

贝叶斯框架的 LS-SVM 回归在民机 液压系统预测中的应用

张天刚¹, 侯晓云²

1. 中国民航大学航空自动化学院, 天津 300300
2. 中国民航大学机场学院, 天津 300300

摘要 为实现民机液压系统的健康预测, 将贝叶斯框架应用于 LS-SVM 参数的选优。选用径向基核函数, 选择了预测回归模型的算法和区间预测公式。用训练样本建立了液压系统的健康预测模型, 用测试样本验证了公式的有效性; 对液压数据参数进行预测, 将预测值带入健康评估模型中得到预测结果。结果表明, 基于贝叶斯框架下的 LS-SVM 回归模型可以很好地用于民机液压系统的健康预测。

关键词 民机液压系统; 贝叶斯框架; LS-SVM 回归; 健康预测

中图分类号 V227+.9

文献标志码 A

doi 10.3981/j.issn.1000-7857.2013.14.010

Health Prediction of Civil Aircraft Hydraulic System Based on the LS-SVM Regression Under Bayesian Evidence Framework Model

ZHANG Tiangang¹, HOU Xiaoyun²

1. Aeronautical Automation College, Civil Aviation University of China, Tianjin 300300, China
2. Airport College, Civil Aviation University of China, Tianjin 300300, China

Abstract In order to predict the health of civil aircraft hydraulic system, based on the LS-SVM regression under Bayesian evidence framework model, the Radial Basis Function (RBF) kernel is used. The LS-SVM regression parameters are selected and tuned, the model algorithm and interval prediction formula are selected, and then the prediction model of hydraulic system is built by the train sample, the validation of formula is verified by the test sample. The parameters of hydraulic system are predicted, and then the predicted values are put into the health assessment model. The results show that the LS-SVM regression under Bayesian evidence framework model is able to be well applied to the health prediction of civil aircraft hydraulic system.

Keywords civil aircraft hydraulic system; Bayesian framework; LS-SVM regression; health prediction

0 引言

飞机液压系统为飞机飞行操纵、起落架收放、机轮刹车、前轮转弯、发动机反推力等动作提供液压能源^[1]。对液压系统进行健康预测对于保证飞机运行的安全性和经济性具有十分重要的意义。

健康预测就是综合利用液压系统的监控数据, 预测系统未来的健康状态。基于参数的健康预测模型有多元线性回归, 神经网络回归、SVM 回归及 LS-SVM 回归等。对液压系统进行健康预测, 在得到参数预测值的同时, 也希望得到预测值的区间范围。上述回归模型一般都不能进行区间预测, 而采用贝叶

斯框架下的 LS-SVM 回归可以很好地做到这一点^[2]。因此本文中首先给出贝叶斯框架下的 LS-SVM 回归以及区间预测的方法, 然后将其应用于民机液压系统的健康预测。

1 LS-SVM 回归

LS-SVM 回归的基本理论简述如下^[3]。设训练样本集 $D = \{y_i, \mathbf{x}_i\}_{i=1}^N$, 其中 $\mathbf{x}_i \in \mathbf{R}^n, y_i \in \mathbf{R}, N$ 为样本数。利用非线性映射 $\varphi(\cdot)$ 将 \mathbf{x}_i 映射至维数为 k 的特征空间 F 。在特征空间 F 内, 取 LS-SVM 回归模型, 其表达式为

$$y(x) = \mathbf{w}^T \varphi(x) + b \quad (1)$$

收稿日期: 2013-01-07; 修回日期: 2013-02-05

作者简介: 张天刚, 讲师, 研究方向为机械电子, 电子邮箱: zhangsky_777@163.com

式中 b 为 LS-SVM 回归模型的参数。

LS-SVM 回归可通过求解优化得到,其表达式为

$$\min J(\mathbf{w}, b, \mathbf{e}) = \frac{1}{2} \mathbf{w}^T \mathbf{w} + C \frac{1}{2} \sum_{i=1}^N e_i^2 \quad (2)$$

$$e_i = y_i - (\mathbf{w}^T \boldsymbol{\varphi}(\mathbf{x}_i) + b) \quad (3)$$

式中, $E_w = \frac{1}{2} \mathbf{w}^T \mathbf{w}$; $E_b = \frac{1}{2} \sum_{i=1}^N e_i^2$; C 为惩罚权 (也称为规范化参数); $\mathbf{e} = [e_1 \ e_2 \ \dots \ e_N]^T$ 为估计误差向量。

定义 Lagrange 函数如下,

$$L(\mathbf{w}, b, \mathbf{e}; \boldsymbol{\alpha}) = J(\mathbf{w}, \mathbf{e}) - \sum_{i=1}^N \alpha_i (\mathbf{w}^T \boldsymbol{\varphi}(\mathbf{x}_i) + b + e_i - y_i) \quad (4)$$

式中, α_i 为 Lagrange 乘子; $\boldsymbol{\alpha} = [\alpha_1 \ \alpha_2 \ \dots \ \alpha_N]^T$ 。

对 Lagrange 函数取极值,有

$$\begin{cases} \frac{\partial L}{\partial \mathbf{w}} = 0 \rightarrow \mathbf{w} = \sum_{i=1}^N \alpha_i \boldsymbol{\varphi}(\mathbf{x}_i) \\ \frac{\partial L}{\partial b} = 0 \rightarrow \sum_{i=1}^N \alpha_i = 0 \\ \frac{\partial L}{\partial e_i} = 0 \rightarrow \alpha_i = C e_i \\ \frac{\partial L}{\partial \alpha_i} = 0 \rightarrow \mathbf{w}^T \boldsymbol{\varphi}(\mathbf{x}_i) + b + e_i - y_i = 0 \end{cases} \quad (5)$$

整理式(5)可得

$$\begin{bmatrix} 0 & \mathbf{I}_v^T \\ \mathbf{I}_v & \mathbf{K} + C^{-1} \mathbf{I}_N \end{bmatrix} \begin{bmatrix} b \\ \boldsymbol{\alpha} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 \\ \mathbf{y} \end{bmatrix} \quad (6)$$

式中, \mathbf{I}_v 为元素全为 1 的 $N \times 1$ 向量; $\mathbf{y} = [y_1 \ y_2 \ \dots \ y_N]^T$; \mathbf{I}_N 为 N 阶单位阵; \mathbf{K} 阵元素 $k_{ij} = \boldsymbol{\varphi}(\mathbf{x}_i)^T \boldsymbol{\varphi}(\mathbf{x}_j) = k(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}_j)$; \mathbf{w} 为维数为 k 的模型参数。对方程组求解可得 $b, \boldsymbol{\alpha}$,再由式(5)可得 \mathbf{w} 。

LS-SVM 回归模型为

$$y(\mathbf{x}) = \sum_{i=1}^N \alpha_i \boldsymbol{\varphi}(\mathbf{x}_i)^T \boldsymbol{\varphi}(\mathbf{x}) + b = \sum_{i=1}^N \alpha_i k(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}_j) + b \quad (7)$$

2 基于贝叶斯框架的 LS-SVM 回归

LS-SVM 回归模型一般采用交叉验证法来确定模型的核函数 H 和规范化参数 C 。交叉法需要多次重复计算,计算量大且花费时间长。贝叶斯框架通过最大化参数分布的后验概率获得最佳参数。贝叶斯框架可以通过优化自动选择规范化参数,避免了传统 LS-SVM 回归模型利用交叉验证法确定模型参数耗时较长的问题。下面将贝叶斯框架应用于 LS-SVM 回归模型,采用 3 层推理得到 LS-SVM 回归模型的参数、规范化参数和模型结构,并确定模型的核函数和规范化参数。

2.1 3 层模型推理

Level 1 推理 对于模型 H , 假设给定样本集 D 和规范化参数 μ, ζ 。根据贝叶斯准则模型参数, \mathbf{w} 和 b 可由式(8)获得。

$$p(\mathbf{w}, b | D, \lg \mu, \lg \zeta, H) =$$

$$\frac{p(D | \mathbf{w}, b, \lg \mu, \lg \zeta, H) p(\mathbf{w}, b | \lg \mu, \lg \zeta, H)}{p(D | \lg \mu, \lg \zeta, H)} \quad (8)$$

式中, $p(D | \mathbf{w}, b, \lg \mu, \lg \zeta, H)$ 为似然函数,又为相应层上的证

据; $p(\mathbf{w}, b | \lg \mu, \lg \zeta, H)$ 为 \mathbf{w} 和 b 的联合先验概率; $p(D | \lg \mu, \lg \zeta, H)$ 为归一化因子,不受 \mathbf{w} 和 b 约束。

Level 2 推理 利用贝叶斯证据框架由样本集 D 推断可调规范化参数 μ 和 ζ ,再通过 $C = \zeta / \mu$ 求得最优正则化参数

$$p(\lg \mu, \lg \zeta | D, H) = \frac{p(D | \lg \mu, \lg \zeta, H) p(\lg \mu, \lg \zeta, H)}{p(D | H)} \quad (9)$$

式中 $p(D | \lg \mu, \lg \zeta, H)$ 为 Level 1 推理中的归一化因子。

Level 3 推理 LS-SVM 预测模型通过选择不同的核函数或其参数获得,即

$$p(H | D) = \frac{p(D | H) p(H)}{p(D)} \propto (D | H) \quad (10)$$

式中似然函数 $p(D | H)$ 为 Level 2 的归一化因子,在本层次上通过最大化 $p(D | H)$ 可求得核函数的最优核参数 σ 。

2.2 核函数的选择

采用式(10)中的高斯函数作为模型的核函数,当 \mathbf{w} 确定后,由约束式(3), b 可唯一确定。下面给出贝叶斯框架下的 LS-SVM 回归和区间预测^[4]。

$$k(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}_j) = \exp\left(-\frac{\|\mathbf{x}_i - \mathbf{x}_j\|^2}{\sigma^2}\right) \quad (11)$$

式中, σ 为核参数, σ^2 反映模型结构。

估计测量误差,以便进行区间预测。取模型参数 \mathbf{w} , 误差向量 \mathbf{e} 分别服从如下先验分布

$$\mathbf{w} \sim N\left(0, \frac{1}{\mu} \mathbf{I}_k\right) \quad (12)$$

$$\mathbf{e} \sim N\left(0, \frac{1}{\zeta} \mathbf{I}_N\right) \quad (13)$$

式中, \mathbf{I}_k 为 k 阶单位阵; $1/\mu$ 为 $w_i (i=1, 2, \dots, k)$ 的方差; $1/\zeta$ 为 $e_j (j=1, 2, \dots, N)$ 的方差。

将 LS-SVM 回归的性能指标式(2)变换为

$$J(\mathbf{w}, \mathbf{e}) = \mu E_w + \zeta E_b \quad (14)$$

此时, μ, ζ 称为规范化参数。

3 贝叶斯框架下 LS-SVM 分类器模型算法的选择

贝叶斯框架下 LS-SVM 分类器模型算法选择如下:

- (1) 归一化预处理原始数据;
- (2) 设定核参数和规范化参数的初值,通过 Level 1 推理,算得 \mathbf{w}_{MP} ;
- (3) 通过 Level 2 推理,算得 μ_{MP}, ζ_{MP} ;
- (4) 通过 Level 3 推理,算得训练集 D 对当前模型结构的证据;
- (5) 调整核参数,从 Level 2 重新计算,直至模型证据最大。由于全局寻优耗时很长,可采用试探法给出 σ^2 的大致范围,再针对此约束对模型证据进行最大化,从而寻找极优模型和此时的最优规范化参数。

4 贝叶斯框架下的 LS-SVM 回归的区间预测

对 LS-SVM 回归式(1)两侧求期望,算得 LS-SVM 回归模型的估计值,其表达式为

$$y_{MP} = \mathbf{w}_{MP}^T \boldsymbol{\varphi}(\mathbf{x}) + b_{MP} \quad (15)$$

式中 \mathbf{w}_{MP}, b_{MP} 为由 Level 1 推理得到的最优模型参数。

设 y_{N+1} 是 \mathbf{x}_{N+1} 对应的测量值,则

$$y(\mathbf{x}_{N+1}) = y_p(\mathbf{x}_{N+1}) + e_{N+1} \quad (16)$$

式中 e_{N+1} 为 $N+1$ 时刻的测量噪声,假设噪声服从正态分布,且 $E(e_{N+1})=0, D(e_{N+1})=1/\zeta_{MP}, \zeta_{MP}$ 为当前模型结构下的最优规范化参数。同时 y_p 与 e_{N+1} 相互独立,故测量值的期望和方差分别为

$$\begin{cases} E(y_{N+1}) = y_{MP}(\mathbf{x}_{N+1}) \\ D(y_{N+1}) = D(y_p(\mathbf{x}_{N+1})) + 1/\zeta_{MP} \end{cases} \quad (17)$$

从文献[4]可知:

$$D(y_p(\mathbf{x}_{N+1})) = \mu^{-1} \left(k(\mathbf{x}_{N+1}, \mathbf{x}_{N+1}) - \frac{2}{N} \mathbf{1}^T \mathbf{K}_{N+1} + \frac{1}{N^2} \mathbf{1}^T \boldsymbol{\Omega} \right) + \sum_{i=1}^m \left[[(\mu + \rho_i \zeta)^{-1} - \mu^{-1}] \left(\mathbf{K}_{N+1}^T \boldsymbol{\beta}_i - \frac{\rho_i}{N} \mathbf{1} \right) \boldsymbol{\beta}_i \right]^2 \quad (18)$$

式中, $k(\mathbf{x}_{N+1}, \mathbf{x}_{N+1}) = \boldsymbol{\varphi}(\mathbf{x}_{N+1})^T \boldsymbol{\varphi}(\mathbf{x}_{N+1})$; $\mathbf{1}$ 是元素全为 1 的 $N \times 1$ 向量; $\boldsymbol{\Omega}$ 为阵元素, $\Omega_{ij} = k(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}_j)$ ($i, j = 1, 2, \dots, N$); $\mathbf{K}_{N+1} = [k(\mathbf{x}_1, \mathbf{x}_{N+1}) \dots k(\mathbf{x}_N, \mathbf{x}_{N+1})]^T$

最后,利用式(15),式(17)和式(18)即可进行区间预测。

5 模型在民机液压系统健康预测中的应用

5.1 液压系统健康预测数据的准备

结合液压系统驾驶舱效应、维修手册中传感器位置以及测量参数,可以确定民航飞机液压系统的监控参数变化,分别为系统压力 Δp 、液压泵的输出压力 Δp_0 、油箱流量 Δq 以及液压油箱压力 Δp_1 。这几个参数可以直接通过传感器得到,能够很好地反应整个液压系统的运行情况^[5-10]。由于在实际情况下液压系统的数据较难获得,所以在参考相关文献[5]~[10]的基础上,以模拟仿真数据的方法,采用平滑和等方差处理,得到液压系统的 200 个正常训练样本,以及验证样本中的 200 个正常样本和 30 个非正常样本。表 1 是民机液压系统的 18 个非正常样本。其中 G_{HAI} 为文献[11]中相异性表示方法算得的民机液压系统健康指数,它代表液压系统的健康状况。若 $G_{HAI} \leq 1$,则表示样本为健康;若 $1 < G_{HAI} \leq 1.2$,则表示样本为亚健康;若 $1.2 < G_{HAI} \leq 1.4$,则表示样本为异常;若 $G_{HAI} > 1.4$,则表示样本为故障^[11]。

5.2 液压系统健康预测

利用模型对民机液压系统进行健康预测有 2 种方式。第 1 种是预测某一个参数值,将另外 3 个参数值作为模型的输入,则输出为该参数的预测值。第 2 种是将 4 个参数作为输入,则输出为液压系统健康指数的预测值。选择相对误差作为模型预测精度的评价标准。

在表 1 中选取亚健康状态,异常和故障状态的非正常样本各一个作为被测样本,其余样本作为训练样本。预测模型运用第 2 节中算法,根据模型结构 σ^2 计算得到模型证据,根据模型证据找到适合的 σ^2 范围。在该区间内,将模型证据最大化,得到某一参数的极优模型,最后将预测得到的 3 组数

表 1 民机液压系统健康预测的应用样本

Table 1 Application samples of health prediction for the civil aircraft hydraulic system

编号	$\Delta p/\text{MPa}$	$\Delta p_0/\text{MPa}$	$\Delta q/(\text{mL} \cdot \text{min}^{-1})$	$\Delta p_1/\text{MPa}$	G_{HAI}
1	-2.10	-1.10	-4.82	-0.05	1.53
2	-1.50	-5.20	-5.62	-0.60	1.52
3	-1.60	-2.40	-3.95	-0.02	1.53
4	-0.20	-0.60	-2.22	-0.12	1.53
5	-3.60	-2.50	0.42	0.00	1.30
6	3.40	2.10	0.78	-0.01	1.19
7	2.00	-9.10	0.25	0.96	1.50
8	8.00	6.50	0.03	0.00	1.24
9	-0.80	-0.50	-6.85	-0.07	1.42
10	0.00	-2.00	-4.56	-0.06	1.53
11	-5.10	-6.20	-0.60	-0.80	1.40
12	2.90	-8.60	0.03	-1.20	1.46
13	1.40	-6.70	-0.05	1.10	1.50
14	0.70	-8.40	-7.64	-0.08	1.53
15	-4.50	-5.60	-4.77	-0.04	1.53
16	-7.50	-8.90	0.50	0.00	1.20
17	-13.20	-9.80	-0.40	0.00	1.53
18	0.60	0.20	-6.34	-0.06	1.53

据带入文献[11]中基于相异性表示的健康预测模型中,由此得到故障的预测结果。

首先,根据表 1 对参数 Δp 进行预测,得到的模型预测结果见表 2。在表 1 中,预测值根据式(15)得到,预测值标准差根据式(17)得到。

从表 2 中的数据得出:对于训练样本而言,最优模型的相对误差基本为 0,对于预测样本(5,6,9)的相对误差也控制在 7%以内。又因为假设噪音服从正态分布,所以根据标准正态分布及式(15)和(17)有

$$P \left(\left| \frac{y_{\text{test}} - E(y_{\text{test}})}{\sqrt{D}(y_{\text{test}})} \right| \leq 1 \right) = 0.68$$

即测量值落在该区间的概率为 68%。

采用第 1 个参数值的预测方法,计算液压泵输出压力、油箱流量以及油箱压力,得到的预测结果如表 3 和表 4 所示。同时,也给出了健康指数 G_{HAI} 的预测值。由第 1 个参数的预测结果可知,训练样本极优模型的相对误差为 0,因此,在表 3 和表 4 中只列出了预测模型的相对误差。

由表 3 和表 4 中可得,3 个参数中液压泵输出压力与油箱流量预测样本的极优模型相对误差控制在 10%以内;而油箱压力预测样本的极优模型相对误差则偏大。同样健康指数的极优模型相对误差也偏大,这将导致对于液压系统健康状态的判断出现错误,从而造成健康预测的失败。

由于通过预测模型直接对系统的健康状态进行预测是不可行的,因此下面将采用另一种方法进行健康预测。将 4

表 2 极优模型对训练样本和测试样本的输出

Table 2 Output of prediction model for train samples and test samples

样本编号	$\Delta p/\text{MPa}$			相对误差/%
	实际值	预测值	测量值标准差	
1	2.10	2.10	0.30	0.00
2	1.50	1.50	2.10	0.00
3	1.60	1.60	1.00	0.00
4	0.20	0.20	0.60	0.00
5	3.60	3.80	2.10	5.56
6	3.40	3.60	1.10	5.88
7	1.98	1.98	1.50	0.00
8	8.00	8.00	1.80	0.00
9	0.80	0.75	2.50	6.25
10	0.00	0.00	2.00	0.00
11	5.10	5.10	0.60	0.00
12	2.90	2.90	0.90	0.00
13	1.40	1.40	2.30	0.00
14	0.70	0.70	1.20	0.00
15	4.50	4.50	0.30	0.00
16	7.50	7.50	1.20	0.00
17	13.20	13.20	1.70	0.00
18	0.60	0.60	1.10	0.00

表 3 最优模型对训练样本和测试样本的输出

Table 3 Output of prediction model for train samples and test samples

样本编号	$\Delta p/\text{MPa}$				$\Delta q/(\text{mL} \cdot \text{min}^{-1})$			
	实际值	预测值	标准差	相对误差/%	实际值	预测值	标准差	相对误差/%
5	-250.00	-2.30	5.00	8.00	0.42	0.39	2.00	7.14
6	2.10	-2.20	3.00	4.76	0.78	0.07	2.10	8.97
9	0.50	-5.40	4.00	8.00	-6.85	0.73	1.70	5.83

个参数的预测值代入到文献[11]中基于相异性表示的健康评估模型中,得到如图 1 所示结果。

通过两种方式得到的健康指数 G_{HAI} 与真实样本的比较见表 5。其中,预测样本的健康指数是指预测的参数值通过文献[11]中健康评估模型得到的,而健康指数的预测值是直接通过预测模型得到健康指数的。

由表 5 可知,根据预测样本代入健康评估模型得到的健康指数,其相对误差比直接预测健康指数要小得多。因此,针对液压系统进行故障预测时,只需对参数进行预测,然后将预测得到的参数代入文献[11]的诊断模型中,从而得到故障预测结果。根据表 5 显示的结果,证明采用该方法是可行的。

表 4 最优模型对训练样本和测试样本的输出

Table 4 Output of prediction model for train samples and test samples

样本编号	$\Delta p/\text{MPa}$			相对误差/%	G_{HAI}			相对误差/%
	实际值	预测值	标准差		实际值	预测值	标准差	
5	0.00	0.05	0.17	—	1.30	1.00	0.056	23.10
6	0.01	0.015	0.18	50.00	1.19	1.39	0.036	16.80
9	0.07	-6.10	0.20	12.86	1.53	1.21	0.066	20.90

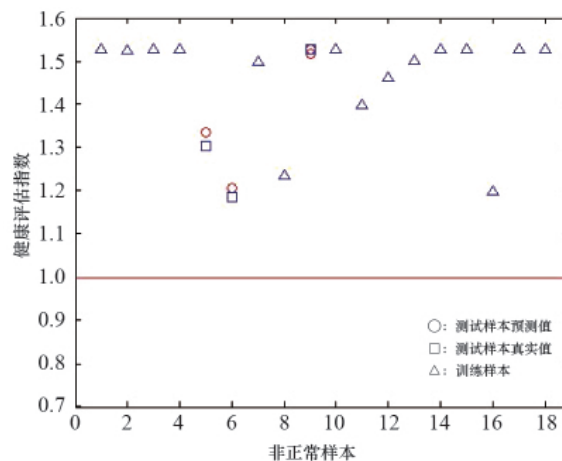


图 1 基于预测参数样本的健康指数

Fig. 1 G_{HAI} based on prediction parameter samples

表 5 预测样本健康指数结果比较

Table 5 Comparison between prediction sample G_{HAI}

样本编号	G_{HAI}		相对误差/%	G_{HAI} 预测值	相对误差/%
	真实样本	预测样本			
5	1.30	1.33	2.31	1.00	23.10
6	1.19	1.21	1.68	1.39	16.80
9	1.53	1.52	0.65	1.21	20.90

6 结论

研究了基于贝叶斯框架下的 LS-SVM 回归模型,给出了模型选择算法,在模型参数不确定的情况下,推导了区间预测公式,利用预测模型对液压系统的监测数据进行预测,将预测的数据导入基于相异性表示的健康评估模型中,由此得到关于液压系统的健康预测值。预测模型也可以直接预测健康指数,但是模型引入的误差相对于健康指数来说过大,影响预测精度。而健康评估模型可以很好地抵消参数预测误差带给系统健康预测的影响,结果表明该方法用于民机液压系统的健康预测是可行的。

参考文献 (References)

- [1] 诸葛昌炜, 李书明, 但敏. 民机液压系统附件监控清单的确定方法 [J]. 液气气动与密封, 2012(2): 50-53.
Zhuge Changwei, Li Shuming, Dan Min. Hydraulics Pneumatics & Seals, 2012(2): 50-53.
- [2] Law M, Kwok J T. Bayesian support vector regression [C]. The Eighth International Workshop on Artificial Intelligence and Statistics, Key West, FL, USA, January 4-7, 2001.
- [3] Suykens J A K. Nonlinear modeling and support vector machines [C]// Proceedings of the 18th IEEE International Conference on Instrumentation and Measurement Technology, New York, NY: IEEE, 2001,1: 287-294.
- [4] 郝英. 基于智能技术的民航发动机故障诊断和寿命预测研究 [D]. 南京: 南京航空航天大学, 2006.
Hao Ying. Research on civil aviation engine fault diagnosis and life predication based on intelligent technologies [D]. Nanjing: Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, 2006.
- [5] 常海. 大型民用窄体客机液压系统分析探讨 [J]. 航空科学技术, 2011(6): 18-20.
Chang Hai. Aeronautical Science & Technology, 2011(6): 18-20.
- [6] 张建波, 朴学奎. 空客 A320 液压系统研究 [J]. 民用飞机设计与研究, 2010(2): 53-55.
Zhang Jianbo, Piao Xuekui. Civil Aircraft Design and Research, 2010(2): 53-55.
- [7] SAE AIR 5005-2000. Aerospace-commercial Aircraft Hydraulic System [S]. Washington DC: SAE, 2000.
- [8] 李艳军. 飞机液压传动与控制 [M]. 北京: 科学出版社, 2009.
Li Yanjun. Aircraft hydraulic transmission and control [M]. Beijing: Science Press, 2009.
- [9] 唐有才, 刘振岗, 王占勇, 等. 飞机液压系统故障多的原因探讨及对策 [J]. 液气与气动, 2009(10): 84-87.
Tang Youcai, Liu Zhengang, Wang Zhanyong, et al. Chinese Hydraulics & Pneumatics, 2009(10): 84-87.
- [10] 张莉, 王峰, 温克利. 基于 AHP 故障树分析方法下飞机液压诊断研究 [J]. 光机电信息, 2011, 28(2): 25-28.
Zhang Li, Wang Feng, Wen Keli. OME Information, 2011, 28(2): 25-28.
- [11] 侯晓云, 张天刚. 基于相异性表示的民机液压系统健康评估 [J]. 科技导报, 2012, 30(23): 56-60.
Hou Xiaoyun, Zhang Tiangang. Science & Technology Review, 2012, 30(23): 56-60.

(责任编辑 赵业玲)

· 学术动态 ·



北京市疾病预防控制中心发布 H7N9 预防指南

1. 什么是禽流感?

禽流感是由甲型流感病毒的一种亚型引起的急性传染性疾病,通常只感染鸟类,少见情况会感染人、猪、马、水貂和海洋哺乳动物。禽流感病毒中,H和N分别代表病毒外膜的血凝素(H)和神经氨酸酶(N),依据它们蛋白抗原性不同,目前可分为16个H亚型(H1~H16)和9个N亚型(N1~N9)。可感染人的禽流感病毒亚型为H5N1、H9N2、H7N7、H7N2、H7N3,此次报道的为人感染H7N9禽流感病毒。

2. 得了 H7N9 禽流感,早期有哪些症状?

人感染 H7N9 禽流感病例起病急,一般表现为流感样症状,如发热、咳嗽、少痰,可伴有头痛、肌肉酸痛和全身不适。重症患者病情发展迅速,表现为重症肺炎,体温大多持续在 39℃ 以上,出现呼吸困难,可伴有咯血痰;可快速进展出现急性呼吸窘迫综合征等。

3. 普通人应该如何预防禽流感?

① 注意个人卫生,保持勤洗手、室内勤通风换气、注意营养,保证充足的睡眠和休息,加强体育锻炼。尤其在接触禽畜后及时彻底洗手;② 尽可能减少与禽畜不必要的接触,特别注意尽量避免接触病死禽畜。食用禽肉蛋时要充分煮熟;③ 生熟食物要分开处理,当手部有破损处理肉类时,建议佩戴手套;④ 出现打喷嚏、咳嗽等呼吸道感染症状时,要用纸巾、手帕掩盖口鼻,预防感染他人;出现发热、咳嗽、咽痛、全身不适等症状时,应戴上口罩;⑤ 如果病情加重应佩戴口罩及时到医院发热门诊就医,并告之医生近 7 天有无禽类接触,以及去过禽流感疫区;⑥ 外出踏青时,应尽量避免接触野生禽鸟或进入野禽栖息地;⑦ 年老体弱者、特别是患有基础病的居民,在呼吸道传染病高发时期,应尽量减少去空气不流通和人群拥挤的场所。到医院就诊时应戴口罩。

4. 如果出现高热咳嗽的症状怎么办?

若出现发热、头痛、鼻塞、咳嗽、全身不适等呼吸道症状时,应戴上口罩,尽快到医院发热门诊就诊,并务必告诉医生自己发病前 7 天是否到过禽流感疫区,是否与病禽接触等情况,并在医生指导下治疗和使用药物。

详见北京市疾病预防控制中心网站 <http://www.bjcdc.org/news.php?id=38292>。