

# 基于驱动端电流的矿用液压电磁阀缓变失效预测方法

张东来<sup>1</sup>, 马 鑫<sup>2</sup>

(1. 哈尔滨工业大学深圳研究生院, 广东深圳 518055; 2. 上海航天控制工程研究所, 上海 200233)

**摘 要:** 本文研究地下综采工作面液压支架电液控制系统用电磁阀故障诊断及缓变失效预测方法. 分析了电磁阀机械运动特性, 并由此确定驱动电压、工作气隙长度、电流等参数关系及驱动端电流稳态和暂态特性. 根据暂态特性, 在阀芯运动区间提取了基于模板匹配的能量特征和 K-L 变换特征; 根据稳态特性, 在阀芯静止区间提取了驱动线圈感抗特征. 通过 143 天 240 万次开关实验, 获取了 2.4 万组数据, 并通过神经网络对两种电磁阀可准确识别出正常、开始失效、失效程度低、失效程度中和损坏等五个阶段, 两类阀的识别率分别为 98.1% 和 99%, 为电磁阀的故障预警和维护提供了依据, 提高了生产效率及安全性. 该方法可广泛适用于其它多种电磁阀缓变失效检测应用.

**关键词:** 液压; 电磁阀; 故障预测; 驱动端电流; 缓变失效; K-L 变换

**中图分类号:** TD687 **文献标识码:** A **文章编号:** 0372-2112 (2010) 12-2805-05

## Prediction Method for Mining Hydraulic Electromagnetic Valve Degradation Failure Based on Driving Current

ZHANG Dong-lai<sup>1</sup>, MA Xin<sup>2</sup>

(1. Harbin Institute of Technology Shenzhen Graduate School, Shenzhen, Guangdong 518055, China;

2. Shanghai Aerospace Engineering Institute, Shanghai 200233, China)

**Abstract:** A fault diagnosis and degradation failure prediction method for the electromagnetic valves which are used in hydraulic supports electro-hydraulic control system of the underground combined mining face is proposed. Through analyzing the mechanical kinetic characteristic of electromagnetic valves, the parametric relationship among the driving voltage, length of magnetic circuit working air gap and driving current is determined and the steady state and transient performance of driving end current is also obtained. According to the transient performance, the energy feature and K-L transforming feature based on template matching is extracted in the movement interval of valve spool, and according to the steady state performance, the inductive reactance feature of the drive coil is also obtained in the static interval of valve spool. 24,000 sets of data are gained by 2.4 million switching experiments in 143 days. The five stages of electromagnetic valves which are normal operation, beginning of failure, a little of failure, some failure and damage is accurately identified between two types of electromagnetic valve by using the neural network analytical approach, and the rates of identification are respectively 98.1% and 99%. The study provides basis for the fault prediction and maintenance of electromagnetic valves, and the productive efficiency of coals and the productive safety are improved. This prediction method can be widely applied to the degradation failure detection of many other types of electromagnetic valves.

**Key words:** hydraulic; electromagnetic valve; fault prediction; driving end current; degradation failure; K-L transform

## 1 引言

液压支架采用电液控制是目前国内外地下综采工作面支护技术发展的主要方向之一<sup>[1,2]</sup>. 电磁先导阀<sup>[1,3]</sup>作为液压系统的关键部件, 其性能、安全性及可靠性直接影响整个系统乃至煤矿生产效率、安全性和可靠性. 目前针对电磁阀的故障诊断方法一方面主要通过从被控端(如电阻法、回路功率等)或相关物理量(如压

力、浓度、温度等)检测其短路和断路等故障, 该方法成本高, 且易受其他非电磁阀故障的影响; 另一方面通过检测驱动端线圈稳态电流的有无或与期望值的偏差判定电磁阀的断路及短路故障, 但无法对电磁阀吸合、释放和动作过程的正确性进行诊断. 因此在实际应用中, 主要依靠定期更换或使用过程中出现问题后进行检测和维修, 从而增加生产成本、降低生产效率并为安全生产带来隐患. 因此研究电磁阀故障诊断及缓变失效预

测方法,为电磁阀的维护和维修提供依据,可大大提高生产安全性和生产效率,降低系统维护成本,具有重要的社会效益和经济效益。

故障诊断及隔离方法主要包括数值方法、人工智能方法以及两种相结合的方法,基于数值的方法主要运用状态估计、参数估计、自适应滤波、变量阈值逻辑、统计决策理论、数学模型等方法;基于人工智能的方法主要通过基于知识方法、定性仿真方法及神经网络等方法实现对系统模型未知的复杂时变非线性系统的故障诊断隔离及预测<sup>[4]</sup>。文献[5]通过数学模型的方法实现对溢流插装阀的常见4种故障的监测,文献[6]利用采样信号的频谱信息通过矢量量化方法实现对电磁阀连接管线破损程度的检测与分类,文献[7~10]通过神经网络实现对被检测对象故障类型或老化失效程度的分类及故障状态的预测,文献[11]通过线电流频谱特征利用基于规则的专家系统实现对故障的分类。还有通过电磁阀动作过程驱动端电流动态信息的变化进行故障诊断的方法<sup>[12~14]</sup>。

由于电磁运动机构的种类繁多,其模型的求解较难,采用有限元法所获得精确的解,会因为负载的变化、不同材料特性等等因素影响边界条件,多数情况下上述参数不易获得,针对每一个对象进行精确动态过程分析,计算复杂,难度较大,且意义不大。本文在上述研究的基础上,通过检测驱动端电流特征量,提取了基于电磁阀阀芯静态条件下驱动电流特征,其物理意义明显,特征提取更为容易,识别效果更有效。

## 2 电磁阀驱动端电流特性及故障检测原理

### 2.1 电磁阀驱动电流特性

电磁先导阀电气原理如图1所示,当控制系统提供驱动电流时,线圈磁场与下轭铁作用产生使磁芯运动的推力,推出固定于磁芯上的顶杆并推动先导阀中顶块运动使先导阀中工作口与高压口相通,回液口关闭。当控制系统断开电磁阀驱动电流时,电磁铁线圈通过内部泄放电路泄放电感能量,顶杆在弹簧力的作用下复位,先导阀中工作口与回液口相通,根据图1

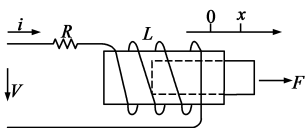


图1 电磁阀驱动端电气原理示意图

$$V = iR + L(x) \frac{di}{dt} + i \frac{dL(x)}{dt} \quad (1)$$

式中:  $V$  是端电压,为常数;  $L(x)$  为线圈电感量;  $i$  为线圈电流;  $x$  为磁芯位移;  $t$  为

时间。

由式(1)知在电磁阀开启动作过程中,相关磁路气隙发生变化,从而在微分方程中出现  $dL(x)/dt$  附加项,致使电磁阀线圈电流波动,令该附加项为:

$$\epsilon = i \frac{dL(x)}{dt}$$

$$\text{则可写成如下形式: } \epsilon = i \frac{dL(x)}{dx} \frac{dx}{dt} = i \frac{dL(x)}{dx} v$$

式中,  $v$  为顶杆运动速度。

### 2.2 阀芯静态区间驱动电流变化规律

电磁阀正常及故障状态下开启时驱动端电流波形如图2所示。图2(a),在  $t = 0$  时刻施加驱动,电流增加,此时阀芯并未产生运动,即  $v = 0$ ,此时  $\epsilon = 0$ ,由式(1)得

$$V = iR + L_1 \frac{di}{dt}$$

式中,  $L_1$  为线圈初始电感。

由于  $L_1$  和  $V$  均为常数,  $i$  的变化规律是单调的,当进入到  $t = A$  时刻,阀芯开始运动,且  $\epsilon \neq 0$ 。当进入到  $t = B$  时刻,阀芯运动停止,  $v = 0$ ,由式(1)得:

$$V = iR + L_2 \frac{di}{dt}$$

式中,  $L_2$  为线圈终止电感。由于  $L_2$  和  $V$  均为常数,  $i$  的变化规律仍是单调的。

图2(b)中,  $t \in [A, C]$  区间为过渡过程,  $t > C$  区间属于阀芯运动终止区间。

图2(c)中,电磁阀故障的最常见形式是开启和释放时顶杆无位移变化或变化很小,即  $v \rightarrow 0$ ,根据上述分析,  $L_1 \rightarrow L_2$ 。因此只要求出  $L_1$  和  $L_2$ ,即可判断阀芯运动状态,进而给出与寿命和故障相关的判断。

### 2.3 阀芯动作区间驱动电流变化规律

图2(a)  $t \in [A, B]$  区间和图2(b)  $t \in [A, C]$  区间,是由于运动造成的磁路气隙变化、加速度以及磁路设计的影响,导致电流出现了拐点,故障时可知对图2(a),  $A \rightarrow B$ ; 对图2(b),  $A \rightarrow C$ ; 该动态范围的能量或其差分的能量呈递减趋势。

## 3 电磁阀阀芯运动状态区域划分

对电磁阀驱动端电流实施等时间间隔连续采样,进而进行波形区域划分,图3给出波形划分示意图。

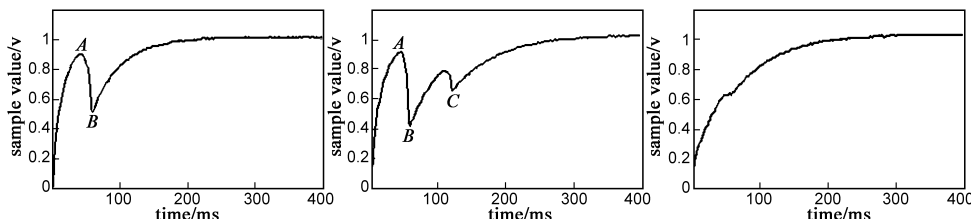


图2 电磁阀正常及故障状态下开启时的驱动端电流波形

先对采样信号进行差分运算,根据差分过零穿越点和预设阈值,找到 A、B 阀芯静止点区域,该区域的补集,即为阀芯运动区域.通过实验获取到电磁阀从正常到损坏过程中驱动端电流波形如图 4 所示.可见随着电磁阀开关次数的增加,两种电磁阀驱动端电流波形中 A 点位置、A 点幅值、B 点位置、B 点幅值逐渐发生变化,且第一种电磁阀产生故障电流波形的频率逐渐增加,第二种电磁阀开启时驱动端电流暂态过程复杂性减小并逐渐趋向于单调上升.

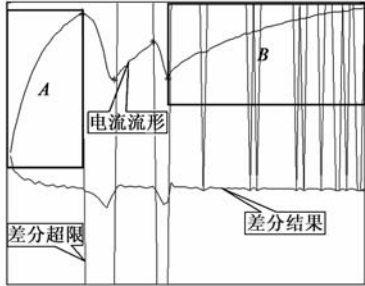


图3 阀芯运动状态区域划分示意图

## 4 电磁阀加速寿命试验及驱动端电流波形故障特征提取

### 4.1 电磁阀加速寿命试验

为快速获取电磁阀从正常到损坏驱动端电流的变化过程数据,对两种共四个电磁阀进行加速寿命实验,对电磁阀实施开关控制,每间隔 99 个开关周期,对 1 个开关周期进行采样,共经过 143 天连续实验,约 240 万次开关,其中第一种第二种电磁阀经过 140 万次开关后完全损坏,其它电磁阀已进入严重疲劳状态,行程微小,不能正常使用.

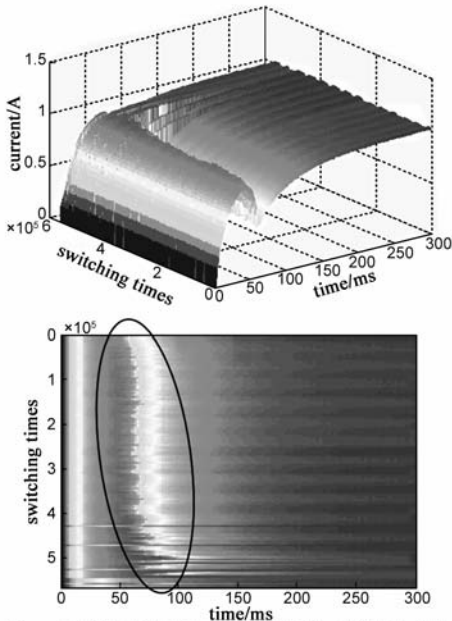


图4 电磁阀驱动端电流变化过程三维图及映像

### 4.2 基于阀芯运动区域数据的特征提取

随电磁阀开关次数增加使用时间增长,以电磁阀开始投入使用时电磁阀正常开启驱动端电流为标准模板,电磁阀开启时驱动端电流与标准模板之间的差异性将逐渐增加,同时电磁阀开启时驱动端电流的相关性也将逐渐降低,为降低数据维数,取电磁阀开启时驱动电流暂态过程与标准模板暂态过程差分信号的能量、K-L 变换特征值向量作为特征量评价电磁阀的失效程度.

#### (1) 基于模板匹配能量特征提取

令标准模板  $f = [x_{j1} \ x_{j2} \ \dots \ x_{jn}]$ , 式中  $x_{jn}$  表示进行第  $j$  个电流波形的第  $n$  个采样点值, 则第  $i$  个电流波形与标准模板差分信号能量  $E_i$  有  $E_i = \sum_{m=1}^n (x_{im} - x_{1m})^2$ . 两种电磁阀的差分信号能量特征量随电磁阀开关次数的增加而变化的过程如图 5 所示.

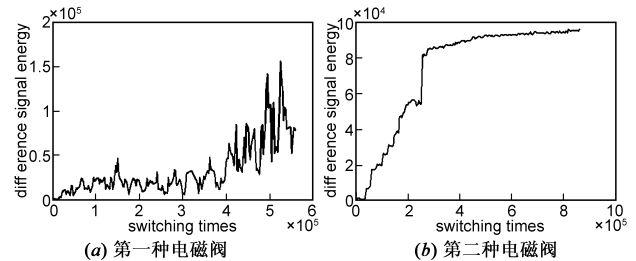


图5 两种电磁阀驱动电流差分信号能量变化曲线

#### (2) 基于 K-L 变换的特征提取

随着电磁阀开关次数增加使用时间增长,电磁阀开启时驱动电流的相关性将逐渐降低,为降低数据维数,通过 K-L 变换获取电磁阀驱动端电流波形的主要特征.将实验数据等分  $m$ , 第  $i$  时间段内所获取的驱动电流中等间隔抽取  $t$  个驱动电流波形,由此可获取电磁阀驱动端电流波形矩阵  $Y^i = [y_1^i \ y_2^i \ \dots \ y_t^i]$ ,  $i = 1, 2, \dots, m$ ;  $y_k^i = [x_1 \ x_2 \ \dots \ x_n]^T$ ,  $k = 1, 2, \dots, t$ , 其中  $x_j$  为该驱动波形的第  $j$  个采样点值.将电磁阀驱动端电流波形信号  $Y^i$  用  $x$  表示,进行如下变换:

$$x = \Delta v$$

式中  $v$  为  $x$  的协方差矩阵  $C = E[(x - \mu)(x - \mu)^T]$  的特征向量,其中  $\mu$  为  $x$  的均值向量,当  $\mu$  无实际意义时  $C$  可简化为  $C = E[xx^T]$ ;  $\Delta = \text{diag}[\lambda_1 \ \lambda_2 \ \dots \ \lambda_t]$ ,  $\lambda = \text{eig}(C)$ . 这样  $x$  各分量之间的相关性被解除,舍弃特征值极小的特征向量可进一步减小特征量个数.

设电磁阀驱动端电流波形数据总数为  $n$ ,其特征提取算法如下:

(1) 取电磁阀驱动端电流数据  $x_{1 \times n}$ ,  $C = E[x_{1 \times n} x_{1 \times n}^T]$ ,  $\lambda_{t \times 1} = \text{eig}(C)$ ,  $\lambda_{t \times 1}$  按降序排列.

(2) 求整数  $k$ , 使  $(\sum_{j=1}^k \lambda_j) / (\sum_{j=1}^t \lambda_j) \geq \epsilon$ , 保留  $\lambda_{k \times 1}$  作为特征值向量.

重复上述算法(1)和(2)的过程,获得其他时间段电磁阀驱动端电流波形特征,此处  $\epsilon = 0.99$ .

通过 K-L 变换,在降维的同时保留信号最重要的特征,可舍弃大多次要特征.在本文实验中,各时间段内的驱动端电流等间隔抽取  $t = 10$  个,驱动端电流波形数据  $n = 200$ ,经 K-L 变换获取 10 个特征量,为突出特征量的差异性,提高网络泛化能力,对所得特征值取对数运算,两种电磁阀各时间段内驱动端电流矩阵 K-L 变换特征值映像如图 6 所示.由图可知,对于第一种阀体,取  $k = 5$  保留驱动端电流波形的主要特征,对于第二种阀体,取  $k = 3$  以保留驱动端电流波形的主要特征,为保证特征向量元素个数一致,本文取  $k = 5$ .

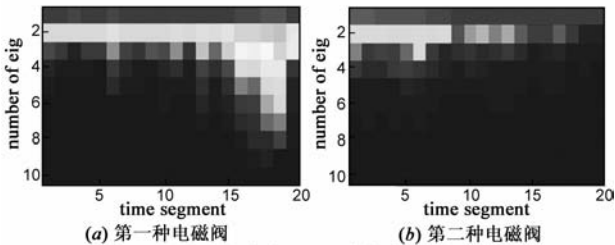


图6 驱动端电流波形K-L变换特征值映像图

### 4.3 基于阀芯静止区间感抗的特征提取

分别针对图 3 中阀芯静止区间, A 与 B 在线求取感

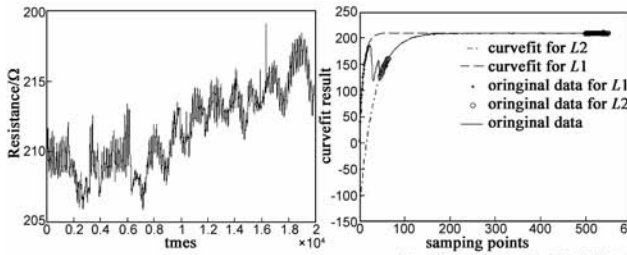


图7 驱动端直流电阻随使用条件和工况而变化

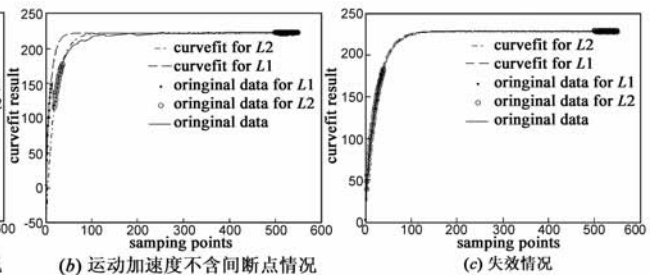


图8 阀芯静止区域感抗计算拟合波形图

抗,具体方法如下:  
针对 A 区间有:对电流信号表达式经过整理后,再取自然对数,后线性化拟合,由于  $R$  已知,根据斜率  $(-R/L)$  即可得知感抗.

$$i_1(t) = \frac{U}{R}(1 - e^{-t/\tau}), \tau = \frac{L_1}{R}$$

$$f_1(t) = -\frac{R}{L_1}t = \ln(1 - \frac{R}{U}i_1(t))$$

类似地,针对 B 区间有:

$$i_2(t) = \frac{U}{R} + (I_0 - \frac{U}{R})e^{-t/\tau}, \tau = \frac{L_2}{R}$$

$$f_2(t) = -\frac{R}{L_2}t = \ln(\frac{i_2(t) - \frac{U}{R}}{I_0 - \frac{U}{R}})$$

$I_0$  为电流初值,可根据 B 区间的初始点信息确定该值.由于  $R$  会随温度等变化而变化,如图 7 所示,可根据实测的驱动电压  $U$  和稳态时驱动电流  $I$  进行  $R = U/I$  的计算,可提高感抗测量精度.运动加速度出现间断点情况,在运动加速度不含间断点情况和失效情况等几种典型状态下,对阀芯静止区间经上述计算得感抗值后的拟合结果如图 8 所示,可见感抗计算准确.

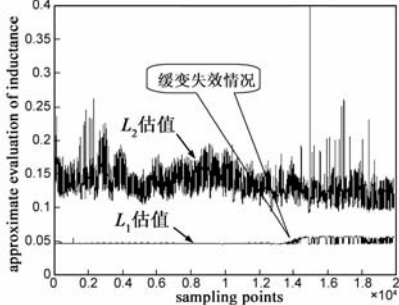
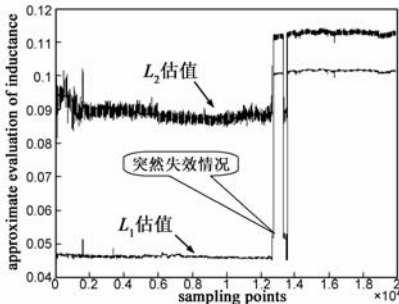


图9 基于阀芯静止区域的电磁线圈感抗波形

### 5 基于神经网络的电磁阀故障预测分类

将电磁阀从开始投入使用到损坏的缓变失效过程分为 5 类,分别为:正常范围;开始失效;失效程度低;失效程度中;损坏.使用 BP 算法的三层前馈网络,输出层 5 个神经元,对 5 种失效程度进行分类,隐含层采用 sigmoid 激活函数,使用线性函数进行输出综合.将提取出的  $|L_1 - L_2|$ 、能量特征量、K-L 变换特征值向量取对数运算后作为神经网络的输入信号,输入特征量为 7 个.

从两种电磁阀的各类失效程度中各取 40 个共 200 个样本对网络进行训练,从每一类失效程度中再另外抽取 80 个共 400 个样本对网络进行检验,检验结果为,第一种电磁阀的识别率为 98.1%,第二种电磁阀的识别率为 99%。实验结果表明以上方法可实现对缓变失效过程的等级进行预测。

## 6 结论

本文针对电磁阀开启时驱动端电流特性,提出了一种基于阀芯静止区域和运动区域数据进行特征提取的方法,针对电磁阀长期使用过程中驱动端电流的缓变特性,采用基于  $|L_1 - L_2|$ 、模板匹配能量、K-L 变换的特征提取方法提取电磁阀驱动端电流的缓变特征,通过舍弃 K-L 变换特征量中的部分次要特征保留最重要特征,进一步降低特征量个数从而降低网络复杂度,提高网络运算能力以及运算速度和泛化能力。实验证明,本文电磁阀故障诊断及电磁阀驱动端电流缓变失效预测方法可实现对电磁阀动作正确性的实时诊断,对两种电磁阀给定 5 种失效程度的识别率达 98.1% 和 99%,因此该方法可有效地识别出电磁阀动作的正确性及缓变失效程度,为电磁阀的故障预警、维护和维修提供依据,提高了生产效率及安全性。该方法可广泛适用于其它多种电磁阀缓变失效检测应用。

## 参考文献:

- [1] 田永顺. XF-1 型电磁先导阀的可靠性分析[J]. 煤炭科学技术, 1997, 25(7): 48 - 50, 59.  
Tian Yong shun. Analysis on reliability of XF-1 electric and magnetic pilot valve[J]. Coal Science and Technology, 1997, 25(7): 48 - 50, 59. (in Chinese)
- [2] 马鑫, 张东来, 秦海亮, 等. 液压支架电液控制系统的设计[J]. 煤矿机械, 2007, 28(2): 1 - 3.  
Ma X, Zhang D L, Qin H L, et al. Design of electro-hydraulic control system for hydraulic support[J]. Coal Mine Machinery, 2007, 28(2): 1 - 3. (in Chinese)
- [3] Andrew Stubbs. Modeling and Controller Design of an Electromagnetic Engine Valve[D]. Boston, USA: Boston University, 1994.
- [4] C Angeli, A Chatziminikolaou. On-line fault detection techniques for technical systems: a survey[J]. International Journal of Computer Science & Applications, 2004, 1(1): 12 - 30.
- [5] Min Dong, Guoyou Li, Cai Liu. Hydraulic component fault diagnosis research based on mathematical model[A]. Proceedings of the 5th world Congress on Intelligent Control and Automation[C]. Hangzhou: IEEE, 2004. 1803 - 1806.
- [6] Sheng Zhang, Toshiyuki Asakura, Shoji Hayashi. Fault diagnosis system using vector quantization and its application to elec-

tromagnetic valve[A]. Proceedings of the 41st SICE Annual Conference[C]. Osaka: IEEE, 2002. 424 - 429.

- [7] Nagi Gebraeel, Mark Lawley, R Liu, Vijay Parmeshwaran. Residual life predictions from vibration-based degradation signals: a neuralnetwork approach[J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2004, 51(3): 694 - 700.
- [8] Jahmy J. Hindman, Richard Burton, Greg Schoenay. Monitoring the condition of a valve and linear actuator in hydraulic systems[J]. International Journal of Fluid Power, 2006, 7(1): 15 - 25.
- [9] 曹印妮, 张东来, 徐殿国. 三维漏磁场的钢丝绳局部损伤定量分析算法研究[J]. 电子学报, 2007, 35(6): 1170 - 1173.  
Cao Yin-ni, Zhang Dong-lai, Xu Dian-guo. Study on algorithms of wire rope localized flaw quantitative analysis based on three-dimensional magnetic flux leakage[J]. Acta Electronica Sinica, 2007, 35(6): 1170 - 1173. (in Chinese)
- [10] Takeki Nogami, Yoshihide Yokoi. Failure diagnosis system on pneumatic control valves by neural network[A]. IEEE International Conference on Neural Networks[C]. San Francisco: IEEE, 1993. 1876 - 1881.
- [11] S Mukhopadhyay, S Chaudhuri. A feature-based approach to monitor motor-operated valves used in nuclear power plants[J]. IEEE Transactions on Nuclear Science, 1995, 42(6): 2209 - 2220.
- [12] 马鑫, 张东来, 徐殿国. 基于驱动端电流电磁阀缓变失效分类识别方法[J]. 煤炭学报, 2009, 34(5): 711 - 716.  
MA Xin, ZHANG Dong-lai, XU Dian-guo. Coil current based qualitative classification and recognition of electromagnetic valve degradation failure[J]. Journal of china society, 2009, 34(5): 711 - 716. (in Chinese).
- [13] 张东来. 基于驱动端电流变化的电磁控制元件故障诊断方法及装置[P]. 中国专利: CN200810216015.6, 2008 - 09 - 09.
- [14] 张东来. 电磁运动机构失效检测方法及装置[P]. 中国专利: CN 200910106063.4, 2009 - 03 - 20.

## 作者简介:



张东来 男, 1973 年生于吉林, 现为哈尔滨工业大学深圳研究生院教授, 博士生导师, 1999 年获哈尔滨工业大学机械电子工程专业工学博士学位. 研究方向为电力电子, 无损检测.  
E-mail: zhangdl@hitsz.edu.cn

马鑫 女, 1980 年生于河南, 现为上海航天控制工程研究所工程师, 2009 年获哈尔滨工业大学电力电子与电力传动专业工学博士学位. 研究方向为电力电子, 无损检测.

E-mail: questionmx@126.com