

DOI:10.19651/j.cnki.emt.2209787

基于 PSO 优化 RBF 的直接空冷散热器性能监测研究*

胡珍珍 李志斌

(上海电力大学自动化工程学院 上海 200090)

摘要: 为了监测直接空冷散热器的换热效率,采用建立模型的方法进行空冷散热器换热性能的研究预测,空冷散热器出水温度能间接反映其换热能力,可以作为空冷散热器换热性能优劣的一个评价指标。根据散热器换热模型分析以及换热性能影响因素,建立以环境风速、环境温度、风机转速、排汽压力、排汽温度以及机组负荷这6个主要因素为输入,出水温度为输出的径向基(RBF)神经网络模型。为了避免模型陷入局部最优,使用粒子群(PSO)算法优化 RBF 神经网络参数,并借助大量空冷塔运行数据,训练 RBF 神经网络,再进行仿真验证。实验结果表明,优化后模型的 MAE、RMSE 最小,与 RBF、PSO-BP 模型进行对比,验证了该算法在预测温度方面的优越性。

关键词: 直接空冷;换热性能;出水温度;预测;PSO-RBF

中图分类号: TP277 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 520.2060

Research on performance monitoring of direct air cooling radiator based on RBF optimized by improved PSO

Hu Zhenzhen Li Zhibin

(School of Automation Engineering, Shanghai University of Electric Power, Shanghai 200090, China)

Abstract: In order to monitor the heat transfer efficiency of the direct air-cooled radiator, the method of modeling is used to study and predict the heat transfer performance of the air-cooled radiator. The outlet temperature of the air-cooled radiator can indirectly reflect its heat transfer capacity, which can be used as an evaluation index of the heat transfer performance of the air-cooled radiator. According to the analysis of the radiator heat transfer model and the influencing factors of heat transfer performance, the Radial Basis Function (RBF) neural network model was established with environmental wind speed, environmental temperature, fan speed, exhaust steam pressure, exhaust steam temperature and unit load as the input and outlet temperature as the output. In order to avoid the model falling into local optimum, Particle Swarm Optimization (PSO) algorithm was used to optimize the parameters of RBF neural network, and a large number of air cooling tower operation data were used to train the RBF neural network, and then simulation verification was carried out. Experimental results show that the MAE and RMSE of the optimized model are the lowest, and the comparison with RBF and PSO-BP models verifies the superiority of the proposed algorithm in temperature prediction.

Keywords: direct air cooling; heat transfer performance; effluent temperature; prediction; PSO-BP

0 引言

空冷系统的应用有益于我国西北部煤富水乏地区电厂建设,但由于空冷凝汽器暴露在外界中,环境因素对空冷散热器的运行影响较大,空冷散热器在冬季尤其是深夜气温较低的地方换热效率降低,导致冻结现象发生,给电厂造成巨大的损失^[1]。空冷凝汽器翅片管内污垢会引起换热热阻增大,效率降低,发电站危险性增大^[2],所以研究散热器换

热性能影响因素具有很大意义。刘晓玲等^[3]采用理论计算和数值模拟相结合的实验方案对内蒙古某电厂进行了研究,研究结果表明空冷凝汽器的周边环境温度、风速、湿度及风机转速对散热器的换热效率具有必然且不同的影响。Mercan 等^[4]利用实验研究获得的数据,通过人工神经网络模型确定了散热器的换热速率,并且将实际值与预测值进行对比,结果显示改造后的神经网络获得的测定值与实测值具有较好的兼容性。Zhang 等^[5]通过 CFD 方法得到了不同

收稿日期:2022-04-28

* 基金项目:上海市电站自动化技术重点实验室(13DZ2273800)项目资助

冷却剂流量下随空气流量增加的换热量、温度变化和换热效率,同时实验预测了不同工况下换热器效率变化规律,对提高散热器换热量具有指导意义。田松峰等^[6]在对空冷塔内外流场进行数值模拟后分析出热负荷分配和环境风速会对空冷塔通风量和塔出口速度有显著影响,并且对于散热器非满负荷运行的情况下,提出了如何分配冷却扇区热负荷最优化方案。针对散热器换热性能预测方面,国内的研究不多,李昊等^[7]等采用粒子群优化神经网络初始权值和阈值对间接空冷散热器的性能进行监测,研究结果证明优化算法加快了误差收敛速度,提高了预测模型的精确性。

在现场实际情况下,由于散热器在不同环境下换热性能会有所差异,而且换热性能影响因素很多,各影响因素之间相互耦合,实验验证极其复杂。本文采用 PSO 优化 RBF 神经网络参数对直接空冷散热器的出水温度进行预测,融合了 RBF 神经网络的实时性好、预测精度较准确和 PSO 算法优化网络参数能力强的特点,能更有效地实现空冷散热器换热性能的监测,保证散热器正常高效的工作。

1 RBF 神经网络

RBF 是具有静态前馈的三层前向网络,包括输入层、隐含层、输出层,因为其隐含层单元数可以根据具体研究问题在训练阶段自适应调整,所以它的网络适应度好,并且能够逼近任意非线性函数^[8]。

输入层起到传递数据信息的作用;

隐含层是对输入向量进行变换,将低维空间的输入数据映射到高维空间,使在低维空间线性不可分的问题在高维空间得到解决,高斯函数是隐含层最常用的基函数:

$$k(\|x - xc\|) = \exp\{-\|x - xc\|^2 / (2 \cdot \sigma)^2\} \quad (1)$$

式中: xc 为高斯核函数中心, σ 是 RBF 函数的作用范围。 σ 值越小,作用范围越宽,反之则越窄。

输出层是对输入层做出响应,对隐含层神经元输出的信息进行线性空间变换,加上偏移量作为整个神经网络的输出结果。

输出 $Y(X)$ 与输入 X 的关系如下^[9]:

$$Y(X) = \omega_0 + \sum_{i=1}^{n_c} \omega_i \exp\left(-\frac{(X - C_i)^T (X - C_i)}{2\sigma_i^2}\right) \quad (2)$$

式中: ω_0 为偏移量,调整输出 Y ; ω_i 为连接隐含层和输出层的权值,表示第 i 个隐单元基函数与输出节点之间的权值; n_c 为隐单元的个数; (X_1, X_2, \dots, X_n) 是输入向量; C_i 为第 i 个非线性单元的场中心; σ_i 是第 i 个非线性变换单元的宽度。其网络结构如图 1 所示。

RBF 网络用梯度下降法来校正网络参数,使该性能指标取最优值,但是由于无法确定 RBF 神经网络 c 、 ω 、 σ 这几个重要的网络参数的值,所以本文采用 PSO 算法对其网络参数进行优化,并且与 RBF 进行对比。

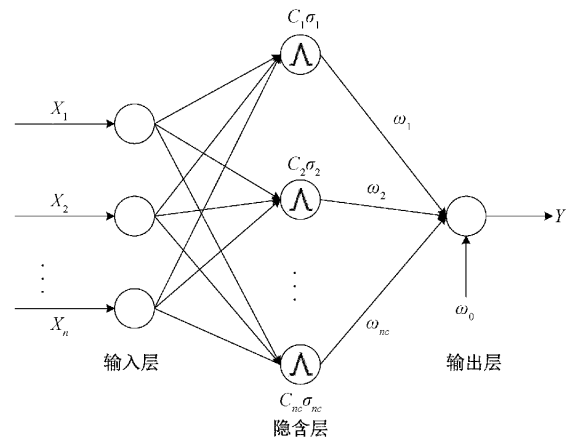


图 1 多输入单输出的 RBF 神经网络拓扑结构

2 PSO 优化 RBF 算法

2.1 PSO 算法

PSO 是模拟鸟族觅食行为而发展的一种寻找全局最优解的优化算法^[10],将每只鸟抽象成一个粒子,所要搜索的最优解则等同于鸟类寻找的食物源,每个粒子都在不停的进行搜索,粒子的飞行过程即为最优解的搜索过程。任意粒子的当前位置都有可能是对应最优化问题的一个解,在搜索过程中粒子通过自身经验及最优粒子的位置来动态调整自己的飞行方向和速度,根据终止条件不断更新迭代,得到新的速度和位置,最终获得最优解。在找到最优解前,粒子根据以下公式更新速度和位置^[11]:

$$\left\{ \begin{array}{l} v_{i+1} = \omega \times v_i + c_1 \times \xi \times (P_{i,best} - x_i) \\ c_2 \times \eta \times (G_{i,best} - x_i) \\ x_{i+1} = x_i + v_{i+1} \end{array} \right. \quad (3)$$

式中: v_{i+1} 为粒子调整后速度; v_i 为粒子的初始速度; c_1 、 c_2 为学习因子; ξ 、 η 为 $[0, 1]$ 中的随机数; $P_{i,best}$ 为粒子的个体极值; $G_{i,best}$ 为粒子的全局极值; x_i 为粒子的当前位置; x_{i+1} 为粒子更新后位置; ω 为速度的惯性系数, ω 通常是实时变化的,常用线性递减权值策略:

$$\omega^{(t)} = (\omega_{ini} - \omega_{ent})(G - g)/G + \omega_{ent} \quad (4)$$

式中: ω_{ini} 与 ω_{ent} 为 ω 的初始权值和最终权值, G 为最大迭代次数, g 为当前迭代次数; 惯性系数 ω 较大时, PSO-RBF 算法的全局搜索能力较强, ω 较小时, PSO-RBF 的局部搜索能力就强^[12]。通过多次实验,当 $\omega = 0.729$ 时,预测结果最佳。

粒子群算法通过式(3)更新粒子的位置和速度输出 RBF 神经网络核函数之中的最优参数。优化步骤大致如下^[13]:

步骤 1) 随机初始化粒子。

步骤 2) 将所有粒子的信息映射到 RBF 神经网络中,构建神经网络模型。

步骤 3) 用式(5)作为 PSO 算法的适应度函数评价每个

粒子的初始适应值

$$F = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (D_i - Y_i)^2 \quad (5)$$

式中： N 为训练样本的容量； D_i 为期望输出值； Y_i 为训练输出值。

步骤 4) 如果当前的粒子适应值超过前一次的粒子适应值，则替换为新的 $P_{i,best}$ 。

步骤 5) 如果当前 $G_{i,best}$ 的超过前一次的 $G_{i,best}$ ，则替换为新的 $G_{i,best}$ 。

步骤 6) 更新粒子位置和速度。

步骤 7) 如果迭代次数达到结束条件，那么就结束迭代，否则从 S2 重新开始。

步骤 8) 记录最新的全局极值，并且结束 PSO 算法。

步骤 9) 根据所得到的最新全局极值来构建 RBF 神经网络。流程如图 2 所示。

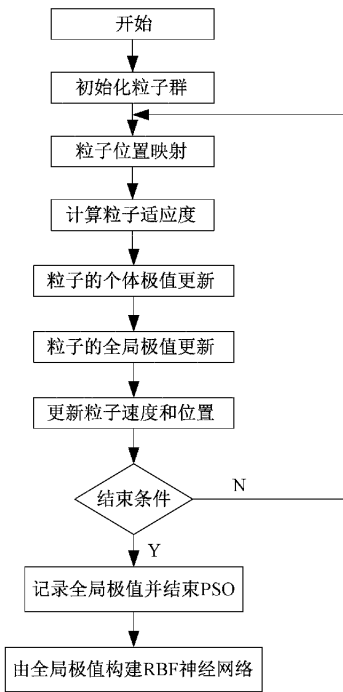


图 2 PSO 算法优化 RBF 神经网络流程图

2.2 出水温度预测模型

为避免模型复杂，根据换热模型分析^[14-15]以及换热性能的影响因素，选定环境风速、环境温度、风机转速、排汽压力、排汽温度以及机组负荷这几个主要因素作为输入层神经元，出水温度作为输出层神经元，而对于隐含层，则是采用 PSO 算法对非线性单元的场中心、宽度和权值进行合理确定。结果显示用优化后的网络参数建立的空冷散热器出水温度预测模型比传统 RBF 模型具有更高的预测精度。

2.3 模型评价标准

为了评估本文提出的模型在预测出水温度中的有效性和精确性，采用平均绝对误差 (mean absolute error, MAE) 和均方根误差 (root mean square error, RMSE) 来衡量预测

值和实际值之间的偏差，计算公式为：

$$MAE = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N |\hat{Y}_i - Y_i| \quad (6)$$

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (\hat{Y}_i - Y_i)^2} \quad (7)$$

式中： N 为样本数； \hat{Y}_i 和 Y_i 分别为预测值和实际值。MAE 可以评价预测模型的优劣，RMSE 能够评估模型预测的精度，两者值越小，则说明模型更优、预测精度更高。

3 实验结果分析

3.1 实验环境以及条件

为了验证本文提出的 PSO-RBF 神经网络模型，本实验在 Matlab 2018a 上进行编程，同时使用的系统参数如表 1 所示。

表 1 系统参数表

设备	参数
操作系统	Windows10 x64
CPU	Intel 酷睿 i7 7500U
内存	16 GB

3.2 建模数据样本

本次实验数据来源于某电厂的空冷机组运行数据，从运行数据里选取 2021 年 8 月 1 日~2021 年 8 月 10 日每天 8:00~18:00 时间段内的数据作为本次直接空冷散热器出水温度预测模型的实验数据，数据共计 1 210 组数据，时间间隔为 5 min，前 1 120 组数据用于训练，后 90 组数据用于测试，以此来验证本文提出模型的有效性。部分数据样本如表 2 所示。

3.3 数据预处理

由样本数据可知，输入层和输出层的度量单位有所不同，所以为了避免参数之间量纲不同而影响模型的准确性，数据归一化是实验前不可缺少的步骤，计算方式如下：

$$x' = \frac{x - x_{\min}}{x_{\max} - x_{\min}} \quad (8)$$

式中： x 为实际样本值， x_{\min} 和 x_{\max} 分别为实际样本中的最小值和最大值，经过处理后实验数据取值都在 $[0, 1]$ 之间。

3.4 实验结果分析

为了验证本文提出算法的可行性，实验将该算法结果和 RBF 神经网络以及 PSO-BP 算法进行比较，预测结果如图 3、4 所示，同时画出 3 种预测模型相对于实际出水温度的误差曲线如图 5 所示，并计算出 3 种模型的 MAE 和 RMSE 如表 3 所示。

由图 3、4 的曲线拟合度可知，PSO-RBF 神经网络模型的预测值要比常规 RBF 神经网络以及 PSO-BP 算法更接近实际值，具有更高的预测精度和更好的预测效果。

根据图 3~5 以及表 3 的结果可以发现，使用 PSO 优化 RBF 的预测误差结果 MAE 和 RMSE 在评价指标上都

表 2 部分数据样本

数据样本	输入量						输出量
	环境温度/ ℃	环境风速/ (m·s ⁻¹)	风机转速/ (r/min)	排汽压力/ kPa	排汽温度/ ℃	机组负荷/ MW	出水温度/ ℃
1	15.34	8.40	24.14	8.02	42.09	300.52	39.81
2	23.14	10.65	50.46	12.08	50.00	500.73	45.46
3	17.99	6.68	50.53	8.80	44.11	449.92	39.83
4	18.04	9.24	43.49	8.62	43.36	422.21	40.24
5	20.37	8.23	50.59	10.06	46.45	499.00	42.61
6	24.96	7.85	50.45	14.15	53.24	470.65	51.53
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
1 210	29.19	8.77	50.46	22.88	62.88	619.05	57.34

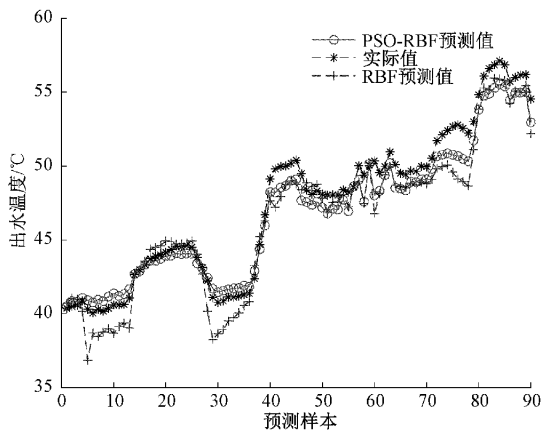


图 3 PSO-RBF 与 RBF 预测结果对比

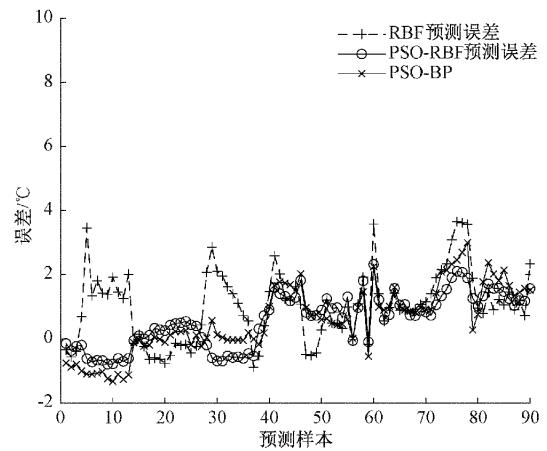


图 5 RBF、PSO-BP 和 PSO-RBF 神经网络误差结果对比

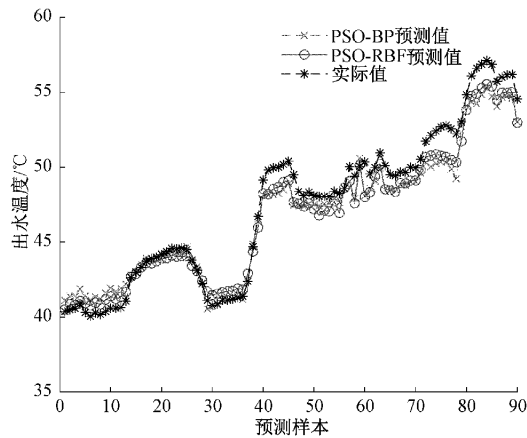


图 4 PSO-RBF 与 PSO-BP 预测结果对比

表 3 三种方法预测效果指标对比

预测方法	MAE/℃	RMSE/℃
PSO-RBF	0.869 5	1.029 0
RBF	1.882 0	1.501 9
PSO-BP	0.951 0	1.204 2

比其他两种模型效果好,说明 PSO 算法的确发挥了其优化网络参数能力强的特点,大幅度提高了温度预测准确度。

4 结 论

本文根据直接空冷散热器换热系数不方便直接计算的问题,利用影响换热性能的相关参数对出水温度进行预测,从而间接预测散热器的换热性能。结果表明,对比常规 RBF 神经网络以及 PSO-BP 算法,PSO 优化 RBF 网络模型的预测出水温度效果更好,有效提高了温度预测的精度,显示出了该方法的优越性,为直接空冷散热器正常高效的工作提供了一定的判断依据,也为散热器出水温度预测积累了经验。但是由于本文使用的实验数据较少,不能精确预测未来很长时间的出水温度,下一步待解决的问题是加入更好的优化算法,使其能处理更大的样本数据,预测温度的精度更高更好。

参考文献

[1] 崔亚明,王心苗,王雪峰.直接空冷系统冬季运行调整技术探讨[J].山西电力,2016,36(3):53-56.
 [2] 孙长富,范思远.空冷凝汽器积灰软测量系统设计与实现[J].上海节能,2021,40(12):1389-1396.
 [3] 刘晓玲,张力,王智.直接空冷凝汽器换热性能影响因素研究[J].机械设计与制造,2021,59(3):48-52,56.

- [4] MERCAN H, SONMEEZ F, COLAK A B, et al. Determination of heat transfer rates of heavy-duty radiators for trucks having flattened and double-U grooved pipes with louvered fins by ANN method: an experimental study [J]. The European Physical Journal Plus, 2022, 137(3): 382-408.
- [5] ZHANG Q G, XU L F, LI J Q, et al. Performance prediction of plate-fin radiator for low temperature preheating system of proton exchange membrane fuel cells using CFD simulation [J]. International Journal of Hydrogen Energy, 2017, 42(38): 24504-24516.
- [6] 田松峰, 刘会阳, 柴艳琴. 散热器热负荷分配对间接空冷系统运行的影响 [J]. 动力工程学报, 2015, 35(3): 224-229.
- [7] 李昊, 罗云, 李瑞东, 等. 基于粒子群优化算法优化 BP 神经网络模型的间接空冷散热器性能监测 [J]. 动力工程学报, 2019, 39(12): 973-980.
- [8] 丁明, 虞海彪, 刘练, 等. 基于多变量相空间重构和 RBF 神经网络的光伏功率预测方法 [J]. 电子测量与仪器学报, 2020, 34(8): 1-7.
- [9] 吴桂才. 基于 PSO-RBF 算法的锂电池 SOH 研究与预测 [J]. 机电工程技术, 2021, 50(12): 101-104.
- [10] 李达, 郭晨霞, 杨瑞峰. 基于改进 PSO-BP 算法的动态称重数据处理 [J]. 电子测量技术, 2021, 44(20): 132-136.
- [11] 赵志刚, 马习纹, 姬俊安. 基于 AFSA 与 PSO 混合算法的 J-A 动态磁滞模型参数辨识及验证 [J]. 仪器仪表学报, 2020, 41(1): 26-34.
- [12] 刘伟雄, 汤伟成, 胡俊灵. 基于 PSO-BP 神经网络的架空输电线路弧垂预测技术研究 [J]. 黑龙江电力, 2021, 43(3): 263-268.
- [13] 张杜娟, 王震. 基于 PSO-ELM 的疾病诊断方法研究 [J]. 国外电子测量技术, 2021, 40(8): 82-86.
- [14] 高建强, 王艳. 基于 BP 神经网络的直接空冷凝汽器换热性能预测 [J]. 动力工程学报, 2013, 33(6): 443-447.
- [15] 张维蔚, 王甲斌, 田瑞, 等. 表面式间接空冷散热器传热特性分析 [J]. 汽轮机技术, 2018, 60(3): 189-192.

作者简介

胡珍珍, 硕士, 主要研究方向为空冷散热器温度监测系统的研究。

E-mail: gyzz_wssy@163.com

李志斌, 博士, 教授, 主要研究方向为电力系统运行与控制研究。

E-mail: 997355571@qq.com