缸完全失火诊断准确率。表 4 为单缸一定程度失火时的供油系数

及诊断准确率。结果表明,所选用的算法在实验转速和负荷范围内取得了很好的诊断效果,准确率均在 97% 以上。表 4 说明,供油系数不大于 0.6 时,在不同转速和负荷下,诊断失火的准确率可达 98% 以上。

表 1 第 1 神经网络训练数据

Tab. 1 Data for the first neural network training

工况	转速	
	1 200 r/min	1 800 r/min
正常工况	空载、150 N·m	空载、150 N·m
单缸(各缸)完全失火	空载、150 N·m	空载、150 N·m
两缸完全失火	空载、100 N·m	空载、100 N·m
1#, 5# 缸供油系数 0.6	空载、200 N·m	空载、200 N·m

表 2 单缸完全失火诊断准确率

Tab. 2 Detection accuracy of one cylinder misfire completely

负荷/ (N·m)	转速				
	1 000 r/min	1 200 r/min	1 400 r/min	1 600 r/min	1 800 r/min
空载	100	99.5	98.6	99.8	98.8
150	100	100.0	98.8	99.4	99.9
300	100	100.0	100.0	100.0	100.0

表 3 两缸完全失火诊断准确率

Tab. 3 Detection accuracy of two cylinders misfire completely

负荷/ (N·m)	转速		
	1 200 r/min	1 500 r/min	1 800 r/min
空载	97.6	100.0	97.8
100	100.0	100.0	100.0
150	99.3	99.5	100.0

表 4 单缸一定程度失火时的供油系数及诊断准确率

Tab. 4 Fuel injection parameters and corresponding detection accuracy of one cylinder misfire partially

负荷/ (N·m)	转速					
	1 200 r/min		1 500 r/min		1 800 r/min	
	1# 缸	5# 缸	1# 缸	5# 缸	1# 缸	5# 缸
空载	0.7/	0.6/	0.6/	0.7/	0.8/	0.8/
	100%	100%	98.2%	100%	100%	100%
100	0.7/	0.7/	0.7/	0.8/	0.6/	0.6/
	100%	100%	100%	100%	99.1%	99.3%
200	0.6/	0.7/	0.7/	0.8/	0.6/	0.7/
	100%	99.4%	100%	100%	100%	100%

#### 3.2.2 第 2 神经网络的训练与测试

经过第 1 神经网络诊断筛选后,第 2,3 神经网络将主要分析单缸失火数据。第 2 神经网络通过

0.5 谐次相位判断故障缸位置,故结构相对简单,主要包括 1 个输入单元、2 个隐藏单元和 6 个输出单元。输出层分别采用 $[1\ 0\ 0\ 0\ 0\ 0]$ , $[0\ 1\ 0\ 0\ 0\ 0]$ , $[0\ 0\ 1\ 0\ 0\ 0]$ , $[0\ 0\ 0\ 1\ 0\ 0]$ , $[0\ 0\ 0\ 0\ 1\ 0]$ 和 $[0\ 0\ 0\ 0\ 0\ 1]$ 来表示 1#~6#缸失火。

第 2 神经网络的训练数据为单缸完全失火(1#~6#)的数据样本;测试数据为单缸完全失火和单个气缸不同供油系数(0,0.4,0.5,0.6)工况下的数据样本。诊断准确率均可达到 100%。

### 3.2.3 第 3 神经网络的训练与测试

由图 8 可以看出,对于一定程度失火的判断存在一些困难。

1) 在空载工况下,如图 8(a)所示,不同的供油系数形成的故障特征十分相似,难以区分完全失火和一定程度失火。因此,第 3 个神经网络不具备对空载工况一定程度失火的诊断能力。

2) 对于有一定负荷的工况,虽然不同的供油系数会引起故障特征的差别,但这并不是线性变化,且不同负荷和转速下的变化规律并不相同。

3) 虽然将各谐次与主谐次的比值作为故障特征可以获得归一化的输入数据,但随负荷或转速的升高,这种归一化获得的故障特征阈值逐渐变大。此差异虽然不会影响第 1 神经网络的诊断准确度,但会造成在判断失火程度时的精度不足。因此,在进行一定程度失火诊断时,将不同转速下的前 5 个谐次的幅值重新归一化。归一化方式为将  $k$  谐次的幅值  $A_k$  除以 0.5 谐次幅值  $A_{0.5}$

$$A'_k = \frac{A_k}{A_{0.5}} \quad (k=0.5, 1, 1.5, 2, 2.5) \quad (8)$$

这种归一化使不同转速下从正常工况到单缸完全失火的特征值变化范围大致相同,然后进行较大转速和负荷范围的诊断网络训练。

第 3 神经网络的结构为:5 个输入单元、5 个隐藏单元和 2 个输出单元。输出单元分别表示单缸一定程度失火( $[1\ 0]$ )和单缸完全失火( $[0\ 1]$ )。

在训练第 3 神经网络时,需要选择训练数据确定完全失火和一定程度失火的分界点。理想情况是通过供油系数为 0 和 0.4 的数据来确定,经尝试该情况精度仅为 93%左右,故不可行。测试供油系数为 0,0.5 数据和 0,0.6 数据的诊断精度,最终将 0.6 供油系数的故障特征作为一定程度失火进行网络训练,这样完全失火和一定程度失火的分界将会处于 0.5 或 0.4 供油系数区域。

训练数据选择 1 200 r/min 和 1 800 r/min, 100 N·m 和 200 N·m, 1# 和 5# 缸失火的 0.6 供油

系数和完全失火数据。测试数据选择 1 500 r/min, 100 N·m 和 200 N·m, 1# 和 5# 缸不同程度失火的数据;以及表 2 中 150 N·m 和 300 N·m 负荷下单缸(1#、2#、3#、4#、5# 和 6#)完全失火的数据。每种工况下的样本数据为 100 组。测试结果表明,0.6 及以上供油系数诊断为一定程度失火,而将完全失火诊断为完全失火,准确率不低于 98%。

### 3.3 基于角加速度方法的局限性

基于角加速度的诊断算法<sup>[25]</sup>先通过测量每个气缸做功区间对应的时长  $T_i$  ( $i=1, 2, 3, 4, 5, 6$ ), 然后计算特征因子  $S_i$

$$S_i = \frac{T_{i+1} - T_i}{T_i^3} \quad (9)$$

$S_i$  表征了做功顺序相邻的两气缸之间的平均转速的差异。当某缸发生失火时,  $S_i$  值改变, 实际中通过将  $S_i$  值与不同转速和负荷工况下标定的阈值进行比较来判断失火。

本研究计算了利用角加速度方法对单缸完全失火的诊断。图 9 为不同负荷时正常和单缸失火的特征因子。结果表明,对于 150 N·m 和 300 N·m 负荷的所有实验均可 100% 正确判断失火;对于空载工况,当转速升高时,无法进行失火诊断。例如,

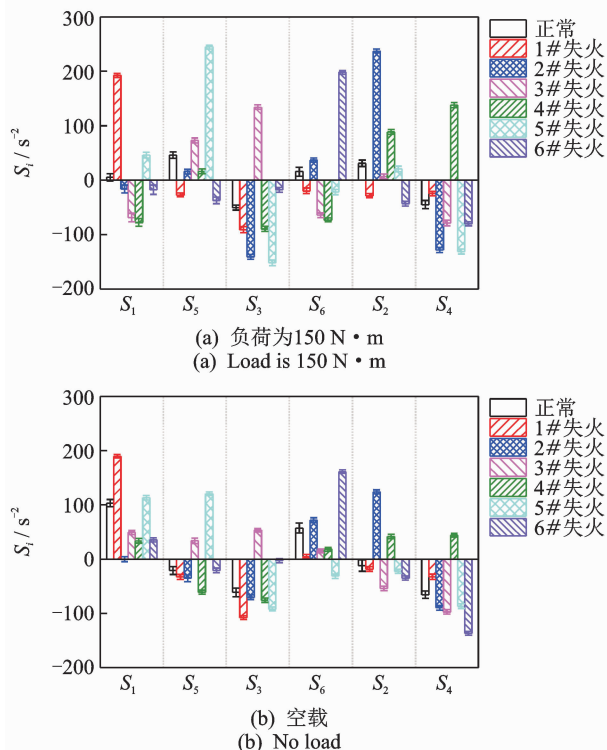


图 9 不同负荷时正常和单缸失火的特征因子(转速为 1 800 r/min)

Fig. 9  $S_i$  with normal and one cylinder misfire under different loads (operating speed is 1 800 r/min)

如图9(a)所示,在转速为1 800 r/min,负荷为150 N·m时,可将阈值定为100左右,这样当 $S_i$ 大于100时可判为第 $i$ 缸失火。在空载工况下,如图9(b)所示,5缸失火时特征因子 $S_1$ 可达到100,而4缸失火时特征因子 $S_4$ 约为44,因此无法确定统一的阈值。理论上可通过对每一缸失火工况进行阈值标定来解决此问题,但增加了标定的复杂程度。随着转速升高,可标定的阈值范围将变小,误诊率升高,因此基于角加速度的方法在高速轻载工况有一定局限性。目前,排放法规要求柴油机在高速下的失火诊断须在一定负荷下进行。例如,在75%最高转速、发动机负荷须高于5%最大负荷时,才进行失火诊断。

## 4 结 论

1) 基于神经网络,综合利用转速信号频域前6谐次的幅值信息和0.5谐次的相位信息,对于单缸完全失火故障在高速轻载工况下具有较好的诊断准确率,从而改善了基于角加速度方法在此工况的标定复杂化和阈值难确定的局限性。

2) 采用谐次分析获取故障特征并结合神经网络进行模式识别,算法泛化特性好,通过转速为1 200和1 800 r/min的数据,可完成用于一定转速范围神经网络的训练,在一定程度上降低了标定工作量。

3) 此方法考虑了单缸完全失火与两缸完全失火模式的区分。在神经网络训练时应注意,虽然可以在训练集中减少一些转速和负荷工况,但应包含所有需诊断的失火模式。

4) 通过故障特征的重新归一化,实现了一定负荷下的单缸失火程度区分,丰富了诊断功能。由于空载工况下单缸一定程度失火时,供油量小幅变化引起的故障特征易混淆,因此此工况下难以实现对失火程度的区分。整体算法诊断正确率超过97%。

**致谢** 感谢中车唐山机车车辆有限公司给予的支持。

## 参 考 文 献

[1] 环境保护部,国家质量监督检验检疫总局. GB 18352.6—2016 轻型汽车污染物排放限值及测量方法(中国第6阶段)[S/OL]. 北京:中国环境出版社,2017 [2018-10-23]. <http://kjs.mep.gov.cn/hjbhbz/bzwb/dqhbh/dqdywrwpfbz/201612/W020171207355626647621.pdf>.

[2] California Air Resources Board. California code of regulations-1968. 1 malfunction and diagnostic system requirements-1994 and subsequent model-year passenger cars, light-duty trucks, and medium-duty vehicles and engines [M/OL]. California: Thomson Reuters, 2018-10-23. <https://govt.westlaw.com/calregs/Index?transitionType=Default&contextData=%28sc.Default%29>

[3] 高忠权,李春艳,刘兵,等. 采用离子电流法的发动机非正常燃烧诊断[J]. 西安交通大学学报,2015,49(5):1-6.  
GAO Zhongquan, LI Chunyan, LIU Bing, et al. Detection of engine abnormal combustion with ion current method [J]. Journal of Xi'an Jiaotong University, 2015, 49(5): 1-6. (in Chinese)

[4] SHARMA A, SUGUMARAN V, DEVA SENAPATI S B. Misfire detection in an IC engine using vibration signal and decision tree algorithms [J]. Measurement, 2014, 50: 370-380.

[5] 杜灿谊,杨志坚,丁康. 小波分析在发动机失火监测中的应用[J]. 振动、测试与诊断,2011,31(3):318-322.  
DU Canyi, YANG Zhijian, DING Kang. Monitoring method for engine misfire based on wavelet analysis [J]. Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis, 2011, 31(3): 318-322. (in Chinese)

[6] CHUNG Y, BAE C, CHOI S, et al. Application of a wide range oxygen sensor for the misfire detection [J]. SAE Technical Paper, 1999, 108(4): 892-901.

[7] 刘世元,杜润生,杨叔子. 利用转速波动信号诊断内燃机失火故障的研究(2)——波形诊断方法[J]. 内燃机学报,2000,18(3):323-330.  
LIU Shiyuan, DU Runsheng, YANG Shuzi. Misfire detection for internal combustion engines by speed fluctuation signals - part II: method of waveform analysis [J]. Transactions of CSICE, 2000, 18(3): 323-330. (in Chinese)

[8] 胡杰,刘博,颜伏伍,等. 汽油机失火诊断 GA-SVM 方法研究 [J]. 汽车技术,2017(1):38-42.  
HU Jie, LIU Bo, YAN Fuwu, et al. Research on GA-SVM method for gasoline engine misfire diagnosis [J]. Automobile Technology, 2017(1): 38-42. (in Chinese)

[9] HELM S, KOZEK M, JAKUBEK S. Combustion torque estimation and misfire detection for calibration of combustion engines by parametric Kalman filtering [J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2012, 59(11): 4326-4337.



- [10] WANG Y, CHU F. Real-time misfire detection via sliding mode observer [J]. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 2005, 19(4): 900-912.
- [11] KLENK M, MOSER W, MUELLER W, et al. Misfire detection by evaluating crankshaft speed-A means to comply with OBDII [J]. *SAE Transactions*, 1993, 102(3): 598-607.
- [12] TARAZA D, HENEIN N A, BRYZIK W. The frequency analysis of the crankshaft's speed variation; a reliable tool for diesel engine diagnosis [J]. *Journal of Engineering for Gas Turbines and Power*, 2001, 123(2): 428-432.
- [13] 肖小勇, 向阳, 钱思冲, 等. 多谐波相位法在柴油机故障诊断上的应用 [J]. *哈尔滨工程大学学报*, 2014, 35(8): 954-960.  
XIAO Xiaoyong, XIANG Yang, QIAN Sichong, et al. The application of the multi-harmonic phase method to fault diagnosis of diesel engines [J]. *Journal of Harbin Engineering University*, 2014, 35(8): 954-960. (in Chinese)
- [14] 蒋爱华, 李小昱, 王为, 等. 基于小波分析的发动机气缸失火故障诊断 [J]. *农业工程学报*, 2007, 23(4): 153-157.  
JIANG Aihua, LI Xiaoyu, WANG Wei, et al. Misfire failure diagnosis of engine based on wavelet analysis [J]. *Transactions of the CASE*, 2007, 23(4): 153-157. (in Chinese)
- [15] 王德军, 张贤达, 鲍亚新. 基于 EEMD 的发动机失火故障检测 [J]. *吉林大学学报(信息科学版)*, 2016, 34(4): 461-467.  
WANG Dejun, ZHANG Xianda, BAO Yaxin. Misfire detection of engine based on EEMD [J]. *Journal of Jilin University (Information Science Edition)*, 2016, 34(4): 461-467. (in Chinese)
- [16] CAVINA N, CIPOLLA G, MARCIGLIANO F, et al. A methodology for increasing the signal to noise ratio for the misfire detection at high speed in a high performance engine [J]. *Control Engineering Practice*, 2006, 14(3): 243-250.
- [17] 陈之炎. 船舶推进轴系振动 [M]. 上海: 上海交通大学出版社, 1987: 37-114.
- [18] 周龙保. 内燃机学 [M]. 北京: 机械工业出版社, 2010: 271-289.
- [19] TARAZA D. Quantifying relationships between the crankshaft's speed variation and the gas pressure torque [C]//SAE 2001 Word Congress. New York: SAE International, 2001: 1-15.
- [20] CORTES C, VAPNIK V. Support-vector networks [J]. *Machine Learning*, 1995, 20(3): 273-297.
- [21] 王保健, 张小丽, 傅杨奥, 等. 优化支持向量机及其在智能故障诊断中的应用 [J]. *振动、测试与诊断*, 2017, 37(3): 547-552.  
WANG Baojian, ZHANG Xiaoli, FUYANG Aoxiao, et al. Optimization of support vector machine and its application in intelligent fault diagnosis [J]. *Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis*, 2017, 37(3): 547-552. (in Chinese)
- [22] LECUN Y, BOTTOU L, BENGIO Y, et al. Gradient-based learning applied to document recognition [J]. *Proceedings of the IEEE*, 1998, 86(11): 2278-2324.
- [23] 张瑜. 汽车发动机失火故障诊断方法研究 [D]. 重庆: 重庆邮电大学, 2017.
- [24] CHEN J, RANDALL R B. Improved automated diagnosis of misfire in internal combustion engines based on simulation models [J]. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 2015, 64: 58-83.
- [25] 王桂洋. 捷达轿车车载诊断系统失火检测研究 [D]. 长春: 吉林大学, 2007.



**第一作者简介:**张攀,男,1987年9月生,博士生。主要研究方向为发动机故障诊断,噪声与振动控制。曾发表《某乘用车车内噪声与方向盘振动分析与改进》《《噪声与振动控制》2017年第37卷第2期》等论文。

E-mail: perfect04@126.com

**通信作者简介:**高文志,男,1965年8月生,教授。主要研究方向为内燃机 NVH 及节能技术。

E-mail: gaowenzhi@tju.edu.cn

