

研究论文

DOI: 10.11949/j.issn.0438-1157.20151407

基于相关向量机的汽轮机最优运行初压的确定

刘超, 牛培峰, 段晓龙, 李国强, 张先臣

(燕山大学工业计算机控制工程河北省重点实验室, 河北 秦皇岛 066004)

摘要: 为了有效计算最优初压, 首先提出一种基于模拟退火和混合迁移的生物地理学优化算法 (B-BBO-SA) 优化相关向量机 (RVM) 的热耗率预测模型; 然后在该模型的基础上利用 B-BBO-SA 算法寻找各个负荷下热耗率最小时所对应的主蒸汽压力。通过与 B-BBO-SA-SVM 进行比较, B-BBO-SA-RVM 具有更好的泛化能力; 另外, 得到的最优初压与设计初压存在着一定的差别, 它更能准确地指导汽轮机的安全、经济运行。

关键词: 汽轮机; 生物地理学优化算法; 相关向量机; 模型; 优化

中图分类号: TK 323

文献标志码: A

文章编号: 0438—1157 (2016) 09—3812—05

Determination of optimal initial steam pressure of turbine based on relevance vector machine

LIU Chao, NIU Peifeng, DUAN Xiaolong, LI Guoqiang, ZHANG Xianchen

(Key Laboratory of Industrial Computer Control Engineering of Hebei Province, Yanshan University,
Qinhuangdao 066004, Hebei, China)

Abstract: In order to calculate the optimal initial pressure effectively, a heat rate forecasting model is presented based on the optimized relevance vector machine (RVM), in which the blended biogeography-based optimization based on the simulated annealing (B-BBO-SA) is adopted to optimize the parameter of RVM. Then, B-BBO-SA is employed to seek the optimal initial pressure under all loads based on the forecasting model. The comparison with B-BBO-SA-SVM show that the B-BBO-SA-RVM has better generalization abilities. In addition, there are some differences between the found optimal initial pressure and the designed one, and the found one can better ensure the turbine run safely and economically.

Key words: turbine; BBO; relevance vector machine; model; optimization

引 言

随着越来越多的高参数机组参与到调峰调频中, 机组的经济运行已成为重要的研究课题^[1]。定-滑-定是大多数机组采用的运行方式^[2-3], 火电企业往往根据汽轮机厂家提供的滑压运行曲线进行投运^[4]。然而, 厂家提供的初压曲线只考虑负荷, 并没有考虑实际运行状况。为提高机组的热经济性, 有必要

对机组运行初压进行优化^[5]。

目前常采用回归预测方法进行最优初压的确定。支持向量机是一种基于结构风险最小化的机器学习方法^[6-8], 核函数的选择易受梅西定理的限制。相关向量机^[9]能够避免上述不足, 且 RVM 更稀疏, 利于模型预测, 因而得到广泛应用^[10-11]。

本文以某 600 MW 机组为研究对象, 利用 RVM 建立汽轮机的热耗率预测模型, 采用改进的生物地

2015-09-23 收到初稿, 2016-06-13 收到修改稿。

联系人: 牛培峰。第一作者: 刘超 (1986—), 男, 博士研究生。

基金项目: 国家自然科学基金项目 (61573306, 61403331)。

Received date: 2015-09-23.

Corresponding author: Prof. NIU Peifeng, npf882000@163.com

Foundation item: supported by the National Natural Science Foundation of China (61573306, 61403331).

理学优化算法对 RVM 的模型参数进行优化。然后, 运用该算法对建立好的预测模型进行初压优化, 找出各个负荷下热耗率最小时对应的主蒸汽压力, 并得出最优运行初压曲线。

1 相关向量机和生物地理学优化算法

1.1 相关向量机

相关向量机是一种稀疏概率学习模型, 它在贝叶斯框架下进行回归计算获得预测值的概率型分布, 从而得到基于核函数的稀疏解。假设训练样本集包括输入向量 $\{x_n\}_{n=1}^N$ 和与之对应的目标 $\{y_n\}_{n=1}^N$, 则基于核函数的学习模型一般形式为

$$y(\mathbf{x}, \boldsymbol{\omega}) = \sum_{i=1}^N \omega_i k(\mathbf{x}, \mathbf{x}_i) + \omega_0 = \boldsymbol{\omega}^T \boldsymbol{\phi}(\mathbf{x}) \quad (1)$$

式中, N 为训练样本容量; $k(\mathbf{x}, \mathbf{x}_i)$ 为核函数; $\boldsymbol{\phi}(\mathbf{x}) = [1, k(\mathbf{x}, \mathbf{x}_1), \dots, k(\mathbf{x}, \mathbf{x}_N)]^T$ 为核函数矩阵; $\boldsymbol{\omega} = [\omega_0, \omega_1, \dots, \omega_N]^T$ 为核函数权重, 由于仅有有限非 0 权重参与决策, 因此 RVM 具有很强的稀疏性。

RVM 结合马尔科夫性质、贝叶斯原理、最大似然定理及自动相关决定实现稀疏的预测输出。关于 RVM 算法的理论模型和 $\boldsymbol{\omega}$ 权重矩阵的确定方法在文献[9]中有详细的阐述。

1.2 改进的生物地理学优化算法

生物地理学优化算法(BBO)^[12]是一种新颖的全局优化算法, 它通过相邻个体的迁移和突变来求解优化问题, 该算法一经提出便得到广泛应用^[13-14]。在 BBO 算法中, 栖息地的特征向量对应优化问题的候选解, 更适合生物居住的栖息地具有较高的适应度指数(HIS), 也就是该候选解的适应度值越大。对于线性迁移模型, 给定某个栖息地的种群数量 k , 迁移模型计算如下

$$\lambda_k = I(1 - k/n) \quad (2)$$

$$\mu_k = Ek/n \quad (3)$$

式中, λ 和 μ 为迁入和迁出概率, I 和 E 为最大迁入和迁出概率, n 为栖息地能够容纳的最大物种数量。变异操作及相关理论可参考文献[12]。

为进一步改善搜索能力, 在此算法中引入混合迁移算子^[15]和模拟退火^[16]算法, 构成基于模拟退火和混合迁移的 BBO 算法(B-BBO-SA)。混合迁移算子既能接受迁入个体的部分特征又能保留自身的一部分特征, 保证了种群多样性; 模拟退火具有强大的局部搜索能力, 增大了跳出局部最优的可能性。两种算子融合互补, 减小 BBO 陷入局部最优的可能性, 进而增强算法的性能。具体操作步骤如下:

(1) 参数的设定和种群的初始化;

(2) 计算每个个体的适应度值 HSI, 并计算迁入率 λ_i 和 μ_j , 同时保存精英个体;

(3) 用迁入率 λ_i 选择需要进行迁入的个体变量 H_i , 用迁出率 μ_j 选择需要迁出的个体变量 H_j , 根据式(4)进行迁移操作

$$H_i(X) = \alpha H_j(X) + (1 - \alpha) H_i(X) \quad (4)$$

(4) 选出迁移操作后的最优个体 H_i 进行模拟退火操作; 在退火操作中, 按式(5)产生新个体 H_i^{new}

$$H_i^{\text{new}} = H_i + (2r - 1)(M_{\max} - M_{\min})/(\gamma k) \quad (5)$$

其中, r 为 $[0, 1]$ 的随机数, $M_{\max}$ 和 $M_{\min}$ 分别为可行域的上限和下限, γ 为步长, k 为进化代数;

(5) 根据突变概率 M_u 进行突变操作;

(6) 判断是否满足停止条件, 若满足, 结束进化操作, 输出最优解, 否则跳转到步骤(3)。

2 热耗率预测模型的建立

本节融合 B-BBO-SA 与 RVM 进行热耗率预测模型的建立。选取高斯函数作为核函数, 采用 B-BBO-SA 对 RVM 的核函数宽度 σ 进行寻优, 以期获得良好的热耗率预测模型。

一般来说, 影响汽轮机热耗率的因素有很多, 主要选取与热耗率密切相关的参数作为建模时的输入变量。根据文献[17]最终选定负荷、主蒸汽压力等 12 个参数作为输入, 热耗率作为输出。建模数据来自某电厂 CLN600-24.2/556/556-I 型 600 MW 超临界汽轮机组, 数据每隔 1 h 采集 1 次, 每天采集 24 组, 共采集 144 组数据。选取 120 组作为训练数据, 剩下的 24 组作为测试数据, 数据来源文献[18]。

假定有 N_{train} 个训练样本, 采用 B-BBO-SA 对 RVM 的核参数进行优化时, 目标函数 fit 定义如下

$$\text{fit} = \sqrt{\frac{1}{N_{\text{train}}} \sum_{i=1}^{N_{\text{train}}} (\hat{y}_i - y_i)^2} \quad (6)$$

式中, $\hat{y}_i$ 和 y_i 分别为热耗率预测值和真实值。

B-BBO-SA 的参数设置如下: 最大迭代次数为 100, 种群规模为 20, 精英个体为 1, 混合迁移算子为 0.8, 突变概率为 0.005, 初始温度为 1000, 减温系数为 0.85, 核参数的范围设定为 $[0.1, 100]$ 。在此建立 B-BBO-SA-RVM 热耗率预测模型, 其对训练样本的预测效果如图 1 所示。从图 1 中可以看出, B-BBO-SA-RVM 对训练样本的预测值与真实值非常接近, 预测误差较小, 表现出了良好的预测效果, 说明模型具有很好的非线性拟合能力。

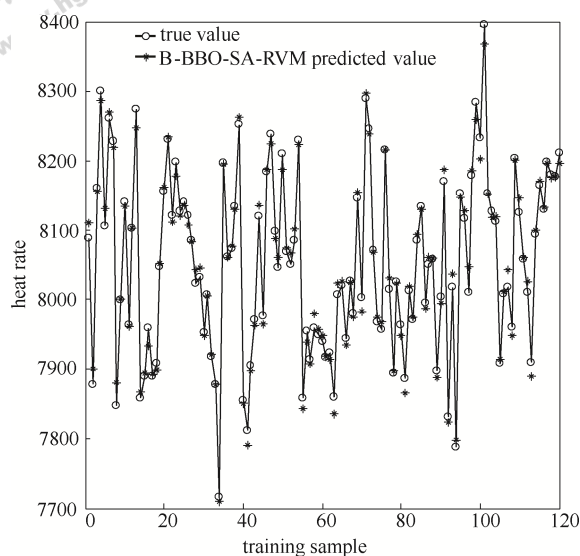


图 1 B-BBO-SA-RVM 热耗率预测

Fig.1 Heat rate prediction of B-BBO-SA-RVM modeling

为了检验模型的泛化能力,把 24 组预测样本代入上述模型进行测试,预测结果与 B-BBO-SA-SVM 模型进行比较,预测比较结果如图 2 所示。由图 2 可见,B-BBO-SA-RVM 对大部分测试样本能够进行相对准确的预测,某些测试样本点能够完全拟合,其预测误差要明显小于 B-BBO-SA-SVM 模型,进一步说明 B-BBO-SA-RVM 模型具有优秀的泛化能力,所建立的热耗率模型也是可行的。

为了全面评价两种热耗率预测方法的性能,选用最大绝对误差 (MAE)、平均绝对百分误差 (MAPE)、均方根误差 (RMSE) 3 个指标进行性能评价,结果如表 1 所示。从表 1 中可以看出,无论是针对训练集还是测试集,RVM 模型的 3 个指标均要优于 SVM 模型,尤其是针对测试样本的 RMSE 指标,前者为 $29.76 \text{ kJ} \cdot (\text{kW} \cdot \text{h})^{-1}$,后者为 $68.29 \text{ kJ} \cdot (\text{kW} \cdot \text{h})^{-1}$,表明 B-BBO-SA-RVM 模型热耗率预测精度更高。

3 最优初压的确定

3.1 初压优化数学模型

在某一运行条件下,在可行的主蒸汽压力范围内,存在一个特定的压力能使机组运行的热耗率最

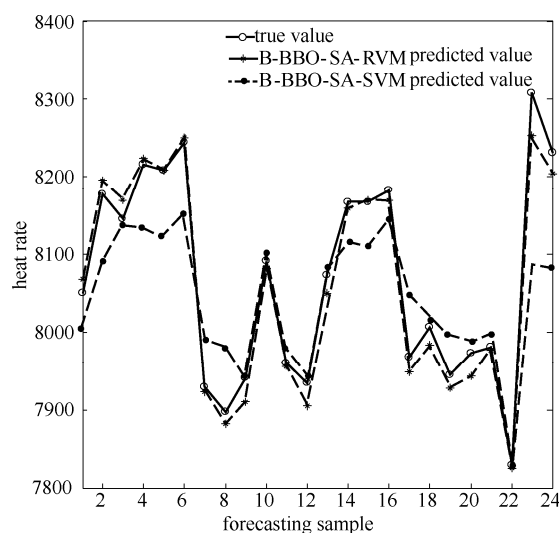


图 2 两种方法的预测样本热耗率预测

Fig.2 Heat rate prediction of two model for testing set

小,其对应的主蒸汽压力即为最优初压^[19-20]。应用已训练好的 B-BBO-SA-RVM 模型来优化汽轮机变工况运行时的操作变量恰好与训练过程相反。因此,机组运行优化问题转换为以输出热耗率最低为目标来搜索最优运行初压,其数学模型可描述如下

$$\begin{cases} \min \text{HR} = f(N_{\text{gE}}, P_0, X') \\ N_{\text{gmin}} \leq N_{\text{gE}} \leq N_{\text{gmax}} \\ \text{s. t. } P_{\text{Od}} N_{\text{gE}} / 1.2 N_{\text{gd}} \leq P_0 \leq P_{\text{Od}} \end{cases} \quad (7)$$

其中,HR 表示热耗率预测值; f 表示训练好的热耗率预测模型; X' 表示除发电负荷和主蒸汽压力外汽轮机运行的其他参数; N_{gE} 为给定负荷; N_{gmin} 、 N_{gmax} 分别代表机组允许运行的最小负荷和最大负荷; P_0 为主蒸汽压力, P_{Od} 为额定主蒸汽压力。

3.2 主蒸汽压力的优化

将 RVM 预测的热耗率作为目标值,主蒸汽压力为优化变量,利用 B-BBO-SA 算法在某给定负荷 N_{gE} 的可行压力范围内寻找热耗率最小时所对应的主蒸汽压力,即可得到优化后的滑压运行曲线。经过寻优可得到各个负荷所对应的最优运行初压,并在表 2 中列出典型负荷的最优初压结果。从表 2 中可以看出寻优后的主蒸汽压力相比于实际运行的主蒸汽压力都相对的有所提高,热耗率相比于实际运

表 1 性能比较

Talbe 1 Performance comparison

Model	RMSE/ $\text{kJ} \cdot (\text{kW} \cdot \text{h})^{-1}$		MAE/ $\text{kJ} \cdot (\text{kW} \cdot \text{h})^{-1}$		MAPE/%	
	Training set	Testing set	Training set	Testing set	Training set	Testing set
B-BBO-SA-RVM	13.81	29.76	10.88	20.86	0.0014	0.003
B-BBO-SA-SVM	24.99	68.29	16.15	49.15	0.002	0.006

表 2 优化初压结果

Table 2 Results of optimal initial pressure

Load/MW	Actual pressure		Optimal pressure		Heat rate deviation /kJ · (kW · h) ⁻¹
	Pressure/MPa	Heat rate/kJ · (kW · h) ⁻¹	Pressure/MPa	Heat rate/kJ · (kW · h) ⁻¹	
349.04	15.07	8153.88	16.19	8108.55	45.33
400.68	16.91	8009.62	18.1	7965.14	44.48
450.12	19.09	7963.04	20.24	7905.53	57.51
499.89	20.56	7919.29	21.84	7889.31	29.98
549.64	22.8	7870.06	24.2	7827.61	43.45

行热耗率都有所下降，热耗率的降低能大大提高电厂汽轮机组变工况运行时的经济性能。

图 3 给出了通过寻优方法获得的最优运行初压曲线，与厂家提供的滑压曲线具有相同的变化趋势，说明初压优化结果一定程度上是合理的。图 3 也显示了两条曲线也存在一定差别，寻优压力与设计压力相比有所提高，高负荷区的滑压拐点有所变化，厂家提供的滑压拐点为 570 MW，经过寻优后得到的最优初压为 538 MW。本文采用 B-BBO-SA-RVM 建立的汽轮机滑压运行特性模型，经过对历史数据的训练学习，比较准确地得到反映汽轮机运行状况的特性模型，通过 B-BBO-SA 在可行压力区间内的寻优确定出最优运行初压，得到的结果更加符合汽轮机组的现实运行特性。

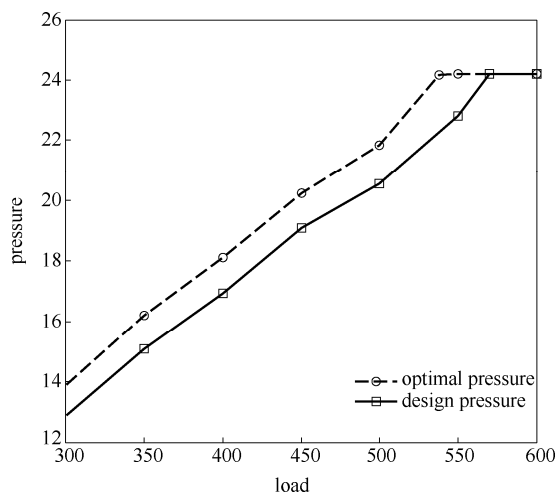


图 3 滑压运行曲线比较

Fig.3 Comparison of sliding pressure operation curve

4 结 论

本文运用 B-BBO-SA 算法优化相关向量机来建立汽轮机组最优运行初压数学模型。通过采用 B-BBO-SA 算法对热耗率建模过程中 RVM 的核参数进行寻优，建立了更好的汽轮机滑压运行特性模

型。基于建立好的模型，利用 B-BBO-SA 算法在可行压力区间内对各个负荷进行初压优化，并获得了比设计值更好的主蒸汽运行压力，得到的滑压运行曲线能够更好地反映出汽轮机的实际运行状况，更加准确地指导汽轮机的安全、经济运行。

References

- [1] 王卓峰, 敦剑, 卢红波. 工业汽轮机的经济出力分界点 [J]. 化工学报, 2012, **63** (11): 3579-3584.
WANG Z F, DUN J, LU H B. Critical economic point of industrial turbines [J]. CIESC Journal, 2012, **63** (11): 3579-3584.
- [2] SHI Y H, WANG J C, ZHANG Y F. Sliding mode predictive control of main steam pressure in coal-fired power plant boiler [J]. Chinese J. Chem. Eng., 2012, **20** (6): 1107-1112.
- [3] SIMO M, RISTO L. Non-convex power plant modelling in energy optimisation [J]. Eur. J. Oper. Res., 2006, **171** (3): 1113-1126.
- [4] ZHANG W P, NIU P F, LI G Q. Forecasting of turbine heat rate with online least squares support vector machine based on gravitational search algorithm [J]. Knowl-based Syst., 2013, **39**: 34-44.
- [5] NIU P F, ZHANG W P. Model of turbine optimal initial pressure under off-design operation based on SVR and GA [J]. Neurocomputing, 2012, **78** (1): 64-71.
- [6] LIU J W, CUI L P, LUO X L. MCR SVM classifier with group sparsity [J]. Optik, 2016, **127** (17): 6915-6926.
- [7] LI Z Q, ZHOU M T, XU L J, et al. Training sparse SVM on the core sets of fitting-planes [J]. Neurocomputing, 2014, **130**: 20-27.
- [8] LIM S, LEE C, RA D. Dependency-based semantic role labeling using sequence labeling with a structural SVM [J]. Pattern Recogn. Lett., 2013, **34** (6): 696-702.
- [9] TIPPING M E. Sparse Bayesian learning and the RVM [J]. J. Mach. Learn. Res., 2001, **1** (3): 211-244.
- [10] WANG F, LU H, GOU B. Modeling of shield-ground interaction using an adaptive relevance vector machine [J]. Appl. Math. Model., 2016, **40** (9/10): 5171-5182.
- [11] MATSUMOTO M, HORI J. Classification of silent speech using support vector machine and relevance vector machine [J]. Appl. Soft Comput., 2014, **20**: 95-102.
- [12] SIMON D. Biogeography-based optimization [J]. IEEE T. Evolut. Comput., 2008, **12** (6): 702-713.
- [13] HADIDI A. A robust approach for optimal design of plate fin heat exchangers using biogeography based optimization (BBO) algorithm [J]. Applied Energy, 2015, **150**: 196-210.

- [14] JIAN L. A hybrid biogeography-based optimization for the fuzzy flexible job-shop scheduling problem [J]. Knowl-based Syst., 2015, **78**: 59-74.
- [15] MA H P, SIMON D. Blended biogeography-based optimization for constrained optimization [J]. Eng. Appl. Artif. Intel., 2011, **3** (24): 517-525.
- [16] KIRKPATRICK S, GELATT C D. Optimization by simulated annealing [J]. Science, 1983, **220** (11): 650-671.
- [17] LIU C, NIU P F, LI G Q, *et al.* A hybrid heat rate forecasting model using optimized LSSVM based on improved GSA [J]. Neural Process. Lett., 2016, DOI 10.1007/s11063-016 -9523-0.
- [18] 段晓龙. 火电厂汽轮机初压优化智能算法的研究与应用 [D]. 秦皇岛: 燕山大学, 2014.
- DUAN X L. Research and application of intelligent algorithms for initial pressure optimization of steam turbine in coal-fired power plant [D]. Qinhuangdao: Yanshan University, 2014.
- [19] 邵峰. 汽轮机最佳经济运行方式的确定 [J]. 热力发电, 2013, **42** (8): 135-137.
- SHAO F. Determination of the optimal economical operation mode for different type units [J]. Thermal Power Generation, 2013, **42** (8): 135-137.
- [20] FENG W Z. 1000 MW ultra-supercritical turbine steam parameter optimization [J]. Front. Energy Power Eng. China, 2008, **2** (2): 187-193.