

DOI: 10.13245/j.hust.200722

基于高维混合模型与遗传算法的离心泵叶片优化

姜丙孝^a 杨军虎^{a,b} 白小榜^a 王晓晖^{a,b}

(兰州理工大学 a. 能源与动力工程学院; b. 甘肃省流体机械及系统重点实验室,
甘肃 兰州 730050)

摘要 提出了一种基于机器学习的高维混合模型用于离心泵的叶片优化方法. 选用一台低比转速离心泵, 以离心泵叶轮叶片为研究对象, 通过对叶片型线拟合分离多变量参数, 利用支持向量机的高维表示方法, 结合计算流体力学软件, 经过对训练集的机器学习, 构建了离心泵叶片型线优化的代理模型. 依据遗传算法求解离心泵多变量代理模型, 预测了离心泵效率最高点及在该点时的叶片型线几何参数. 运用数值模拟和试验研究的方法验证了预测数据, 结果表明: 数值模拟性能曲线与试验结果大体相符; 在设计工况点, 经代理模型优化后的数值模拟效率值较原型泵提高了2.61%, 扬程提升了0.82 m, 试验效率值较原型泵提高了2.1%, 扬程提升了0.75 m.

关键词 支持向量机; 高维表示方法; 代理模型; 遗传算法; 离心泵; 叶片优化

中图分类号 TH311 文献标志码 A 文章编号 1671-4512(2020)07-0128-05

Optimization of centrifugal pump blade based on high-dimensional hybrid model and genetic algorithm

JIANG Bingxiao^a YANG Junhu^{a,b} BAI Xiaobang^a WANG Xiaohui^{a,b}

(a. School of Energy and Power Engineering; b. Key Laboratory of Fluid Machinery and Systems, Lanzhou University of Technology, Lanzhou 730050, China)

Abstract A high-dimensional hybrid model based on machine learning was proposed to optimize the centrifugal pump blade. A low specific speed centrifugal pump was selected, and the centrifugal pump impeller blade was taken as the research object. By fitting the blade profile, the multi-variable parameters were separated. The surrogate modelling of centrifugal pump blade profile optimization was constructed by using the support vector machine (SVM), high-dimensional model representation (HDMR) and computational fluid dynamics (CFD) software through machine learning of training set. The multi-variable surrogate model was solved by genetic algorithm (GA), and the highest efficiency point of the centrifugal pump and the geometric parameters of the blade profile were predicted. The prediction data was verified by numerical simulation and experimental study. Results show that the numerical simulation performance curve is in good agreement with the experimental results. At the design operating point, the numerical simulation efficiency value optimized by the surrogate model is 2.61% higher than that of the prototype pump, and the head is 0.82 m higher; the test efficiency value is 2.1% higher than that of the prototype pump, and the head is 0.75 m higher, proving the validity of the high-dimensional hybrid surrogate model.

Key words support vector machine; high-dimensional model representation; surrogate model; genetic algorithm; centrifugal pump; blade optimization

离心泵是一种应用范围十分广泛的流体输送设备, 叶轮叶片作为离心泵能量转换的主要部件, 它

的性能优劣直接决定着叶轮水力损失的大小, 进而决定离心泵效率的高低. 传统的流体机械优化方法

收稿日期 2019-10-21.

作者简介 姜丙孝(1986-), 男, 博士研究生; 杨军虎(通信作者), 教授, E-mail: lzyangjh@lut.cn.

基金项目 国家自然科学基金资助项目(51569013); 甘肃省科技基金计划资助项目(17JR5RA110).

包括半经验半理论公式优化方法、试验设计方法^[1]和近似模型方法^[2]。随着计算机的发展及大量计算代理模型的出现, 如支持向量机(SVM)^[3-4]、人工神经网络法^[5]、径向基函数法^[6]等, 使得繁复的计算工作大大减轻, 特别是代理模型与智能优化算法的结合, 奠定了流体机械现代优化设计的基础, 也为离心泵的优化提供了一种可探究的方法。

为了解决非线性问题, 建立的高维表示方法(HDMR)在工程学中得到了诸多应用研究。文献[7]将 HDMR 应用到车身后纵梁拼焊结构的优化中, 解决了车纵梁截面厚度变形问题。文献[8]将 HDMR 应用到矿用自卸车驾驶室的优化中, 提升了驾驶室的可靠性。SVM 是机器学习的工具, 被广泛应用到大数据研究中。相比单独的机器学习方法, SVM-HDMR^[9]保证了学习精度, 降低了学习的样本量。

本研究选用一台 MH48-12.5 低比转速离心泵, 以泵的叶片型线为优化对象, 效率为目标函数, 利用 SVM-HDMR 建立效率对叶片型线参数的适应函数。通过遗传算法(GA)对适应函数寻优求解, 并运用数值模拟和试验验证了离心泵基于 SVM-HDMR 代理模型优化设计的有效性和可行性。

1 SVM-HDMR 代理模型

1.1 HDMR 理论

根据 HDMR 理论^[10-11], 在 n 维空间中, 输入变量 $\mathbf{x} = [x_1, x_2, \dots, x_n]^T \in \mathbf{R}^n$ 与对应的输出 $f(\mathbf{x})$ 存在以下映射关系

$$f(\mathbf{x}) = f_0 + \sum_{i=1}^n f_i(x_i) + \sum_{1 \leq i < j \leq n} f_{ij}(x_i, x_j) + \dots + \sum_{1 \leq i_1 < \dots < i_k \leq n, 2 < k < n} f_{i_1 i_2 \dots i_k}(x_{i_1}, x_{i_2}, \dots, x_{i_k}) + \dots + f_{12 \dots n}(x_1, x_2, \dots, x_n),$$

式中: f_0 为零阶函数项, 是常量; $f_i(x_i)$ 为一阶函数项, 是由变量 x_i 对 $f(\mathbf{x})$ 单独的贡献量; $f_{ij}(x_i, x_j)$ 为二阶函数项, 是由变量 x_i 和 x_j 的耦合对 $f(\mathbf{x})$ 的贡献量; $f_{12 \dots n}(x_1, x_2, \dots, x_n)$ 为所有输入变量共同对 $f(\mathbf{x})$ 的贡献量。

文献[12-13]基于原始的 HDMR 引入了 Cut-HDMR 的求解方法, 即 HDMR 中每一组成函数通过切割点 \mathbf{x}_0 可以表示为

$$f_0 = f(\mathbf{x}_0);$$

$$f_i(x_i) = f(x_i, \mathbf{x}_0^i) - f_0;$$

$$f_{ij}(x_i, x_j) = f(x_i, x_j, \mathbf{x}_0^{ij}) - f_i(x_i) - f_j(x_j) - f_0;$$

$$f_{ijk}(x_i, x_j, x_k) = f(x_i, x_j, x_k, \mathbf{x}_0^{ijk}) - f_{ij}(x_i, x_j) - f_{ik}(x_i, x_k) - f_{jk}(x_j, x_k) - f_i(x_i) - f_j(x_j) - f_k(x_k) - f_0,$$

式中: \mathbf{x}_0^i 为除了第 i 维可采样取值外, 其余 $i-1$ 维均与 \mathbf{x}_0 的值相同, 即点 $(x_1^0, \dots, x_{i-1}^0, x_i^k, x_{i+1}^0, \dots, x_n^0)$, 其它阶项具有相同的意义。

1.2 SVM 理论

根据 SVM 理论^[14-15], 已知训练集 $T = \{(\mathbf{x}_1, y_1), (\mathbf{x}_2, y_2), \dots, (\mathbf{x}_l, y_l)\}$, 其中 $\mathbf{x}_i \in \mathbf{R}^n, y_i \in \mathbf{R}, i = 1, 2, \dots, l$ 。当训练集为线性关系或近似线性关系时, 存在近似线性回归函数 $\hat{f}(\mathbf{x}) = \mathbf{w}\mathbf{x} + b$, 式中: \mathbf{w} 为超平面的法方向; b 为平面沿 y 轴的平移距离。当训练集为非线性关系时, 根据映射关系 $\Phi: \mathbf{x} \mapsto \Phi(\mathbf{x})$ 将训练集映射到高维特征空间中, 引入核函数 $K(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}_j) = (\Phi(\mathbf{x}_i)\Phi(\mathbf{x}_j))$, 在高维特征空间中对训练集作近似线性回归。

综合运用 SVM 理论和 HDMR 理论构建的 SVM-HDMR 代理模型如下

$$f(\mathbf{x}) = f_0 + \sum_{i=1}^n \hat{f}_i(x_i) + \sum_{1 \leq i < j \leq n} \hat{f}_{ij}(x_i, x_j) + \dots + \sum_{1 \leq i_1 < \dots < i_k \leq n, 2 < k < n} \hat{f}_{i_1 i_2 \dots i_k}(x_{i_1}, x_{i_2}, \dots, x_{i_k}) + \dots + \hat{f}_{12 \dots n}(x_1, x_2, \dots, x_n).$$

离心泵 SVM-HDMR 代理模型构建流程如图 1 所示。

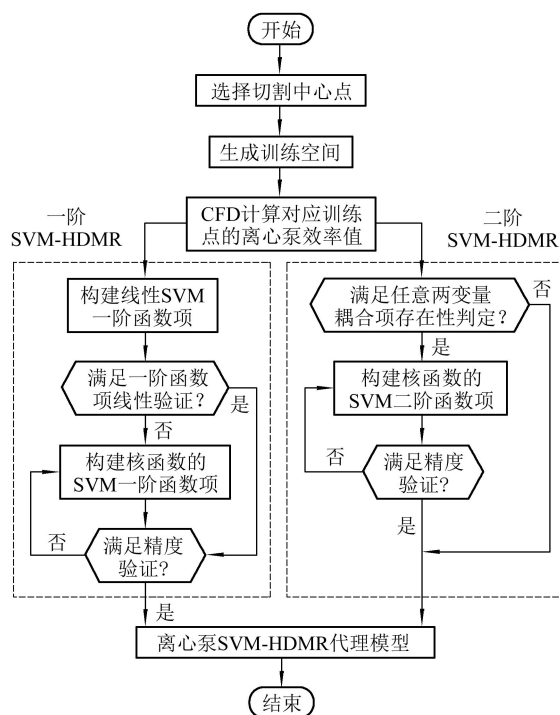


图 1 离心泵 SVM-HDMR 代理模型构建流程

1.3 离心泵优化策略流程

基于 SVM-HDMR 代理模型的离心泵优化策略流程如图 2 所示。

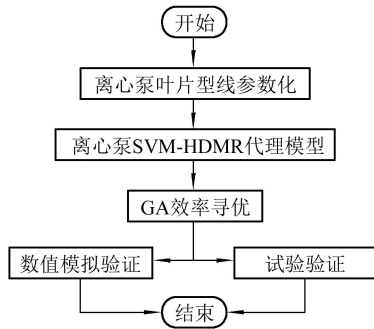


图 2 离心泵优化策略流程

首先, 根据原型泵叶片参数利用 Matlab 将叶片型线参数化, 生成 SVM 的训练集. 然后, 利用 Creo, ANSYS 及 Matlab 软件, 按照离心泵 SVM-HDMR 代理模型构建流程, 构建离心泵效率的适应函数, 最后通过 GA 寻优, 并运用数值模拟和试验的方法分析获得的数据。

2 算例验证与结果分析

2.1 算例代理模型寻优结果

选用的低比转速离心泵的具体设计参数为: 流量 $Q=12.5 \text{ m}^3/\text{h}$, 扬程 $H=30.7 \text{ m}$, 转速 $n=2\ 900 \text{ r/min}$, 比转速 $n_s=48$. 用 Bezier 样条曲线将离心泵叶片型线参数化, 定义叶片型线横坐标为 z , 纵坐标 χ , 如图 3 所示。

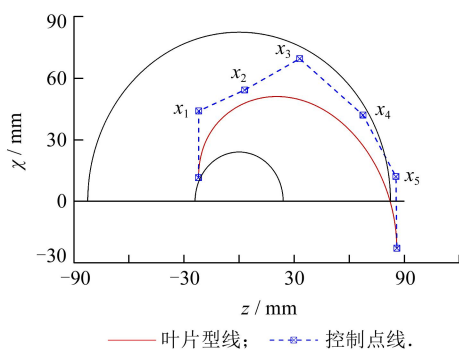


图 3 叶片型线参数化

相邻两控制点线相交处的控制点为代理模型函数自变量, 并规定相邻两控制点线夹角沿该夹角平分线的变化为叶片型线自变量参数的取值变化。

根据算例中参数化后的离心泵叶片型线, 可以确定 5 个自变量参数, 通过各自变量在变化区间上的取值, 得出离心泵代理模型适应函数的训练集, 各自变量的变化区间如表 1 所示。

表 1 叶片型线各变量优化区间

设计变量	区间
x_1	$[-5^\circ, 5^\circ]$
x_2	$[-10^\circ, 10^\circ]$
x_3	$[-10^\circ, 10^\circ]$
x_4	$[-10^\circ, 10^\circ]$
x_5	$[-10^\circ, 10^\circ]$

按照离心泵 SVM-HDMR 代理模型的构造流程, 对 40 个不同叶片型线参数的水力模型进行机器学习得到离心泵效率的适应函数, 运用 GA 对其寻优求解, 结果表明: 当迭代次数为 90 时, 求得适应函数的最大值为 0.768. 即由 SVM-HDMR 代理模型预测的离心泵最优效率为 76.8%. 优化后的离心泵叶片前段曲率半径变化较小, 叶片后段的曲率半径明显变小。

2.2 优化前后数值模拟验证

对优化后的离心泵在设计工况点进行数值模拟仿真, 得到与原型泵对比的压力场、湍动能场、湍流涡黏场及湍流涡耗散场, 如图 4 所示。

由图 4(a)可以看出: 同等条件下, 优化后的叶轮进口压力更低, 从而使流体经过叶轮后造成的压差更大, 对应离心泵的扬程会有所增加。

由图 4(b)可以看出: 同等条件下, 优化后的叶轮湍动能高能区域有所收缩, 且分布趋于均匀, 根据湍动能输运方程, 可以得出由湍动能输运引起的雷诺应力能量产生项会相应有所减小, 由湍动能输运造成的湍动能耗散会减少。

由图 4(c)可以看出: 同等条件下, 优化后的叶轮湍流涡黏强度有所降低, 根据 Boussinesq 涡黏假设, 涡黏强度的分布对应着雷诺应力造成的能量产生项的分布(当地时均速度梯度相同的前提下, 条件是满足的), 这也间接验证了由图 4(b)得出的结论。

由图 4(d)可以看出: 同等条件下, 优化后的叶轮湍动能耗散率分布虽然在区域上未见明显收缩, 但是在强度上出现了明显减弱, 说明湍动能耗散减小. 根据湍流涡的级联效应及 Kolmogorov 假定, 由图 4(b)与(c)得出的雷诺应力造成的能量产生项减小, 表明叶轮区的湍流不同尺度涡之间传递的能量减小, 到达耗散尺度涡时, 耗散的能量也就相应减小, 这也证实了图 4(d)的现象。

综上所述, 图 4(a)说明优化后离心泵扬程的提高. 图 4(b)~(d)统一到能量的角度说明优化后的叶轮能量损失减小且三者相互印证, 表明优化后的叶轮效率会高于模型泵的叶轮。

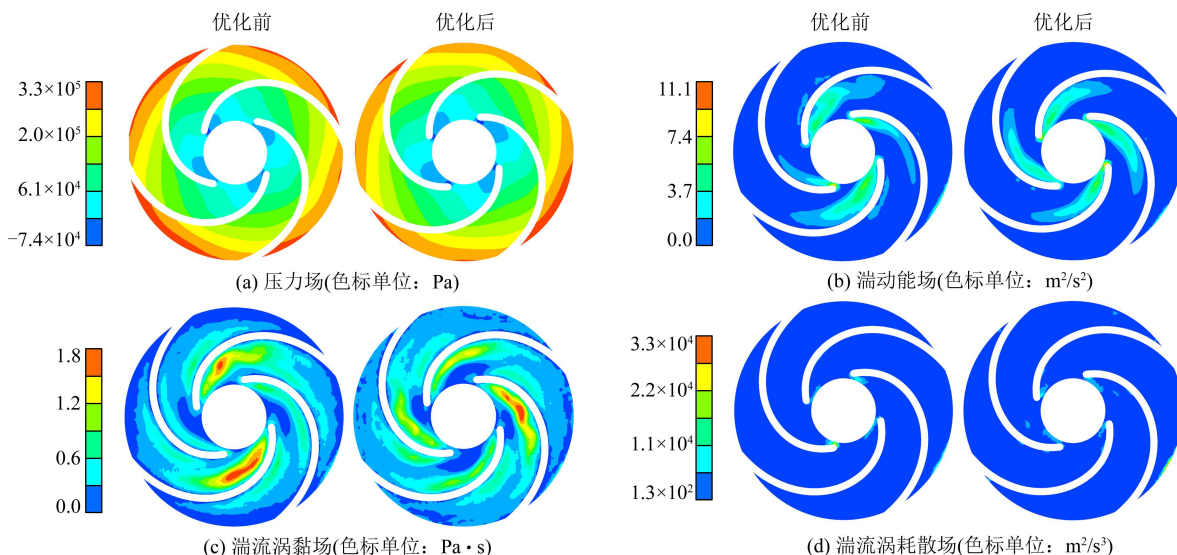


图 4 优化前后离心泵内流场

2.3 优化结果的试验验证

离心泵叶片优化结果的验证试验现场如图 5 所示。试验及数值模拟获得的优化前后离心泵的性能曲线与原型泵的性能曲线如图 6 所示, η 为效率。

从曲线的整体趋势看, 数值模拟和试验的结果大体相符。在小流量区, 由于叶轮内逆压梯度很大造成流体脱流严重, 目前还没有湍流模型能很好地预测这种现象^[16], 由此造成图 6 中小流量区性能曲线有些失实是正常现象。在设计工况点, 通过代理模型优化, 数值模拟效率值较原型泵提高了 2.61%, 扬程提升了 0.82 m, 试验效率值较原型泵提高了 2.1%, 扬程提升了 0.75 m, 说明采用 SVM-HDMR 代理模型配合 GA 求解是有效且可行的。

图 6 中 SVM-HDMR 代理模型的效率预测值和数值模拟值存有误差, 这是由模型训练空间决定的, 扩大训练空间是提高代理模型预测精度的有效手段, 但随着训练空间的扩大造成资源需求呈几何级增长, 故在满足需求的精度内, 一般不建议扩大代理模型的训练空间。



图 5 离心泵试验现场

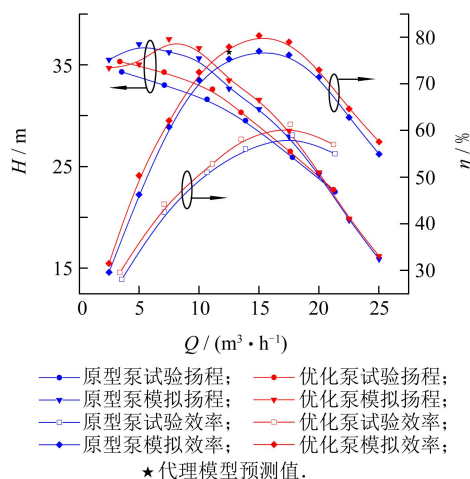


图 6 优化前后离心泵性能曲线

3 结论

a. 将 SVM-HDMR 代理模型用于离心泵叶片优化, 分离出了 5 个影响叶片型线几何参数的变量, 构建了离心泵优化的代理模型, 通过代理模型的预测最优效率值为 76.8%。

b. 通过数值模拟的方法验证了代理模型预测的最优效率点, 并从能量的角度解释了离心泵优化前后由湍动能输运造成的水力损失, 数值模拟效率值较原型泵提高了 2.61%, 扬程提升了 0.82 m。

c. 通过试验研究, 验证了代理模型预测效率点和数值模拟结果的准确性, 试验效率值较原型泵提高了 2.1%, 扬程提升了 0.75 m。

参 考 文 献

[1] 高雄发, 施卫东, 张德胜, 等. 基于 CFD 正交试验的

- 旋流泵优化设计与试验[J]. 农业机械学报, 2014, 45(5): 101-106.
- [2] 朱玉杰, 琚亚平, 张楚华. 叶栅叶型正反设计的伴随优化方法[J]. 西安交通大学学报, 2019, 53(1): 100-106.
- [3] 张建伟, 江琦, 刘轩然, 等. 基于 PSO-SVM 算法的梯级泵站管道振动响应预测[J]. 农业工程学报, 2017, 33(11): 75-81.
- [4] ANDRES E, SALCEDO-SANZ S, MONGE F, et al. Efficient aerodynamic design through evolutionary programming and support vector regression algorithms [J]. *Expert Systems with Applications*, 2012, 39: 10700-10708.
- [5] 苗森春, 杨军虎, 王晓晖, 等. 基于神经网络-遗传算法的液力透平叶片型线优化[J]. 航空动力学报, 2015, 30(8): 1919-1925.
- [6] 褚菲, 王福利, 王小刚, 等. 基于径向基函数神经网络的多级离心压缩机混合模型[J]. 控制理论与应用, 2012, 29(9): 1905-1910.
- [7] 汤龙, 李光耀, 王琥. Kirging-HDMR 非线性近似模型方法[J]. 力学学报, 2011, 43(4): 781-784.
- [8] 李伟平, 窦现东, 王振兴, 等. BPNN-HDMR 非线性近似模型方法及应用[J]. 湖南大学学报(自然科学版), 2014, 41(5): 32-38.
- [9] XIONG H D, CHEN Z Z, QIU H B, et al. Adaptive SVR-HDMR metamodeling technique for high dimensional problems[C]// *Proceedings of AASRI Procedia*. Amsterdam: Elsevier, 2012: 95-100.
- [10] SOBOL I M. Sensitivity estimates for nonlinear mathematical models[J]. *Mathematical Modelling and Computational Experiment*, 1993, 1(4): 407-414.
- [11] ALPER T M. An approximation method to model multivariate interpolation problems: Indexing HDMR[J]. *Mathematical and Computer Modelling*, 2011, 53: 1970-1982.
- [12] RABITZ H, ALIS Ö F. General foundations of high-dimensional model representations[J]. *Journal of Mathematical Chemistry*, 1999, 25: 197-233.
- [13] ALIS Ö F, RABITZ H. Efficient implementation of high dimensional model representations[J]. *Journal of Mathematical Chemistry*, 2001, 29(2): 127-142.
- [14] 邓乃扬, 田英杰. 数据挖掘中的新方法——支持向量机[M]. 北京: 科学出版社, 2004.
- [15] 杨晓伟, 郝志峰. 支持向量机的算法设计与分析[M]. 北京: 科学出版社, 2013.
- [16] DAVID C W. Turbulence modeling for CFD[M]. 3rd ed. San Diego: DCW Industries, 2006.