

文章编号:1674-2974(2016)09-0151-06

## 基于 Kriging 模型的冷水机组 故障检测与诊断方法\*

陈友明<sup>†</sup>, 姜长亮, 陈霆英俊

(湖南大学 土木工程学院, 湖南 长沙 410082)

**摘要:** 提出应用 Kriging 模型对冷水机组进行故障检测与诊断 (FDD), 采用 ASHRAE RP-1043 项目中无故障运行数据建立并验证冷水机组 Kriging 模型. 利用参数敏感性原理对比 T-统计方法和指数加权移动平均 (EWMA) 方法, 对比结果表明, EWMA 方法提高了参数敏感性. 结合 Kriging 模型、EWMA 方法和故障诊断规则表, 用实测故障数据对冷水机组故障进行检测与诊断, 检测和诊断的故障包括冷凝器结垢、制冷剂充注过多、制冷剂泄漏、不凝性气体、冷冻水流量减少和冷却水流量减少 6 个故障. 诊断结果表明, 应用 Kriging 模型能够准确有效地检测与诊断冷水机组不同水平的故障.

**关键词:** Kriging 模型; 冷水机组; 故障检测; 故障诊断

**中图分类号:** TU831.4

**文献标识码:** A

## A Fault Detection and Diagnosis Method Based on Kriging Model for Chillers

CHEN You-ming<sup>†</sup>, JIANG Chang-liang, TRAN Dinh Anh Tuan

(College of Civil Engineering, Hunan Univ, Changsha, Hunan 410082, China)

**Abstract:** The Kriging model was introduced to detect and diagnose the faults in the chillers of building air-conditioning systems. This model was built and validated by using the normal data from ASHRAE RP-1043. The methods of T-statistic and exponentially-weighted moving average (EWMA) were compared by the sensitivity of performance indexes. The results show that the EWMA can achieve better performance sensitivity. Combined with the EWMA, Kriging model and the rules of fault diagnosis, the chiller faults like condenser fouling, refrigerant overcharge, refrigerant leakage, non-condenser gas, reduced evaporator water flow rate, and reduced condenser water flow rate were diagnosed using the measured data from ASHRAE RP-1043. The diagnosis results show that the chiller faults at different levels can be accurately and efficiently detected and diagnosed by using the Kriging model.

**Key words:** Kriging model; chillers; fault detection; fault diagnosis

冷水机组的运行状况, 对室内环境的舒适度, 以及对空调系统能耗影响很大. 2009 年宏观建筑全寿

命周期能耗为 12 亿吨标准煤, 占全国能源消费总量的 39.5%, 占全社会终端能源消费的 41.4%. 暖通

\* 收稿日期: 2015-09-08

基金项目: 湖南省科技计划重点资助项目 (2010WK4018); 太古地产建筑智能控制研究基金项目 (JRP0901)

作者简介: 陈友明 (1966-), 男, 湖南祁东人, 湖南大学教授, 博士生导师

<sup>†</sup> 通讯联系人, E-mail: ymchen@hnu.edu.cn

空调系统能耗占整个建筑能耗的65%，冷水机组的运行能耗占该比例的40%~50%。因此，从能耗方面考虑，冷水机组无故障运行意义重大。出现故障后，机组的运行效率降低，所以国内外许多学者致力于FDD方法的研究。Chen等<sup>[1]</sup>将主元分析法应用到空气源热泵冷水机组/加热器的故障检测中。Zhou Qiang<sup>[2]</sup>，梁志文<sup>[3]</sup>等提出了应用模糊建模和人工神经网络的策略。赵云峰等<sup>[4]</sup>提出应用回归模型到离心式冷水机组FDD中。Yang Zhao等<sup>[5]</sup>提出EWMA方法结合支持向量回归的FDD策略。冷水机组的FDD中，现有方法主要为多元线性回归和神经网络。多元线性回归建模过程简单易实现，但是存在一定缺陷，它在处理高度非线性的多高维问题时，拟合精度受到限制，拟合结果不理想。神经网络模型是一种非参数化模型，建模过程对操作者来说是不可知的，是一种“黑箱”效应，这种“黑箱”效应导致神经网络模型无法判断各输入因素的影响大小。Kim B S等<sup>[6]</sup>指出同回归和Kriging比较，神经网络中的SVR和RBF计算结果的鲁棒性较差。

为了提高FDD正确率，改善机组的运行状况，文章提出建立Kriging模型到冷水机组FDD中。Kriging模型是半参数化的模型，不需要建立一个特定的数学模型，相对于参数化模型，其应用就更加的灵活和方便<sup>[7]</sup>。其中Kriging模型未对未知函数形式做任何限制；能自适应调整各样本点权值的分配；考虑了回归误差项的空间相关性，近似面质量非常高。Giunta和Watson<sup>[8]</sup>分别以1,5和10个变量对比了参数化多项式技术(RSM)和半参数化的插值Kriging技术，通过对比，Kriging方法有更好的计算性能。本文利用敏感性参数比较T-统计和EWMA方法，结合EWMA方法和Kriging模型，以及故障诊断规则表对冷水机组实测故障数据进行故障的检测与诊断。

## 1 Kriging模型及故障检测方法

### 1.1 Kriging模型

Kriging模型是一种基于随机过程的统计预测模型，可对区域化变量求最优、线性、无偏内插估计值，具有平滑效应及估计方差最小的统计特征<sup>[9]</sup>。

Kriging作为线性回归分析的一种改进技术，包含了线性回归部分和非参数部分，该模型假设系统的响应值与自变量间的关系表示成如下形式：

$$y(x) = f^T(x)\xi + z(x) \quad (1)$$

式中： $\xi$ 为回归系数； $f(x)$ 为回归模型，简写 $f$ ，一般用多项式表示； $z(x)$ 为均值为0，方差为 $\sigma_z^2$ 的随机过程。两个插值点 $x^i$ 与 $x^j$ 的协方差为：

$$\text{cov}(z(x^i), z(x^j)) = \sigma_z^2 R(\theta, x^i, x^j) \quad (2)$$

式中： $x^i$ 与 $x^j$ 分别为训练样本的任意两个点， $R(\theta, x^i, x^j)$ 是带有参数 $\theta$ 的相关函数，简写 $R$ ，表示训练样本点之间的空间相关性。本文选用高斯相关函数。

给定训练样本集 $\mathbf{S} = [x_1, x_2, \dots, x_{n_s}]$ ，其中 $n_s$ 为样本点个数，其响应集 $\mathbf{Y} = [y_1, y_2, \dots, y_{n_s}]$ ，任意一个待测点 $x_{\text{new}}$ 的预测值为

$$\hat{y}(x_{\text{new}}) = \mathbf{r}\mathbf{R}^{-1}(\mathbf{Y} - F\xi^*) + f^T\xi^* \quad (3)$$

式中： $\mathbf{R}$ 为对角元是1，大小为 $n_s \times n_s$ 的对称阵； $\mathbf{F} = [f_1, f_2, \dots, f_{n_s}]^T$ ； $\mathbf{r}$ 为新样本点 $x_{\text{new}}$ 与各样本点之间的相关向量，表达式为

$$\mathbf{r}(\theta, x_{\text{new}}, \mathbf{S}) = [R(\theta, x_{\text{new}}, x_1), R(\theta, x_{\text{new}}, x_2), \dots, R(\theta, x_{\text{new}}, x_{n_s})] \quad (4)$$

极大似然估计因子 $\xi^*$ 表达式为

$$\xi^* = (\mathbf{F}^T \mathbf{R}^{-1} \mathbf{F})^{-1} \mathbf{F}^{-1} \mathbf{R}^{-1} \mathbf{Y} \quad (5)$$

在高斯相关函数的假设情况下，需要求解 $\theta$ 来构造Kriging模型，根据极大似然估计得到方差估计值为

$$\hat{\sigma}_z^2 = \frac{(\mathbf{Y} - \mathbf{F}^T \xi^*)^T \mathbf{R}^{-1} (\mathbf{Y} - \mathbf{F}^T \xi^*)}{n_s} \quad (6)$$

其中 $\theta$ 可以通过解

$$\max \left( -\frac{n_s}{2} \ln(\hat{\sigma}_z^2) - \frac{1}{2} \ln(|\mathbf{R}|) \right) \quad (7)$$

的优化问题获得。

建立冷水机组Kriging模型，样本集 $\mathbf{S}$ 中的物理量包括冷冻水出水温度(TEO)，冷却水进水温度(TCI)和总负荷(Evap tons)，响应值 $\mathbf{Y}$ 包括冷冻水进出水温差(TEITEO)、冷却水进出水温差(TCOTCI)、换热器过冷段的热交换效率( $\epsilon_c$ )和冷凝对数平均温差(LMTD<sub>cd</sub>)，根据式(4)~式(7)得到式(3)的各个系数，从而建立Kriging模型。

### 1.2 故障检测

每种故障要选择相应的故障指标(特性参数)，特性参数见2.1节，然后计算特性参数的测量值和模型预测值的残差和残差的阈值，当残差高于或低于预先设定的阈值时，则检测出故障。目前故障检测中阈值计算方法有两种，EWMA和T-统计方法。

#### 1.2.1 EWMA方法

EWMA方法最初是由Roberts提出，定义式为

$$\mathbf{Z}_i = \omega \bar{\mathbf{X}}_i + (1 - \omega) \mathbf{Z}_{i-1} \quad (8)$$

式中： $\bar{\mathbf{X}}_i$ 为第 $i$ 个样本的均值，样本数量为 $n_s$ ； $\mathbf{Z}_i$ 为

$i$  时刻的累加值; 初始值  $\mathbf{Z}_0$  为残差期望的估计值  $\mu_0$ ;  $\omega$  为权重因子, 为常数,  $0 < \omega < 1$ , 相关文献建议取值范围为  $0.01 \sim 0.3$  之间<sup>[10]</sup>.

EWMA 控制图控制上限值(UCL)和控制下限值(LCL)可表达为

$$UCL = \mu_0 + L\sigma \sqrt{\frac{\omega}{n(2-\omega)}} \quad (9)$$

$$LCL = \mu_0 - L\sigma \sqrt{\frac{\omega}{n(2-\omega)}} \quad (10)$$

式中: $L$  为控制限的宽度, 当值为 2 和 3 时, 对应置信度分别为 95.45% 和 99.73%, 本文  $L$  取 3;  $\sigma$  为残差的标准差.  $\omega$  的取值根据冷凝器结垢和制冷剂泄露的错误率与正确率的比值最小最终确定, 与其他 4 种故障相比, 在低故障水平时, 冷凝器结垢和制冷剂泄露的诊断正确率低, 所以本文根据这两种故障确定  $\omega$  的值. 本文  $\omega$  值取 0.02, 元素个数  $n$  设定值为 1, 以便在一种运行工况下获得更多子集.

### 1.2.2 T-统计方法

统计方法在一定的置信区间内可以确定特性参数的阈值<sup>[11]</sup>.

$$Th_{0,i} = U(r_i) = t_{\frac{\alpha}{2}, n_s - p} \hat{\sigma}_{r_i - r_i} \quad (11)$$

$$\hat{\sigma}_{r_i - r_i}^2 = \hat{\sigma}_{Y_i}^2 [1 + \mathbf{X}_0^T (\mathbf{X}_{reg}^T \mathbf{X}_{reg}) \mathbf{X}_0] \quad (12)$$

式中:  $Th_{0,i}$  为第  $i$  个特性参数的阈值;  $r_i$  为第  $i$  个特性参数的残差估计量;  $r_i$  为第  $i$  个特性参数的残差;  $t_{\frac{\alpha}{2}, n_s - p}$  为在  $1 - \alpha$  置信水平下的  $n_s - p$  个自由度的  $t$  分布值;  $n_s$  为回归模型样本数量;  $p$  为回归模型系数的数量;  $Y_i$  为第  $i$  个特性参数;  $\hat{\sigma}_{Y_i}^2$  为第  $i$  个特性参数的回归方差;  $\mathbf{X}_0$  为机组运行状态输入向量;  $\mathbf{X}_0^T$  为  $\mathbf{X}_0$  的转置向量;  $\mathbf{X}_{reg}$  为回归模型建模矩阵;  $\mathbf{X}_{reg}^T$  为  $\mathbf{X}_{reg}$  的转置矩阵.

## 2 故障诊断

### 2.1 特性参数及诊断规则表

文中选用了 4 个特性参数, 分别为  $TEITEO$ ,  $TCOTCI$ ,  $\epsilon_{sc}$ ,  $LMTD_{cd}$ .

其中,  $\epsilon_{sc}$  的定义式为

$$\epsilon_{sc} = \frac{TRC_{sub}}{T_{cd} - T_{ev}} \quad (13)$$

式中: sc 为 subcooling 的缩写.  $TRC_{sub}$  为冷凝器中制冷剂过冷度.  $T_{cd}$  为冷凝温度,  $T_{ev}$  为蒸发温度. 特性参数的物理意义见表 1.

表 1 特性参数物理意义及其计算公式

Tab. 1 Mathematical formulation of performance indices

特性参数	缩写	公式
冷冻水进出水温差	$TEITEO$	$TEI - TEO$
冷却水进出水温差	$TCOTCI$	$TCO - TCI$
热交换效率	$\epsilon_{sc}$	$\frac{TRC_{sub}}{T_{cd} - T_{ev}}$
冷凝对数平均温差	$LMTD_{cd}$	$\frac{TCO - TCI}{\ln \frac{T_{cd} - TCI}{T_{cd} - TCO}}$

由于不同故障的症状不同, 导致特性参数的变化趋势不同, 因此可以结合特性参数的变化趋势诊断故障的故障源. 冷水机组 FDD 规则如表 2 所示. 从表中可知, 某些故障具有多个特性参数指标, 表中, “▲”表示特性参数变化趋势随着故障等级的增加而增大, “▼”表示特性参数变化趋势随着故障等级的增加而降低, “—”表示特性参数变化趋势随着故障等级的增加无变化或者无明显变化. 不凝性气体同制冷剂充注过多的诊断规则相同, 但是不凝性气体是在机组停机后诊断, 制冷剂充注过多在机组运行过程中诊断, 所以两者并不矛盾.

表 2 故障诊断规则表

Tab. 2 Rules for fault diagnosis

故障类型	$TEITEO$	$TCOTCI$	$\epsilon_{sc}$	$LMTD_{cd}$
冷冻水流量不足	▲	—	—	—
冷却水流量不足	—	▲	—	—
冷凝器结垢	—	—	▼	▲
制冷剂充注过多	—	—	▲	▲
制冷剂泄漏	—	—	▼	▼
不凝性气体	—	—	▲	▲

### 2.2 T-统计方法和 EWMA 方法的比较

特性参数的阈值关系到 FDD 的可靠性和灵敏度, 现有方法中 EWMA 和 T-统计方法均能计算阈值. 为了选择出更优的方法, 本文采用参数敏感性原理比较, 在同等条件下计算特性参数的敏感性, 比较敏感性的大小. 特性参数敏感性的计算公式为

$$S_i = \frac{R}{T} \quad (14)$$

式中:  $S_i$  为第  $i$  个参数敏感性,  $R$  为参数的残差,  $T$  为特性参数的阈值<sup>[12]</sup>.  $S_i$  的绝对值越大, 说明该参数对相应故障越敏感, 越有利于故障检测.

应用 Kriging 模型确定特性参数残差, 置信度为 99.73%, 分别用 T-统计方法和 EWMA 方法计算  $LMTD_{cd}$  和  $\epsilon_{sc}$  的敏感性. 由于  $TEITEO$  和

$TCOTCI$  对应故障的参数敏感性大,并且对应两种故障的诊断正确率均为 100%,因此,本文没有选择这两种特性参数.比较结果如图 1 和图 2 所示.

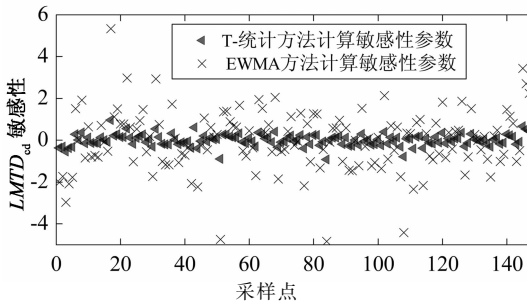


图 1  $LMTD_{cd}$  敏感性

Fig. 1 Sensitivity of  $LMTD_{cd}$

图 1 和图 2 中,十字形为 EWMA 方法计算出的参数敏感性,实心三角形为 T-统计方法.由上图可以看出,T-统计方法计算出的参数敏感性变化较小,EWMA 的参数敏感性变化较大,EWMA 方法提高了特性参数的敏感性,因此 EWMA 方法有利于提高 FDD 的准确率.

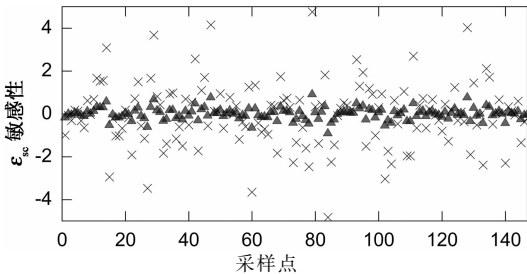


图 2  $\epsilon_{sc}$  敏感性

Fig. 2 Sensitivity of  $\epsilon_{sc}$

### 3 故障诊断实例

#### 3.1 数据预处理

ASHRAE RP-1043 项目是美国暖通工程师协会,方便冷水机组 FDD 综合研究,在各种工况下的运行数据稀缺而成立的.该项目中,冷水机组处在不同的运行工况下,在机组安全允许范围内,分别改变冷冻水供水温度为 40 °F(4.4 °C),45 °F(7.2 °C)和 50 °F(10 °C),冷凝器进水温度为 60 °F(15.6 °C),75 °F(23.9 °C),85 °F(29.4 °C),机组负荷率从 25%到 100%.由于 3 个控制变量分别选取 3 个水平,因此数据库中的测试工况共有 27 种,而每一个故障也都在 27 种工况下进行测试.本文采用该项目中的数据 Normal2,得到冷水机组 Kriging 模型.

建模数据和机组的监测数据决定了机组 FDD

的精度和敏感性.因此数据预处理非常重要,其包括三个方面:有效性检查、数据的稳态过滤和异常值检查.

有效性检查就是进行基本的热力学原理校核,对于水冷式制冷机组,温度和压力应该满足基本的物理定律.机组的主要 6 个温度和两个压力应分别满足以下简单的关系

$$T_{ev} < TEO < TEI < TCI < TCO < T_{cd} < TR_{dis} \quad (15)$$

$$0 < PRE < PRC \quad (16)$$

式中: $TR_{dis}$  为制冷剂排放温度; $PRE$  为蒸发器中制冷剂压力; $PRC$  为冷凝器中制冷剂压力.

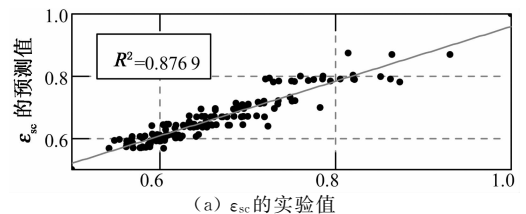
FDD 要求稳态数据,所以对数据进行稳态过滤.对于离心式冷水机组,大部分时间处于准稳态运行,但在机组启停时,或外界驱动条件突然发生改变时,为非稳态运行,需要过滤这部分数据.

异常值是指那些明显偏离正常值的数据,文章采用莱特准则去掉异常值,先计算正常数据的均值  $\bar{x}$  和方差  $\sigma^2$ ,再判断经稳态过滤的数据  $x$  是否满足关系式,不满足则为异常值.

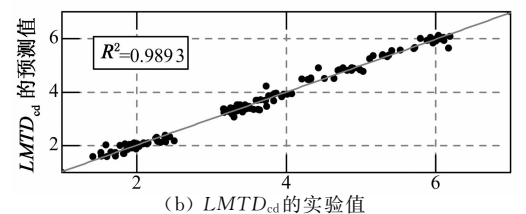
$$\bar{x} - 3\sigma < x < \bar{x} + 3\sigma \quad (17)$$

#### 3.2 模型的验证

利用正常数据验证模型.特性参数的预测值同实验值比较,得出相关系数  $R^2$ ,见图 3.  $\epsilon_{sc}$ ,  $LMTD_{cd}$ ,  $TEITEO$ ,  $TCOTCI$  的相关系数分别为 87.69%,98.93%,99.99%,99.95%, $\epsilon_{sc}$  的相关系数比其他 3 个相关系数小,但是依然可以作为有效的特性参数进行诊断<sup>[9]</sup>.图 3 中横坐标为实验值,纵坐标为预测值,横纵坐标选取同样的刻度.斜线的倾角为 45°,离直线越近则模型的预测值越接近实验值,换言之,图中的点越靠近斜线,模型的预测效果越好.



(a)  $\epsilon_{sc}$  的实验值



(b)  $LMTD_{cd}$  的实验值

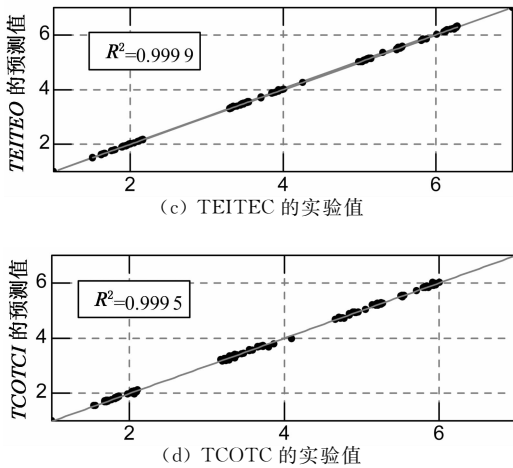


图 3 相关系数  
Fig. 3 Dependence coefficient

### 3.3 诊断结果

利用验证的模型,得出特性参数在故障数据中的预测值,与实验值比较后得到残差,结合 EWMA 方法,利用故障诊断规则表诊断故障.各故障分为 4 个水平,从左至右严重程度递增,见表 3.图 4 为制冷剂泄露,图 5 为冷凝器结垢,图 6 为制冷剂充注过多,图 7 为不凝性气体.图中横坐标为采样点,纵坐标为特性参数的 EWMA 值.图中标出了置信度为 99.73%时,特性参数阈值的  $UCL$  和  $LCL$ ,以及各水平的正确率和错误率,未标出错误率的表示错误率为 0.正确率为符合该故障诊断规则表的点占的百分数,错误率为诊断成其他故障的点占的百分数.

表 3 ASHRAE RP-1043 中的故障水平

Tab. 3 Fault severity levels in ASHRAE RP-1043

故障类型	模拟方法	水平 1	水平 2	水平 3	水平 4
		/%	/%	/%	/%
冷凝器结垢	堵塞冷凝管	-12	-20	-30	-45
制冷剂泄露	减少制冷剂	-10	-20	-30	-40
制冷剂过多	增加制冷剂	+10	+20	+30	+40
不凝性气体	加入氮气	+1	+1.7	+2.4	+5.7
冷冻水流量减少	减少流量	-10	-20	-30	-40
冷却水流量减少	减少流量	-10	-20	-30	-40

从图中可以看出,冷凝器结垢 4 个故障的诊断正确率分别为 23.3%,36.9%,94.9%,100%,诊断错误率 8.5%,0,0,0.制冷剂泄露的诊断正确率为 64.5%,57.4%,100%,100%,诊断错误率 9.5%,0,0,0,就诊断错误率而言,水平 1 大于水平 2,因此,诊断效果水平 2 更好.制冷剂充注过多、不凝性

气体、冷冻水流量减少和冷却水流量减少等,各水平正确率均为 100%,文中给出部分诊断图.

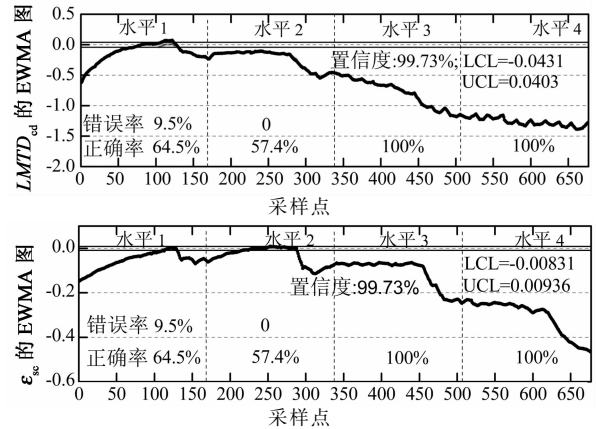


图 4 制冷剂泄露  
Fig. 4 Refrigerant leakage

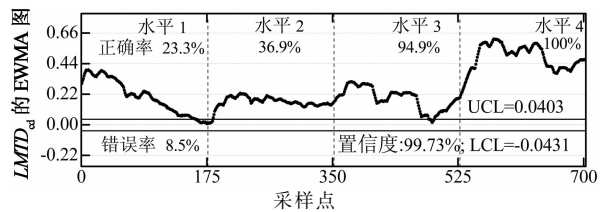


图 5 冷凝器结垢  
Fig. 5 Condenser fouling

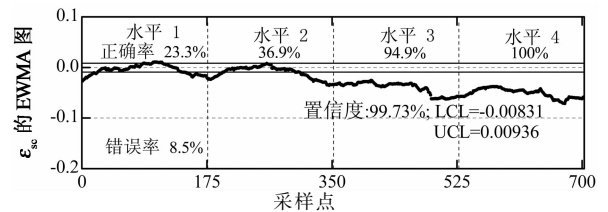
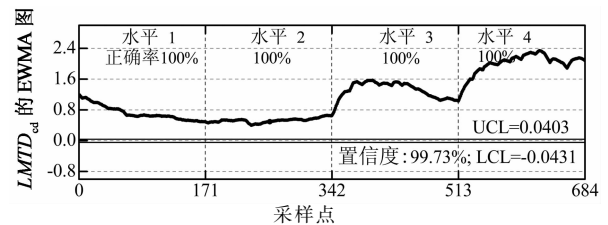


图 6 制冷剂充注过多  
Fig. 6 Refrigerant overcharge



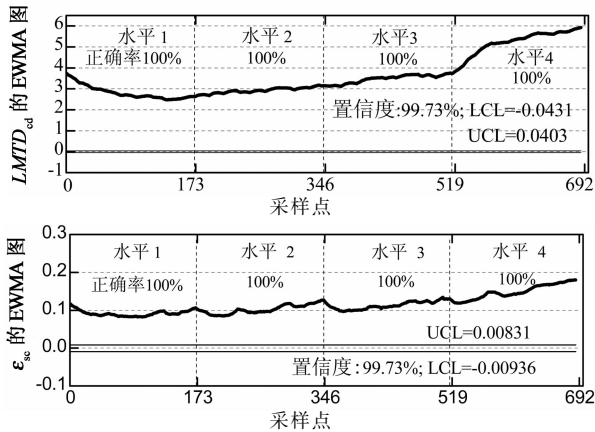


图7 不凝性气体  
Fig.7 Non-condenser gas

文献[5]应用 SVR 和多元回归建立模型,给出故障诊断结果.与本文结果比较,冷凝器结垢在水平 2 时的正确率略小,其他故障各水平正确率均得到明显提高.

## 4 结论

1) 本文采用无故障运行数据建立冷水机组 Kriging 模型,根据参数敏感性原理,分别用 T-统计方法和 EWMA 方法计算特性参数  $LMTD_{cd}$  和  $\epsilon_{sc}$  的敏感性,对比结果表明 EWMA 方法提高了特性参数敏感性.因此本文结合 Kriging 模型和 EWMA 方法检测和诊断故障.

2) 诊断结果为,冷凝器结垢四个故障的诊断正确率分别为 23.3%, 36.9%, 94.9%, 100%, 诊断错误率分别为 8.5%, 0, 0, 0. 制冷剂泄漏 4 个水平的诊断正确率分别为 64.5%, 57.4%, 100%, 100%, 错误率分别为 9.5%, 0, 0, 0. 就错误率而言,水平 1 大于水平 2,因此,诊断效果水平 2 更好. 制冷剂充注过多、不凝性气体、冷冻水流量减少和冷却水流量减少的四个故障水平诊断正确率均为 100%.

3) 从诊断结果中看出,随着故障水平的增加,诊断效果越来越好,各水平的正确率较高,对于冷凝器结垢和制冷剂泄漏,水平 1 有较低的错误率.在各故障诊断的结果中,水平 2、水平 3 和水平 4 的错误率均为 0,进而得出结论,应用 Kriging 模型和 EWMA 方法到冷水机组 FDD 中,诊断结果更可靠,可以更准确地检测与诊断冷水机组的故障.

## 参考文献

[1] CHEN You-ming, LAN Li-li. A fault detection technique for air-source heat pump water chiller/heaters[J]. Energy and Buildings, 2009, 41(8): 881-887.  
[2] ZHOU Qiang, WANG Sheng-wei. A novel strategy for the

fault detection and diagnosis of centrifugal chiller systems[J]. HVAC&R Research, 2009, 15(1): 57-75.  
[3] 梁志文, 胡严思, 杨金民. 基于 FTA 与 BAM 神经网络融合的飞机故障诊断方法[J]. 湖南大学学报: 自然科学版, 2013, 40(5): 61-64.  
LIANG Zhi-wen, HU Yan-si, YANG Jin-min. An aircraft fault diagnosis scheme based on integration of FTA with BAM neural networks [J]. Journal of Hunan University: Natural Sciences, 2013, 40(5): 61-64. (In Chinese)  
[4] 赵云峰, 胡孟娣, 陈友明. 基于运行数据的冷凝器结垢故障检测与诊断研究[J]. 暖通空调, 2013, 43(7): 117-120.  
ZHAO Yun-feng, HU Meng-di, CHEN You-ming. Condenser scaling fault detection and diagnosis based on operating data [J]. Journal of HV&AC, 2013, 43(7): 117-120. (In Chinese)  
[5] YANG Zhao, WANG Sheng-wei. A statistical fault detection and diagnosis method for centrifugal chillers based on exponentially-weighted moving average control charts and support vector regression[J]. Applied Thermal Engineering, 2013, 51(1/2): 560-572.  
[6] KIM B S, LEE Y B. Comparison study on the accuracy of metamodelling technique for non-convex functions[J]. Mechanical Science & Technology, 2009, 23(4): 1175-1181.  
[7] 高月华. 基于 Kriging 代理模型的优化设计方法及其在注塑成型中的应用[D]. 大连: 大连理工大学工程力学系, 2009: 18-23.  
GAO Yue-hua. Optimization methods based on Kriging surrogate model and their application in injection molding [D]. Dalian: Department of Engineering Mechanics in Dalian University of Technology, 2009: 18-23. (In Chinese)  
[8] GIUNTA A A, WATSON L T. A comparison of approximation modeling techniques: polynomial versus interpolating models[C]// Proceedings of the 7th AIAA /USAF /NASA /ISSMO Symposium on Multi disciplinary Analysis and Design. Reston, VA, USA: AIAA Inc., 1998: 392-404.  
[9] 张维刚, 刘晖. Kriging 模型与优化算法在汽车乘员约束系统仿真优化中的应用研究[J]. 湖南大学学报: 自然科学版, 2008, 35(6): 23-26.  
ZHANG Wei-gang, LIU Hui. Occupant restraint system simulation design optimization based on Kriging model and optimization method[J]. Journal of Hunan University: Natural Sciences, 2008, 35(6): 23-26. (In Chinese)  
[10] 邱润之. 关于 EWMA 模型的参数研究[J]. 南京邮电学院学报, 1998, 9(4): 102-105.  
QIU Run-zhi. A research of parameter of EWMA model[J]. Journal of Nanjing Institute of Posts and Telecommunications, 1998, 9(4): 102-105. (In Chinese)  
[11] CUI Jing-tan, WANG Sheng-wei. A model-based online fault detection and diagnosis strategy for centrifugal chiller systems [J]. International Journal of Thermal Sciences, 2005, 44(10): 986-999.  
[12] FU Xiao. A fault detection and diagnosis strategy with enhanced sensitivity for centrifugal chillers[J]. Applied Thermal Engineering, 2011, 31(17): 3963-3970.