

基于RVMD的牵引电机转子初期断条故障监测

尹进田^{1,2}, 谢永芳¹, 阳春华^{1†}

(1. 中南大学 信息科学与工程学院, 长沙 410083;

2. 邵阳学院 多电源地区电网运行与控制湖南省重点实验室, 湖南 邵阳 422000)

摘要: 针对牵引电机转子初期断条故障监测难的问题, 提出一种基于重构变分模态分解(RVMD)的故障监测方法. 该方法针对监测信号构造变分问题, 求解多个模态函数, 通过对模态函数进行叠加重构实现故障监测. 结合损伤因子概念对电机转子初期断条故障进行建模, 利用所建故障模型实现牵引电机转子初期故障注入, 并进行故障监测实验. 最后通过实验验证所提出方法的有效性.

关键词: 故障监测; 重构变分模态分解; 牵引电机; 转子初期断条

中图分类号: TP306

文献标志码: A

Monitoring of incipient rotor bars broken fault in traction motors based on RVMD method

YIN Jin-tian^{1,2}, XIE Yong-fang¹, YANG Chun-hua^{1†}

(1. School of Information Science and Engineering, Central South University, Changsha 410083, China; 2. Hu'nan Provincial Key Laboratory of Grids Operation and Control on Multi-Power Sources Area, Shaoyang University, Shaoyang 422000, China)

Abstract: Aiming at the difficulty of the incipient stage of rotor bar broken fault, a fault monitoring method based on reconstruction of variational mode decomposition(RVMD) is proposed. This method aims at the variation problems of detection signal structures and solves many mode functions, so as to realize the fault detection in virtue of the superposition of reconstruction. Then, combining with the concept of the damage factor, this paper proceeds to model the rotor bar broken fault in the incipient stage. With the use of the built fault model, this paper realizes the rotor bar broken fault injection in the incipient stage and carries on the fault monitoring experiment. The experiment verifies the validity of the proposed methods.

Keywords: fault monitoring; reconstruction of variational mode decomposition; traction motor; incipient broken rotor bars

0 引言

牵引电机是高速列车将电能转化为机械动能的核心设备之一,是高速列车的动力来源,也是故障发生较多、危及行车安全较大的部件之一. 牵引电机的运行状态直接关系到高速列车运行安全. 转子断条是牵引电机常见故障之一^[1],故障初期时对电机正常运行影响微弱,不易察觉,但若此时不进行维修或更换,则将使故障程度进一步加大,危及行车安全. 此外,转子断条故障很可能导致扫膛故障,造成定子绕组接地、短路等严重故障,从而引发意外停机等事故

的发生^[2]. 因此,研究牵引电机转子初期断条故障监测对于预防恶性事故发生具有重要意义.

转子断条故障监测主要有基于气隙磁通、转矩、振动、中心电压以及定子电流等电机信号的方法^[3]. 因为电流信号获取方便,成本低廉且容易构成非侵入式监测系统,故电机电流信号分析方法(MCSA)是目前使用最多的故障监测方法^[4-5].

对于电机转子断条故障,常见的监测方法主要有基于快速傅立叶变换(FFT)、离散小波变换(DWT)、希尔伯特黄变换(HHT)等^[6-7]. 按故障严重程度划分,

收稿日期: 2017-01-20; 修回日期: 2017-05-12.

基金项目: 国家自然科学基金项目(61490702); 国家创新研究群体科学基金项目(61621062); 湖南省科技厅科技计划项目(2016TP1023); 湖南省教育厅科研项目(16C1450).

责任编委: 高会军.

作者简介: 尹进田(1981-),男,副教授,博士生,从事高速列车牵引传动控制系统故障注入与故障诊断的研究; 阳春华(1965-),女,教授,博士生导师,从事复杂工业过程建模与优化控制、故障诊断与智能控制系统等研究.

†通讯作者. E-mail: ychh@csu.edu.cn

电机转子断条故障主要分为转子初期断条故障和转子完全断条故障. 本文中, 转子初期断条故障是指电机从正常到一根导条完全断裂的状态. 目前, 大量文献集中在对转子完全断条故障即整数根断条故障的研究^[8]. 由于初期断条故障时定子电流里的故障特征非常微弱, 信噪比低, 往往被强噪声所淹没, 受限于背景噪声及频率分辨率低的固有缺陷, 基于上述方法的转子初期断条故障监测鲜有报道. 文献[9]提出了基于高分辨率谱估计的早期转子断条故障诊断方法, 利用离散小波变换和 Hilbert 变换对定子电流信号进行预处理, 然后采用扩展 Prony 算法对预处理后的信号进行分析, 虽然其效果优于 FFT 方法, 但是在实施扩展 Prony 算法之前需要对数据进行预处理, 而不同的预处理方法对频率估计精度及诊断实时性都会有所影响.

变分模态分解^[10](VMD)是 Dragomiretskiy 等在 2014 年提出的一种新的自适应信号处理方法, 具有很好的噪声鲁棒性、算法效率高且无需对信号进行预处理等优点. 该方法通过迭代搜寻变分模型最优解来确定每个分量频率中心及带宽, 从而自适应地实现频域剖分和分量分离, 鉴于 VMD 具有无需信号预处理和去噪效果好等优点, 已有学者将其应用在滚动轴承、地震分析等故障诊断上^[11-12]. 但由于转子断条故障特征频率与基频大小接近, 使得分解后的频率相互影响, 出现频谱混叠, 致使故障特征不明显, 导致直接利用 VMD 进行故障监测效果不理想.

针对 VMD 方法在转子初期断条效果不理想的情况, 本文提出基于 RVMD(Reconstruction VMD)的转子初期断条故障监测方法. 结合损伤因子概念对牵引电机转子初期断条故障进行建模, 并搭建牵引传动系统仿真模型实现牵引电机转子初期断条故障注入, 在此基础上进行故障监测实验, 通过实验验证所提出方法的有效性.

1 RVMD 方法

RVMD 方法以 VMD 为基础, 对信号分解求得模态函数, 随后在频域对模态函数进行叠加重构, 得到重构信号.

1.1 获取模态函数

模态函数的获取首先需要构造变分问题, 其次对所构变分问题进行求解.

变分问题的构造需通过寻求 k 个模态函数 $u_k(t)$ 实现, 并且使每个模态的估计带宽之和最小, 约束条件为各模态之和等于原始输入信号 y , 即^[10]

$$\begin{cases} \min_{\{u_k\}, \{w_k\}} \left\{ \sum_k \left\| \partial_t \left[\left(\delta(t) + \frac{j}{\pi t} \right) * u_k(t) \right] e^{-jw_k t} \right\|_2^2 \right\}, \\ \text{s.t. } \sum_k u_k = y. \end{cases} \quad (1)$$

其中: $\{u_k\} = \{u_1, u_2, \dots, u_k\}$ 为各模态函数集; $\{w_k\} = \{w_1, w_2, \dots, w_k\}$ 为各模态 u_k 对应的中心频率集; ∂_t 是对函数求时间 t 的偏导数; $\delta(t)$ 为单位脉冲函数; j 为虚数单位; $*$ 为卷积; $\|\cdot\|_2^2$ 为 L_2 范数的平方.

对于变分问题求解, 通过引入增广拉格朗日函数, 将约束性变分问题转化为非约束性变分问题, 有^[10]

$$\begin{aligned} L(\{u_k\}, \{w_k\}, \lambda) := & \\ & \alpha \sum_k \left\| \partial_t \left[\left(\delta(t) + \frac{j}{\pi t} \right) * u_k(t) \right] e^{-jw_k t} \right\|_2^2 + \\ & \left\| y(t) - \sum_k u_k(t) \right\|_2^2 + \left\langle \lambda(t), y(t) - \sum_k u_k(t) \right\rangle. \end{aligned} \quad (2)$$

其中: α 为二次惩罚因子, 保证信号重构精度; λ 为拉格朗日乘法算子, 使约束条件保持严格性; $L(\cdot)$ 为拉格朗日函数; $\langle \cdot \rangle$ 为内积运算.

采用乘法算子交替方向法, 不断更新各分量和中心频率, 求取上述拉格朗日函数的鞍点, 即最优解, 从而将原始输入信号分解成 K 个窄带本征模态函数分量, 其中 u_k^{n+1} 的取值^[10]可表述为

$$\begin{aligned} u_k^{n+1} = & \\ & \arg \min_{u_k \in X} \left\{ \alpha \left\| \partial_t \left[\left(\delta(t) + \frac{j}{\pi t} \right) * u_k(t) \right] e^{-jw_k t} \right\|_2^2 + \right. \\ & \left. \left\| y(t) - \sum_i u_i(t) + \frac{\lambda(t)}{2} \right\|_2^2 \right\}. \end{aligned} \quad (3)$$

其中: $w_k = w_k^{n+1}$, $\sum_i u_i(t) = \sum_{i \neq k} u_i(t)^{n+1}$. 利用 Parseval/Plancherel 傅立叶等距变换将式(3)变换到频域, 有

$$\begin{aligned} \hat{u}_k^{n+1} = & \\ & \arg \min_{\hat{u}_k, u_k \in X} \left\{ \alpha \left\| jw [(1 + \text{sgn}(w + w_k)) * \hat{u}_k(w + \right. \right. \\ & \left. \left. w_k)] \right\|_2^2 + \left\| \hat{y}(w) - \sum_i \hat{u}_i(w) + \frac{\hat{\lambda}(w)}{2} \right\|_2^2 \right\}. \end{aligned} \quad (4)$$

将式(4)第1项的 w 用 $w - w_k$ 代替, 并将该式转换成非负频率区间积分形式, 有

$$\begin{aligned} \hat{u}_k^{n+1} = & \\ & \arg \min_{\hat{u}_k, u_k \in X} \left\{ \int_0^\infty 4\alpha (w - w_k)^2 |\hat{u}_k(w)|^2 + \right. \\ & \left. 2 \left| \hat{y}(w) - \sum_i \hat{u}_i(w) + \frac{\hat{\lambda}(w)}{2} \right|^2 dw \right\}. \end{aligned} \quad (5)$$

从而求得二次优化问题的解

$$\hat{u}_k^{n+1}(w) = \frac{\hat{y}(w) - \sum_{i \neq k} \hat{u}_i(w) + \frac{\hat{\lambda}(w)}{2}}{1 + 2\alpha(w - w_k)^2}. \quad (6)$$

同样可将中心频率的取值问题变换到频域,即

$$w_k^{n+1} = \arg \min_{w_k} \left\{ \int_0^\infty (w - w_k)^2 |\hat{u}_k(w)|^2 dw \right\}. \quad (7)$$

中心频率计算结果为

$$w_k^{n+1} = \frac{\int_0^\infty w |\hat{u}_k(w)|^2 dw}{\int_0^\infty |\hat{u}_k(w)|^2 dw}. \quad (8)$$

其中: $\hat{u}_k^{n+1}(w)$ 相当于当前剩余量 $\hat{y}(w) - \sum_{i \neq k} \hat{u}_i(w)$ 的维纳滤波, w_k^{n+1} 为当前模态函数功率谱的重心; 对 $\{\hat{u}_k(w)\}$ 进行傅里叶逆变换, 其实部为 $\{u_k(t)\}$.

1.2 信号重构

虽然VMD方法通过迭代搜寻变分模型最优解确定了每个分量的带宽及频率中心, 从而获得分解分量, 实现了信号各分量的有效分离和频率剖分, 但转子断条所产生的故障特征频率与基频非常接近, 使得分解后的分量频率会出现频谱混叠现象, 影响了故障特征的体现. RVMD方法就是在VMD基础上, 将VMD分解得来的具有不同频率和不同幅值的模态函数分量保持分解后的位置不变, 将它们按式(9)进行重新叠加重构形成新的频谱.

$$y_{rec} = \sum_{i=1}^k u_i + r_k. \quad (9)$$

其中: u_i 和 r_k 分别为模态函数分量和余项, 新频谱中滤去了噪声成分.

2 基于RVMD的转子初期断条故障监测

基于RVMD的转子初期断条故障监测方法由模态函数求解、模态函数分量叠加重构及故障监测决策3部分组成. 具体实现过程如下.

1) 载入原始定子电流信号 y , 进行变分问题构造, y 含基频量、故障分量及噪声;

2) 初始化 $\{u_k^1\}$ 、 $\{w_k^1\}$ 、 $\{\lambda^1\}$, n 为 0;

3) $n = n + 1$, 执行整个循环;

4) 根据式(6)更新 u_k , 执行内层第 1 个循环;

5) $k = k + 1$, 重复步骤 4), 直到 $k = K$, 结束内层第 1 个循环;

6) 根据式(8)更新 w_k , 执行内层第 2 个循环;

7) $k = k + 1$, 重复步骤 6), 直到 $k = K$, 结束内层第 2 个循环;

8) 由 $\hat{\lambda}^{n+1}(w) \leftarrow \hat{\lambda}^n(w) + \tau \left[\hat{y}(w) - \sum_k \hat{u}_k^{n+1}(w) \right]$

更新 λ ;

9) 重复步骤 3)~步骤 8), 对于给定判别精度 $\varepsilon > 0$, 若 $\sum_k \|\hat{u}_k^{n+1} - \hat{u}_k^n\|_2^2 / \|\hat{u}_k^n\|_2^2 < \varepsilon$, 则结束整个循环, 输出 k 个 IMF 分量, 否则返回步骤 3);

10) 将输出 K 个模态函数分量频域内按式(9)进行叠加重构, 实现转子初期断条故障监测;

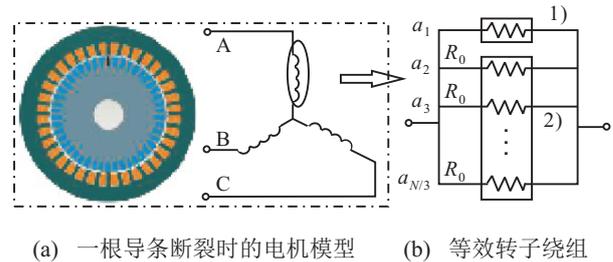
11) 根据重构信号作出相应故障监测决策.

步骤 1) 为变分问题构造, 步骤 2)~步骤 9) 为根据变分问题求解模态函数, 步骤 10) 为模态函数分量叠加重构, 步骤 11) 为故障监测决策.

3 牵引电机转子初期断条故障建模

牵引电机发生转子断条时, 转子相电阻将发生变化^[13], 令断条故障时相电阻变化量为 R_f , 受文献[14]启发, 本文引入损伤因子的概念, 结合相电阻的变化对转子断条故障严重程度进行建模.

正常牵引电机转子具有对称结构, 断条故障位置如图 1(a) 所示, 假定有一根断条, 且断条位置发生在 A 相, 此时 A 相转子分成两部分, 如图 1(b) 所示, 1) 为故障导条, 2) 为剩余正常导条.



(a) 一根导条断裂时的电机模型 (b) 等效转子绕组

图 1 牵引电机转子断条

设牵引电机转子导条总数为 N 根, 每根导条电阻为 R_0 . 牵引电机等效转子绕组如图 1(b) 所示, 每相绕组导条数为 $N/3$, 相内导条为并联关系, 导条正常时转子相电阻值为

$$R_r = \frac{R_0}{N/3} = \frac{3R_0}{N}. \quad (10)$$

当牵引电机单根导条出现初期故障时, 引入损伤因子 D , D 是由于导条材料内部承载面出现微缺陷而失去的承载面积百分比, 且 $0 < D < 1$ (初期断条微弱故障), $D = 0$ 、 $D = 1$ 分别表示导条完好和完全断裂. 设正常导条无损承载面积为 A_0 , 受损后的有效承载面积为 $A = A_0(1 - D)$, 根据欧姆定律, 相应的单根导条受损前后电阻值 R_0 与 R'_0 的关系为

$$R'_0 = \frac{R_0}{1 - D}. \quad (11)$$

此时, 图 1(b) 中并联电路的其中一个电阻值将由 R_0 变为 R'_0 , 对应相电阻值由 R_r 变为 R'_r , 即

$$R'_r = \frac{R_0}{\frac{N}{3} - 1} \parallel R'_0 = \frac{3R_0}{N - 3D}, \quad (12)$$

则相电阻变化量 R_f 为

$$R_f = R'_r - R_r = \frac{3D}{N - 3D} R_r. \quad (13)$$

4 实验验证

4.1 牵引传动系统实时仿真建模

建立CRH2高速列车牵引传动控制系统dSPACE实时仿真模型,其中牵引电机参数见文献[15],系统的组成如图2所示.

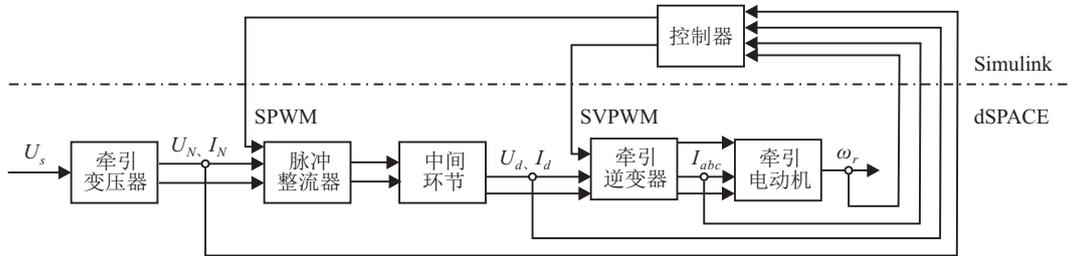


图2 牵引电机转子断条故障dSPACE实时仿真

牵引变压器、牵引变流器和转子断条牵引电机均在dSPACE中实现建模,控制器在Simulink中建模^[16].在牵引电机转子任意一相串联电阻 R_f 模拟转子初期断条故障实现故障注入^[17].

4.2 仿真结果

仿真初始阶段牵引电机正常无故障,当运行到0.2s时加入断条故障,观察定子A相电流.

本文给出4种不同程度断条故障下的仿真结果,根据CRH2型高速列车牵引电机参数及第3部分推导,故障电阻 R_f 变化范围为 $0 \sim 0.07 \Omega$: $R_f = 0 \Omega$ ($D = 0$)表示转子正常无故障; $R_f = 0.001 \Omega$ ($D = 0.1$)表示转子初期断条轻微; $R_f = 0.01 \Omega$ ($D = 0.98$)表示转子初期断条较严重;为与初期断条故障做比较,另取 $R_f = 0.07 \Omega$ 表示转子断条相对严重.当牵引电机发生转子初期断条故障时,三相定子电流时域波形变化不明显,难以实现故障监测.不同故障程度下定子A相电流如图3所示.

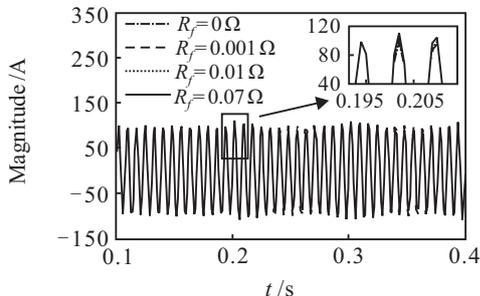


图3 不同故障程度下的定子A相电流

4.3 基于RVMD的故障监测分析

依次选取故障电阻 R_f 为 0Ω 、 0.001Ω 、 0.01Ω 、 0.07Ω ,分别采用EMD和RVMD对牵引电机A相定子电流进行分析.图4~图7是此4种故障程度下A相电流的EMD分析结果.图8~图11是此4种故障程

度下A相电流的VMD及RVMD分析结果.

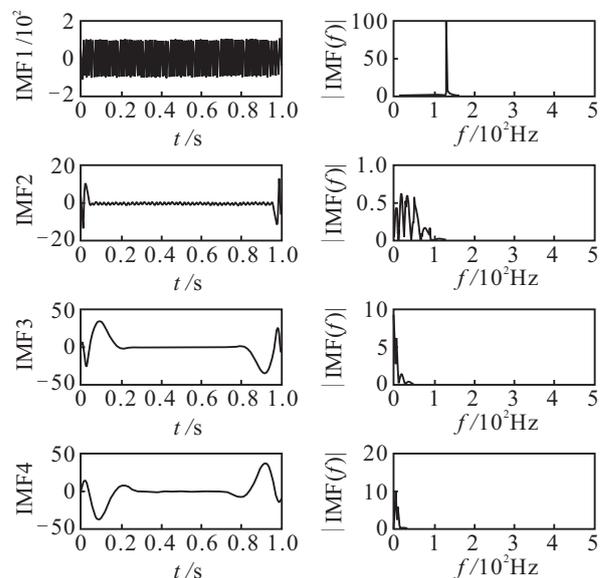


图4 正常情况下A相电流EMD分解及频谱($R_f = 0 \Omega$)

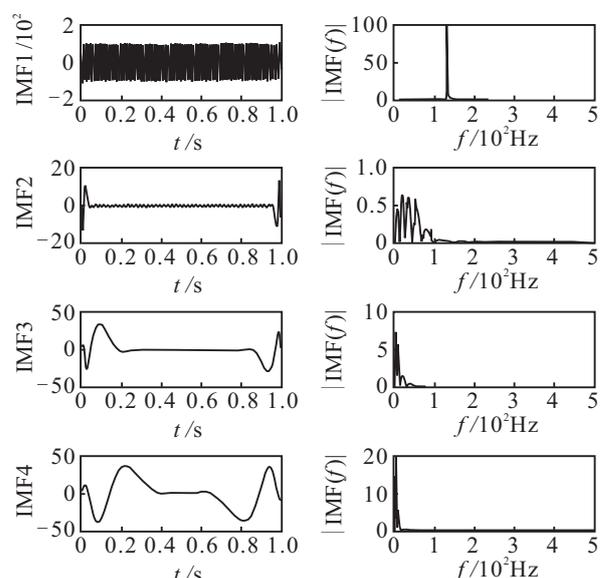


图5 初期微弱故障下A相电流EMD分解及频谱($R_f = 0.001 \Omega$)

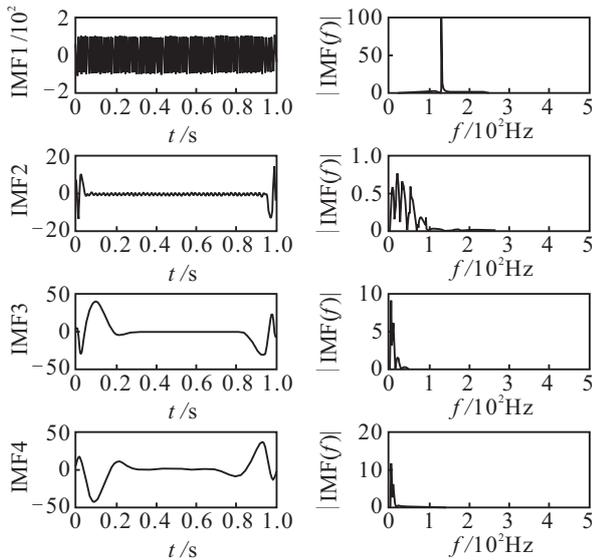


图6 初期较严重故障下A相电流EMD分解及频谱($R_f = 0.01 \Omega$)

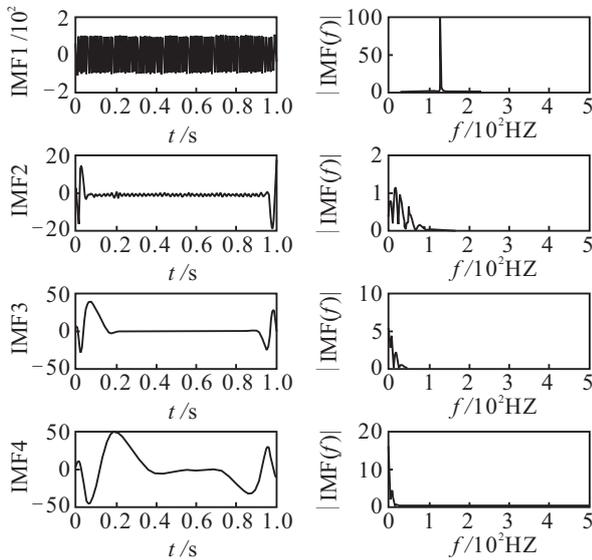


图7 相对严重故障下A相电流EMD分解及频谱($R_f = 0.07 \Omega$)

图4~图7左侧的4个子图表示对A相电流进行EMD分解后的4个IMF分量,右侧的4个子图是4个IMF分量对应的频谱.对比图4~图7中的IMF分量及频谱,在不放大的情况下,很难看出给定4种故障情况之间的区别.因此,利用EMD对定子电流进行分析难以实现转子初期断条故障监测.

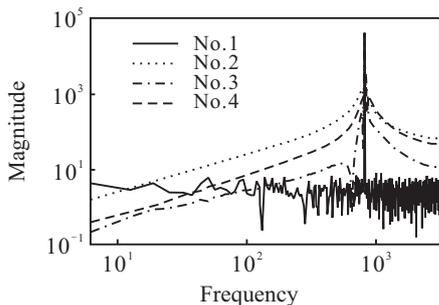


图8 正常情况下A相电流RVMD频谱($R_f = 0 \Omega$)

图8~图11给出了与图4~图7相同故障程度下的定子A相电流频谱,其中No.2、No.3、No.4为A相电流VMD分解后的主要分量频谱, No.1为No.2、No.3、No.4分量的叠加重构频谱(RVMD频谱).

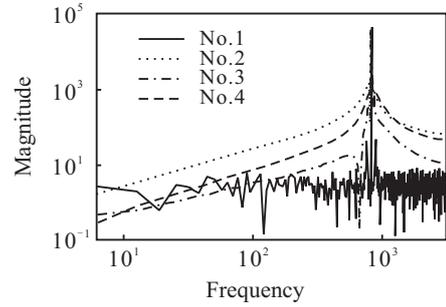


图9 初期微弱故障下A相电流RVMD频谱($R_f = 0.001 \Omega$)

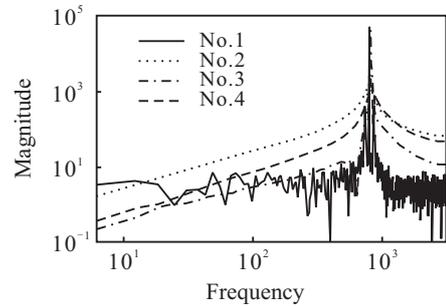


图10 初期较严重故障下A相电流RVMD频谱($R_f = 0.01 \Omega$)

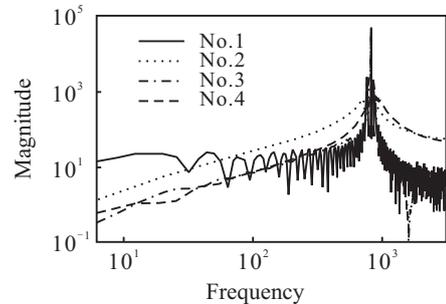


图11 相对严重故障下A相电流RVMD频谱($R_f = 0.07 \Omega$)

直接观察不同故障程度下定子电流VMD分解后的No.2、No.3、No.4分量,区别不明显,难以监测转子初期断条故障.而观察RVMD后的频谱No.1则不同,图8为转子正常,去噪后的A相电流频谱No.1,其垂线两侧无代表故障的分量存在;即使是初期微弱故障图9也能明显看出No.1垂线两侧伴随故障分量存在;图10、图11中故障分量幅值逐渐增大且都要比图9的大,说明断条故障更加严重.

对上述仿真结果进行对比可以发现,RVMD算法效率高、操作实时性好,在牵引电机转子初期断条微弱故障的监测方面比传统EMD、VMD方法的效果更好.

5 结论

本文提出RVMD的故障监测方法以解决牵引电机转子初期断条故障情况下,电气参数变化非常微弱及噪声强度大所引起的监测难的问题.对电机转子初期断条故障进行建模和实现转子初期故障注入,并进行了故障监测实验.实验结果表明,所提方法相比传统EMD、VMD方法具有更好的效果.

参考文献(References)

- [1] Martin R G, Antonino-Daviu J A, Capolino G A. Advances in electrical machine, power electronic, and drive condition monitoring and fault detection: State of the art[J]. *IEEE Trans on Industrial Electronics*, 2016, 62(3): 1746-1759.
- [2] 黄进, 牛发亮, 杨加强. 基于双PQ的感应电机转子故障诊断[J]. *中国电机工程学报*, 2006, 26(13): 135-140. (Huang J, Niu F L, Yang J Q. Rotor faults diagnosis for induction motors based on the double PQ transformation[J]. *Proc of the Chinese Society for Electrical Engineering*, 2006, 26(13): 135-140.)
- [3] 阳同光, 蒋新华. 感应电机故障诊断研究现状与发展趋势[J]. *微电机*, 2010, 43(4): 68-72. (Yang T G, Jiang X H. Research and development trends of induction motor fault diagnosis[J]. *Micromotors*, 2010, 43(4): 68-72.)
- [4] 祝洪宇, 胡静涛, 高雷, 等. 负载连续变化时鼠笼电机早期转子断条故障诊断[J]. *仪器仪表学报*, 2014, 35(7): 1646-1653. (Zhu H Y, Hu J T, Gao L, et al. Fault diagnosis of incipient broken rotor bars for squirrel-cage induction motor under continuous variable load condition[J]. *Chinese J of Scientific Instrument*, 2014, 35(7): 1646-1653.)
- [5] Joan P L, Antonino-Daviu J A, Martín R G, et al. Advanced induction motor rotor fault diagnosis via continuous and discrete time-frequency tools[J]. *IEEE Trans on Industrial Electronics*, 2015, 62(3): 1791-1802.
- [6] Alberto B, Fiorenzo F, Carla T, et al. Advances in diagnostic techniques for induction machines[J]. *IEEE Trans on Industrial Electronics*, 2008, 55(12): 4109-4126.
- [7] 李晗, 萧德云. 基于数据驱动的故障诊断方法综述[J]. *控制与决策*, 2011, 26(1): 1-9. (Li H, Xiao D Y. Survey on data driven fault diagnosis methods[J]. *Control and Decision*, 2011, 26(1): 1-9.)
- [8] 王攀攀, 史丽萍, 张勇, 等. 采用一种混合骨干微粒群优化算法的感应电机转子断条故障诊断[J]. *中国电机工程学报*, 2012, 32(30): 73-81. (Wang P P, Shi L P, Zhang Y, et al. Broken rotor bar fault diagnosis of induction motors using a hybrid bare-bones particle swarm optimization algorithm[J]. *Proc of the CSEE*, 2012, 32(30): 73-81.)
- [9] 贾朱植, 杨理践, 祝洪宇, 等. 基于高分辨率谱估计的早期转子断条故障诊断[J]. *仪器仪表学报*, 2017, 38(2): 279-287. (Jia Z Z, Yang L J, Zhu H Y, et al. High-resolution spectral analysis for incipient broken rotor bar diagnosis[J]. *Chinese J of Scientific Instrument*, 2017, 38(2): 279-287.)
- [10] Konstantin D, Dominique Z. Variational mode decomposition[J]. *IEEE Trans on Signal Processing*, 2014, 62(3): 531-544.
- [11] 刘长良, 武英杰, 甄成刚. 基于变分模态分解和模糊C均值聚类的滚动轴承故障诊断[J]. *中国电机工程学报*, 2015, 35(13): 3358-3365. (Liu C L, Wu Y J, Zhen C G. Rolling bearing fault diagnosis based on variational mode decomposition and fuzzy C means clustering[J]. *Proc of the CSEE*, 2015, 35(13): 3358-3365.)
- [12] Xue Y J, Cao J X, Wang D X, et al. Application of the variational-mode decomposition for seismic time-frequency analysis[J]. *IEEE J of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 2016, 9(8): 3821-3831.
- [13] Sergio T, Marco F, Marco R, et al. Effects of the speed loop on the diagnosis of rotor faults in induction machines[J]. *IEEE Trans on Instrumentation and Measurement*, 2012, 61(10): 2713-2722.
- [14] 姜菊生, 张伟根, 郭乙木, 等. 金属材料疲劳损伤的定量研究[J]. *材料科学与工程*, 2000, 18(1): 43-46. (Jiang J S, Zhang W G, Guo Y M, et al. The quantitative research of fatigue damage for metal materials[J]. *Materials Science and Engineering*, 2000, 18(1): 43-46.)
- [15] Yin J T, Xie Y F, Peng T, et al. Traction motor broken bar fault injection base on parameters of equivalent circuit[C]. *Proc of the 34th Chinese Control Conf. Hangzhou: IEEE*, 2015: 6325-6330.
- [16] Yang C H, Yang C, Peng T, et al. A fault-injection strategy for traction drive control systems[J]. *IEEE Trans on Industrial Electronics*, 2017, 64(7): 5719-5727.
- [17] Jung J H, Kwon B H. Corrosion model of a rotor-bar-under-fault progress in induction motors[J]. *IEEE Trans on Industrial Electronics*, 2006, 53(6): 1829-1841.

(责任编辑: 闫妍)