

10.7690/bgzdh.2015.05.007

## 用于飞行动作评估的飞参数据预处理方法

周胜明, 赵育良, 张玉叶, 王淑娟  
(海军航空工程学院青岛校区, 山东 青岛 266041)

**摘要:** 为了预处理得到正确反映飞机飞行状态的飞行参数记录数据, 介绍一种有效的用于飞行动作评估的飞参数据预处理方法。利用主成分分析相关性分析法提取与飞行动作最相关的几个参数数据, 将各飞行参数的相关性融入多维自回归数据的预测估计过程, 并对某型飞机的部分飞行参数数据进行实验分析, 利用多维时间序列建模对其5个参数的缺失数据进行一步预报得到估计值, 与真实值进行比较得到的相对误差值都比较小(平均值0.03), 该结果表明: 该方法能得到正确反映和重现飞机飞行动作的时间序列数据, 可推广到任意一种多元时间序列来表示目标状态的情况。

**关键词:** 飞行动作; 飞行参数数据; 主成分分析; 多维时间序列建模  
**中图分类号:** TP206 **文献标志码:** A

## The Preprocess Method of the Flight Parameter Data Applied to the Evaluation of Acrobatic Maneuver

Zhou Shengming, Zhao Yuliang, Zhang Yuye, Wang Shujuan  
(Qingdao Branch, Navy Aeronautical & Astronautical University, Qingdao 266041, China)

**Abstract:** In order to get the record data of flight parameters correctly reflect the aircraft flight conditions by the means of preprocessing pretreatment, introduce an effective pretreatment method of flight parameter data for acrobatic maneuver evaluation. The several parameters which has higher relevance with acrobatic maneuver was extracted their data using the principal component analysis. And the correlation of the parameters was imported into the multidimensional auto-regression prediction data estimation process. We used a part of a certain aircraft flight parameters data for experimental analysis. In the experiment, the estimated data of 5 parameters' missing data by one step forecasting of multivariate time series modeling were compared with the true data, and the relative errors were all small that the average value was of 0.03. The results show that this method can get the time series data which can reflect or reproduce the acrobatic maneuver correctly. And the method can be extended to any kind of multivariate time series to represent the status of objectives.

**Keywords:** acrobatic maneuver; flight parameters data; principal component analysis; multivariate time series modeling

### 0 引言

机载飞参系统在飞机飞行过程中记录各种飞行参数信息, 这为评估飞行员操作飞机的水平提供了重要依据。目前评估飞行员对各种飞行动作的完成情况, 主要通过对其一个或2个飞行参数值的变化范围进行检测, 如果变化范围没有超出指定飞行动作规定的参数值要求, 那么操作合格。然而实际操作中, 因为飞机的飞行动作取决于若干参数, 比如爬升动作, 它取决于飞行高度、速度、俯仰角、倾斜角和俯仰角速度等参数; 而巡航动作, 取决于飞行高度、速度、横滚角和倾斜角等参数。所以要对飞行员操作的飞行动作进行正确评估, 需要综合考虑多个参数的信息。而飞参数据中包含十几个与飞行动作有关的参数, 若将所有参数用于每个动作的飞行评估, 复杂度太高。考虑到不同的参数与不同飞行动作的相关度不同, 笔者采用相关性分析法提取与飞行动作最相关的参数, 用于飞行动作评估。

由于飞参记录仪是复杂的电子系统, 在其工作采集、记录数据时, 会因为噪音干扰、电子干扰等因素, 产生一些数据丢失、数据失真和记录的非正常开始或结束等异常情况。而这些异常的飞参数据, 将严重影响飞行员操作水平的评估, 所以在评估之前, 要保证飞参数据的完整、真实可靠, 也就是要对失真数据及缺失数据进行估计替换<sup>[1-4]</sup>。用于飞行动作评估的参数之间有一定的相关性, 如果将这些参数的相关性加入到对失真及缺失数据的估计过程, 则估计结果将更加准确。因此, 笔者利用主成分分析法提取出与飞行动作相关性最大的几项; 然后对这几项参数数据进行多维自回归建模, 结合参数相关度权重定阶, 得到飞参数据模型表达式; 进而对其中的失真数据及缺失数据进行估计预测。

### 1 主成分分析法选择参数

飞参数据具有参数维数高、数据量大的特点,

收稿日期: 2014-12-21; 修回日期: 2015-02-06

作者简介: 周胜明(1962—), 男, 山东人, 硕士, 教授, 从事飞行器仿真相关研究。



$$J = \sum_{t=p+1}^N \varepsilon_t^T \varepsilon_t = \sum_{t=p+1}^N \left( x_t - \sum_{i=1}^p a_i x_{t-i} \right)^T \left( x_t - \sum_{i=1}^p a_i x_{t-i} \right) = \min$$

必然有

$$J(i) = \sum_{t=p+1}^N |E_N(i)|^T |E_N(i)| = \min, (i=1,2,\dots,m).$$

这样基于时刻  $N$  的所有观测值的  $A(i)$  的最小二乘估计值为

$$\hat{A}_N(i) = (B_N^T B_N)^{-1} B_N^T L_N(i), (i=1,2,\dots,m).$$

3) AIC 准则定阶。

模型 (1) 的阶数  $p$  由最小 (akaike's information criterion, AIC) 准则确定。设模型的一步预报残差  $\varepsilon_t = X_t - \hat{X}_t$ ,  $\delta_E^2(p)$  是拟合残差方差, 认为它是模型阶数  $p$  的函数, 定义 AIC 准则函数为

$$AIC(p) = \lg \delta_E^2(p) + 2p/N, p \in (0,1,\dots,n)$$

因为  $\varepsilon_t$  是一个多维向量, 对它计算  $\delta_E^2(p)$ , 可以结合参数相关度权重定阶。由主成分分析得到的  $m$  个参数, 根据在主成分线性表达式中的载荷, 取绝对值并归一化计算权重,  $m$  个参数的权重分别为  $|C_1|, |C_2|, \dots, |C_m|$ , 那么

$$\delta_E^2(p) = \frac{\delta_1^2}{|C_1|} + \frac{\delta_2^2}{|C_2|} + \dots + \frac{\delta_m^2}{|C_m|}$$

式中:  $\delta_i^2$  表示  $m$  维参数时间序列  $X_t = (x_{1t}, x_{2t}, \dots, x_{mt})^T$  中  $x_{it}$  的拟合残差方差。

对准则函数  $AIC(p)$ , 真实模型的阶数  $p_0$  应

COEFF =

$x'_1$ : 高度'	-0.490 3	-0.084 4	0.177 1	-0.298 7	0.158 7	-0.180 7	0.173 0	0.737 6
$x'_2$ : 速度'	-0.451 6	-0.183 2	0.294 3	-0.137 1	0.233 1	0.505 1	-0.534 9	-0.248 3
$x'_3$ : 航向'	-0.040 1	-0.069 8	-0.776 1	-0.559 7	-0.158 8	0.145 1	-0.174 4	0.035 7
$x'_4$ : 俯仰'	0.494 8	0.135 3	0.001 0	0.157 9	0.103 6	0.591 5	-0.164 6	0.569 4
$x'_5$ : 倾斜'	-0.415 5	0.326 1	-0.009 5	0.164 7	-0.579 0	0.459 2	0.383 6	-0.022 8
$x'_6$ : 盘旋角速度'	-0.055 9	-0.639 9	-0.062 6	0.396 8	-0.516 4	-0.120 4	-0.310 7	0.219 9
$x'_7$ : 俯仰角速度'	-0.318 2	-0.067 8	-0.517 5	0.574 1	0.518 6	0.072 3	0.150 3	0.008 3
$x'_8$ : 横滚角速度'	0.179 4	-0.644 8	0.089 2	-0.199 1	0.117 1	0.332 7	0.600 1	-0.141 0
Explained =	45.791 0	24.721 6	16.853 7	6.402 5	4.133 4	1.698 1	0.313 8	0.086 0

表 1 参数相关关系矩阵

参数变量	气压高度	指示空速	真航向	俯仰角	倾斜角	盘旋角速度	俯仰角速度	横滚角速度
气压高度	1.000 0	0.929 2	-0.028 5	-0.942 2	0.624 3	0.107 1	0.397 5	-0.162 9
指示空速	0.929 2	1.000 0	-0.176 9	-0.828 5	0.535 7	0.227 2	0.348 2	0.010 3
真航向	-0.028 5	-0.176 9	1.000 0	-0.130 6	0.016 5	0.074 5	0.406 6	0.024 2
俯仰角	-0.942 2	-0.828 5	-0.130 6	1.000 0	-0.637 3	-0.265 7	-0.526 2	0.164 4
倾斜角	0.624 3	0.535 7	0.016 5	-0.637 3	1.000 0	-0.205 0	0.402 3	-0.702 7
盘旋角速度	0.107 1	0.227 2	0.074 5	-0.265 7	-0.205 0	1.000 0	0.220 4	0.701 0
俯仰角速度	0.397 5	0.348 2	0.406 6	-0.526 2	0.402 3	0.220 4	1.000 0	-0.217 8
横滚角速度	-0.162 9	0.010 3	0.024 2	0.164 4	-0.702 7	0.701 0	-0.217 8	1.000 0

满足

$$AIC(p_0) = \min_{0 \leq p \leq M(p)} AIC(p)$$

即按函数最小的原则定阶。

4) 模型检验。

为了判断所选模型是否适当, 还须通过评测与分析残差白性的方法对建模结果进行检验, 其思路: 若时间序列模型合适, 按时间序列建模的前提条件, 残差序列  $\{\varepsilon_t\}$  应为白噪声序列。残差越小, 模型与实际系统的拟合程度越高。若模型不合适, 则需对模型的残差作进一步分析, 或重新构造模型。

最后得到用来描述飞行动作的多元时间序列模型。通过迭代计算, AR 模型可以用所有参数的滞后值联合预测其中任意一个参数在未来的取值。

### 3 实验方法与分析

实验处理的是某型飞机的部分飞行参数数据, 其中与飞行动作有关的参数有 8 个, 包括气压高度、指示空速、真航向、俯仰角、倾斜角、盘旋角速度、俯仰角速度和横滚角速度。以一定的采样间隔采样, 得到 600 条飞参数数据, 用  $\{X_t\} = (x_{1t}, x_{2t}, \dots, x_{8t})^T$ , ( $t=0,1,\dots,599$ ) 表示样本时间序列。

1) 利用主成分分析进行参数选择

首先对样本数据  $\{X_t, t=0, 1, \dots, 599\}$  计算得到各参数的相关关系矩阵如表 1。然后利用 Matlab 中的主成分分析函数 `pcacov`, 得到各主成分表达式的系数矩阵 COEFF, 以及主成分贡献率向量 Explained, 结果如下:

这样得到第一主成分表达式

$$Y_1 = -0.490 3x_1 - 0.451 6x_2 - 0.040 1x_3 + 0.494 8x_4 - 0.415 5x_5 - 0.055 9x_6 - 0.318 2x_7 + 0.179 4x_8$$

该主成分是飞行动作的综合成分，比较它在每个标准化变量上的载荷大小可以发现，该动作与高度、速度、俯仰角、倾斜角和俯仰角速度相关性最大，由此提取这 5 个参数数据进行动作的评估。同时对 5 个参数的载荷值，取绝对值并归一化，计算得到权重向量：

$$(|C_1|, |C_2|, |C_3|, |C_4|, |C_5|) = (0.226, 0.208, 0.228, 0.191, 0.147)$$

2) 多维 AR 模型建模。

对 600 条包含 5 个参数的飞参数据中的前 500 条进行多维 AR 建模。首先对数据进行一次差分及标准化正态处理以后得到的平稳时间序列，然后利用最小二乘法计算得到系数矩阵。利用 AIC 准则结合参数相关度权重定阶，得到 AIC 函数曲线图(如图 1)，从图中判断阶数取 3 时 AIC 函数值最小。从而得到五维 AR(3)模型的 3 阶系数矩阵如表 2 所示。

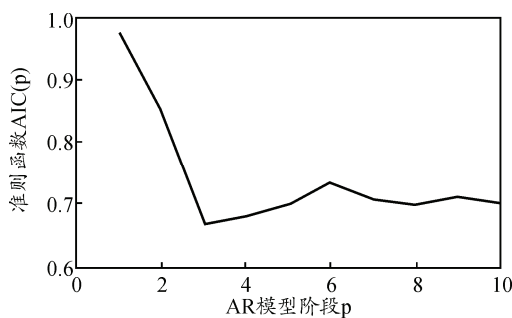


图 1 AIC 函数曲线

表 2 模型参数估计

5维AR(3)模型3阶系数矩阵	1	2	3	4	5
A(1)	0.278 2	0.333 3	-7.444 4	1.326 4	-57.333 3
	0.080 3	-0.604 2	5.888 9	-0.184 0	-5.333 3
	0.025 0	-0.143 3	0.834 4	0.040 6	4.273 3
	0.504 6	0.516 9	-24.790 3	-1.244 7	0.577 7
	0.000 7	0.038 4	-0.439 0	-0.002 1	0.790 2
A(2)	-0.826 4	0.343 8	0.763 9	-0.736 1	38.222 2
	-0.097 2	0.468 8	-0.527 8	-0.152 8	-12.444 4
	-0.033 0	0.047 8	-0.840 1	-0.086 4	-3.102 2
	0.681 4	-0.530 4	5.962 9	0.273 8	-17.239 6
	0.013 7	-0.016 5	0.065 8	-0.016 5	0.702 4
A(3)	0.109 4	-0.770 8	2.111 1	1.543 2	-58.666 7
	0.171 9	0.729 2	0.277 8	0.286 7	25.333 3
	0.004 8	-0.031 1	0.043 3	0.036 6	3.466 7
	-0.034 2	0.281 9	-4.748 2	-0.703 1	33.789 9
	0.001 4	0.043 9	0	0.007 0	-0.175 6

计算模型的残差  $\epsilon_t = X_t - \hat{X}_t$  是否满足白噪声序列的要求，通过计算发现  $\epsilon_t = (\epsilon_{1t}, \epsilon_{2t}, \dots, \epsilon_{5t})^T$  中各子向量都符合均值为零的正态分布，所以 AR(3) 参数模型是合适的。由  $Y_t = \sigma_y X_t + \mu_y$ ，逆变换得到序

列  $\{X_t\}$ ，这样可以进行未知数据的估计。

3) 数据的预测估计验证。

利用所得模型进行 500 条以上飞参数据的估计预测，将预测值与真实数据比较。表 3 是利用模型分别对 5 个参数的缺失数据进行一步预报得到的估计值与真实值的相对误差比较，可以看到相对误差值都比较小，说明该方法可以用于缺失或失真数据的估计预处理。

表 3 数据预测估计结果

参数	真实数据	估计值	误差值	相对误差
飞行速度	6 859	6 865	6	0.000 8
高度	600	598	2	0.003
俯仰角	6.59	6.57	0.02	0.003
倾斜角	-2.02	-2.16	0.48	0.069
俯仰角速度	0.430 9	0.397 9	0.033	0.076

4 结论

为了预处理得到正确反映飞机飞行状态的飞行参数记录数据，笔者首先利用相关性分析法提取与飞行动作最相关的几个参数数据，然后为了估计其中的缺失数据，将各飞行参数的相关性融入多维自回归数据的预测估计过程，从实验的预测结果看，该方法是可行的。由于飞参数据是一种典型的多元时间序列数据，所以虽然该方法针对用于飞行动作评估的飞行参数数据进行预处理，但是可以推广到任意一种多元时间序列来表示目标状态的情况。

参考文献：

- [1] 魏燕明, 端木京顺, 高海龙. KPLS-SVM 在缺失飞参数据估计中的应用[J]. 火力指挥与控制, 2009, 34(11): 186-189.
- [2] 倪世宏, 史忠科, 谢川, 等. 飞行事故调查时缺失飞行参数的综合估计方法[J]. 计算机工程与应用, 2004, 40(32): 206-208.
- [3] 谢川, 倪世宏, 张忠麟. 一种缺失飞行参数预处理的新方法[J]. 计算机仿真, 2005, 22(4): 27-31.
- [4] 吴建刚, 陈志伟, 李曙林, 等. 飞参记录数据计算机处理的有关问题研究[J]. 计算机仿真, 2007, 24(2): 18-21.
- [5] 李丹丹, 路辉, 郎荣玲. 基于主成分分析和支持向量机的飞参阶段划分研究[J]. 现代电子技术, 2010, 33(8): 134-137.
- [6] Brockwell P J, Davis R A. Time Series: Theory and Methods[M]. New York: Springer-Verlag, 1991: 61-62.
- [7] Zeigler Bernard P, Praehofer Herbert, Tag Gon Kim. Theory of modeling and simulation: integrating discrete event and continuous complex dynamic systems[M]. London: Academic Press, 2000: 137-139.
- [8] 李慧, 吴国富, 齐全跃. 舰船运动姿态的多维自回归建模[J]. 系统仿真学报, 2003, 15(5): 617-619.