

DOI:10.20033/j.1003-7241.(2026)03-0032-04

# 一种数据驱动的火箭电气系统智能估重方法

周昊,王阿萍,岳梦云

(北京宇航系统工程研究所,北京100076)

**摘要:**针对当前运载火箭电气系统估重依赖人工经验与协同设计,存在协调链条长、工作周期久、估重结果偏差大的问题,且该估重问题具有样本数据强耦合、小样本的特殊模型预测等复杂特征,旨在提供高精度智能估重方案。首先从机理层面明确发动机数量、测点数量、子级尺寸等关键影响参数,随后将模型预测方法引入该领域,结合计算图形学仿射变换理论,提出基于仿射偏最小二乘回归(Affine-PLS)的预测方法,通过数据预处理增强变量相关性、扩大样本空间,解决传统方法耦合分解不彻底、易过拟合的缺陷。以电气系统质量参量数据为样本开展仿真,采用多元线性回归、传统PLS方法与所提方法对比验证,结果显示预测结果稳定在 $\pm 15\%$ 内,较现有方法精度提升40%,为运载火箭总体设计阶段电气系统估重提供了高效可靠的解决方案。

**关键词:**运载火箭;电气系统;模型预测;仿射变换;偏最小二乘

中图分类号: TP181

文献标志码: A

文章编号: 1003-7241(2026)03-0032-04

## Affine partial least squares-based method for electrical weight estimation in rockets

ZHOU Hao, WANG Aping, YUE Mengyun

(Beijing Institute of Astronautical Systems Engineering, Beijing 100076, China)

**Abstract:** Aiming at the problems of current launch vehicle electrical system weight estimation relying on manual experience and collaborative design, such as long coordination chains, prolonged work cycles, and large result deviations, as well as the complex characteristics of this weight estimation problem including strongly coupled and small-sample data in special model prediction, this paper intends to provide a high-precision intelligent weight estimation scheme. Firstly, key influencing parameters such as engine quantity, measuring point quantity, and sub-stage size are clarified from a mechanism perspective. Subsequently, model prediction methods are introduced into this field, and a prediction method based on affine partial least squares regression (Affine-PLS) is proposed by combining affine transformation theory from computational graphics. Through data preprocessing, the correlation between variables is enhanced and the sample space is expanded, solving the defects of incomplete coupling decomposition and easy overfitting of traditional methods. Simulations are conducted using electrical system quality parameter data as samples, with comparative verification among multiple linear regression, traditional PLS method and the proposed method. The results show that the prediction results are stable within the range of  $\pm 15\%$ , and the accuracy is improved by 40% compared with existing methods, providing an efficient and reliable solution for the electrical system weight estimation in the overall design stage of launch vehicles.

**Keywords:** launch vehicle; electrical system; model prediction; affine transformation; partial least squares

运载火箭能力作为国家空间战略竞争力的核心表征<sup>[1-3]</sup>,直接决定了航天工程的任务边界与技术上限,是深空探测、在轨服务及太空资源利用等前沿领域的基础性支撑技术<sup>[4]</sup>。运载火箭主要由三大功能系统构成:为飞行提供推力的动力系统,承担力学载荷的结构系统,以及作为信息交互枢纽的电气系统。其中,电气系统主要完成飞行控制、测量、数传通信、故障检测等功能,通常被划分为控制、测量、能源、通信、故障检测等功能模块。

运载火箭电气系统作为箭上重要组成部分,其在总体设计阶段的重量估计问题尤为重要,准确的重量评估将直接影响火箭的运载能力设计。若重量评估不准确,轻则会

出现运载能力损失,重则带来影响任务成败的潜在风险。

目前 Förste 等<sup>[5]</sup>, Bykerk 等<sup>[6]</sup>提出了面向可重复使用的运载火箭总体设计方法,但是在重量估计问题方面研究较少。国内徐倩等<sup>[7]</sup>给出了运载火箭结构估重与总体优化设计方法,但是重点关注结构系统重量,对于电气系统估重考虑较少。该方法通过载荷计算评估结构系统重量,而电气系统重量与载荷无关,暂不具备迁移能力。

运载火箭电气系统主要由箭上电气设备以及电缆构成<sup>[3]</sup>,因此其估重问题主要也是针对这两部分开展。对于电气设备,每型火箭针对不同的运载能力以及可靠性需求,会采用不同的设计方案;对于电气电缆,不同火箭各级

收稿日期:2025-02-08;录用日期:2025-03-25

作者简介:周昊(1995—),男,博士,工程师,研究方向:运载火箭总体设计。

通信作者:岳梦云(1988—),女,硕士,高级工程师,研究方向:运载火箭总体设计。

引用本文:周昊,王阿萍,岳梦云.一种数据驱动的火箭电气系统智能估重方法[J].自动化技术与应用,2026,45(3):32-35.(ZHOU Hao, WANG Aping, YUE Mengyun. Affine partial least squares-based method for electrical weight estimation in rockets[J]. Techniques of Automation and Applications, 2026, 45(3): 32-35.)

结构尺寸以及空间布局的区别也会导致电缆长度存在差异化设计。因此,传统电气估重方法需要协调设计单位开展初步设计及其重量估算等工作,协调链条长,工作周期长。现有运载火箭电气系统方案设计中更关注可靠性的提升,对系统重量敏感性较弱。对于内外部因素对系统重量的影响识别不够量化,估重结果与最终实际情况可能存在较大偏差,尚无电气系统估重的成熟理论方法。

从数学模型角度出发,电气系统估重问题本质上是一类特殊的模型预测问题<sup>[8-10]</sup>。一方面,电气系统作为运载火箭复杂巨系统的重要组成部分,具有高复杂度与高集成度的特点,因此用于其估重的关键变量同样存在强耦合特性。另一方面,由于同一型火箭不同发次间电气系统质量基本一致,预测样本数只能取当前构型数量,从而导致预测样本数较少,甚至可能会出现样本数小于变量数的场景。综上,电气系统估重问题可以定义为一类样本数据存在强耦合、小样本特点的模型预测问题。

模型预测问题通常采用多元线性分析方法,主要包括主成分回归预测方法和偏最小二乘回归预测方法<sup>[11-12]</sup>。主成分回归预测方法通过对样本空间进行主成分分解,将其分解成主元子空间和残差子空间,并对其与因变量进行回归。由于分解过程仅针对样本空间进行,因此最终预测模型难以体现自变量与因变量间的相关关系,预测效果有限。偏最小二乘(partial least squares, PLS)回归预测方法同样将样本空间分解为主元子空间和残差子空间,但是其分解过程依赖因变量空间进行,因此对回归预测具有更好的解释能力,但是在样本数量较少的场景下仍存在过拟合问题<sup>[13-14]</sup>。

为此,针对尚无电气系统估重的成熟理论方法的问题,本文依托火箭电气系统机理,针对现有的强耦合、小样本历史数据,结合数据驱动的多元统计分析方法,建立面向电气系统重量估计模型。针对聚焦样本数据存在的强耦合、小样本特性,提出一种基于仿射偏最小二乘回归的预测方法,采用电气系统数据进行仿真验证,较现有方法预测精度可提升40%,为运载火箭总体设计阶段的电气估重问题给出了有效的解决方案。

## 1 火箭电气系统估重问题

运载火箭电气系统作为运载火箭的核心子系统之一,包括控制、测量、能源管理、数传通信等功能,直接影响火箭的可靠性、精度和任务执行能力。依托现有历史数据,结合电气系统组分及系统中功能定位<sup>[3]</sup>,从机理层面分析电气系统估重的关键参数如下。

1) 动力系统相关。发动机作为主要被控对象,会影响控制系统箭上产品及电缆重量,主要影响因素包括发动机数量与发动机控制路数等。

2) 测量系统相关。全箭测量要求同样会对测量系统的电气规模产生直接影响,影响因素包括测点数量与测量变换器数量等。

3) 结构相关。箭体结构的规模、尺寸会对电缆长度

等产生影响。影响因素包括子级直径与子级长度等。

4) 关键产品。部分关键产品对电缆估重影响较小,但是在电气系统整体估重中存在一定作用。主要影响因素包括伺服重量与测量两器重量。

基于上述机理分析,在进行电气系统整体估重时,选取相关关键参数。

## 2 电气系统估重

### 2.1 传统 PLS 方法

偏最小二乘(PLS)回归方法是一种建立起两组数据集间线性回归关系的多元分析方法,将自变量空间映射到低维的潜变量空间,完成对样本矩阵  $\mathbf{X}, \mathbf{Y}$  的分解<sup>[13]</sup>。

$$\begin{cases} \mathbf{X} = \hat{\mathbf{X}} + \tilde{\mathbf{X}} = \mathbf{TP}^T + \tilde{\mathbf{X}} \\ \mathbf{Y} = \hat{\mathbf{Y}} + \tilde{\mathbf{Y}} = \mathbf{TQ}^T + \tilde{\mathbf{Y}} \end{cases} \quad (1)$$

式中,矩阵  $\mathbf{T} = [t_1, \dots, t_\gamma] \in \mathbb{R}^{N \times \gamma}$  为得分矩阵,其中  $\gamma$  表示潜变量个数。矩阵  $\mathbf{P} = [p_1, \dots, p_\gamma] \in \mathbb{R}^{m \times \gamma}$  和  $\mathbf{Q} = [q_1, \dots, q_\gamma] \in \mathbb{R}^{l \times \gamma}$  分别是  $\mathbf{X}$  和  $\mathbf{Y}$  的负载矩阵。 $\tilde{\mathbf{X}}$  表示  $\mathbf{X}$  的残差矩阵, $\tilde{\mathbf{Y}}$  表示  $\mathbf{Y}$  的残差矩阵。偏最小二乘方法的基本原理是按照交叉有效性原则在  $\mathbf{X}$  中顺次选择使  $t$  和  $\mathbf{Y}$  的协方差尽可能大的成分来构成得分矩阵  $\mathbf{T}$ , 然后通过建立得分矩阵  $\mathbf{T}$  和响应矩阵  $\mathbf{Y}$  的回归式最终实现  $\mathbf{X}$  和  $\mathbf{Y}$  之间的回归预测。

### 2.2 仿射偏最小二乘方法

虽然 PLS 算法一定程度上具备处理样本空间强耦合以及小样本量的能力,但是仍存在以下问题。

1) 耦合分解未彻底,主元子空间中仍存在与响应矩阵无关的成分,残差子空间中仍存在与响应矩阵相关的成分。

2) 样本数量小,仍难以充分体现变量间特征。这是由于样本矩阵  $\mathbf{X}$  中存在部分与响应矩阵  $\mathbf{Y}$  正交的组分,即对预测起负面作用的部分。

为了解决该问题,受计算图形学中的仿射变换启发,引入了仿射变换对原始数据进行预处理,并提出了基于仿射偏最小二乘方法(Affine-PLS)的电气系统估重方法,在 PLS 算法运行前就有效增强样本矩阵  $\mathbf{X}$  与响应矩阵  $\mathbf{Y}$  相关性,从而减弱无关部分的影响。仿射变换是指在空间几何中从一个向量空间进行一次线性变换及平移移动至另一个向量空间的过程。在图像识别中,为提升图像识别准确率,增强辨识效果,会对原始图像进行仿射变换,例如平移、旋转、对称、倾斜等,从而起到在保持样本特征的条件增加样本量的效果<sup>[15]</sup>。仿射变换如式(2)所示。

$$\begin{bmatrix} \vec{y} \\ \mathbf{1} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \mathbf{A} & \vec{b} \\ \mathbf{0} & \mathbf{1} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \vec{x} \\ \mathbf{1} \end{bmatrix} \quad (2)$$

式中,  $\vec{x}$  和  $\vec{y}$  分别表示仿射变换前后的向量,  $\mathbf{A}$  矩阵为线性变换矩阵,  $\vec{b}$  矩阵表示平移变换向量。回归电气系统估重实际问题,可以结合先验知识对原样本矩阵进行仿射变换从而扩大样本空间。为此首先构建仿射矩阵。

$$\begin{bmatrix} \mathbf{X}_A(k) \\ \mathbf{Y}_A(k) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \mathbf{A} & \mathbf{0} \\ \mathbf{0} & \mathbf{1} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \mathbf{X} \\ \mathbf{Y} \end{bmatrix} + k \begin{bmatrix} \mathbf{1} \\ \mathbf{M} \end{bmatrix} \mathbf{B} \quad (3)$$

式中,  $\mathbf{X}_{\text{ex}}(k)$  和  $\mathbf{Y}_{\text{ex}}(k)$  分别表示仿射变换后的样本矩阵与响应矩阵,  $k$  为修正系数,  $\mathbf{B}$  为样本空间平移变换矩阵,  $\mathbf{M}$  为空间映射关系。

在此基础上进一步构建扩展后的样本矩阵  $\mathbf{X}_{\text{EX}}$  与响应矩阵  $\mathbf{Y}_{\text{EX}}$ 。

$$\mathbf{X}_{\text{EX}} = [\mathbf{X}_A(-k) \quad \cdots \quad \mathbf{X} \quad \cdots \quad \mathbf{X}_A(k)] \quad (4)$$

$$\mathbf{Y}_{\text{EX}} = [\mathbf{Y}_A(-k) \quad \cdots \quad \mathbf{Y} \quad \cdots \quad \mathbf{Y}_A(k)] \quad (5)$$

此时可以针对仿射变换后的拓展矩阵构建为

$$\begin{cases} \mathbf{X}_{\text{EX}} = \hat{\mathbf{X}}_{\text{EX}} + \tilde{\mathbf{X}}_{\text{EX}} = \mathbf{T}_{\text{EX}} \mathbf{P}_{\text{EX}}^T + \tilde{\mathbf{X}}_{\text{EX}} \\ \mathbf{Y}_{\text{EX}} = \hat{\mathbf{Y}}_{\text{EX}} + \tilde{\mathbf{Y}}_{\text{EX}} = \mathbf{T}_{\text{EX}} \mathbf{Q}_{\text{EX}}^T + \tilde{\mathbf{Y}}_{\text{EX}} \end{cases} \quad (6)$$

式中, 矩阵  $\mathbf{T}_{\text{EX}} \in \mathfrak{R}^{(2k+1)N \times \gamma}$  为得分矩阵, 矩阵  $\mathbf{P}_{\text{EX}} \in \mathfrak{R}^{m \times \gamma}$  和矩阵  $\mathbf{Q}_{\text{EX}} \in \mathfrak{R}^{l \times \gamma}$  分别是样本矩阵  $\mathbf{X}_{\text{EX}}$  与响应矩阵  $\mathbf{Y}_{\text{EX}}$  的负载矩阵。  $\tilde{\mathbf{X}}_{\text{EX}}$  和  $\tilde{\mathbf{Y}}_{\text{EX}}$  分别表示  $\mathbf{X}_{\text{EX}}$  与  $\mathbf{Y}_{\text{EX}}$  的残差矩阵。

### 2.3 仿射偏最小二乘求解算法

APLS 回归算法可简要描述, 即

**Step 1** 令  $\mathbf{X}_{\text{EX}i} = \mathbf{X}_{\text{EX}}$ , 重复下列迭代为

$$\mathbf{q}_i^* = \arg \max_{\|\mathbf{q}_i\|=1} \|\mathbf{X}_{\text{EX}i}^T \mathbf{Y}_{\text{EX}} \mathbf{q}_i\| \quad (7)$$

$$w_i = \frac{\mathbf{X}_{\text{EX}i}^T \mathbf{Y}_{\text{EX}} \mathbf{q}_i^*}{\|\mathbf{X}_{\text{EX}i}^T \mathbf{Y}_{\text{EX}} \mathbf{q}_i^*\|}, t_i = \mathbf{X}_{\text{EX}i} w_i, \mathbf{p}_i = \frac{\mathbf{Y}_{\text{EX}}^T t_i}{\|t_i\|^2} \quad (8)$$

$$r_i = \begin{cases} w_1, i = 1 \\ \prod_{j=1}^{i-1} (I_{m \times m} - w_j \mathbf{p}_j^T) w_i, i > 1 \end{cases}, \mathbf{q}_i = \frac{\mathbf{X}_{\text{EX}i}^T t_i}{\|t_i\|^2} \quad (9)$$

$$\mathbf{X}_{\text{EX}i+1} = \mathbf{X}_{\text{EX}i} - t_i \mathbf{p}_i^T \quad (10)$$

**Step 2** 收集  $\mathbf{p}_i, \mathbf{q}_i, t_i, r_i$  数据, 并整理成矩阵形式。

$$\mathbf{P}_{\text{EX}} = [p_1, p_2, \dots, p_\gamma],$$

$$\mathbf{Q}_{\text{EX}} = [q_1, q_2, \dots, q_\gamma],$$

$$\mathbf{T}_{\text{EX}} = [t_1, t_2, \dots, t_\gamma],$$

$$\mathbf{R}_{\text{EX}} = [r_1, r_2, \dots, r_\gamma] \quad (11)$$

式  $\mathbf{q}_i^* = \arg \max_{\|\mathbf{q}_i\|=1} \|\mathbf{X}_{\text{EX}i}^T \mathbf{Y}_{\text{EX}} \mathbf{q}_i\|$  的最优化求解问题可描述为

**Step 1** 特征值-特征向量问题为

$$(\mathbf{Y}_{\text{EX}}^T \mathbf{X}_{\text{EX}i} \mathbf{X}_{\text{EX}i}^T \mathbf{Y}_{\text{EX}} - \lambda_i \mathbf{I}_l) \mathbf{q}_i = 0, i = 1, 2, \dots, \kappa \quad (12)$$

**Step 2** 若  $\lambda_{\max} = \max\{\lambda_1, \dots, \lambda_\kappa\} > 0$ , 则令

$$\mathbf{q}_i^* = \mathbf{q}_{\max}, \mathbf{q}_{\max}^T \mathbf{q}_{\max} = 1 \quad (13)$$

直至迭代停止。其中,  $\mathbf{q}_{\max}$  表示最大特征向量所对应的特征值。结合相关性可知  $\mathbf{T} = \mathbf{X}\mathbf{R}^{[14]}$ , 此时有

$$\begin{aligned} \mathbf{Y}_{\text{EX}} &= \hat{\mathbf{Y}}_{\text{EX}} + \tilde{\mathbf{Y}}_{\text{EX}} = \mathbf{T}_{\text{EX}} \mathbf{Q}_{\text{EX}}^T + \tilde{\mathbf{Y}}_{\text{EX}} = \\ &\mathbf{X}_{\text{EX}} \mathbf{R}_{\text{EX}} \mathbf{Q}_{\text{EX}}^T + \tilde{\mathbf{Y}}_{\text{EX}} = \\ &\mathbf{X}_{\text{EX}} \boldsymbol{\Psi}_{\text{EX}} + \tilde{\mathbf{Y}}_{\text{EX}} \end{aligned} \quad (14)$$

式中,  $\boldsymbol{\Psi}_{\text{EX}} = \mathbf{R}_{\text{EX}} \mathbf{Q}_{\text{EX}}^T \in \mathfrak{R}^{m \times l}$  被称作回归系数矩阵。通过矩阵  $\boldsymbol{\Psi}_{\text{EX}}$  可以得到样本矩阵  $\mathbf{X}_{\text{EX}}$  与响应矩阵  $\mathbf{Y}_{\text{EX}}$  之间的线性关系。预测值与在线测量样本之间的关系即可表示为

$$\mathbf{y}_{\text{pre}}^T = \hat{\mathbf{y}}^T = \mathbf{x}_{\text{new}}^T \boldsymbol{\Psi}_{\text{EX}} \quad (15)$$

## 3 仿真分析

结合运载火箭电气系统质量参量数据进行回归预测分析。采用多元统计建模方法中的多元线性回归方法、偏最小二乘法以及所提出的仿射偏最小二乘法进行回归预测。本文对重量数据已进行无量纲化处理, 主要对预测方法进行验证。

对于电气系统重量数据, 以各子级作为一组样本, 共含 19 组样本。在其中选取 5 组作为测试集, 随后采用交叉检验方式将其余 14 组数据划分为训练集与验证集。首先给出交叉检验效果, 如表 1 和图 1 所示。

表 1 不同电气系统估重方法交叉检验情况

Tab. 1 Cross-validation of diverse electrical weight estimations methods

序号	无量纲化参数	预测结果		
		多元统计回归	传统 PLS	Affine-PLS
1	395.82	610.45	704.26	452.34
2	629.21	653.10	634.03	616.62
3	399.31	505.46	465.14	386.38
4	641.72	637.33	613.96	644.53
5	421.00	426.44	418.76	394.31
6	775.76	529.45	525.78	812.40
7	620.62	393.99	560.76	613.39
8	539.93	472.94	473.65	540.00
9	731.44	949.23	621.50	713.19
10	345.97	656.48	746.45	387.09
11	420.53	324.37	435.92	427.89
12	395.54	367.69	398.14	381.31
13	994.92	619.81	1075.23	939.08
14	594.18	937.46	639.35	591.72

从表 2 中可以看出, 多元统计方法、偏最小二乘方法以及仿射偏最小二乘均可以对电气系统质量参量进行预测。在交叉验证过程中, 虽然 3 种方法预测均值和理论值均较为接近, 但是仿射偏最小二乘方法的均方根比较理想为 28.08, 而多元统计方法和偏最小二乘方法预测结果均方根过大, 分别为 204.74 和 158.55。从不同方法预测结果与理论值的偏离情况中也可以看出, 多元统计方法最大偏差 89.75%, 偏最小二乘方法最大偏差 115.75%, 而所提出的仿射偏最小二乘方法最大偏差仅为 14.28%。图 1 对于交叉检验结果给出了理论值以及  $\pm 15\%$  的数值边界, 从中同样可以看出所提出的仿射偏最小二乘预测结果在  $\pm 15\%$  边界内, 而多元统计方法以及偏最小二乘方法预测结果虽然大部分都在  $\pm 15\%$  的数值边界内, 但是仍有部分误差较大超出范围。

在完成交叉检验后, 采用 3 种方法对所选出的 5 组测试集数据进行测试, 结果如表 2 所示。

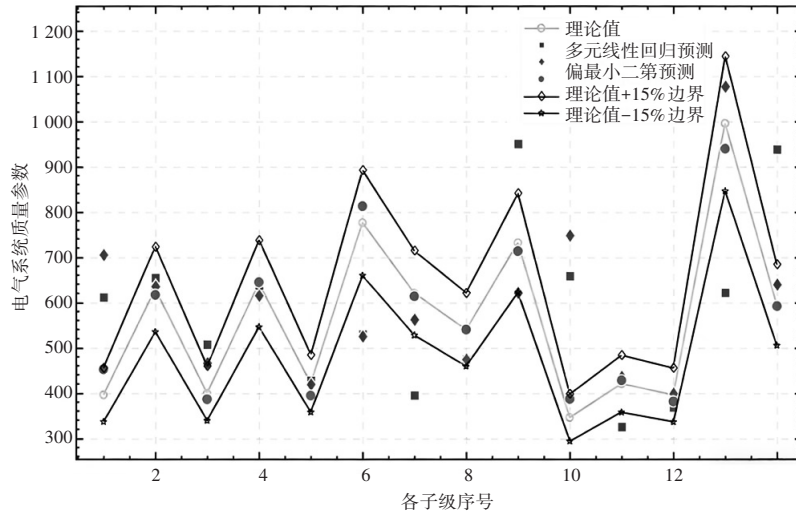


图1 不同估重方法交叉检验效果对比

Fig. 1 Comparative effectiveness of cross-validation of diverse methods of electrical weight estimations

表2 不同电气系统估重方法预测效果对比

Tab. 2 Predict comparison of diverse electrical weight estimations methods

序号	无量纲化参数	预测结果		
		多元统计回归	传统 PLS	Affine-PLS
1	358.33	444.50	472.07	368.52
2	862.39	1395.59	1472.36	850.14
3	931.49	1549.63	1433.73	924.82
4	603.35	852.90	868.33	598.99
5	549.05	850.25	893.23	628.89

在预测效果方面,从表2中可以看出,多元统计方法以及偏最小二乘方法均值与均方根和理论值偏离均较大,难以起到预测效果。而所提出的仿射偏最小二乘方法的预测均值为674.27,与理论均值660.93较为接近;同时均方根为55.59,远小于传统方法预测均方根。从不同方法预测结果与理论值的偏离情况中也可以看出,传统方法最大预测偏差在70%左右,而所提出的仿射偏最小二乘方法最大偏差仅为14.54%。可以看出所提出的仿射偏最小二乘预测结果在±15%边界内,而多元统计方法以及偏最小二乘方法预测结果误差较大,普遍超出±15%范围。

### 4 结论

针对目前运载火箭总体设计领域电气系统估重方法多依赖于经验,估重结果与最终实际情况可能存在较大偏差等问题,本文将模型预测方法引入电气估重领域,并将该特殊问题定义为一类样本数据存在强耦合、小样本特点,结合计算图形学仿射变换理论,提出了一种基于仿射偏最小二乘回归的模型预测方法。在仿真分析中,结合运载火箭电气系统质量参量数据进行回归预测分析,预测结果可稳定在±15%内,较现有模型预测方法预测精度可提升40%。

### 参考文献

- [1]何巍,朱海洋,刘凯,等. 运载火箭智慧设计发展思考[J]. 宇航总体技术,2024,8(5): 46-56.
- [2]张智. 载人运载火箭技术回顾与展望[J]. 宇航总体技术,2018,2(2):56-61.
- [3]彭越,牟宇,宋敬群. 中国下一代运载火箭电气系统技术发展研究[J]. 宇航总体技术,2020,4(2):13-24.
- [4]李明明,闫慧达,黄盘兴,等. 基于快速筛选策略的多航天器交会任务规划[J]. 自动化技术与应用,2024,43(8):7-11.
- [5]FÖRSTE S, EL YOUSFI L, FISCHER J S T, et al. A comprehensive assessment of rocket body related space debris and discussion of suitable means of risk reduction[J]. Acta Astronautica,2025(230):54-64.
- [6]BYKERK T, KARL S, LAURETI M, et al. Retropropulsion in rocket systems: recent advancements and challenges for the prediction of aerodynamic characteristics and thermal loads [J]. Progress in Aerospace Sciences,2024(151):101044.
- [7]徐倩,顾名坤,容易,等. 火箭结构估重与总体优化设计的数字化实现及应用[J]. 宇航总体技术,2024,2(2):56-61.
- [8]陈逸嘉,陶力,李凯,等. 基于IMIFS-VMD和ROA-LSTM的日前电价预测方法[J]. 自动化技术与应用,2025,44(9):23-28.
- [9]朱振军,罗红祥,罗晶,等. 自适应过采样式风机叶片结冰数据优化与结冰预测融合模型设计[J]. 自动化技术与应用,2025,44(10):154-158.
- [10]朱齐,吕正,王沁,等. 基于灰色关联分析的分布式光伏发电出力短期预测算法[J]. 自动化技术与应用,2025,44(6):18-21,84.
- [11]LI Xianwei, YIN Shen, GAO Huijun. Passivity-preserving model reduction with finite frequency  $H_\infty$  approximation performance [J]. Automatica,2014,50(9):2294-2303.
- [12]YIN Shen, GAO Huijun, QIU Jianbin, et al. Descriptor reduced-order sliding mode observers design for switched systems with sensor and actuator faults[J]. Automatica,2017(76):282-292.
- [13]LIU Ruonan, ZHANG Quanhu, LIN Di, et al. Causal intervention graph neural network for fault diagnosis of complex industrial processes [J]. Reliability Engineering & System Safety,2024(251):110328.
- [14]XUE Ting, DING S X, ZHONG Maiying, et al. A probabilistic projection approach to data-driven dynamic fault detection [J]. IFAC-PapersOnLine,2022,55(6):43-48.
- [15]黄波. 图像全局仿射不变量方法研究[D]. 长春:吉林大学,2014.