

基于物理过程的高超声速风洞实验干扰信号消除方法¹⁾

李 帅^{*+@}, 罗长童^{*}, 姜宗林^{*+}

(^{*}. 中国科学院力学研究所 高温气体动力学国家重点实验室, 北京 100190;

⁺. 中国科学院大学 工程科学学院, 北京 100049)

摘要: 风洞实验是高超声速飞行器设计的关键环节。在高超声速测热实验中, 热流信号中往往包含具有非对称特征的干扰信号, 处理不当, 会带来一定的测量误差, 影响热流测量的精确性。通用的信号分析方法, 如低通滤波、数据光滑, 鲁棒回归等, 都没有结合物理过程, 直接采用数学算法进行处理, 仅能去除白噪声, 无法消除非对称信号的影响。本文结合热流实验过程, 提出一种智能分析方法, 将热流信号自动划分为准备段、冲击段、平稳段和结束段, 对平稳段采用数理结合的方法, 根据热流信号的物理意义, 建立信号的数学模型, 剔除干扰信号, 从而提高热流测量的精确度。

关键词: 可控样条 滤波方法 机器学习 热流信号 高超声速

引言

高超声速研究成为世界各国竞相投入的重点领域,是下一代航空航天科技的制高点。然而,高超声速 60 年研发步履维艰,历史上的多次事故反映了高超声速的广泛应用仍然存在很大困难,其中之一就是气动热问题。由我国自主研究建造的 JF12 复现飞行条件的激波风洞,是目前最先进的风洞之一,由中科院力学研究所姜宗林研究员团队带领,历时四年多完成。该风洞的气动力测量满足目前世界上风洞对高超声速研究的需求。据资料显示, JF12 风洞的运行特点是:成功复现 25~50 千米高空马赫数 5~9 的飞行,在一定的喷管出口直径下,实验段试验气体为空气且达到长试验时间:超过 100 毫秒。JF12 风洞利用反向爆轰驱动技术,实现了增强驱动力,延长试验时间的效果。为我国高温气动项目开创了先河,提供了相关的技术基础以及关键技术,成功地复现了飞行器在高空中严苛的飞行条件。JF12 激波风洞实验气流总温高达 3500K,它远远高于炼钢炉的温度,在这种大冲击、强冲刷和高热流等极端因素的干扰下,异常信号会带来较大测量误差,影响热流测量的精确性。

在超高声速测热实验中,实验总温总焓较高,普通的表面温度计类和量热计类的瞬态热流传感器无法正常工作,故一新型热流传感器应运而生,该传感器具有良好的稳定性和重复使用性,灵敏度和测量精度高,同时也耐冲刷,耐高温高焓环境,适合高焓气体热流的测量。热流信号中往往包含具有非对称特征的干扰信号,处理不当,会带来一定的测量误差,影响热流测量的精确性。故如何处理非对称特征的干扰信号,去除白噪声,光滑数据曲线,是本文的重点工作。本文主要基于傅里叶变换原理、滤波原理,采用了传统滤波方法,如移动平均滤波、Savitzky-Golay 卷积平滑算法,以及机器学习模型预测方法对实验热流信号进行了处理。其中,机器学习有八种学习算法:决策树算法、线性回归、支持向量机、K-邻近算法、随机森林算法、梯度增强随机森林算法、Bagging regression、极端随机森林进行模型预测。但以上方法没有结合物理过程,直接采用数学算法进行处理,仅能去除白噪声,无法消除非对称干扰信号的影响。此外,本文提出一种结合热流实验物理过程的智能分析方法,实现如下的一些目的:自动识别热流信号的物理过程,自动将热流信号识别为准备段、冲击段,平稳段和结束段,并对平稳段进行起跳位置的识别、原始数据的样条拟合、去除噪声并光滑数据曲线,以及对剩下点再次进行样条拟合四种分析。特点是数理结合,建立其数学模型,剔除离群点,光滑噪声,进而提高热流测量的精确度。

1 气动热基础及一种新型瞬态热流传感器

空气动力学最主要的两个研究方向:气动热和气动力。在激波风洞的研究中,飞行器飞行速度快,来流总温高,在此高温高焓的环境下,气动热问题成为尤其重要的问题之一。在风洞实验中,将热流传感器布置在模型吹过的表面,当实验气体来临时,传感器便记录下与热信号相对应的电信号,再做积分,进而得到一段时间内的热流值。一般使用瞬态热流传感器^[1]来测量热流,测热传感器通常分为表面温度计类和量热计类。

为了复现真实严苛的热环境,有必要研制一种新型瞬态热流传感器,提高灵敏度,提高传感器测量精度,提高抗冲刷和抗高温品质,同时也要保证传感器可以多次利用。由中科院力学所李进平教授等人研制的新型瞬态热流传感器^[2],如图 1 所示,该传感器具有良好的稳定性和重复使用性,灵敏度和测量精度高,同时也耐冲刷,耐高温高焓环境,适合高焓气体热流的测量。

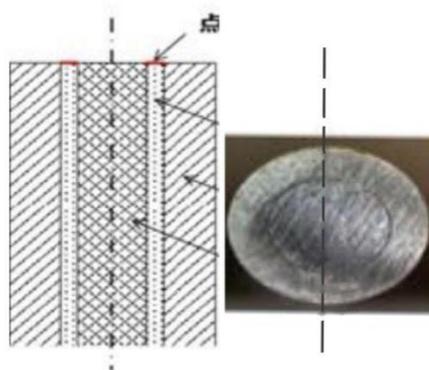


图 1 镍铬-康铜热电偶

Fig.1 Nickel-chromium-constantan thermocouple

2 传统滤波方法及机器学习

热流信号曲线一般对应着四个阶段，分别是：准备段、冲击段，平稳段和结束段。对于解决实际问题有帮助的是前三个阶段，因此处理以下热流信号也着重强调前三个过程 [3]。

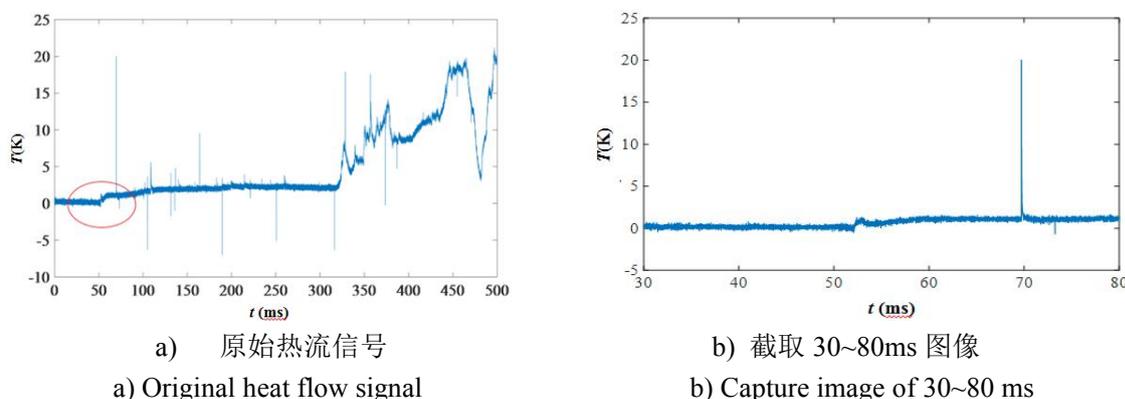


图 2 热流信号曲线

Fig.2 Heat flow signal curve

2.1 移动平均滤波

傅里叶变换是 MATLAB 滤波的理论基础之一[4]，如式 (2.1) 所示。傅里叶变换能将满足一定条件的某个函数表示成三角函数（正弦和/余弦函数）或者它们的积分的线性组合。采用傅里叶变换后，可以得到信号的频率成分，按照要求去除低频或高频部分，从而实现滤波。

$$F(\omega) = F[f(t)] = \int_{-\infty}^{\infty} f(t)e^{-i\omega t} dt \quad (2.1)$$

在 MATLAB 中提供了一些与傅里叶相关的函数，例如：F=fft2(f)：二维傅里叶变换；abs(F)：获得傅里叶频谱；fftshift(F)：转换原点至频率矩形的中点；ifft2(F)：二维傅里叶反变换；real(ifft2(F))：提取转换后的实部；imag(ifft2(f))：提取转换后的虚部等。

低通滤波，顾名思义，当信号经过滤波器时，使信号中的低频部分通过，高频部分则削弱或过滤，从而达到使信号变得平滑的效果。移动平均滤波该过程相当于低通滤波，该方法比较实用简单。通过用跨度内定义的相邻数据点的平均值替换每个数据点来实现平滑数据，其差分方程给出平滑响应。

$$y_s(i) = \frac{1}{2N+1} (y(i+1) + y(i+N+1) + \dots + y(i-N)) \quad (2.2)$$

式中， $y_s(i)$ 是第 i 个数据点的平均值， N 是 $y_s(i)$ 两侧的相邻数据点的数量， $2N+1$ 是跨度。

MATLAB 滤波默认为对周围的 5 个数据进行移动平均过滤，如图 3 中蓝线所示，而红线表示我们设定

对周围的 20 个数据进行移动平均过滤，效果要更好一点，但是，阶数更高会使得图像失真。

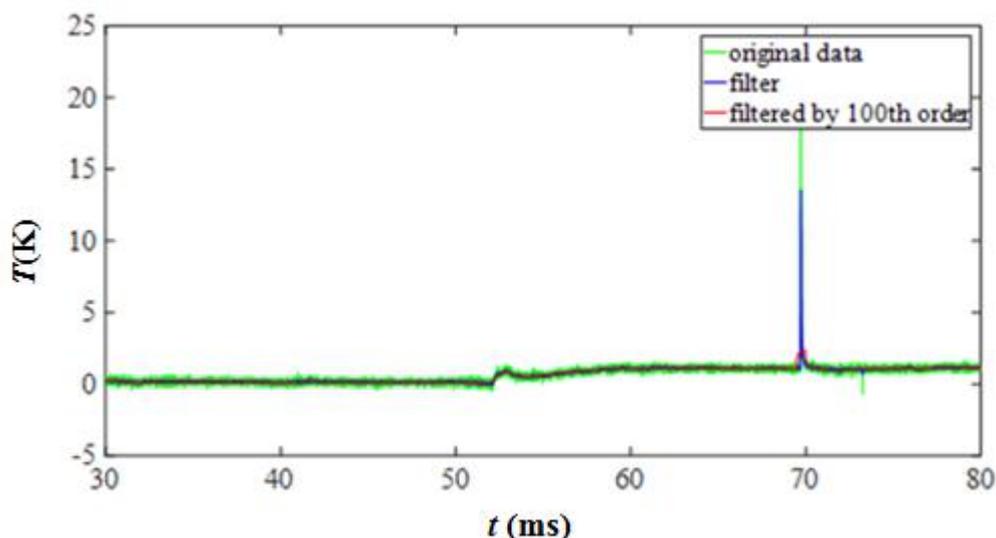


图 3 移动平均过滤处理结果

Fig 3. processing result of moving average filtering

2.2 S-G 滤波

Savitzky-Golay 卷积平滑算法^[5]是上面移动平均滤波法的改进，求解每一测量值的平滑系数是为了尽可能的减少平滑对有用信息的影响，基于最小二乘原理，用多项式拟合求解。

由图 4 可知，S-G 的回归效果较好，但是，由于 S-G 算法本身的问题，过于关注让回归曲线保留原始质心的部分，所以去噪效果不如移动平均滤波，但是离群点却有一定的减弱作用。

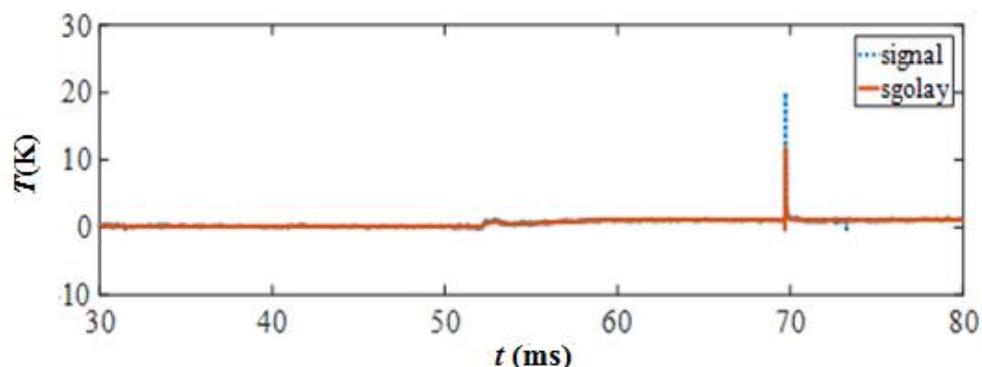


图 4 Savitzky-Golay 回归结果

Fig 4. processing result of Savitzky-Golay

2.3 机器学习处理热流信号

主要利用机器学习八种模型预测函数值：决策树模型，线性回归，支持向量机^[6]（SVM），K-邻近（K-Neighbors），梯度增强随机森林回归，“打包回归”（Bagging regressor），极端森林回归^[7]。在 Python 的 Spyder 环境下调试以上的回归方法，结果如下。据图 5 可知，决策树预测模型值与实验值是重合的，所以预测效果并不好，也没有把异常值处理掉；由图 6 可知，线性回归的效果并不好，得分低，很多曲线的特征都没有体现出来；支持向量机方法^[8]是建立在统计学上的一种方法，有着比较高的运算性能，在有限的数据和复杂模型的基础上，运用极强的学习和解决问题的能力，具有比较好的推广性。由图 7 可知，SVM 的处理效果比上述两个模型都要好很多，首先模型的准确性：每个阶段的起跳点，整体单调性，都大致描述出来了，而且 80ms 左右的两个尖刺（白噪声）都被一定的程度的削弱了。带比较窄，相当于对研究的热流信号做了去噪光滑的处理，由图 8 的 K-邻近算法模型可知，它很好地预测了数据的单调性和起跳位置，但是对出现的离群点（尖刺）处理欠妥，总体带比较窄，相当于对数据进行了光滑处理；由图 9

可知，随机森林效果一般，最重要的离群点也没有去除；由 10 图可知，梯度增强随机森林^[9]效果也不是很好，没有去除离群点，但是总体来说带比较窄，光滑效果可观。由图 11 可知，Bagging regression 效果一般，没有去掉离群点，带比较宽；由图 12 可知，极端随机森林的模型预测值完全和真实值一样，没有起到光滑的效果。

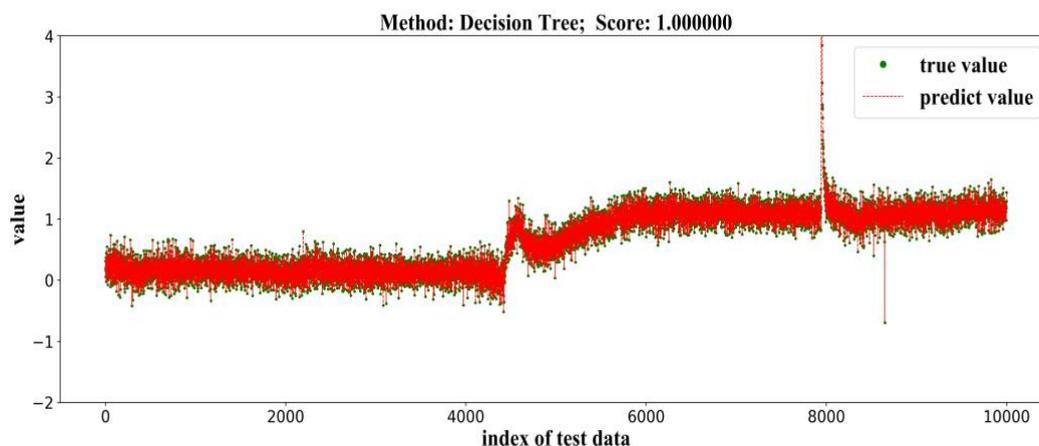


图 5 决策树预测模型

Fig 5. Predictive model of decision tree

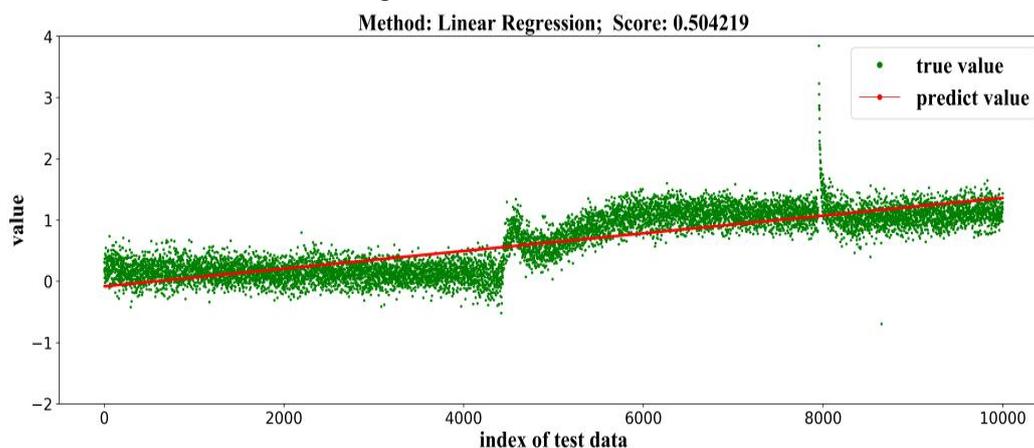


图 6 线性回归预测模型

Fig 6. Predictive model of linear regression

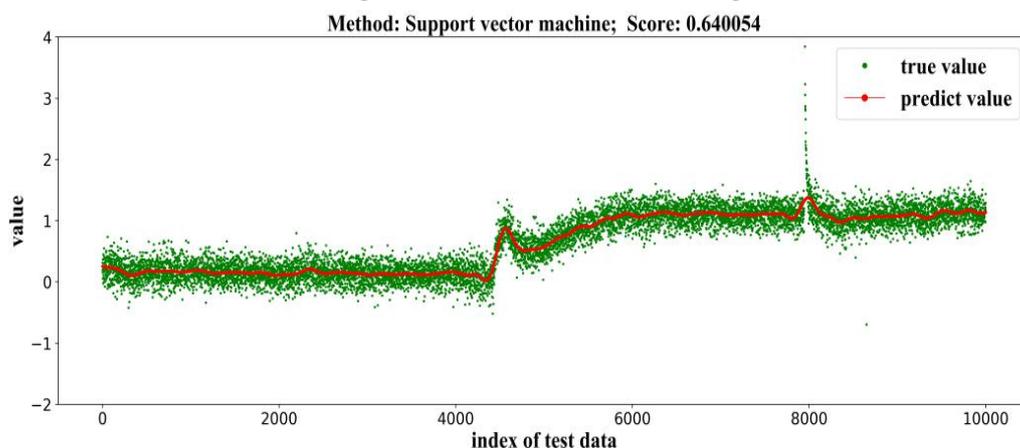


图 7 支持向量机模型预测

Fig 7. Predictive model of support vector machine

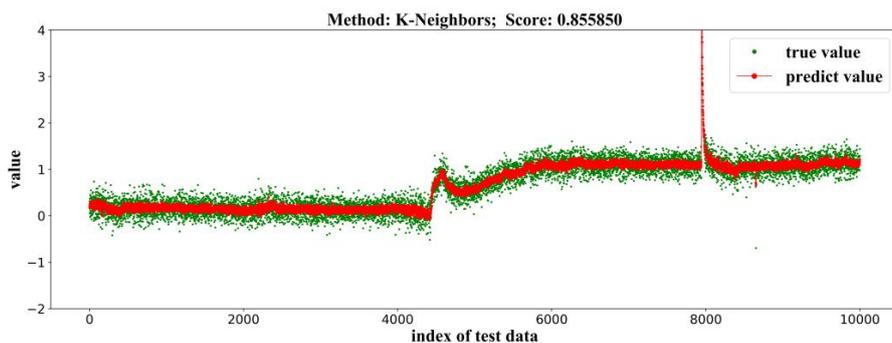


图 8 K-邻近算法预测模型
Fig 8. Predictive model of K-Neighbor

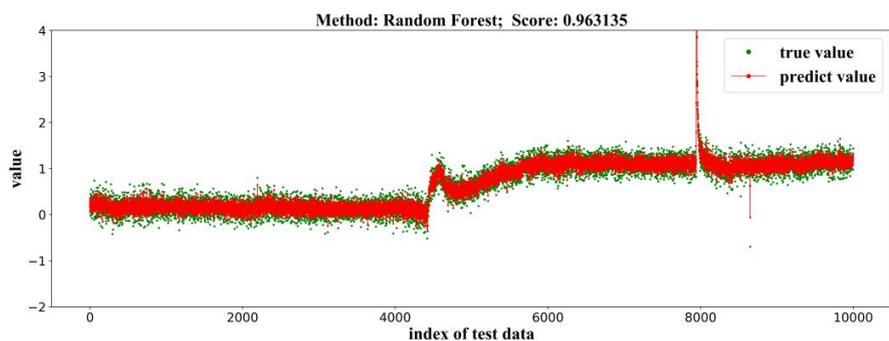


图 9 随机森林预测模型
Fig .9 Predictive model of random forest

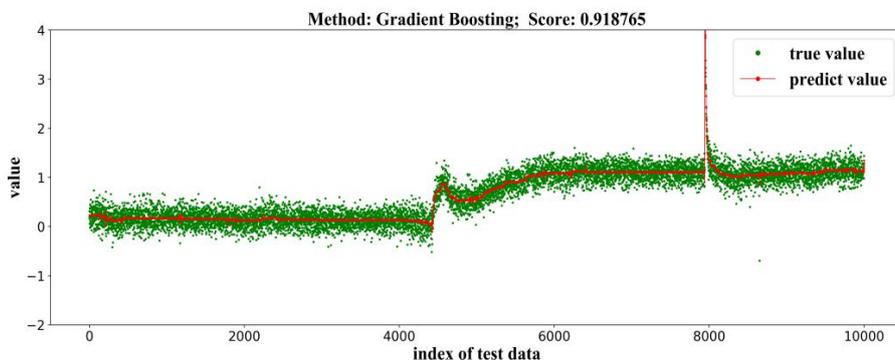


图 10 梯度增强随机森林回归模型
Fig .10 Predictive model of gradient boosting

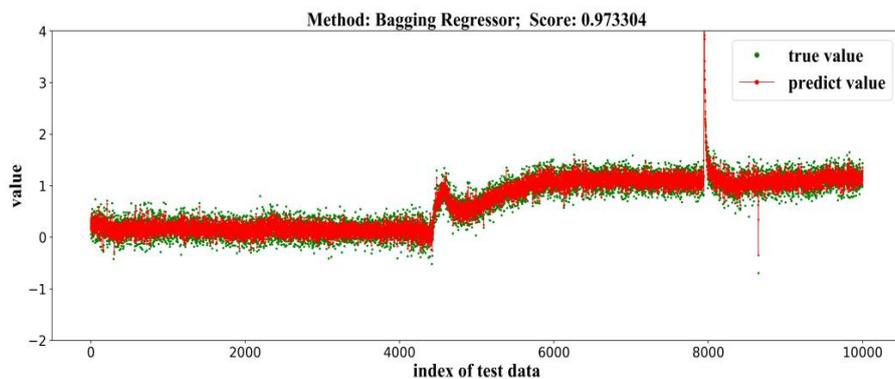


图 11 袋装回归
Fig 11. Predictive model of bagging regressor

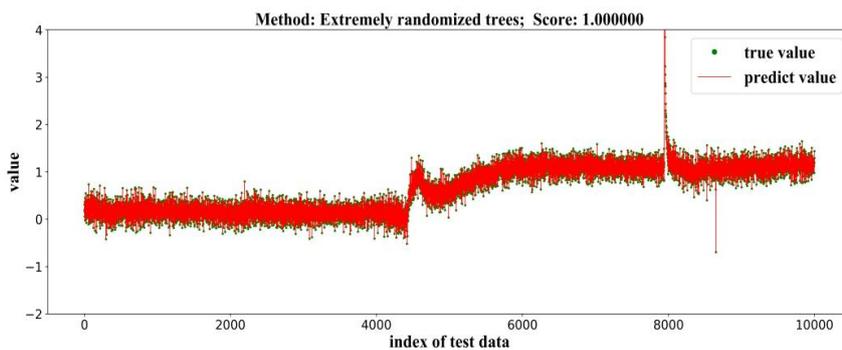
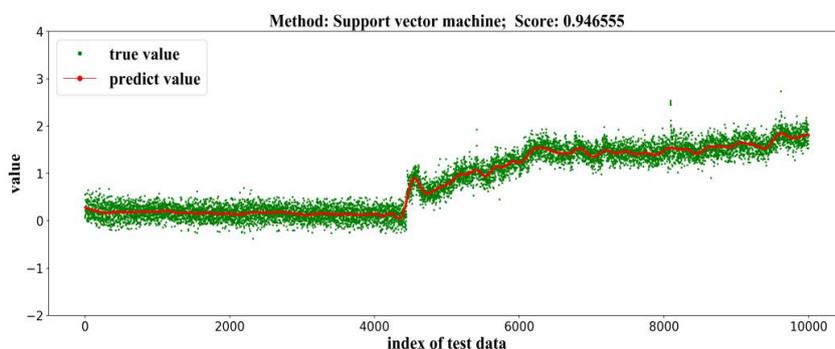


图 12 极端随机森林预测模型

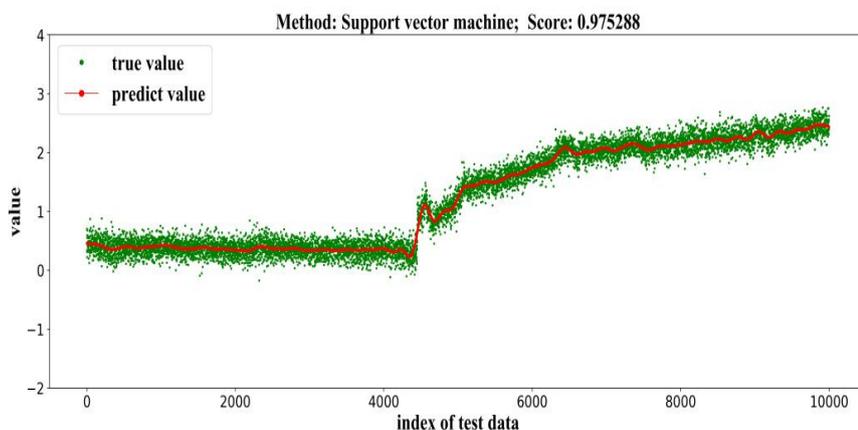
Fig 12. Predictive model of randomized trees

比较以上八种模型预测，SVM 滤波效果可观，下面利用 SVM 处理另外三组热流信号，得到以下结果，如图 13 所示。



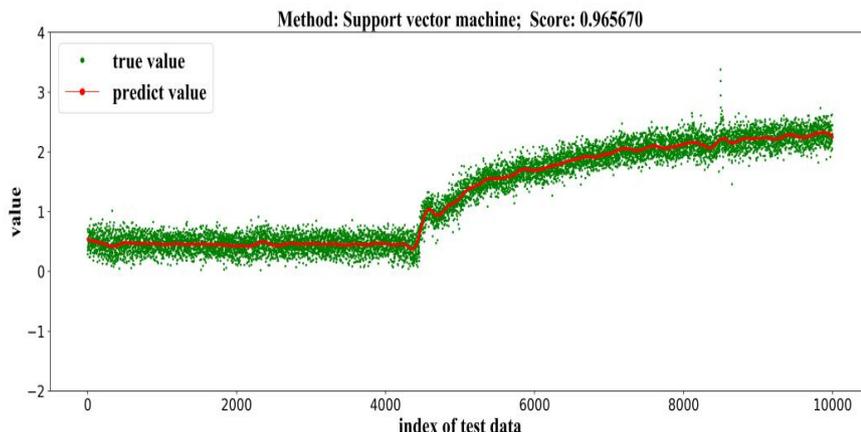
a) 第二组实验数据 SVM 预测

a) SVM forecast result of second set of experimental data



b) 第三组实验数据 SVM 预测

b) SVM forecast result of third set of experimental data



c) 第四组实验数据 SVM 预测

c) SVM forecast result of fourth set of experimental data

图 13 SVM 模型预测结果示意图

Fig 13. Predictive model of support vector machine

3 基于物理过程处理热流信号

这是一种基于分析热流信号物理过程的样条^[10]。首先，通过曲线变化趋势重建控制节点，在需要重点关注的细节部位布置更多的节点，具体布置情况可调节，这样有利于减少计算量，又能增加方法的可操作性。其次，样条曲线可分为有限个小区间段，在每个小区间上均为三次埃尔米特样条，通过设计优化参数，样条曲线在最小二乘的意义下尽可能地接近参考点，进一步我们可以要求样条曲线在某些子区间上具有单调性、凹凸性、定点函数值、控制定点的一阶倒数及二阶导数等和函数的区间连续性。

假设布置的控制节点数为 N ，给定的节点横坐标分别为 x_i ，满足 $x_1 < x_2 < \dots < x_N$ ，且节点只能布置在参考点范围内，即要求 $X_1 \leq x_1, x_N \leq X_M$ ，其中 $i = 1, 2, \dots, N - 1$ 。目标型线可分为 $N - 1$ 个小区间段，在每个小区间 $[x_i, x_{i+1}]$ 上均为三次埃尔米特样条，每个节点对应的纵坐标 y_i 及其导数 y_i' 作为可调节优化参数。

目标型线（样条曲线）在最小二乘意义下尽可能地接近参考点，这种软约束构造如下：

$$\Delta x_i = x_{i+1} - x_i \tag{3.1}$$

$$t = \frac{X_j - x_i}{\Delta x_i} \tag{3.2}$$

$$s = 1 - t \tag{3.3}$$

进而构造满足函数值的等式约束如下式所示：

$$(3s^2 - 2s^3)h_i + (3t^2 - 2t^3)h_{i+1} + (-s^3 + s^2)\Delta x_i h_{N+i} + (t^3 - t^2)\Delta x_i h_{N+i+1} = Y_j \tag{3.4}$$

再例如，要求在某个子区间上具有单调性，可以施加以下约束：对每个子区间设置一个反映其单调性的指示性参数 d_i ，若曲线在第 i 个区间 $[x_i, x_{i+1}]$ 上单调递增，则 $d_i = 1$ ；若单调递减，则 $d_i = -1$ ；不妨设在第 i 个区间单调：

$$\Delta_i = \frac{y_{i+1} - y_i}{x_{i+1} - x_i} \quad (3.5)$$

$$\alpha_i = \frac{d_i}{\Delta_i} \quad (3.6)$$

$$\beta_i = \frac{d_{i+1}}{\Delta_i} \quad (3.7)$$

进而构造以下 7 个不等式:

$$-\Delta_i \leq 0 \quad (3.8)$$

$$-\alpha_i \leq 0 \quad (3.9)$$

$$-\beta_i \leq 0 \quad (3.10)$$

$$-\alpha_i + \beta_i \leq 3 \quad (3.11)$$

$$\alpha_i + \beta_i \leq 3 \quad (3.12)$$

$$\alpha_i + 2\beta_i \leq 9 \quad (3.13)$$

$$2\alpha_i + \beta_i \leq 9 \quad (3.14)$$

对于每个给定点的函数值, 施加一个硬约束如下: 设在给定点 x_p 处给定的函数值为 y_p , 不妨设 x_p 位于第 i 个小区间:

$$\Delta x_i = x_{i+1} - x_i \quad (3.15)$$

$$t = \frac{x_p - x_i}{\Delta x_i} \quad (3.16)$$

$$s = 1 - t \quad (3.17)$$

构造满足函数值的等式约束如下式所示:

$$(3s^2 - 2s^3)h_i + (3t^2 - 2t^3)h_{i+1} + (-s^3 + s^2)\Delta x_i h_{N+i} + (t^3 - t^2)\Delta x_i h_{N+i+1} = y_p \quad (3.18)$$

对于每个给定点的一阶导数, 施加一个硬约束如下: 设在给定点 x_p 处给定的一阶导数为 y_p' , 不妨设 x_p 位于第 i 个小区间:

$$\Delta x_i = x_{i+1} - x_i \quad (3.19)$$

$$t = \frac{x_p - x_i}{\Delta x_i} \quad (3.20)$$

$$s = 1 - t \quad (3.21)$$

构造满足一阶导数的等式约束如下式所示:

$$\frac{-6s+6s^2}{\Delta x_i} h_i + \frac{6t-6t^2}{\Delta x_i} h_{i+1} + (3s^2-2s)h_{N+i} + (3t^2-2t)h_{N+i+1} = y_p' \quad (3.22)$$

对于每个给定点的二阶导数，施加一个硬约束如下，设在给定点 x_p 处给定的二阶导数为 y_p'' ，不妨设 x_p 位于第 i 个小区间：

$$\Delta x_i = x_{i+1} - x_i \quad (3.23)$$

$$t = \frac{x_p - x_i}{\Delta x_i} \quad (3.24)$$

$$s = 1 - t \quad (3.25)$$

构造满足二阶导数的等式约束如下式所示：

$$\frac{6-12s}{\Delta x_i^2} h_i + \frac{6-12t}{\Delta x_i^2} h_{i+1} + \frac{-6s+2}{\Delta x_i} h_{N+i} + \frac{6t-2}{\Delta x_i} h_{N+i+1} = y_p'' \quad (3.26)$$

要整个区间满足二阶连续性，可施加一个硬约束如下：设节点数为 N ，坐标分别为 (x_i, y_i) ，其中 $i=1, 2, \dots, N$ ，则目标型线可分为 $N-1$ 个小区间。记第 i 个小区间长为 $\Delta x_i = x_{i+1} - x_i$ ，构造满足二阶连续性的等式约束如下式所示：

$$\frac{6}{\Delta x_i^2} h_i + \left(\frac{-6}{\Delta x_i^2} + \frac{6}{\Delta x_{i+1}^2} \right) h_{i+1} + \frac{-6}{\Delta x_{i+1}^2} h_{i+2} + \frac{2}{\Delta x_i} h_{N+i} + \left(\frac{4}{\Delta x_i} + \frac{4}{\Delta x_{i+1}} \right) h_{N+i+1} + \frac{2}{\Delta x_{i+1}} h_{N+i+2} = 0 \quad (3.27)$$

其中 $i=1, 2, \dots, N-2$ 。

3.1 热流信号物理过程分析

以上方法偏重于数据本身的分析，对信号的物理意义关注较少。接下来介绍一种基于埃尔米特样条对热流信号处理的方法^[1]。结合热流实验过程，将热流信号自动识别为准备段、冲击段、平稳段和结束段四个部分。主要对平稳段采用数理结合的方法，进行样条拟合，特点是将数学分析方法与物理过程相结合。例如对拟合曲线的一些性质进行控制：某区间内的极值点、单调性、凹凸性，及端点函数值和一二阶导数等。

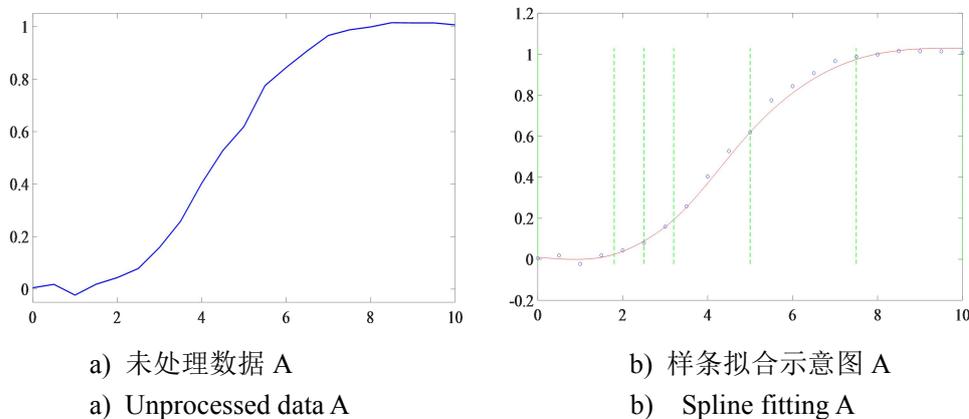


图 14 单调性、端点一二阶导数控制

Fig.14 Monotonicity、 first-order derivative control of the endpoint

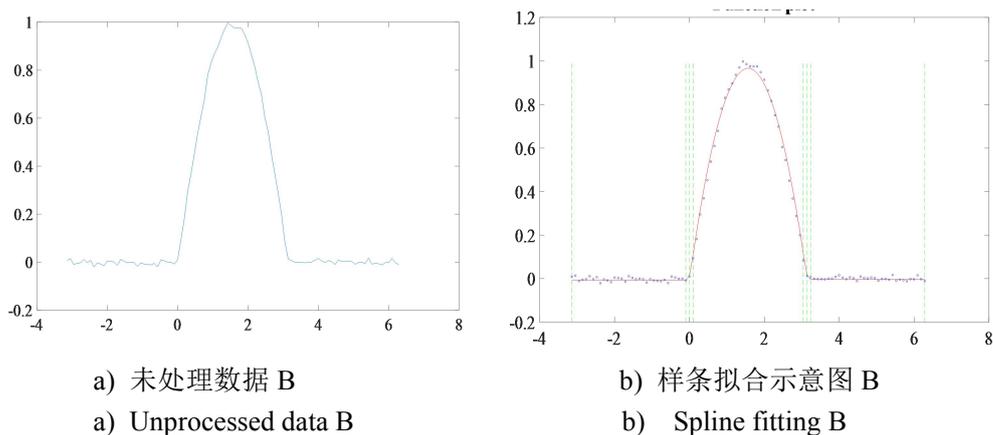


图 15 可控节点个数、极值点控制

Fig.15 Number of controllable nodes, extreme point control

3.2 可控样条控制演示

由图 16 可知，算法思想是通过对约束区间的首尾数据点求斜率，判断极大值，来确定起跳点的大致位置；由图 17 可知，算法思想是基于三次埃尔米特样条^[12]，控制样条的“凹凸”的性质（图示为上凸，控制该连续区间，具有二阶导数且 $f''(x) < 0$ ）；由图 18 可知，算法思想是通过绝对误差排序，直接剔除高误差前 5% 的数据点；由图 19 可以定性地看到处理数据之后再进行样条拟合的结果。

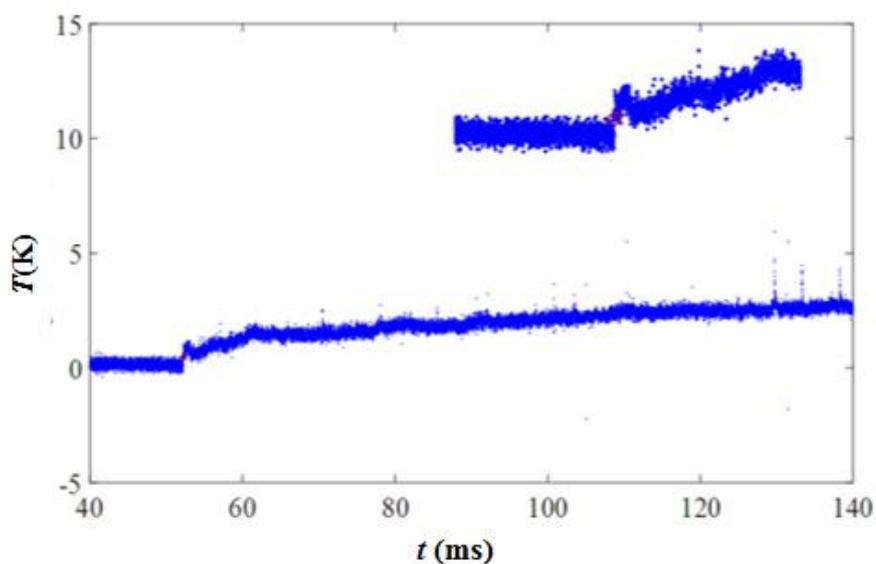


图 16 原始信号识别起跳位置示意图

Fig.16 recognizes the starting position of the jump of the original signal

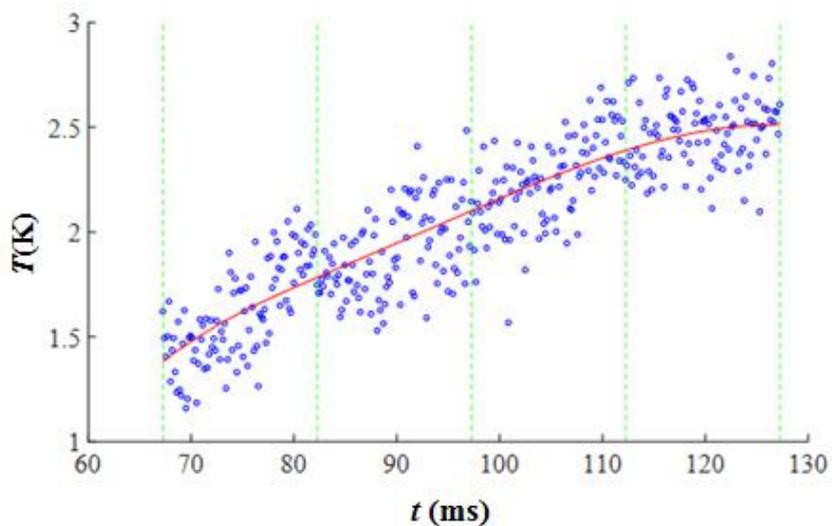


图 17 原始数据的样条拟合
Fig.17 Spline fitting of raw data

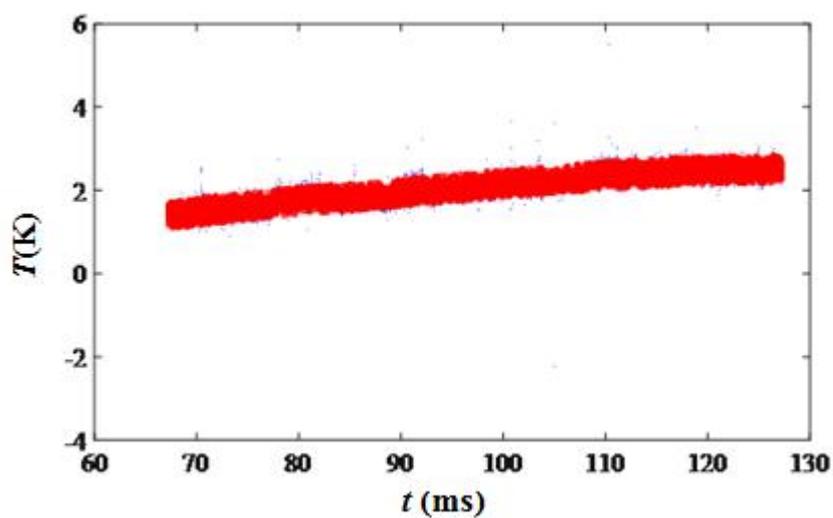


图 18 原始数据与余下数据比照
Fig.18 Raw data vs. remaining data

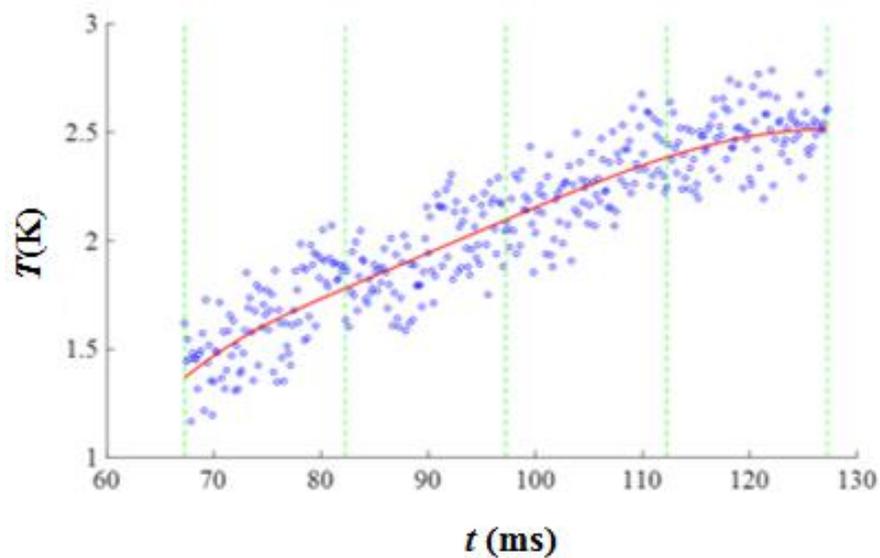


图 19 满足误差精度的数据样条拟合示意图
Fig.19 Schematic diagram of data spline fitting to meet error accuracy

4 结论

第一部分主要讲述了气动热基础及测热过程和激波风洞中使用的热流传感器，适用于高温高焓环境下的瞬态热流传感器，能够保证测量的精确度、灵敏度，又耐冲刷。第二部分对滤波方法进行了介绍，对其效果进行了评估。傅里叶变换是 MATLAB 滤波的理论基础。接着介绍了几种滤波方法：移动平均滤波，S-G 滤波等，并且对每种滤波方法进行了效果评估，针对本次论文分析的实验数据，其中移动平均滤波方法最佳。接着介绍了用机器学习处理热流信号，涉及了八种预测模型，针对本次热流信号，支持向量机模型预测是最好的，不仅可以剔除离群点，而且可以很好地减少白噪声，平滑热流信号，进而得到理想的结果。最后一部分结合激波风洞的热流测量实验的过程，提出了一种智能分析方法：基于热流信号的物理过程，提出了一种三次埃尔米特样条，利用该样条可以实现如下算法：自动识别热流信号的物理过程，自动将热流信号识别为准备段、冲击段、平稳段和结束段，其中，准备段是气体经过点火，激波加速的时间段；冲击段是热流来临，气体到达模型的表面布置的传感器的时间段；平稳段在热流曲线上是 30~80ms 时间段，是气动热测量中的有效时间段；结束段在图像中表现为不收敛。本章基于上述三次埃尔米特样条，对热流信号进行分析及其离群点去除和噪声的光滑化处理，尤其对平稳段进行起跳位置的识别、原始数据的样条拟合、去除噪声并光滑数据曲线，以及对剩下点再次进行样条拟合的四种分析。具有数理结合的特点，明晰热流信号的物理意义，并且根据信号的特点，建立了其数学模型，剔除离群点，光滑噪声，从而提高热流测量的精确度。

参考文献

- 1 张仕忠, 陈宏, 董志成, 俞鸿儒. 测热传感器研制进展报告[C].中国科学院力学研究所高温气体动力学国家重点实验室,2011,1. (Zhang Shizhong, Chen Hong, Dong Zhicheng, Yu Hongru. Progress report on the development of thermal sensors[C].State Key Laboratory of High Temperature Gas Dynamics, Institute of Mechanics, Chinese Academy of Sciences,2011,1. (in chinese))
- 2 张仕忠,李进平,张晓源,陈宏,俞鸿儒.一种新型瞬态量热计的研制[J].中国科学:技术科学,2018,48(05):558-564. (Zhang Shizhong, Li Jinping, Zhang Xiaoyuan, Chen Hong, Yu Hongru. Development of a Novel Transient Calorimeter[J].Chinese Science: Technical Science,2018,48(05):558-564. (in chinese))
- 3 席二辉.图像去噪方法的研究[J].信息与电脑(理论版),2017(04):41-42. (Xi Erhui.Research on Image Denoising Method[J].Information and Computer (Theoretical Edition),2017(04):41-42. (in chinese))
- 4 孙丹阳.高性能数字图像频域滤波系统研究[D].北京交通大学,2014. (Sun Danyang. Research on high performance digital image frequency domain filtering system [D]. Beijing Jiaotong University, 2014. (in chinese))
- 5 王立明,杨菡.基于 MATLAB 的非线性规划问题光滑算法研究[J].微计算机信息,2010,26(19):228-236. (WANG Li-ming,YANG Wei.Study on Smooth Algorithm of Nonlinear Programming Problems Based on MATLAB[J].Control & Automation,2010,26(19):228-236. (in chinese))
- 6 林香亮,袁瑞,孙玉秋,王超,陈长胜.支持向量机的基本理论和研究进展[J].长江大学学报(自科版),2018,15(17):48-53. (Lin Xiangliang,Yuan Rui,Sun Yuqiu,Wang Chao,Chen Changsheng.The Basic Theory and Research Progress of Support Vector Machine[J].Journal of Yangtze University(Natural Science Edition),2018,15(17):48-53. (in chinese))
- 7 张燕,杜红乐.基于异构距离的集成分类算法研究[J/OL].智能系统学报,2019:1-10. (Zhang Yan, Du Hongle. Research on integrated classification algorithm based on heterogeneous distance [J/OL]. Journal of Intelligent Systems, 2019:1-10. (in chinese))
- 8 Shahriar S. Heydari,Giorgos Mountrakis. Meta-analysis of deep neural networks in remote sensing: A comparative study of mono-temporal classification to support vector machines[J]. ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing,2019,152.
- 9 Kai Fukami,Koji Fukagata,Kunihiko Taira. Super-resolution reconstruction of turbulent flows with machine learning[J]. Journal of Fluid Mechanics,2019,870.
- 10 罗长童,汪运鹏,姜宗林.一种高焓风洞喷管型线的光滑化定型方法:中国,201811504091.7[P].2018-12-10. (Luo Changtong, Wang Yunpeng, Jiang Zonglin. A smoothing and shaping method for the nozzle line of Gaochunfengdong: China, 201811504091.7[P].2018-12-10. (in chinese))
- 11 潘日晶.满足数据点切向约束的二次 B 样条插值曲线[J].计算机学报,2007,(12):2132-2141. (PAN Ri-jing.Secondary B-spline interpolation curve satisfying tangential constraints of data points[J].Chinese Journal of Computers,2007,(12):2132-2141. (in chinese))
- 12 母东杰,王艺燃,王建勋.基于三次样条插值理论的效率测试信号处理新方法[J].机床与液压,2018,46(02):122-125. (Miao Dongjie,Wang Yihua,Wang Jianxun.A New Method for Signal Processing of Efficiency Test Based on Cubic Spline Interpolation Theory[J].Machine Tool & Hydraulics,2018,46(02):122-125. (in chinese))

METHOD FOR ELIMINATING INTERFERENCE SIGNAL IN HYPERSONIC WIND TUNNEL EXPERIMENT BASED ON PHYSICAL PROCESS

Li Shuai^{1, 2}, Luo Changtong¹, Jiang Zonglin^{1, 2}

(1. *Institute of Mechanic, State Key Laboratory of High Temperature Gas Dynamics, Beijing 100190, China* ;

2. *Chinese Academy of Sciences University, School of Engineering Science, Beijing 100190, China*)

Abstract: Wind tunnel experiments are a key part of the design of hypersonic vehicles. In hypersonic heat test, the heat flow signal often includes an interference signal having an asymmetric characteristic of the heat flow signal. Improper handling can cause certain measurement errors and affect the accuracy of heat flow measurement. General signal analysis methods such as low-pass filtering, data smoothing, robust regression, etc, without combining physical processes and directly using mathematical algorithms for processing. It can only remove white noise and cannot eliminate the influence of asymmetric signals. Combining with the heat flow experiment process, this paper proposes an intelligent analysis method, which automatically divides the heat flow signal into the preparation section, the impact section, the stationary section and the ending section. A mathematical combination method is adopted for the plateau, and a mathematical model of the signal is established according to the physical meaning of the heat flow signal, and the interference signal is eliminated, thereby improving the accuracy of the heat flow measurement.

Key words: controllable spline, filtering method, machine learning, heat flow, signal hypersonic