

基于分位数回归的厂级自适应经济负荷分配

牟柯昱,司风琪,邵 壮,王 鹏

(东南大学 能源热转换及其过程测控教育部重点实验室,江苏 南京 210096)

摘 要:针对目前厂级负荷分配中煤耗模型难以准确建立等问题,提出了一种基于历史数据挖掘的厂级自适应经济负荷分配的建模方法。首先,根据历史数据中性能参数相对于边界参数的条件概率分布,利用分位数回归筛选运行经济性优良的历史数据为目标样本,建立不同工况下总负荷与各机组所分配负荷之间的映射关系。其次,考虑到煤耗特性容易时变的特点,设计了一种基于当日运行样本的煤耗特性自适应机制;最后,分析了分位数回归对调度结果的影响,以及最新采集的数据流的分布对自适应能力的影响。算例仿真和工程实例分析的结果表明,所提方法在保证较高优化精度的同时,可以自动适应煤耗特性的突变或漂移,保证对理论最优解的跟踪,具有较高工程应用价值。

关 键 词:负荷分配;数据挖掘;分位数回归;自适应;条件概率分布

中图分类号:TM621

文献标识码:A

DOI:10.16146/j.cnki.rndlge.2021.11.023

[引用本文格式]牟柯昱,司风琪,邵 壮,等.基于分位数回归的厂级自适应经济负荷分配[J].热能动力工程,2021,36(11):164-172. MOU Ke-yu,SI Feng-qi,SHAO Zhuang,et al. Plant-level adaptive and economic load dispatch based on quantile regression[J]. Journal of Engineering for Thermal Energy and Power,2021,36(11):164-172.

Plant-level Adaptive and Economic Load Dispatch based on Quantile Regression

MOU Ke-yu,SI Feng-qi,SHAO Zhuang,WANG Peng

(Key Laboratory of Energy Thermal Conversion and Control of Ministry of Education,Southeast University,Nanjing, China,Post Code:210096)

Abstract: In view of the current difficulties in establishing the precise coal consumption rate model for plant-level load distribution,a plant-level adaptive and economic load distribution modeling method based on historical data mining is proposed. Firstly,according to the conditional probability distribution of the performance parameters relative to the boundary parameters in the historical data,the historical data with better operation economy are screened out as target samples by quantile regression,to establish the mapping relation between the total load and the dispatched load of each unit under different working conditions. Secondly,an adaptive mechanism of coal consumption characteristics based on day-running sample is designed,considering the time-varying characteristics of coal consumption. Finally,the effect of quantile regression on the dispatch results and the influence of the distribution of newly collected data streams on the adaptive ability are analyzed. The analysis results of numerical simulation and engineering examples show that the modeling method can automatically adapt to the mutation or drift of the coal consumption rate,and ensure tracking the theoretical optimal solution while ensuring higher optimization accuracy, which has higher engineering application value.

收稿日期:2021-01-15; 修订日期:2021-01-31

作者简介:牟柯昱(1996-),女,江苏江阴人,东南大学硕士研究生.

通讯作者:司风琪(1973-),男,江苏盐城人,东南大学教授.

Key words: load distribution, data mining, quantile regression, self-adaption, conditional probability distribution

引言

作为电厂节能降耗的重要手段,厂级负荷分配是电力企业经济调度的主要环节之一。在当前火电机组普遍参与调峰^[1]的背景下,对这一问题展开更深入的研究,对于提高发电企业经济效益具有重要意义。

厂级负荷分配是指在满足电网需求的条件下,将负荷指令分配到各发电机组,保证运行安全的同时降低全厂能耗。研究者们已经针对负荷优化问题进行了大量研究。神经网络^[2]、遗传算法^[3-4]和粒子群算法^[5-6]等智能算法^[7-8]被应用于负荷分配中,以期快速、准确地得到最优分配方式,但寻优结果受收敛性和随机性影响,缺乏一定的可靠性。

煤耗特性模型^[9-11]是影响负荷分配的关键因素。由热力试验数据拟合的煤耗特性曲线^[12]在一定程度上反映了煤耗的变化规律,但与真实工况下的机组特性存在差异。由于噪声和冗余信息的存在,基于实时数据直接建模也有一定难度。宋阳^[13]提出了一种基于动态煤耗模型的厂级负荷分配方法,但其计算复杂,易出现无解或收敛慢等问题。陈婷^[14]提出了一种基于改进聚类算法的煤耗建模方法,但未能介绍能耗知识库的更新机制。王宁玲等人^[15]应用模糊粗糙集方法处理电厂的海量数据,获取了不同边界下的煤耗特性。然而,目前对于机组特性变化后的数据更新策略和考虑外部约束下的分配方法仍然研究较少。

本文提出了一种新的厂级自适应负荷分配建模框架。首先,根据分位数回归法筛选运行经济性优良的历史数据集,建立不同外部约束下各机组的最优负荷与总负荷指令的回归模型,避免了煤耗特性模型建立和优化算法求解等问题。同时,设计了一种能够追踪当前机组实际运行状态的自适应机制,通过定期样本更新,提高机组煤耗特性时变后的优化精度。最后,通过仿真算例和工程实例验证了该法的有效性。

1 厂级负荷分配模型

厂级负荷分配以全厂机组的总煤耗率最小为目

标函数进行寻优,考虑各机组煤耗特性的差异,将总负荷指令 L_{all} 分配至 N 台机组,优化模型可表示为:

$$\begin{aligned} \arg \min_{L_1, L_2, \dots, L_N} B &= \sum_{i=1}^N B_i(L_i) = \sum_{i=1}^N (a_i L_i^2 + b_i L_i + c_i) \\ \text{s. t. } \begin{cases} L_{\text{all}} = \sum_{i=1}^N L_i \\ L_{i, \min} \leq L_i \leq L_{i, \max} \end{cases} \end{aligned} \quad (1)$$

式中: L_i —第 i 台机组的负荷, MW; B_i —第 i 台机组的煤耗特性方程,通常表示为二次函数; a_i 、 b_i 、 c_i —煤耗模型参数; $L_{i, \min}$ 、 $L_{i, \max}$ —第 i 台机组承担负荷的下限和上限, MW。

在实际运行中,机组供电煤耗还受环境温度、煤质等外部约束影响。当设备性能随时间逐渐劣化,机组煤耗特性也随之改变,如式(2)所示。

$$B_i = f_i(L_i, R_i, t) \quad (2)$$

式中: $R_i(R_{i1}, R_{i2}, \dots, R_{iK})$ —环境温度、煤质等外部约束参数; t —机组运行时间。

此时,基于试验数据和现场数据将难以建立精准的煤耗特性模型,进而制约了建模优化分配的精度。

2 基于分位数回归的自适应负荷分配

2.1 整体框架

基于分位数回归的自适应负荷分配方法,建模框架如图 1 所示。步骤为:

(1) 工况划分。将预处理后的机组历史数据,划分为不同工况下的稳态数据集。

(2) 样本批处理。将同工况下各机组的历史数据进行组合,得到各工况下总负荷指令—总供电煤耗的散点图。

(3) 样本择优。基于分位数回归法进行样本筛选,选取各工况下的“标杆”数据集,参与后续建模。

(4) 二次建模。建立各工况下优化参数与边界参数的回归模型,生成负荷分配模型库。

(5) 工况匹配。根据当前工况的约束条件进行模型匹配,由模糊加权法生成实时分配建议。

(6) 自适应更新。将机组每日的运行数据,按照步骤(1)~步骤(2)的数据筛选流程,以一定的更

新率对优质组合样本集进行替换或新增。

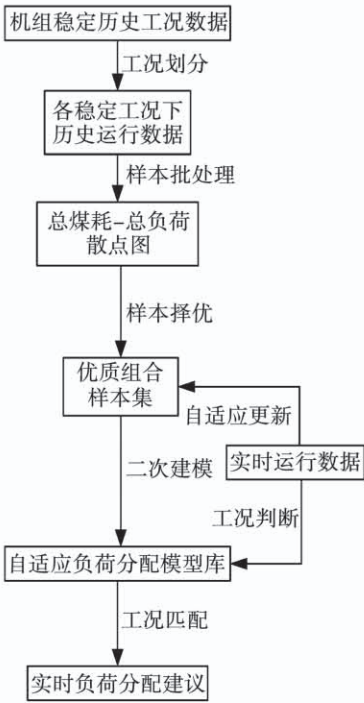
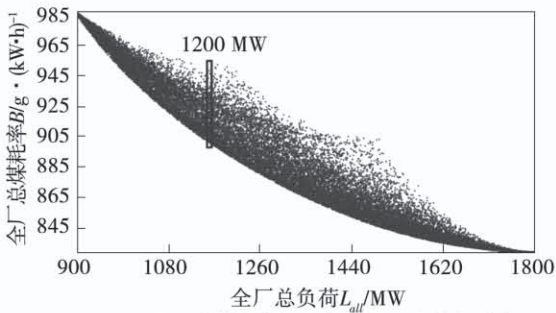


图 1 基于分位数回归的分层建模框架
Fig. 1 Hierarchical modelling framework based on quantile regression

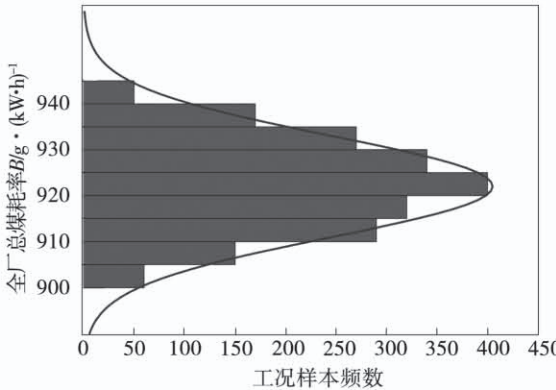
2.2 样本分布特征分析及分位数回归

为提高现场数据的可靠度,首先需对电厂历史数据进行清洗^[16]、稳态筛选^[17]等预处理操作。考虑到环境温度等外部参数变化相对缓慢,在短期内对煤耗影响较小,采用约束参数网格离散化方法划分稳态工况,对特定工况下的数据进行研究以简化问题。

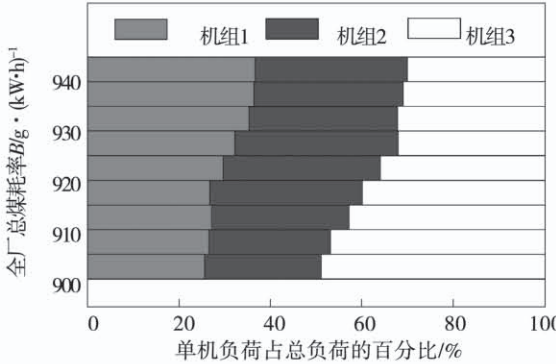
针对厂级负荷分配,以全厂总煤耗率 B 为目标参数,总负荷指令 L_{all} 为边界参数,各机组负荷 L_i 为待优化参数。在外部约束相同的同工况下,分析目标参数与边界参数的关系,就是求解目标参数相对于边界参数的条件概率分布。历史数据中给定边界条件下目标参数的分布,是由该边界下数据的分布决定的,即由煤耗特性各异的所有机组的负荷组合的分布决定的。以某厂 3 台 600 MW 机组为例,图 2 展示了不同的负荷分配组合下, B 和 L_{all} 的关系,及 L_{all} 一定时 B 和 L_i 的分布情况。即使在同一边界下,由于待优化参数组合的不同,目标参数以一定的概率在特定数值区间内波动,呈现出具有一定统计特征的模式^[18]。



(a) 全厂总煤耗率与总负荷的历史数据分布



(b) 某工况A下, 全厂总煤耗率分布



(c) 某工况A下, 各机组的负荷比例分布

图 2 某电厂历史运行数据分布图
Fig. 2 Distribution diagram of historical operating data in a certain power plant

电厂的历史数据库中积累了大量运行数据,其中煤耗较低的组合,为同工况下运行性能最佳的“标杆”数据。筛选给定边界下的“标杆”数据,建立优化参数与边界参数的回归模型,可以寻找运行的共性规律为指导,提高运行优良数据的出现概率。

分位数回归^[19]是参数的条件概率密度满足高斯分布假设的一种数据筛选方法^[20]。以性能指标的优劣为标准,按不同的分位数对数据集进行划分,取其中最好的若干子集进行训练,建立负荷分配模型。

假设 $X \in \mathbf{R}^{N \times p}$ 是解释变量矩阵, $y \in \mathbf{R}^N$ 是响应

变量向量,满足线性回归模型:

$$\mathbf{y} = \alpha + \mathbf{X}\beta + \varepsilon \tag{3}$$

式中: α —截距项; β —回归系数向量; ε —随机误差项。

响应变量 y 的 τ 阶条件分位数满足:

$$Q_y(\tau | X) = \alpha(\tau) + X\beta(\tau) \tag{4}$$

式中: $\tau \in (0,1)$ 为分位点; $Q_y(\tau | X)$ 为给定 $X = (X_1, X_2, \dots, X_N)^T$ 条件下 y 的第 τ 条件分位数; $\beta(\tau)$ 为回归系数向量; $\alpha(\tau)$ 表示截距项。

回归参数 $\theta(\tau)$ 可以通过优化式(6)来求得。

$$\hat{\theta}(\tau) = \arg \min_{\alpha, \beta} \sum_{i=1}^N \rho_{\tau}(y_i - (\alpha + x_i\beta)) \tag{5}$$

式中: 检验函数 $\rho_{\tau}(u) = u[\tau - I(u < 0)]$, 为分段线性函数; N —样本量。

分位数回归的估计方法主要包括两类:一是直接优化,包括单纯形法^[21]和平滑算法等;二是参数化方法,主要利用贝叶斯统计推断。本文使用单纯形法求解。

2.3 基于模糊加权的工况匹配策略

采用等宽分箱法对约束参数的值域进行划分,当工况内样本达到一定数量时,即可作为独立工况建模。然而,由于现场数据分布不均,并非所有工况都有充足的样本进行二次建模。此时,可以根据现存的“邻近工况”离线模型进行模糊加权,得到实时分配结果。

图 3 为由模糊加权进行负荷分配的示意图。

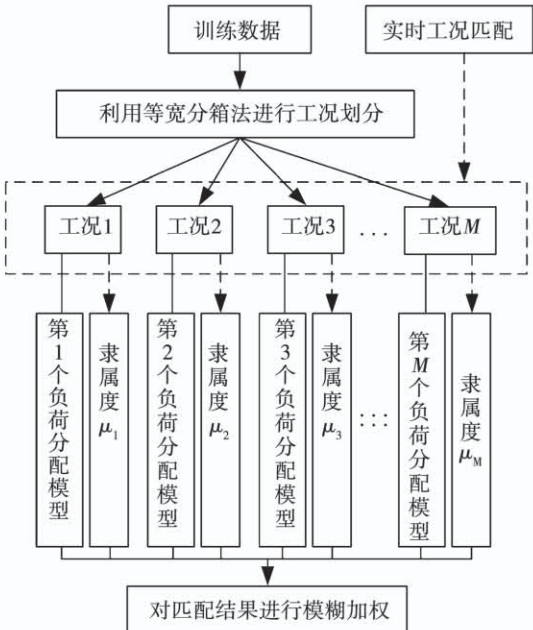


图 3 基于模糊加权的实时分配策略

模糊集方法是通过构造样本集的隶属度函数,分析新样本对原模糊集合的归属程度。此处通过计算实时工况对现存临近工况的隶属度,给出模糊加权后的分配结果。隶属度的计算公式为:

$$\mu_j = \frac{1}{\sum_{k=1}^M \left(\frac{\|w - v_j\|^2}{\|w - v_k\|^2} \right)^{1/(m-1)}} \tag{6}$$

式中: μ_j —当前工况 w 对模型工况 j 的隶属度; m —模糊指数,取 2。

最终的负荷分配结果可表示为:

$$L_w(L_{all}) = \sum_{j=1}^M f_j(L_{all})\mu_j \tag{7}$$

式中: f_j —工况 j 内分配模型在总负荷指令为 L_{all} 时的输出结果。

2.4 自适应机制

为提升机组煤耗特性时变后的分配准确性,提出了一种基于当日数据对优质分配样本集进行填充和替换的自适应框架。新旧样本的时间差越大,负荷越接近,替换优先级越高。

定义时间偏离系数 I_T 和负荷偏离系数 I_L , 构造更新判断指标 $I_{replace}$:

$$I_T = q^{|T_0 - T'|} \tag{8}$$

$$I_L = \frac{1}{1 + e^{p|L_0 - L'|}} \tag{9}$$

$$I_{replace} = k_T I_T + k_L I_L \tag{10}$$

式中: L_0, T_0, L' 和 T' —新、旧样本的负荷标签和时间标签; p, q, k_T 和 k_L —常数项。

图 4 展示了样本更新的判断流程,步骤为:

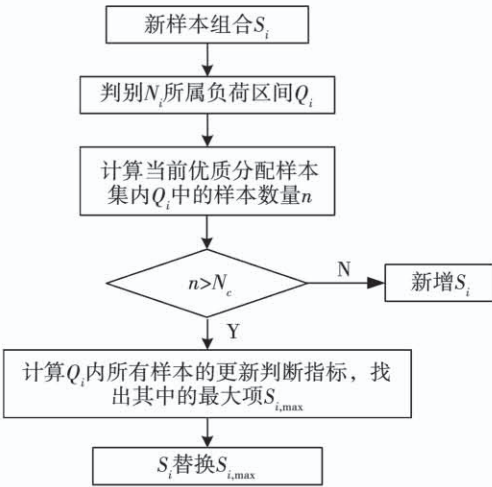


图 4 新样本的更新判断流程图

Fig. 3 Real-time distribution strategy based on fuzzy weighting

Fig. 4 Flow chart of updated judgement for new samples

- (1) 筛选当日运行总煤耗较低的样本组合；
- (2) 判别当前新样本 S_i 对应的工况区间当前已有的历史样本数量 n ；
- (3) 设置单工况区间内样本数量的上限 N_c 。当 $n < N_c$ 时,添加 S_i 。当 $n > N_c$ 时,以 S_i 替换更新指标 I_{replace} 值最大的旧样本。

3 仿真研究

3.1 对象介绍

以 3 台 1 000 MW 机组为对象,分配框架进行优化,并与已知煤耗特性曲线的理论最优分配对比。同一工况下单台机组在给定负荷处的煤耗是确定的,其理论煤耗与负荷满足二次函数关系,方程系数如表 1 所示^[14]。同一负荷下实际煤耗的误差满足高斯分布。

表 1 机组煤耗特性方程系数

Tab.1 Coefficients of coal consumption characteristic equations of the units

机组	$a/10^{-4}$	$b/10^{-1}$	$c/10^2$	$L_{\text{min}}/L_{\text{max}}$
1 号	2.952	-5.885	5.691	500/1000
2 号	1.937	-3.908	4.784	500/1000
3 号	1.339	-2.675	4.209	500/1000

3.2 煤耗特性非时变的经济负荷分配案例

取负荷指令步长为 10 MW,对同一工况下优质分配样本集内各区间的样本组合均匀采样,共选 30 000组数据为训练样本,分析不同分位数分割数据集的效果。

图 5、图 6 分别展示了以不同分位数筛选时,优化分配与理论最优分配的偏差。图 7 展示了不同分位数下各机组分配结果的平均绝对误差,横坐标按对各分位数取对数后的结果排布。表 2 为不同分位数条件下的全厂总供电煤耗。

表 2 不同分位数筛选条件下的总供电煤耗($\text{g} \cdot (\text{kW} \cdot \text{h})^{-1}$)

Tab.2 Total power supply coal consumption under the different quantiles screening conditions ($\text{g} \cdot (\text{kW} \cdot \text{h})^{-1}$)

总负荷指令/MW	分位数/%					
	20	10	5	1	0.5	0.1
1600	977.7	976.6	976.4	968.3	974.4	977.2
1800	938.0	937.8	937.3	937.1	936.3	937.4
2000	908.0	907.7	907.6	906.8	907.0	907.3
2200	884.9	884.6	884.7	884.6	884.6	884.7
2400	867.6	867.2	867.1	867.1	868.2	867.3
2600	854.5	854.5	854.8	854.5	855.3	855.0
2800	846.9	846.9	846.9	846.8	846.9	847.2

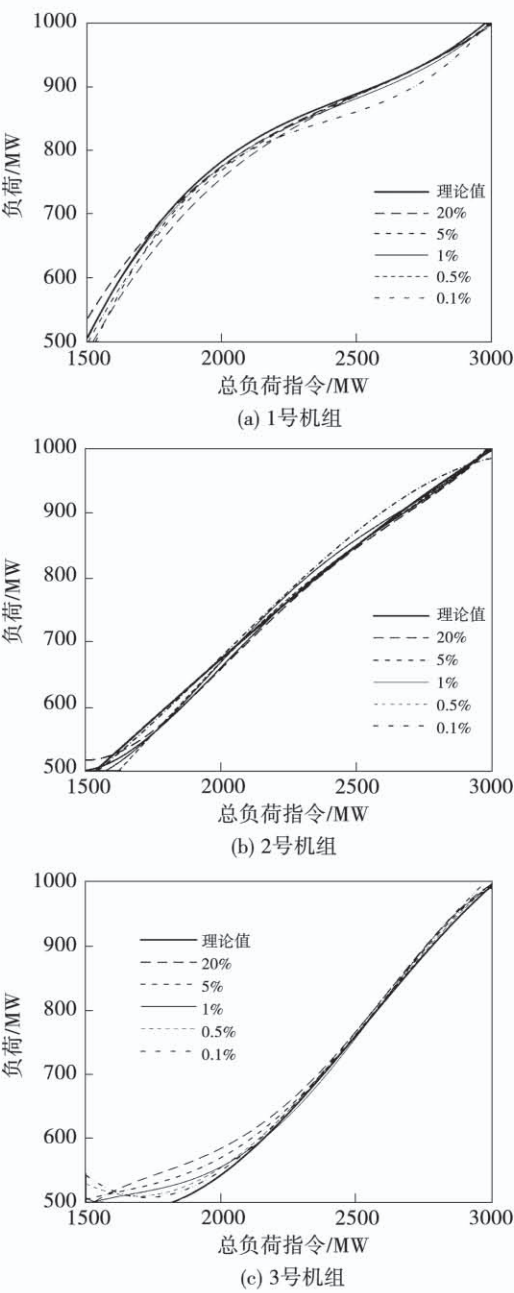


图 5 各台机组负荷分配与理论最优负荷对比

Fig.5 Comparison of load distribution and theoretical optimal load of each unit

由图 5 可知,优化分配曲线与理论分配曲线的变化趋势一致,证明基于分位数筛选后建模分配是稳定可行的。由图 6、图 7 可知,随着分位数减小,误差有先减小后增大的趋势。可见在一定范围内,分位数越小,获得样本的运行状态越好,但过小的分位数会导致局部样本的缺失,反而影响二次建模精度。

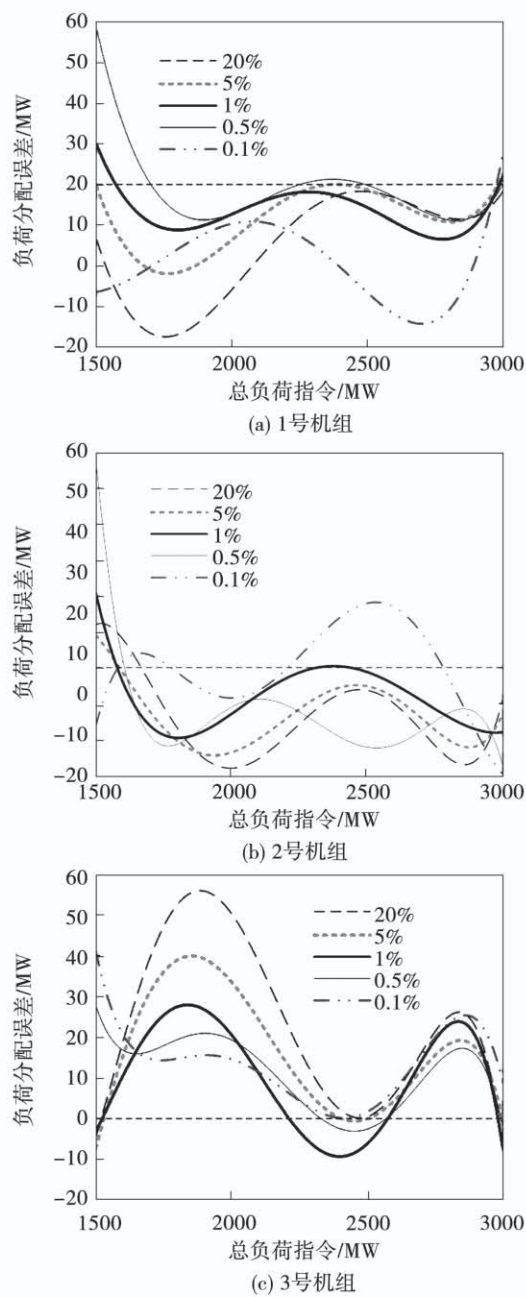


图 6 各台机组负荷分配与理论最优分配的偏差
Fig.6 The deviation of load distribution and theoretical optimal distribution of each unit

3.3 煤耗特性时变的自适应调度案例

3.3.1 更新样本均匀

假设 3 台机组持续运行在负荷率 50% ~ 100% 范围内。 t 为 0 d 时,机组煤耗特性突变。图 8 为更新样本均匀分布时,1 号机组的优化分配与理论最优分配的对比。图 9 展示了机组性能发生时变后,有无自适应机制的优化分配与理论最优分配的总供电煤耗变化情况。

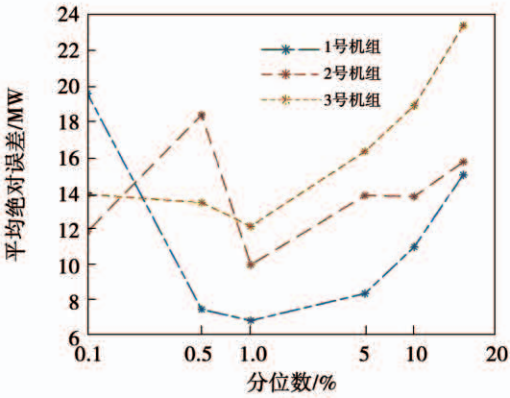


图 7 负荷分配的平均绝对误差与分位数的关系
Fig.7 The relation of mean absolute error and quantile of load distribution

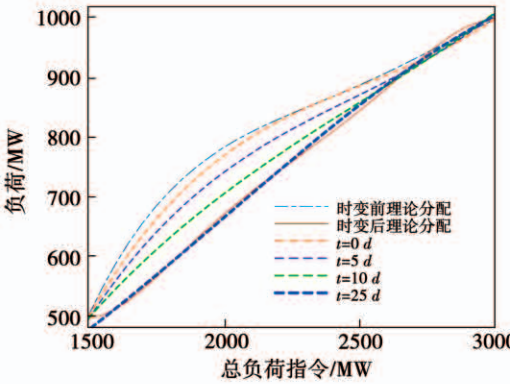


图 8 1 号机组负荷分配结果(更新样本分布均匀)
Fig.8 Load distribution results of unit I (updated samples with even distribution)

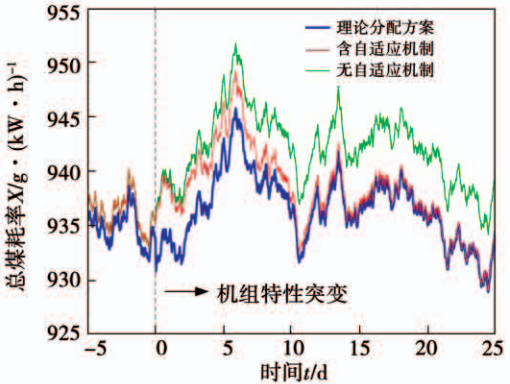


图 9 不同负荷分配策略下的总煤耗率
Fig.9 Total coal consumption rate under different load distribution strategies

由图 8、图 9 可知,当机组特性突变后,由于缺乏时变后性能数据的补充,无自适应机制的传统分

配与理论分配的总供电煤耗始终存在较大差异。而含自适应的分配方案,则能够缓慢跟随当前系统运行状态,调度结果逐渐逼近突变后的理论最优解。

3.3.2 更新样本非均匀

受季节变化及调峰影响,机组运行可能存在负荷偏向性。假设 3 台机组持续运行在负荷率50% ~ 70% 范围内。 $t=0$ d 时,机组煤耗特性突变。图 10 为当更新样本非均匀时,1 号机组的优化分配与理论最优分配的对比。图 11 为有、无样本更新的负荷段,各分配方案的总供电煤耗对比。

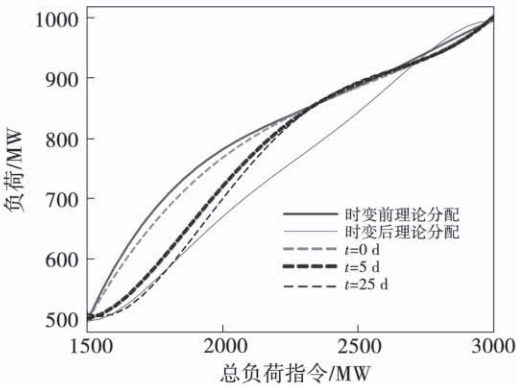
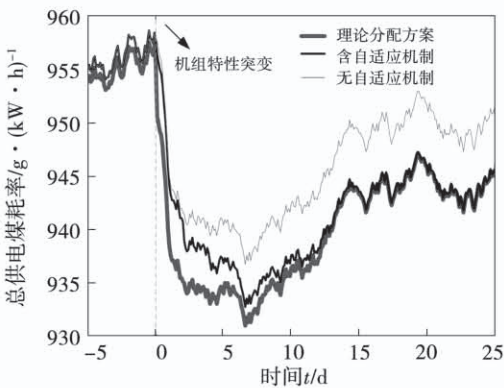


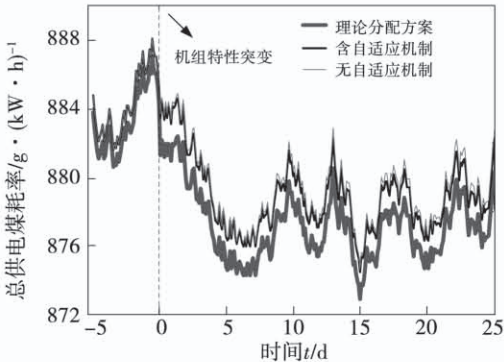
图 10 1 号机组负荷分配结果(更新样本分布非均匀)
Fig. 10 Load distribution results of unit I (updated samples with uneven distribution)

由图 10、图 11 可知,在有样本更新的低负荷段,更新机制能使分配结果缓慢接近理论最优结果,总煤耗差距也逐渐减小。对于无样本更新的高负荷段,分配结果维持原有特性,煤耗始终偏大。

不过,虽然更新样本缺乏将导致较大误差,但依据过往数据规律进行分配,不会背离机组的正常运行特性。一旦后续运行到该工况,新数据也会逐渐增补或替换。煤耗特性的突变或漂移通常是不易察觉的,长远来看,本文提出的调度框架及自适应机制具有更高的节能潜力。



(a) 低负荷指令段(有更新样本)



(b) 高负荷指令段(无更新样本)

图 11 不同负荷段下各负荷分配策略的总煤耗率
Fig. 11 Total coal consumption rate in each load command period under different load distribution strategies (without the updated samples)

4 应用实例

选取某电厂的 2 台(1 号、2 号)600 MW 亚临界直接空冷机组为对象展开研究。考虑到该厂的煤质较为稳定,空冷机组受环境影响比较明显,此处忽略煤质变化,选择环境温度为划分工况的约束条件。单台机组的负荷率变化范围为 50% ~ 100%。

取 1 号、2 号机组 2020 年 1 ~ 6 月中,环境温度 6 ~ 10 ℃ 工况下的数据样本,进行煤耗非时变情况下的负荷分配案例分析,计算结果如表 3 所示。采用本文优化方案后平均供电煤耗较优化前有所降低。

表 3 优化前后的负荷分配结果对比
Tab. 3 Comparison of the results of load distribution before and after the optimization

负荷指令/MW	实际指令/MW		优化指令/MW		平均煤耗/ $\text{g} \cdot (\text{kW} \cdot \text{h})^{-1}$		节约煤耗/ $\text{g} \cdot (\text{kW} \cdot \text{h})^{-1}$
	1 号机组	2 号机组	1 号机组	2 号机组	实际	优化	
591	269	322	308	283	329.12	326.88	2.24
829	400	429	424	405	321.59	319.95	1.64
947	469	478	482	465	314.14	312.63	1.51
1049	522	527	531	518	311.25	310.17	1.08

根据 1 号、2 号机 2020 年 8 月至 10 月同一工况下的历史数据,进行煤耗时变情况下的自适应调度案例分析,结果如表 4 所示。由自适应方案进行分配拥有更低的总供电煤耗。

表 4 自适应更新前后的负荷优化分配结果对比
Tab.4 Comparison of the results of optimized load distribution before and after adaptive update

负荷指令/MW	实际运行方案			无自适应机制方案			自适应更新后方案		
	1 号指令/MW	2 号指令/MW	实际煤耗/ $\text{g} \cdot (\text{kW} \cdot \text{h})^{-1}$	1 号指令/MW	2 号指令/MW	优化平均煤耗/ $\text{g} \cdot (\text{kW} \cdot \text{h})^{-1}$	1 号指令/MW	2 号指令/MW	优化平均煤耗/ $\text{g} \cdot (\text{kW} \cdot \text{h})^{-1}$
676	302	374	328.50	344	332	327.19	349	327	326.91
801	388	413	322.32	406	395	319.45	410	391	319.12
989	482	507	314.26	498	491	313.08	502	487	312.67
1113	544	569	312.91	558	555	310.94	563	550	310.49

5 结 论

针对电厂负荷分配的煤耗建模成本高、难更新等问题,本文提出了一种基于分位数回归的厂级经济负荷分配的建模方法。考虑到煤质变化和性能劣化等问题,提出了一种基于当日优质运行样本的自适应机制。算例仿真和工程实例表明,基于历史优质样本建模分配,结果可靠,复现性高。考虑时变的自适应机制能够追踪机组当前运行特性,实现动态优化。但是,本文尚未考虑动态过程数据的处理策略,对数据的稳定性评估、动态特征的提取,将是下一步的研究重点。

参考文献:

[1] 陈晓利,高继录,郑 飞,等. 多种深度调峰模式对火电机组性能影响分析[J]. 热能动力工程,2020(12):26-30.
CHEN Xiao-li,GAO Ji-lu,ZHENG Fei,et al. Comparative analysis of various deep peak regulation modes for thermal power units[J]. Journal of Engineer for Thermal Energy and Power,2020,35(12):26-30.

[2] 李 勇,王建君,曹丽华. 基于 BP 神经网络的火电厂实时负荷优化分配[J]. 电力系统保护与控制,2011,39(17):87-92.
LI Yong,WANG Jian-jun,CAO Li-hua. Real time optimal load dispatch of power plant based on back propagation neural network [J]. Power System Protection and Control, 2011, 39 (17): 87-92.

[3] 陈碧云,韦杏秋,陈绍南,等. 基于多种群遗传算法的电力系统多目标优化[J]. 电力系统及其自动化学报,2015,27(7):24-29.
CHEN Bi-yun,WEI Xing-qiu,CHEN Shao-nan,et al. Power system multi-objective optimization based on multi-population genetic

algorithm[J]. Proceedings of the CSU-EPSA, 2015, 27 (7): 24-29.

[4] 王 进,周宇轩,戴 伟,等. NSGA-II 算法的改进及其在风火机组多目标动态组合优化中的应用[J]. 电力系统及其自动化学报,2017,29(2):107-111.
WANG Jin,ZHOU Yu-xuan,DAI Wei,et al. Improvement of NSGA-II algorithm and its application to multi-objective dynamic unit commitment optimization with wind-thermal power[J]. Proceedings of the CSU-EPSA,2017,29(2):107-111.

[5] CHEN Jun,MARRANI H I. An efficient new hybrid ICA-PSO approach for solving large scale non-convex multi area economic dispatch problems[J]. 2020,15(3):1127-1145.

[6] 王 珊,刘 明,严俊杰. 采用粒子群算法的热电厂热电负荷分配优化[J]. 西安交通大学学报,2019,53(9):159-166.
WANG Shan,LIU Ming,YAN Jun-jie. Optimizing heat-power load distribution of thermal power plants based on particle swarm algorithm[J]. Journal of Xi'an Jiaotong University, 2019, 53 (9): 159-166.

[7] 曾德良,杨 扬,陈彦桥. 基于改进的鱼群算法的厂级负荷分配优化[J]. 热能动力工程,2017,32(7):80-86.
ZENG De-liang,YANG Yang,CHEN Yan-qiao. Load allocation optimization for power plant units based on improved fish swarm algorithm[J]. Journal of Engineering for Thermal Energy and Power, 2017,32(7):80-86.

[8] 童瑞祺,丁 强,江爱朋. 基于改进布谷鸟搜索算法的冷水机组负荷分配优化[J]. 计算机与应用化学,2019,36(4):397-403.
TONG Rui-qi,DING Qiang,JIANG Ai-peng. Optimal chiller loading for energy conservation using an improved cuckoo search algorithm [J]. Computers and Applied Chemistry, 2019, 36 (4): 397-403.

[9] 杜海玲. 基于最小二乘支持向量机的煤耗率软测量[J]. 热能动力工程,2016,31(12):87-91.

- DU Hai-ling. Soft sensing of coal consumption rate based on least squares support vector machine [J]. Journal of Engineering for Thermal Energy and Power, 2016, 31(12): 87–91.
- [10] 齐敏芳, 李晓恩, 刘 潇, 等. 基于大数据的燃煤机组供电煤耗特性分析[J]. 热力发电, 2019, 48(9): 51–57.
- QI Min-fang, LI Xiao-en, LIU Xiao, et al. Characteristics analysis of power supply coal consumption for coal-fired power units based on big data [J]. Thermal Power Generation, 2019, 48(9): 51–57.
- [11] 曾德良, 杨婷婷, 程 晓, 等. 数据挖掘方法在实时厂级负荷优化分配中的应用[J]. 中国电机工程学报, 2010, 30(11): 109–114.
- ZENG De-liang, YANG Ting-ting, CHENG Xiao, et al. Application of data mining method in real-time optimal load dispatching of power plant [J]. Proceedings of the CSEE, 2010, 30(11): 109–114.
- [12] 刘永江, 禾志强, 张志勇, 等. 兼顾能耗与环保的燃煤机组特性曲线获取方法[J]. 热能动力工程, 2020, 35(6): 274–279.
- LIU Yong-jiang, HE Zhi-qiang, ZHANG Zhi-yong, et al. Acquisition method of characteristic curve of coal-fired unit considering energy consumption and environmental protection [J]. Journal of Engineering for Thermal Energy and Power, 2020, 35(6): 274–279.
- [13] 宋 阳. 基于动态煤耗模型的厂级负荷优化分配研究[D]. 北京: 华北电力大学, 2017.
- SONG Yang. Research on optimal load dispatch based on dynamic coal consumption model [D]. Beijing: North China Electric Power University, 2017.
- [14] 陈 婷, 司凤琪, 顾 慧, 等. 一种基于改进 KFCM 算法的火电厂煤耗特性模型的建立方法[J]. 热能动力工程, 2017, 32(3): 69–74.
- CHEN Ting, SI Feng-qi, GU Hui, et al. A coal consumption modeling method for power plant based on improved KFCM algorithm [J]. Journal of Engineering for Thermal Energy and Power, 2017, 32(3): 69–74.
- [15] 王宁玲, 付 鹏, 陈德刚, 等. 大数据分析技术在厂级负荷分配中的应用[J]. 中国电机工程学报, 2015, 35(1): 68–73.
- WANG Ning-ling, FU Peng, CHEN De-gang, et al. Application of big data analytics in plant-level load dispatching of power plant [J]. Proceedings of the CSEE, 2015, 35(1): 68–73.
- [16] 徐搏超. 基于参数关联性的电站参数异常点清洗方法[J]. 电力系统自动化, 2020, 44(20): 142–149.
- XU Bo-chao. Parameter correlation based parameter abnormal point cleaning method for power station [J]. Automation of Electric Power Systems, 2020, 44(20): 142–149.
- [17] 刘吉臻, 高 萌, 吕 游, 等. 过程运行数据的稳态检测方法综述[J]. 仪器仪表学报, 2013, 34(08): 1739–1748.
- LIU Ji-zhen, GAO Meng, LYU You, et al. Overview on the steady-state detection methods of process operating data [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2013, 34(8): 1739–1748.
- [18] SHAO Zhuang, SI Feng-qi, XU Zhi-gao. Modelling of thermal power unit target value based on hierarchical regression [J]. IOP Conference Series: Materials Science and Engineering, 2018, 452(3).
- [19] 陈建宝, 丁军军. 分位数回归技术综述. 统计与信息论坛 [J], 2008, 23(3): 89–96.
- CHEN Jian-bao, DING Jun-jun. A review of technologies on quantile regression [J]. Statistics and Information Forum, 2008, 23(3): 89–96.
- [20] KOENKER R W, BASSETT J G. Regression quantiles [J]. Econometrica, 1978, 46(1): 33–50.
- [21] BARRODALE I, ROBERTS F D K. An improved algorithm for linear programming [J]. Combinatorica, 1984, 4(4): 373–395.

(丛 敏 编辑)