

文章编号:1006-1355(2020)06-0097-05

基于BAS-FBM的滚动轴承剩余寿命预测

陈潇贤, 宋万清

(上海工程技术大学 电子电气工程学院, 上海 201620)

摘要: 轴承退化过程具有长相关性与非马尔可夫性, 而传统的寿命预测方法认为退化过程是独立过程。提出一种基于非马尔可夫性的分数布朗运动(FBM)模型剩余寿命(RUL)预测方法。首先介绍FBM预测模型原理, 给出判断相关性的Hurst指数计算方法以及模型参数估计结果。为了寻找Hurst指数最优值, 利用天牛须搜索算法(BAS)来寻优。然后根据退化原理介绍RUL预测流程。最后利用对比实验证明所提BAS-FBM预测轴承RUL的优越性。

关键词: 故障诊断; 滚动轴承; 剩余寿命; 非马尔可夫性; 分数布朗运动; Hurst指数; 天牛须搜索算法

中图分类号: TP202+.1

文献标志码: A

DOI编码: 10.3969/j.issn.1006-1355.2020.06.016

Prediction of Remaining Useful Life of Roller Bearings Based on BAS-FBM

CHEN Xiaoxian, SONG Wanqing

(School of Electronic and Electrical Engineering, Shanghai University of Engineering Science,
Shanghai 201620, China)

Abstract: The degradation process of roller bearings has the properties of long-range dependence and non-Markovian. While the traditional lifespan prediction method considers the degradation as an independent process. In this paper, a prediction method of remaining useful life (RUL) based on fractional Brownian motion (FBM) model is proposed. First of all, the principle of FBM prediction model is introduced, and the Hurst exponent calculation method to judge the dependence and the estimation results of model parameters are given. Then, the beetle antennae search (BAS) algorithm is used to find the optimal value of the Hurst exponent. According to the degradation principle, the prediction process of RUL is introduced. Finally, the superiority of BAS-FBM in the prediction of RUL of roller bearings is proved by the comparative experiments.

Keywords: fault diagnosis; roller bearings; remaining useful life; non-Markovian property; fractional Brownian motion; Hurst exponent; beetle antennae search algorithm

滚动轴承作为旋转机械设备最基础和最关键的部件, 对它的剩余寿命预测研究是可靠性分析和健康状态预测^[1]中非常重要的研究热点^[2]。更加准确的滚动轴承剩余寿命预测对于提高使用安全性、可靠性以及有效降低经济成本等都有着十分重要的意义^[3]。在过去的几十年里, 各种剩余寿命(RUL)预测方法被提出, 例如: 统计法、模型法、智能预测法以及混合法^[4]。利用ARMA类时间序列是一种常用的预测方法。张晓龙^[5]利用ARIMA模型对轴承进行

RUL预测, 然而ARIMA模型仅局限于短期寿命预测。马海龙^[6]将灰色模型用于预测轴承的劣化趋势, 但灰色模型预测准确度易受到多方面因素影响, 且不能反应数据中的随机性。而Boskoski等^[7]则提出结合高斯过程回归方法来预测轴承RUL, 但高斯过程法存在非稀疏等缺陷。基于人工神经网络(ANN)模型的轴承RUL预测也是一个研究热点。张继冬等^[8]在轴承RUL预测研究时采用了全卷积层神经网络。于震梁等^[9]则根据支持向量机原理结合卡尔曼滤波预测轴承的RUL。而刘波等^[10]使用隐马尔可夫模型将轴承退化划分为若干阶段, 并用粒子群算法与支持向量机(SVM)结合来预测RUL。由于粒子滤波算法^[11]通用性强, 它与其他算法结合进行RUL预测可取得显著效果^[12]。上述各种方法将轴承的退化过程作为一个独立的随机过程来进行预测, 实际上轴承的退化过程存在非马尔可夫性与长相关性。

收稿日期: 2020-01-06

基金项目: 上海市自然科学基金资助项目(14ZR1418500);
上海工程技术大学资助项目(18XJC002)

作者简介: 陈潇贤(1993-), 男, 江苏省常州市人, 硕士研究生。
主要研究方向为轴承故障诊断、轴承剩余寿命预测。

通信作者: 宋万清, 男, 硕士生导师。
E-mail: swqls@126.com

本文根据轴承退化过程存在的长相关性与非马尔可夫性提出了采用分数布朗运动(FBM)模型^[13]进行RUL预测的方法。

1 FBM模型原理

1.1 FBM模型

分数布朗运动驱动的随机微分方程的定义如下^[14]:

$$dX(t) = \mu dt + \sigma B_H(t) \quad (1)$$

这里的 $X(t)$ 代表一般的退化过程, μ 和 σ 分别代表漂移系数和扩散系数, $\{B_H(t), t \geq 0\}$ 代表FBM,其中 H 便是Hurst指数,这个指数通常用于自相似性的判断。Hurst指数的表达范围是(0,1),通常计算一个随机过程的 H 值有以下3种情况:

(1) $0 < H < 0.5$,此过程呈反趋势性;

(2) $H = 0.5$,此过程不存在相关性,最具代表的过程便是标准布朗运动;

(3) $0.5 < H < 1$,此过程便具有长相关性。

因此估计Hurst指数是FBM模型建立的基础。而常用估计Hurst指数的方法有几种例如:方差法、 R/S 分析法、周期图法、Whittle估计法等。本文采用应用广泛的 R/S 分析法来进行Hurst指数的计算。其具体步骤如下:

Step1 把退化过程分成长度为 n 的 N 个子块,并计算其平均值;

Step2 计算每个子块的累计离差;

Step3 接着计算每个子块的极差;

Step4 再计算每个子块的样本标准差;

Step5 最后求出所有子块的极差与方差之比的平均值,称为重标极差(R/S) _{n} ;

Step6 当 n 的取值变化时,重复Step1至Step5得到不同的重标极差;

Step7 对 n 与(R/S) _{n} 各自取对数,而最终的Hurst指数估计值为根据最小二乘拟合出的直线斜率。

根据上述的 R/S 方法步骤,本文利用现有的一组轴承退化过程数据,算出此退化模型的 $H = 0.6401$ 。得到的Hurst指数用于之后FBM退化模型的参数估计和RUL预测。

1.2 FBM模型参数最大似然估计

对于FBM模型的参数估计实际上是对于漂移参数 μ 和 σ 的估计。首先根据常微分方程的解法,可以计算出式(1)的通解^[14]:

$$X_t = X_0 \cdot \exp \left\{ - \int_0^t [\mu dt + \sigma dB_H(t)] \right\} = X \cdot \exp \left[\int_0^t \mu dt + \sigma dB_H(t) \right] = X \cdot \exp [\mu t + \sigma B_H(t)] \quad (2)$$

对式(2)左右两边分别取对数得:

$$\ln(X_t) = X(\mu t + \sigma B_H(t)) \quad (3)$$

因此式(2)等价于:

$$Y_t = \mu t + \sigma B_H(t), t \geq 0 \quad (4)$$

接着假设序列观察间隔为 h ,从而得到 N 个值的观察向量 $Y = (Y_h, Y_{2h}, \dots, Y_{Nh})'$,若用向量 $t = (h, 2h, \dots, Nh)'$ 表示观察时间点,FBM过程的 $B_H(t) = (B_H(h), B_H(2h), \dots, B_H(Nh))'$ 。由于篇幅原因,参数推导过程可以参考文献[15],这里不再赘述。最终漂移参数 μ 的最大似然估计为

$$\hat{\mu} = \frac{t' \Gamma_H^{-1} Y}{t' \Gamma_H^{-1} t} \quad (5)$$

而 σ^2 的最大似然估计为

$$\hat{\sigma}^2 = \frac{1}{N} \frac{(Y' \Gamma_H^{-1} Y)(t' \Gamma_H^{-1} t) - (t' \Gamma_H^{-1} Y)^2}{t' \Gamma_H^{-1} t} \quad (6)$$

扩散参数 σ 即为 σ^2 的算术平方根,于是它的最大似然估计表达式为

$$\hat{\sigma} = \sqrt{\frac{1}{N} \frac{(Y' \Gamma_H^{-1} Y)(t' \Gamma_H^{-1} t) - (t' \Gamma_H^{-1} Y)^2}{t' \Gamma_H^{-1} t}} \quad (7)$$

这里的 $\Gamma_H = \frac{1}{2} h^{2H} (i^{2H} + j^{2H} - |i-j|^{2H})_{ij=1,2,\dots,N}$,

即为FBM的自相关函数。

2 BAS算法

FBM模型里判断相关性与参数估计都需要计算Hurst指数。而通过 R/S 拟合计算出的值并不特别准确,与实际值相比偏低,故需要对Hurst指数进行优化。本文提出一种利用生物启发算法来优化Hurst指数的方法。

天牛须搜索(BAS)算法是2017年李帅等^[16]提出的一种基于天牛搜索食物原理的生物式启发算法,应用于寻找函数全局最优的过程。基本原理为:当天牛在搜寻食物时,可以根据食物气味的强弱来寻找食物。天牛可以根据其两根长须来判断气味浓度,当左须测得浓度高便往左飞,反之,则往右飞。依据这一简单原理天牛就可以有效找到食物。BAS算法基本原理如下:

(1) 创建天牛须方位的归一化随机向量:

$$\vec{b} = \frac{\text{rands}(k, 1)}{\|\text{rands}(k, 1)\|} \quad (8)$$

这里的 $\text{rands}(\cdot)$ 表示生成随机数, k 是空间维度;

(2) 设置天牛左右须的坐标位置:

$$\begin{cases} x_{rl} = x_t + d_0 * \vec{b} / 2 \\ x_{lr} = x_t - d_0 * \vec{b} / 2 \end{cases} \quad (t = 0, 1, 2, \dots, n) \quad (9)$$

这里的 x_n 是经过 t 次迭代后天牛右边触须的位

置, x_t 是经过 t 次迭代后天牛左边触须的位置, x_r 是经过 t 次迭代达到的天牛头部质心位置, d_0 是测算出的左右须距离;

(3) 根据适应度函数 fitness 判断左右须气味强度, 也就是比较 $f(x_r)$ 和 $f(x_t)$ 的大小, 这里的 $f(\cdot)$ 表示适应度函数;

(4) 通过迭代计算, 不断更新天牛的位置:

$$x_{t+1} = x_t - \delta_t \times \vec{b} \times \text{sign}(f(x_t) - f(x_r)) \quad (10)$$

这里的 δ_t 是经过第 t 次迭代后的步长权值, $\text{sign}(\cdot)$ 是 sign 函数。

根据 BAS 优化算法的基本原理, 采用 BAS 算法优化 Hurst 指数的具体步骤如下:

Step1 初始化天牛须朝向的随机向量和空间维度 k , 此处优化的参数只有 Hurst 指数, 设置 $k = 1$ 。根据 FBM 模型的预测给出优化函数 $\text{FBM}(H)$;

Step2 设置步长权值 δ 。步长权值 δ 的作用是调节天牛寻优的能力, 为了防止发生陷入局部最优解的情况, 步长设置尽可能大。Hurst 指数范围在 $(0, 1)$, 所以设置初始步长 $\delta_0 = 0.98$ 。为保证精确性本文使用权值线性递减的方法来设置步长:

$$\delta_{t+1} = \delta_t \times \text{eta} \quad t=0, 1, 2, \dots, n \quad (11)$$

这里的 eta 取值范围为 $[0, 1]$, 根据本文标准取接近于 1 的数, 因此这里 $\text{eta}=0.9$;

Step3 设置天牛初始位置。Hurst 指数的范围为 $[0, 1]$, 所以在此区间内生成随机数, 这个随机便为天牛的初始位置, 这个位置被定义为 best X ;

Step4 给出适应度函数 fitness。将给定退化数据的均方根误差(RMSE)作为适应度评价函数 fitness, 用来评价搜索能力。其计算公式如下:

$$\text{fitness} = \text{RMSE} = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (\text{FBM}_i(H) - y_i)^2} \quad (12)$$

N 为退化过程实验数据数量, $\text{FBM}_i(H)$ 为第 i 个退化数据的模型预测值, 表达式为

$$\text{FBM}_i(H) = X_0 + \mu t_i + \sigma B_H(t_i) \quad (13)$$

其中: X_0 为初始值。 y_i 为第 i 个退化数据的实际值。寻找所求指数的最优值便是找到代入计算适应度函数计算值最小的那个值 best X ;

Step5 计算适应度函数。根据适应度函数使计算式(12)计算天牛在初始位置时的适应度函数值, 同样定义这个值为 best Y 。

Step6 天牛左右须位置更新。根据前面原理计算更新天牛左右须的位置, d_0 设置为 0.001;

Step7 更新最优值。在 Step6 更新完天牛左右须位置后, 根据位置值分别计算左右须函数值 $f(x_r)$

与 $f(x_t)$, 比较它们大小并根据式(10)更新天牛的位置 $f(x_t)$, 即调整此时的 Hurst 指数的值, 同时也计算当前适应度函数, 如果当前适应度函数值比初始计算的 best Y 更小, 将当前值设为新的 best Y 、best X ;

Step8 判断迭代停止条件。判断适应度函数值误差标准是否达到预设的精度(通常设为 0.001)或者迭代进行到最大次数(通常迭代 100 次), 若满足条件则转 Step9, 反之返回 step6 进行循环;

Step9 得到最优值。算法停止迭代时, best X 中的解为寻优的最优解及最优的 Hurst 指数值。

3 轴承 RUL 预测流程

采用美国航空航天局开源数据库里 2014 年发布的 IMS 轴承退化数据集作为本文的轴承预测数据^[17]。轴承 RUL 预测主要过程是退化状态识别与 RUL 预测过程。通常预设一个失效阈值, 轴承第一次达到这个失效阈值的时间为寿命终结点(EOL)。

根据上面所测量出的 EOL, 退化系统的寿命 T 可在形式上定义为^[18]

$$T = \inf \{ t: X(t) \geq \omega \mid X(0) < \omega \} \quad (14)$$

这里 T 的概率密度函数(PDF)可以描述为 $f_T(t)$ (见图 1 中所示的 PDF 图), ω 则是根据不同退化模型所需性能决定的预设恒定故障阈值水平。

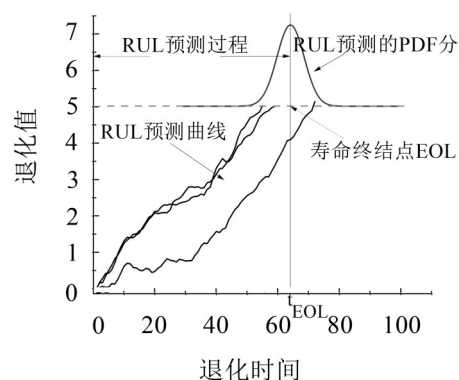


图 1 轴承退化 RUL 预测流程原理图

为将实际的退化模型数据利用于预测, 假设在某些用于检测退化状态的离散时间点为 $t_0 < t_1 < t_2 \dots < t_k$, 令 $x_k = X(t_k)$, 代表在时间点 t_k 时刻的退化模型的观察点, 则退化状态随这时间点变化的一组观测结果为 $X_0^k = \{x_0, x_1, \dots, x_k\}$ 。于是根据 EOL 的概念, 定义在时间点 t_k 处的 RUL- L_k 为:

$$L_k = \inf \{ L_k > 0: X(L_k + t_k) \geq \omega \} \quad (15)$$

同理, 它的 PDF 为 $f_{L_k}(L_k)$ 。

对于阈值为 ω 的退化模型, 与之相匹配的 RUL 的 PDF 表示为^[18]

$$f_{l_k}(l_k) \cong \frac{\sigma^{1/2}}{\sqrt{2\pi[\sigma(0)]^{1/2} \int_0^{l_k} [\sigma(h)]^{1/2} dh}} \times \left\{ \frac{\omega - X(t_k) - \mu l_k}{\int_0^{l_k} [\sigma(h)]^{1/2} dh} + \frac{\mu}{[\sigma(l_k)]^{1/2}} \right\} \times \exp \left[-\frac{[\omega - X(t_k) - \mu l_k]^2}{2[\sigma(0)]^{1/2} \int_0^{l_k} [\sigma(h)]^{1/2} dh} \right] \quad (16)$$

根据 $f_{l_k}(l_k)$ 的定义式可以看出,其由退化过程的漂移系数 μ 、扩散系数 σ 、故障阈值 ω 以及系统状态共同决定。

4 实验与数据分析

本节中将利用实际的轴承数据案例证明所提出结合优化算法的长相关预测RUL模型。为了揭示其优点,采用本文提出的长相关FBM模型以及BAS优化算法结合FBM分别进行基于轴承退化模型数据的RUL预测。基于上节介绍的IMS轴承数据集,采用数据集1中轴承3的退化数据进行试验计算,先用均方根(RMS)对原始振动数据进行特征提取。RMS的表达式为

$$\text{RMS} = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{n=1}^N |X_n|^2} \quad (17)$$

其中: N 是每个采样周期的采样点数, X_n 是采样点的振幅。提取特征后的特征序列如图2所示。

图3展示了基于数据集1轴承3数据利用本文提出的FBM以及BAS-FBM分别预测的轴承RUL的PDF对比,本实验中选择第1800个周期作为预测起始时间点,以每20个循环周期为间隔选取一个时间点,预测的PDF峰值即为预测的结果(见图3中的圆点)。

最后为更加直观与全面展示基于轴承退化模型的RUL预测效果,本文采用均方误差(MSE)和均方

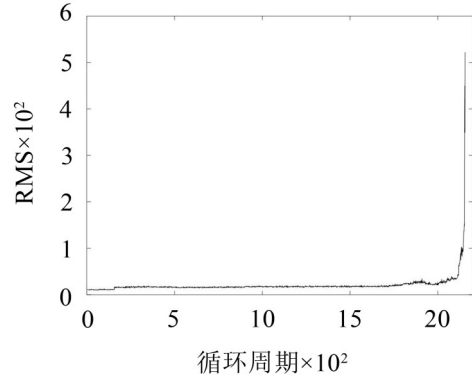


图2 提取RMS特征后的轴承退化过程

根误差(RMSE)两种方式作为评价整体预测性能的误差定量指标:

$$\text{MSE} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (\text{RUL}_i^p - \text{RUL}_i^r)^2 \quad (18)$$

$$\text{RMSE} = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (\text{RUL}_i^p - \text{RUL}_i^r)^2} \quad (19)$$

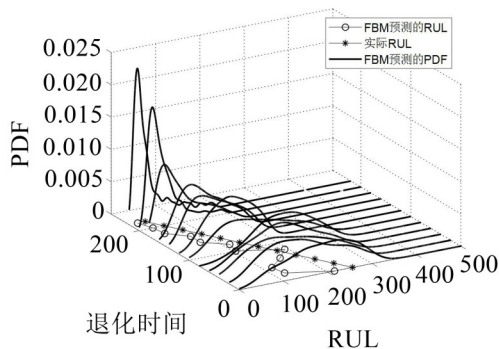
其中: RUL_i^p 代表第 i 个起始预测时间点到预测出的EOL之间的RUL, RUL_i^r 代表第 i 个起始预测时间点到实际的EOL之间的RUL, N 代表所选取的预测轴承退化模型中起始预测时间点个数。表1是在BAS优化前后FBM相关参数的对比。在经过BAS优化后,Hurst指数与优化前相比有所提高,两个误差指标均有所降低。实验证明经BAS优化后的FBM退化预测模型能够有效提升预测精度。

表1 基于优化后模型预测的参数及误差评价指标

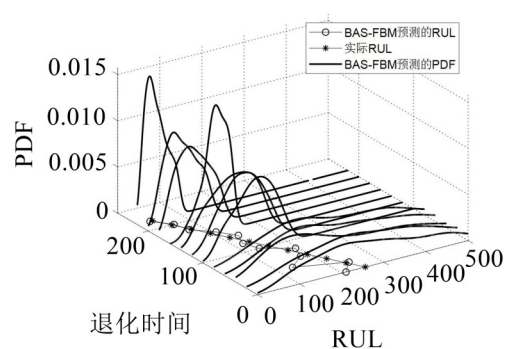
参数	FBM	BAS-FBM
H	0.649 8	0.662 8
μ	0.011 2	0.010 0
σ	0.008 3	0.008 9
MSE	52.770 7	29.811 9
RMSE	33.030 1	13.742 9

5 结语

本文介绍了一种基于具有长相关性的FBM模



(a) FBM



(b) BAS-FBM

图3 基于FBM及BAS-FBM分别预测RUL的PDF分布图

型预测轴承的RUL的方法。主要贡献在于:建立具有非马尔可夫性的轴承RUL预测模型,包括对模型参数的计算与极大似然估计。同时为了解决拟合计算所导致的Hurst指数估计不准确的问题,给出了利用BAS算法优化Hurst指数的过程。最后通过将一组轴承退化数据分别利用FBM模型以及结合BAS的FBM模型进行RUL预测实验,结合实验预测仿真图以及误差评估指标计算结果,证明本文提出的结合BAS优化的FBM模型在预测轴承RUL时相较于未优化的模型预测效果更为出色。

参考文献:

- [1] 张小丽,王保建,马猛,等. 滚动轴承寿命预测综述[J]. **机械设计与制造**, 2015(10):221-224.
- [2] 戴邵武,陈强强,丁宇. 基于时域特征的滚动轴承寿命预测[J]. **计算机测量与控制**, 2019, 27(10):60-63.
- [3] 胡姚刚,李辉,廖兴林,等. 风电轴承性能退化建模及其实时剩余寿命预测[J]. **中国电机工程学报**, 2016, 36(6): 1643-1649.
- [4] 任利娟. 滚动轴承性能退化评估与剩余寿命预测[D]. 济南:山东大学, 2019.
- [5] 张晓龙. 基于振动数据的旋转机械故障预测方法研究[D]. 北京:华北电力大学(北京), 2017.
- [6] 马海龙. 灰色模型GM(1,1)在带式输送机轴承劣化趋势预测中的应用[J]. **煤矿机电**, 2019, 40(4):51-54.
- [7] BOSKOSKI P, GASPERIN M, PETELIN D, et al. Bearing fault prognostics using Rényi entropy based features and Gaussian process models[J]. **Mechanical Systems and Signal Processing**, 2015, 52-53(2): 327-337.
- [8] 张继冬,邹益胜,邓佳林,等. 基于全卷积层神经网络的轴承剩余寿命预测[J]. **中国机械工程**, 2019, 30(18): 2231-2235.
- [9] 于震梁,孙志礼,曹汝男,等. 基于支持向量机和卡尔曼滤波的机械零件剩余寿命预测模型研究[J]. **兵工学报**, 2018, 39(5):991-997.
- [10] 刘波,宁芊,刘才学,等. 基于连续型HMM和PSO-SVM的滚动轴承剩余寿命预测[J]. **计算机应用**, 2019, 39(S1):31-35.
- [11] 马波,彭琦,杨灵. 动态状态空间模型及粒子滤波方法在滚动轴承寿命预测中的应用研究[J]. **机械设计与制造**, 2018(4):80-83.
- [12] ZHANG S, ZHANG Y, ZHU J. Rolling element-bearing feature extraction based on combined wavelets and quantum-behaved particle swarm optimization[J]. **Journal of Mechanical Science and Technology**, 2015, 29(2): 605-610.
- [13] HOSKIN J R M. Fractional differencing[M]. *Biometrika*, 1981.
- [14] SONG W, LI M, LI Y, et al. Fractional brownian motion: difference iterative forecasting models[J]. **Chaos, Solitons and Fractals**, 2019, 123: 347-355.
- [15] SONG W, LI M, LI Y, et al. Fractional brownian motion: difference iterative forecasting models[J]. **Chaos, Solitons and Fractals**, 2019, 123: 347-355.
- [16] JIANG X, LI S, BAS: Beetle antennae search algorithm for optimization problems[J]. **International Journal of Robotics and Control**, 2017, 1(10): 1-4.
- [17] QIU H, LEE J, LIN J, et al. Wavelet filter-based weak signature detection method and its application on rolling element bearing prognostics[J]. **Journal of Sound and Vibration**, 2006, 289(4-5): 1066-1090.
- [18] ZHANG H, CHEN M, XI X, et al. Remaining useful life prediction for degradation processes with long-range dependence[J]. **IEEE Transactions on Reliability**, 2017, 66(4): 1368-1379.

(上接第79页)

- [8] DI FRANCESCANTONIO P. A new boundary integral formulation for the prediction of sound radiation[J]. **Journal of Sound and Vibration**, 1997, 202(4): 491-509.
- [9] GLOERFELT X, PEROT F, BAILLY C. Flow-induced cylinder formulated as a diffraction problem for low mach numbers[J]. **Journal of Sound and Vibration**, 2005, 287: 129-151.
- [10] 王芳,刘秋洪,蔡晋生. 非紧致结构气动噪声辐射散射统一积分计算方法[J]. **航空学报**, 2013, 34(11):2482-2491.
- [11] 王芳. 非紧致结构气动噪声数值积分预测方法研究[D]. 西安:西北工业大学, 2015.
- [12] TRITTON D J. Experiments on the flow past a circular cylinder at low reynolds numbers[J]. **Journal of Fluid Mechanics**, 1959, 6: 547-567.
- [13] LIU C, ZHENG X, SUNG C H. Preconditioned multigrid methods for unsteady incompressible flows[J]. **Journal of Computational Physics**, 1998, 139: 35-57.
- [14] DING H, SHU C, YEO K S, et al. Simulation of incompressible viscous flows past a circular cylinder by hybrid FD scheme and meshless least square-based finite difference method[J]. **Computer Methods in Applied Mechanics and Engineering**, 2003, 193: 727-744.
- [15] ORSELLI R M, MENEGHINI J R. Two and three dimensional simulation of sound generated by flow around a circular cylinder[C]. 15th AIAA/CEAS Aeroacoustics Conference, Miami, Florida, 2009. <https://doi.org/10.2514/6.2009-3270>.