

文章编号:0253-4339(2019)06-0053-09
doi:10.3969/j.issn.0253-4339.2019.06.053

基于 PSO 的 SVR 模型在多联机功耗预测上的应用

李昱瑾¹ 陈焕新² 刘江岩²

(1 华中科技大学中欧清洁与可再生能源学院 武汉 430074; 2 华中科技大学能源与动力工程学院 武汉 430074)

摘 要 支持向量回归(SVR)模型在多联机系统功耗预测稳定性和精度上存在不足,本文引入粒子群优化(PSO)算法,对 SVR 预测模型的惩罚系数 C 和核参数 γ 进行最优求解,来改善模型预测性能。在制冷剂充注量为 95.75%工况下,对多联机组进行运行实验,并对实验数据进行预处理。基于 PSO 算法建立 PSO-SVR 模型,对多联机功耗进行预测,并与 SVR 模型的预测结果和理论公式计算结果进行对比。结果表明:SVR、PSO-SVR、理论公式计算法总体预测误差分别为 1.43%、1.08%和 1.57%,均方根误差 RMSE 分别为 105.36、88.79、91.37 W,参数寻优结果为惩罚系数 $C=10\ 000$ 和核参数 $\gamma=4.275$ 。粒子群优化算法的引入显著提高了 SVR 模型的预测精度和稳定性;相较于理论公式计算法,PSO-SVR 精度更高,且需要测量的参数数目明显减少,在降低了测量系统复杂性同时更具经济适用性。

关键词 变制冷剂流量系统;运行功耗;预测模型;粒子群算法;支持向量回归
中图分类号: TB61⁺1; TQ051.5 **文献标识码:** A

Optimized Support Vector Regression Model Based on Particle Swarm
Optimization for Energy Consumption Prediction of a Variable
Refrigerant Flow System

Li Yujin¹ Chen Huanxin² Liu Jiangyan²

(1. China-EU Institute for Clean and Renewable Energy, Huazhong University of Science and Technology, Wuhan, 430074, China; 2. School of Energy and Power Engineering, Huazhong University of Science and Technology, Wuhan, 430074, China)

Abstract Energy consumption prediction analysis has important significance in energy management, operation strategy optimization, control optimization, etc. For variable refrigerant flow (VRF) systems, the pure support vector regression (SVR) prediction model has insufficient stability and prediction accuracy. By introducing the particle swarm optimization (PSO) algorithm, this study optimizes the selection of punishment coefficient C and kernel parameter γ for a pure SVR prediction model and then compares the prediction results of the PSO-SVR model, pure SVR model, and theoretical formula. The results show that the overall prediction errors for SVR, PSO-SVR and theoretical formula are 1.43%, 1.08% and 1.57%, and the root mean square error are 105.36 W, 88.79 W, and 91.37 W respectively. By solving for the best punishment coefficient C and kernel parameter γ equal to 10 000 and 4.275, the PSO can significantly improve the performance and stability of the pure SVR prediction model. In addition, it demonstrated better results than those of the formula calculation method with less variables to be measured. It is reasonable to state that the PSO-SVR model is a convenient and economic means to solve such problems.

Keywords variable refrigerant flow rate system; operating power; prediction model; particle swarm optimization; support vector regression algorithm

变制冷剂流量的多联机空调系统^[1]相对于传统的集中空调系统具有系统设置、安装维修、使用管理、适应负荷变化等多方面的灵活性及控制系统选择的多样性等优点。可广泛适用于中小型建筑物的空气调节,或较大型建筑物基于使用功能需要分区进行空气调节、空调运行时间不统一的系统中^[2]。

在能源有限的前提下,保证建筑舒适度的同时,如何有效降低建筑物空调系统能耗成为目前重要的研究内容。多联机空调系统作为主流空调系统之一,对其能耗进行预测分析在能源管理、运行策略优化、控制优化等方面均有重要的意义。

现代智能预测技术是指利用计算机对历史数据

进行自主学习、智能构建预测模型的方法。支持向量机^[3-4]是目前基于统计学习理论的机器学习方法中比较新的理论成果,凭借训练样本小、泛化能力好、实用性强等优点,能较好地解决陷入局部最优、非线性等问题,在能耗预测方面优势突出。

从能耗预测技术^[5-6]在行业内的发展情况而言,基于支持向量机的能耗预测模型也是当前的主流选择。刘江岩等^[7]分别建立了支持向量回归(support vector regression, SVR)、BP 神经网络(back propagation neural network, BPNN)、决策树(classification and regression tree, CART)三种预测模型对地铁站内环境温度进行时序性预测。结果表明基于 SVR 的时间序列预测模型精度比 BPNN 和 CART 更高。魏来^[8]在区域建筑能耗的预测中,发现运用支持向量机模型和自助多元自适应回归样条法的预测效果最好。Han Xinyu 等^[9]建立了一种粒子群优化算法 PSO (particle swarm optimization)-SVR 温度补偿模型,来改善压力传感器受温度漂移影响而造成的精度和可靠性下降的问题。通过优化 SVR 的惩罚系数 C 和核参数 γ ,改善了粒子陷入局部最小值的问题,预测结果表明 PSO-SVR 模型的补偿精度高,效果优于径向基(radial basis function, RBF)网络和支持向量机(support vector machine, SVM)。叶小岭等^[10]运用基于非线性递减惯性权重和自适应变异的粒子群优化(adaptive mutation particle swarm optimization, AMPSO)支持向量机(AMPSO-SVM)方法对湿度传感器进行温度补偿,并与遗传(genetic algorithm, GA)支持向量机(GA-SVM)和标准粒子群支持向量机(PSO-SVM)优化方

法进行了对比。结果表明:AMPSO-SVM 模型预测相对误差绝对值均在 3%之内,同时仅在 25 步迭代之后就达到了最优值,相比于其他方法有抗早熟能力强、搜索精度高、收敛速度快的优点。李丹等^[11]针对标准粒子群优化(PSO)算法存在易陷入局部极值点的缺点,提出了一种基于物种概念的动态多种群粒子群优化算法(dynamic multi-particle swarm optimization, DMP SO),经 DMP SO 优化 SVM 模型参数,并利用快速傅立叶变换(FFT)进行频谱分析来确定 SVM 的输入量。电力系统短期负荷预测的实际算例表明,与传统预测方法相比,该方法具有更高的预测精度和鲁棒性。Fan Guofeng 等^[12]提出一种新的基于支持向量回归(SVR)的负荷预测模型,对于高频数据集,利用具有全局寻优能力的粒子群算法(PSO)来确定 SVR 模型的 3 个参数,通过对比不同竞争预测模型之间的性能,验证了该模型具有预测精度高、鲁棒性强的优点。对于多联机系统,研究大多集中在其性能的提高和与其他 HVAC 系统的对比分析上,但对多联机系统的功耗评估关注很少,因此本文以多联机系统功耗作为主要研究对象。另外,通常使用 SVR 模型进行预测研究时,模型参数选择一般采用网格搜索和交叉验证相结合的方法,网格寻优步长选取过大或过小会造成模型预测精度低或优化运算时间过长的问题,实际应用效果不理想。

本文引入 PSO 算法来改善 SVR 模型的模型参数,提高求解效率并获得更精确的解,从而提高 SVR 预测模型对多联机系统功耗的预测精度和稳定性。图 1 所示为研究流程。

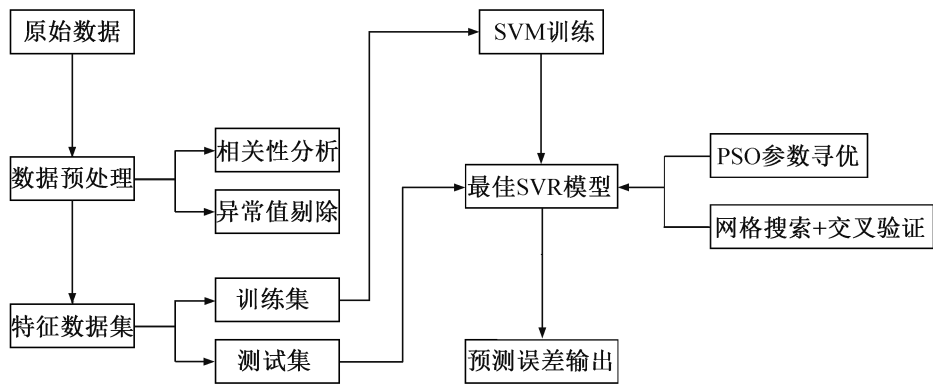


图 1 研究流程
Fig.1 Research progress

1 PSO-SVR 能耗预测模型

1.1 SVR 模型

支持向量回归方法基本思路为:在训练数据集有

限的条件下,建立输入与输出之间连续的函数关系,使预测误差尽可能小并保证回归函数的平滑性。

针对多联机系统,支持向量回归问题可以描述为:对于实验获得的多联机系统运行数据集 H ,假设

其目标预测变量“总功率”与其他测量的相关变量 $x = \{x_1, x_2, \dots, x_i\}$ 之间存在 $f(x_1, x_2, \dots, x_i) = W^H x + b$ 的函数关系,其中, W 为权重系数向量, b 为偏置项。本文目标是通过数据分析建模来拟合多联机系统的“总功率”与其他相关变量之间存在函数关系。即多联机系统的能耗预测问题转化为对回归函数 $f(x_1, x_2, \dots, x_i) = W^H x + b$ 的拟合问题。如果要得到较高精度多联机系统能耗的预测结果,则必须提高回归函数的拟合精度。应用 SVM 进行回归分析时,需要引进核函数将输入空间通过非线性映射的方式转化到高维的特征空间中并对其进行线性处理,根据核内积并以不敏感损失函数 ε 为准则,得出非线性的拟合模型并使其间隔最大。从而使回归函数 $f(x_1, x_2, \dots, x_i)$ 的精度达到最大,得到最优的多联机系统能耗预测结果。

1.2 PSO 算法

粒子群优化 PSO 算法是一种随机搜索算法,他能以较大的概率收敛并得到全局范围的最优解。在动态的、多目标的优化问题中,相比传统优化算法,PSO 算法具有更快的搜索速度以及避免陷入局部最优的能力。相比遗传算法,PSO 算法没有其复杂的种群交叉和变异操作,保留了基于全局的搜索策略。因此,应用 PSO 算法到本文的多联机系统的 SVR 能耗预测模型参数优化中,也能为问题的解决提供很好的帮助。

PSO 算法^[13-15]的概念可以简单地从这样一个生物学的场景来类比:有一群鸟在一块特定的区域搜索食物,在这个区域内只有一块食物,但是这些鸟并不知道食物的具体位置。这些鸟在寻找食物的过程中,不断地根据可能发现食物位置的鸟提供的信息,改变自己的位置和飞行速度,以求更接近食物的位置。显然,寻找到食物最优的策略就是在目前离食物位置可能最近的鸟的周围区域进行搜索。

对于本文所研究的多联机系统 SVR 能耗预测模型的参数寻优问题,参数惩罚系数 C 、核参数 γ 的最优解就相当于上述场景中的两块食物,而每一只鸟就是我们寻求最优解的工具——“粒子”。而迭代运算就在这些鸟不断缩小食物所在位置的搜寻范围的过程中得以体现。

主要算法内容:对于由 n 个粒子组成的粒子群,在本文所需要解决的多联机系统 SVR 能耗预测模型的双参数寻优问题空间中,每个粒子都需要完成搜寻目标参数 C 和 γ 最优位置的取值任务,并将每一次迭代所求的最优解带入多联机系统 SVR 能耗预测模型的回归函数中进行均方误差 (mean square error,

MSE) 分析,直至模型回归函数的 MSE 达到全局最优,将对应的搜索解输出为全局最优解,得出多联机 SVR 预测模型的参数寻优结果。

每个粒子在每一次迭代完成后,所处的位置可以表示为 $x_i = (x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{id})$, 此刻对应的速度可以记为 $v_i = (v_{i1}, v_{i2}, \dots, v_{id})$ 。对粒子群体进行更新即迭代运算时,其速度和位置的更新公式如式 (1) 和式 (2) 所示:

$$v_{id}(t+1) = \omega v_{id}(t) + c_1 r_1 [p_{id}(t) - x_{id}(t)] + c_2 r_2 [p_{gd}(t) - x_{id}(t)] \quad (1)$$

$$x_{id}(t+1) = x_{id}(t) + v_{id}(t+1) \quad (2)$$

式中: ω 为惯性权重,用于控制粒子飞出多联机系统 SVR 模型参数寻优的问题空间、群体“爆炸”现象的发生; r_1 和 r_2 为 $[0, 1]$ 之间的随机数; c_1 和 c_2 为学习因子,代表粒子自我总结和向群体中优秀个体学习的能力; p_i 和 p_g 分别为当前时刻局部搜索 (即每个粒子的) 最佳位置和全局搜索 (即所有粒子的) 最佳位置。对于每个粒子的速度的取值范围还需加以限制,以控制搜索的快慢来控制其搜索精度。

图 2 所示为 PSO-SVM 的算法流程。

2 实验数据来源

2.1 多联机能耗数据采集及特征分析

图 3 所示为多联机 (variable refrigerant flow, VRF) 系统的结构。根据研究的多联机系统能耗预测问题的需要,在相应机组位置设立传感器来采集可能需要的各类多联机系统运行参数,各传感器位置如图 3 所示。室外机组额定制冷量为 28 kW,室内机组额定制冷量为 2.8、3.6、5.0、7.1、11.2 kW。制冷剂为 R410A,名义充注量为 9.9 kg,压缩机为全封闭涡旋式压缩机。

实验前已经对多联机系统和各测量仪器进行故障排查,保证各机组部件都能正常有效的运行。实验时设定制冷剂充注量占比为 95.75% 进行机组测试,记录的实验数据包含室内/外温度、压缩机运行频率、排气温度、模块温度、壳顶温度、母线电压及电流、模块高压、模块低压、化霜温度、过冷器液出温度、过冷器气出温度、气分进管温度、气分出管温度、室外机 EXV、过冷器 EXV、总功率,共 18 个参数,最终获得 1 869 组实验数据。

实验采集的多联机系统运行参数共有 18 个,除去研究的目标变量“总功率”,剩余的参数数量过多。针对多联机系统的功耗问题,应选取与机组自身相关的变量参数作为研究变量。这些变量中,并非所有的参数都对“总功率”的变化产生影响,或者相对其他

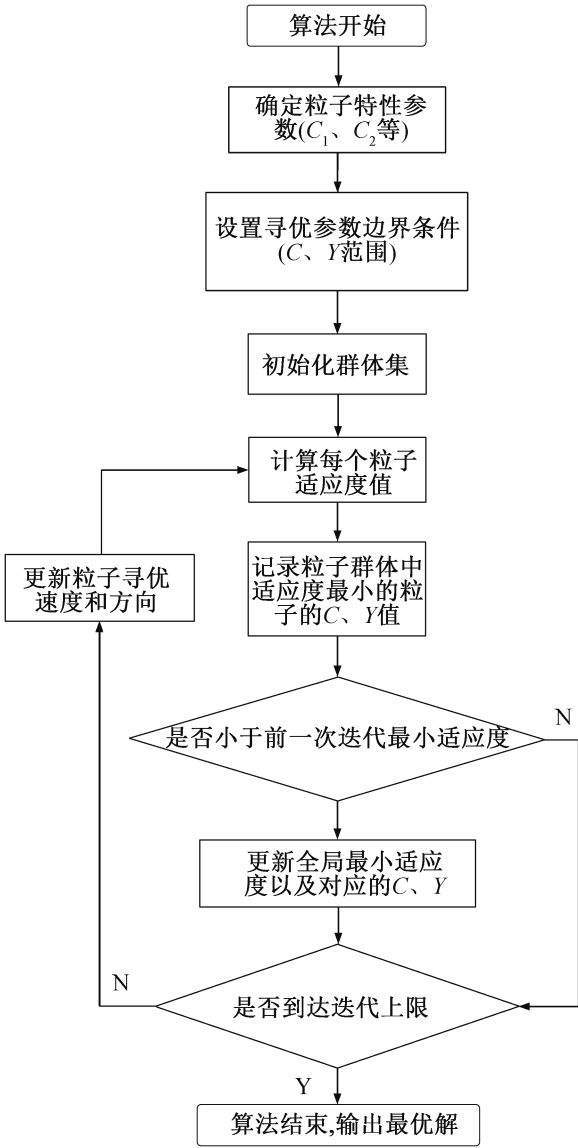


图 2 PSO-SVR 算法流程图
Fig.2 The flow diagram of PSO-SVR

参数对“总功率”的影响具有独立性。因此,需要对原始的多联机实验数据集进行数据的特征分析,来确定对“总功率”的变化趋势影响相对较显著的几个变量,并把这些变量的数据和“总功率”作为最终的针对能耗预测模型研究的数据集。将原始多联机运行数据集中所有的测量参数与“总功率”作相关性分析,对筛选出的与多联机机组相关 13 个参数分别用字母 A 到 M 进行指代,依次为:A-压缩机运行频率、B-压缩机排气温度、C-压缩机壳顶温度、D-化霜温度、E-过冷器液出温度、F-过冷器气出温度、G-气分进管温度、H-气分出管温度、I-室外机制热 EXV、J-过冷器 EXV、K-压缩机电流、L-压缩机模块温度、M-总功率。相关性分析结果如图 4 所示。

表 1 所示为与总功率 M 相关性较强的特征变量

— 56 —

的相关性系数。将图 4 中相关性明显较强的 4 个运行参数选为预测模型的特征变量。

表 1 特征变量的相关性系数
Tab.1 The correlation coefficient of characteristic parameters

特征变量	相关性系数
压缩机运行频率	0.885 01
压缩机排气温度	0.559 90
压缩机壳顶温度	0.430 94
压缩机电流	0.784 45

2.2 多联机系统 SVR 能耗预测模型

采用“总功率”和与其相关性最强的 7 个变量的实验数据(相关性系数绝对值大于 0.35)作为预测模型的训练数据。由于采集的多联机系统运行数据不具备时序性的特征,在划分训练集和测试集时可采用随机种子方法,按训练集占总数据 80%,其余数据作为测试集的比例进行数据随机分组。

SVR 能耗预测模型核函数选择普适性良好的高斯径向基函数,模型设计参数网格寻优结果为惩罚系数 $C=10$,核参数 $\gamma=0.25$ 。测试集的预测结果评价情况如表 2 所示,MAE(mean absolute error)为平均相对误差,MSE(mean square error)为平均均方误差,RMSE(root mean square error)为均方根误差,MAPE(mean absolute percentage error)为平均相对百分误差。

表 2 测试集预测性能指标
Tab.2 The prediction performance metrics of test dataset

预测性能指标	数值
MAE/W	89.55
MSE/W ²	111 85.33
RMSE/W	105.76
MAPE/%	1.43

由表 2 可知,相对百分误差 MAPE=1.43%,表明 SVR 预测模型对多联机系统的能耗预测精度较高,MAE、MSE、RMSE 数值均在正常范围内。图 5 所示为测试集预测绝对误差。结合表 2 中数据,SVR 能耗预测模型预测稳定性良好,预测误差波动小,最大不超过 400 W,集中分布在 200 W 以内。

3 PSO-SVR 模型能耗预测结果及分析

3.1 PSO 参数寻优结果

设定粒子数目为 20,迭代次数定为 100 次,学习

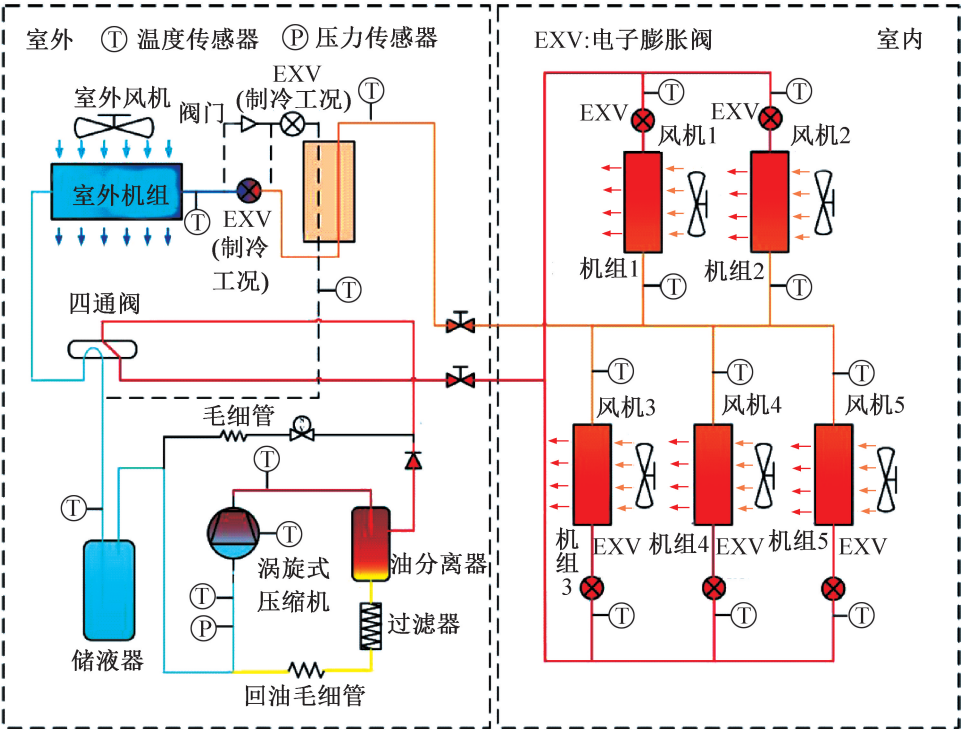


图 3 多联机系统的结构
Fig.3 The structure of the VRF system

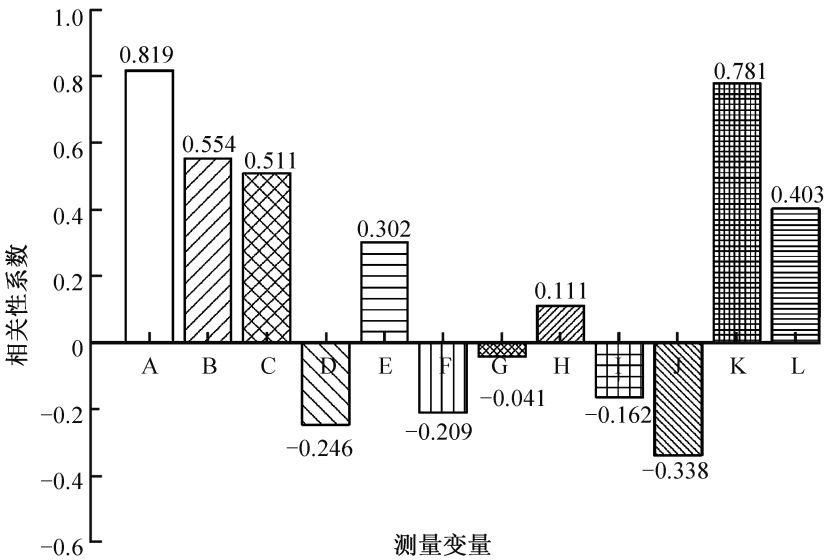


图 4 相关性分析结果
Fig.4 The analysis result of correlation

因子根据文献推荐设定 $c_1=c_2=2$ ，惯性权重初始取值为 $\omega=1.2$ 。用 SVR 模型 5 倍交叉验证的求得的平均 MSE 值作为目标适应度函数，对惩罚系数 C 和核参数 γ 进行参数寻优，并对粒子设置了自适应的变异因子以防止陷入局部最优化的求解循环，从而确保寻优

结果的可靠性。
图 6 所示为 PSO 算法对多联机 SVR 预测模型参数寻优过程变化曲线。
由图 6 可知，群体最优适应度从迭代初始就得到了较好的寻优结果。PSO-SVR 最终的参数寻优结果

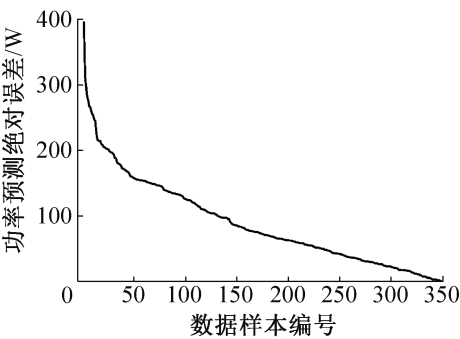


图 5 SVR 模型测试集预测绝对误差
Fig.5 The prediction absolute error of SVR model with test data

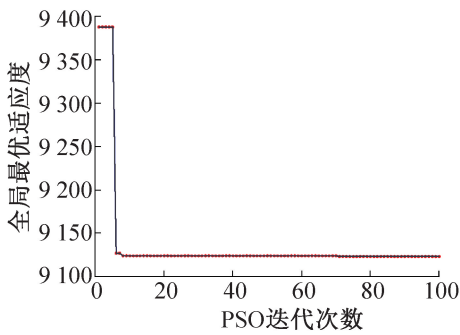


图 6 PSO 算法对多联机 SVR 预测模型
参数寻优过程变化曲线

Fig.6 The change curve of fitness with PSO algorithm for optimization of prediction model parameters in variable refrigerant flow system

为 $C=10\ 000$, $\gamma=4.275$ 。表 3 所示为参数寻优过程, 模型参数优化问题在第 7 代就得到了全局最优解。

表 3 参数 C 和 γ 优化过程记录

Tab.3 The optimization process for C and γ			
进化代数	惩罚系数 C	核参数 γ	全局最优适应度
1	6 781	4. 482	9 240
...	...	...	...
5	6 781	4. 482	9 240
6	10 000	4. 411	9 240
7	10 000	4. 411	9 240
8	10 000	4. 286	9 129
9	10 000	4. 286	9 129
...	...	...	...
70	10 000	4. 286	9 122
71	10 000	4. 275	9 122
...	...	...	...
100	10 000	4. 275	9 122

3. 2 PSO-SVM 模型预测结果

3. 2. 1 与 SVR 模型预测结果的对比

使用 PSO 算法寻优得到的参数结果重新设定 SVR 预测模型的惩罚系数 C 和核参数 γ , 测试集的预测结果如表 4 所示。各性能评价指标数值相较原始的 SVR 能耗预测模型, 均有明显的下降, 证明了 PSO 算法优化效果显著。

表 4 使用 PSO 算法后测试集预测性能指标

Tab.4 The prediction performance metrics of test dataset using PSO algorithm		
评价指标	SVR	PSO-SVM
MAE/W	89. 55	66. 85
MSE/W ²	11 185. 33	7 795. 32
RMSE/W	105. 76	88. 79
MAPE/%	1. 43	1. 08

图 7 所示为 PSO-SVR 模型测试集预测绝对误差。从预测绝对误差分布情况来看, 整体预测绝对误差均控制在 300 W 以内, 相比于图 5 中单一的 SVR 模型的测试集预测绝对误差分布情况, 整体预测绝对误差波动范围大幅减小, 多联机系统 SVR 能耗预测模型预测精度和稳定性均得到很好的优化。

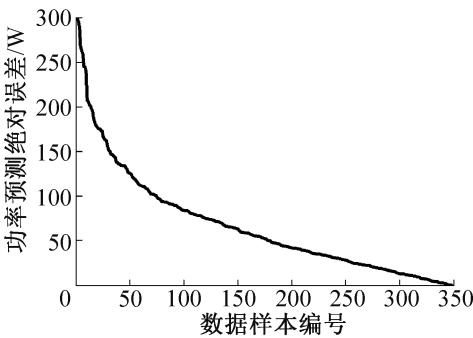


图 7 PSO-SVR 模型测试集预测绝对误差
Fig.7 The prediction absolute error of PSO-SVR model with test data

3. 2. 2 与经验公式计算结果进行对比

根据电压、电流、相位差、功率因数等参数, 也可以通过理论公式计算得出多联机机组的实时功率。由于多联机机组部件较多, 实验相关参数数目不足, 因此无法通过电流、电压、相位差等参数来直接计算整个多联机组的功耗。为了对比理论公式计算法与 PSO-SVR 预测模型的优劣, 在已有数据的基础上, 通过制热量与功耗之间的关系来分析公式计算法的理

论误差。

对于制热工况,制热量 Q_c 可以由焓差法^[16]按式(3)计算:

$$Q_c = \frac{q_a(h_{a,i} - h_{a,o})}{[v_a(1 + d_a)]} + Q_{lk}$$

(3)

式中: q_a 为空气体积流量, m^3/s ; $h_{a,i}$ 和 $h_{a,o}$ 分别为进、出口空气焓值, kJ/kg ; v_a 为湿空气的比容, m^3/kg ; d_a 为空气的含湿量, $g/(kg \text{ 干空气})$; Q_{lk} 为室内漏热量, W 。

$$q_a = Y\sqrt{2\Delta p_n v_a} \sum_i C_{d_i} \frac{\pi D_i^2}{4}$$

(4)

$$Y = 1 - 0.548\Delta p/p_B$$

(5)

$$h_a = f(T_{o,db}, T_{o,wb}, p_a, p_{sp}) = \frac{[(2\,501 - 2.34T_{o,wb})X_s - 1.005(T_{o,db} - T_{o,wb})]}{9.869\,e^{-4}(1 + d_a)p_B}$$

(6)

$$Q_{lk} = \alpha_{lk}A_{lk}(T_{i,db} - T_{o,db})$$

(7)

式中: Y 为膨胀系数; p_B 为大气压, Pa ; Δp_n 为喷嘴进出口两侧的压差, Pa ; C_d 为喷嘴的体积流量, m^3/s ; $T_{o,db}$, $T_{o,wb}$ 分别为干球温度和湿球温度, K ; $X_s = 0.622p_{ws}/(p_B - p_{ws})$ 为饱和空气含湿量, $g/(kg \text{ 干空气})$, p_{ws} 为饱和蒸气压, Pa ; α_{lk} 为漏热系数; A_{lk} 为漏热面积, m^2 ; $T_{i,db}$ 为室内干球温度, K 。

根据标准 JJF 1059.1—2012^[17] 中的不确定度计算方法,对 VRF 制热能力的测量不确定度分析如式(8)所示:

$$dQ_c = \frac{h_{a,i} - h_{a,o}}{v_a(1 + d_a)}dq_a + \frac{q_a}{v_a(1 + d_a)}dh_{a,i} - \frac{q_a}{v_a(1 + d_a)}h_{a,o} - \frac{q_a(h_{a,i} - h_{a,o})}{v_a^2(1 + d_a)}dv_a - \frac{q_a(h_{a,i} - h_{a,o})}{v_a(1 + d_a)^2}dd_a$$

(8)

则可以按式(9)计算制热量的不确定度:

$$u_{Q_c}^2 = \left[\frac{q_a(h_{a,i} - h_{a,o})}{v_a(1 + d_a)}\right]^2 u_{q_a}^2 + \left[\frac{q_a}{v_a(1 + d_a)}\right]^2 (u_{h_{a,i}}^2 + u_{h_{a,o}}^2) + \left[\frac{q_a(h_{a,i} - h_{a,o})}{v_a^2(1 + d_a)}\right]^2 u_{v_a}^2 + \left[\frac{q_a(h_{a,i} - h_{a,o})}{v_a(1 + d_a)^2}\right]^2 u_{d_a}^2 + (\alpha_{lk}A_{lk})^2 u_{Q_{lk}}^2$$

$$= c_1^2 u_{q_a}^2 + c_2^2 (u_{h_{a,i}}^2 + u_{h_{a,o}}^2) + c_3^2 u_{v_a}^2 + c_4^2 u_{d_a}^2 + c_5^2 u_{Q_{lk}}^2$$

(9)

传感器的测量精度直接决定了不确定度的大小,表 5 中列出了各变量测量的不确定度。根据表中数据可以计算得出: $c_1^2 u_{q_a}^2 = 886.24$, $c_2^2 (u_{h_{a,i}}^2 + u_{h_{a,o}}^2)$

$$= 35\,305.05$$
, $c_3^2 u_{v_a}^2 = 21.40$, $c_4^2 u_{d_a}^2 = 0.75$, $c_5^2 u_{Q_{lk}}^2 = 0.63$ 。根据式(6)可以求得 $u_{Q_c} = 217.97\,W$ 。

表 5 各测量参数的测量不确定度

Tab.5 Measured fundamental variable uncertainties

参数	测量均值	误差范围	分布系数	不确定度
$T_{i,db}/^{\circ}C$	15.35	± 0.08	$\sqrt{3}$	0.046
$T_{i,wb}/^{\circ}C$	6.92	± 0.08	$\sqrt{3}$	0.046
$T_{o,db}/^{\circ}C$	27.61	± 0.08	$\sqrt{3}$	0.046
$T_{o,wb}/^{\circ}C$	12.05	± 0.08	$\sqrt{3}$	0.046
$\Delta p_n/Pa$	285.01	± 2.85	1.96	1.45
p_a/Pa	102.095	± 102	1.96	52.03
p_{sp}/Pa	0.32	± 2.0	1.96	1.02
$T_n/^{\circ}C$	21.65	± 0.5	$\sqrt{3}$	0.289

由能效比 $EER = Q_c/W_{VRV}$, W_{VRV} 为多联机组组的功率, W 。

机组功率的计算的不确定度 $u_{W_{VRV}}$:

$$u_{W_{VRV}} = u_{Q_c} \frac{W_{VRV}}{(Q_m + u_{Q_c})} = u_{Q_c} \frac{u_{Q_c}}{\left(EER_m + \frac{u_{Q_c}}{W_{VRV}}\right)}$$

(10)

式中: Q_m 为制热量, W ; EER_m 为能效比。

根据测量数据可得多联机组功率的计算精度,各评估指标数值如表 6 所示。

表 6 公式计算法的精度

Tab.6 The accuracy evaluation of formula calculation method

评价指标	精度	
	公式计算法	PSO-SVM
MAE/W	54.77	66.85
MSE/W ²	8 651.56	7 795.32
RMSE/W	91.37	88.79
MAPE/%	1.57	1.08

由表 6 可知,与理论公式计算法相比, PSO-SVR 预测模型整体预测精度有大幅度下降,且预测精度的波动较小,预测稳定性更好。因此,运用 PSO-SVR 预测模型对多联机系统运行功率进行预测具有很好的适用性,相比于公式计算法,测量变量较少,测量系统更简单,经济性更好。

4 结论

本文将粒子群优化算法与支持向量回归方法相结合,建立了粒子群优化算法支持向量回归(PSO-SVR)预测模型,用于多联机的能耗预测,并通过与单一 SVR 模型预测结果进行对比,得出如下结论:

1)与单一 SVR 预测模型相比,PSO-SVR 模型,MAE 由 89.55 W 降至 66.85 W,MAPE 由 1.43%降至 1.08%,预测误差显著降低,预测精度更高。

2)与单一 SVR 预测模型相比,PSO-SVR 模型的预测误差波动范围得到较好控制,RMSE 由 105.76 W 降至 88.79 W,保证了模型的稳定性。

3)相比于功率公式计算法,PSO-SVR 预测模型整体预测误差有大幅下降,MAPE 由 1.57%降至 1.08%,且预测误差波动较小,RMSE 由 91.37 W 降至 88.79 W,预测稳定性更好。

4)运用 PSO-SVR 预测模型对多联机系统运行功率进行预测具有很好的适用性,相比于公式计算法,仅需少量的测量变量,避免了测量系统的复杂性,经济性更好。

5)粒子群优化算法对多联机系统的 SVR 能耗预测模型性能改善效果显著,较大提升了能耗预测精度。

参考文献

- [1] 李子爱,宋鹏远,黄文宇,等.风冷式多联机空调系统的季节经济性作用域[J].制冷学报,2016,37(1):38-44.(LI Ziai, SONG Pengyuan, HUANG Wenyu, et al. Seasonal efficiency region of air-cooled multi-split air conditioning system[J]. Journal of Refrigeration, 2016, 37(1): 38-44.)
- [2] 李骏龙,周国民,崔萌.多联机空调系统的设计与优化[J].暖通空调,2017,47(增刊1):163-168.(LI Junlong, ZHOU Guomin, CUI Meng. The design and optimization of variable refrigerant flow rate system[J]. Journal of HV & AC, 2017, 47(Suppl. 1): 163-168.)
- [3] 唐发明.基于统计学习理论的支持向量机算法研究[D].武汉:华中科技大学,2005.(TANG Faming. Study of support vector machines algorithm based on statistical learning theory[D]. Wuhan: Huazhong University of Science and Technology, 2005.)
- [4] CHEN Yongbao, XU Peng, CHU Yiyi, et al. Short-term electrical load forecasting using the support vector regression (SVR) model to calculate the demand response baseline for office buildings[J]. Applied Energy, 2017, 195: 659-

670.

- [5] 陈焕新,刘江岩,胡云鹏,等.大数据在空调领域的应用[J].制冷学报,2015,36(4):16-22.(CHEN Huanxin, LIU Jiangyan, HU Yunpeng, et al. Application of big data in air-conditioning field[J]. Journal of Refrigeration, 2015, 36(4): 16-22.)
- [6] YANG Qingqing, LI Jianwei, BLOND S L, et al. Artificial neural network based fault detection and fault location in the DC microgrid[J]. Energy Procedia, 2016, 103: 129-134.
- [7] 刘江岩,陈焕新,王江宇,等.基于数据挖掘算法的地铁站内温度时序预测方法[J].工程热物理学报,2018,39(6):1316-1321.(LIU Jiangyan, CHEN Huanxin, WANG Jiangyu, et al. Time series prediction of the indoor temperature in the subway station based on data mining techniques[J]. Journal of Engineering Thermophysics, 2018, 39(6): 1316-1321.)
- [8] 魏来.基于机器学习方法的建筑能耗性能研究[D].天津:天津科技大学,2016.(WEI Lai. Building energy analysis based on machine learning methods[D]. Tianjin: Tianjin University of Science and Technology, 2016.)
- [9] HAN Xinyu, HE Ping, PAN Guofeng, et al. Temperature compensation of pressure sensor based on PSO-SVR[J]. Instrument Technique and Sensor, 2018, 8: 7-14.
- [10] 叶小岭,廖俊玲,高大惟,等.基于粒子群支持向量机的湿度传感器温度补偿[J].仪表技术与传感器,2013(11):14-16.(YE Xiaoling, LIAO Junling, GAO Dawei, et al. Approaches to temperature compensation of humidity sensor based on PSO-SVM[J]. Instrument Technique and Sensor, 2013(11): 14-16.)
- [11] 李丹,高立群,王珂,等.基于动态多种群粒子群支持向量机的短期负荷预测[J].计算机科学,2008,35(7):133-136.(LI Dan, GAO Liqun, WANG Ke, et al. Short-term load forecasting approach based on support vector machine with dynamic multi-population particle swarm optimization algorithm[J]. Computer Science, 2008, 35(7): 133-136.)
- [12] FAN Guofeng, PENG Liling, ZHAO Xiangjun, et al. Applications of hybrid EMD with PSO and GA for an SVR-based load forecasting model[J]. Energies, 2017, 10(11): 1713-1715.
- [13] ZHOU Chao, YIN Kunlong, CAO Ying, et al. Application of time series analysis and PSO-SVM model in predicting the Bazimen landslide in the Three Gorges Reservoir, China[J]. Engineering Geology, 2016, 204: 108-120.
- [14] QIN Yong, ZHANG Zhenyu, CHEN Bo, et al. Research on the prediction model for the security situation of metro station based on PSO/SVM[J]. Journal of Intelligent

- Learning Systems and Applications, 2013, 5(4): 237–244.
- [15] 周璇, 蔡盼盼, 练斯甄, 等. 基于 PSO-SVR 的冷水机组运行能效预测模型研究[J]. 制冷学报, 2015, 36(5): 87–93. (ZHOU Xuan, CAI Panpan, LIAN Sizhen, et al. Research on COP prediction model of chiller based on PSO-SVR[J]. Journal of Refrigeration, 2015, 36(5): 87–93.)
- [16] LIU Jiangyan, WANG Jianyu, LI Guannan, et al. Evaluation of the energy performance of variable refrigerant flow systems using dynamic energy benchmarks based on data mining techniques[J]. Applied Energy, 2017, 208: 522–539.
- [17] 测量不确定度评定与表示: JJF 1059.1—2012 [S]. 北
-
- (上接第 38 页)
- [12] ZHANG Tong, PAN Changzhao, ZHOU Yuan, et al. Numerical investigation and experimental development on VM-PT cryocooler operating below 4 K[J]. Cryogenics, 2016, 80: 138–146.
- [13] 赵月晶, 王晓涛, 戴巍, 等. VM 液氦温区制冷机中热压缩机性能的数值模拟与实验研究[J]. 低温工程, 2015, 12(5): 11–15. (ZHAO Yuejing, WANG Xiaotao, DAI Wei, et al. The numerical simulation and experimental investigation on performance of thermal compressor in cryocooler working at liquid helium temperature[J]. Cryogenics, 2015, 12(5): 11–15.)
- [14] 潘长钊, 王珏, 张通, 等. 低温热压缩机系统的数值模拟与实验研究[J]. 工程热物理学报, 2018, 39(4): 701–706. (PAN Changzhao, WANG Jue, ZHANG Tong, et al. The numerical simulation and experimental investigation on low temperature thermal compressor[J]. Journal of Engineering Thermophysics, 2018, 39(4): 701–706.)
- [15] PAN Changzhao, WANG Jue, ZHANG Tong, et al. Nu-

京: 中国标准出版社, 2012. (Measurement uncertainty evaluation and representation: JJF 1059.1—2012 [S]. Beijing: China Standard Press, 2012.)

通信作者简介

陈焕新, 男, 博士, 教授, 华中科技大学能源与动力工程学院, (027)87558330, E-mail: chenhuanxin@tsinghua.org.cn。研究方向: 制冷空调数据挖掘。

About the corresponding author

Chen Huanxin, male, Ph. D., professor, School of Energy and Power Engineering, Huazhong University of Science and Technology, +86 27-87558330, E-mail: chenhuanxin@tsinghua.org.cn. Research fields: data mining applied on refrigeration and air-conditioning.

merical investigation on the thermoacoustics characteristics of thermal compressor for the pulse tube cryocooler[J]. Applied Thermal Engineering, 2017, 123: 234–242.

- [16] WANG Jue, PAN Changzhao, LUO Kai, et al. Thermal analysis of stirling thermocompressor and its prospect to drive refrigerator by using natural working fluid[J]. Energy Conversion and Management, 2018, 177: 280–291.

通信作者简介

戴巍, 男, 研究员, 中国科学院理化技术研究所, (010) 82543751, E-mail: cryodw@mail.ipc.ac.cn。研究方向: 小型低温制冷机。

About the corresponding author

Dai Wei, male, researcher, Technical Institute of Physics and Chemistry, Chinese Academy of Sciences, +86 10-82543751, E-mail: cryodw@mail.ipc.ac.cn. Research fields: small scale low temperature cryocoolers.