

控制与决策

Control and Decision

基于模糊强化学习的空气压缩机群组协调预测控制

王伟, 仲璐璐, 刘洋, 赵珺, 王霖青

引用本文:

王伟, 仲璐璐, 刘洋, 赵, 王霖青. 基于模糊强化学习的空气压缩机群组协调预测控制[J]. *控制与决策*, 2023, 38(8): 2183–2191.

在线阅读 View online: <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2023.0358>

您可能感兴趣的其他文章

Articles you may be interested in

基于数据驱动的浓密-压滤过程协调优化控制

Data driven coordinated optimization control of thickening-filter process

控制与决策. 2021, 36(5): 1095–1100 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2019.1151>

不平衡电网电压下基于量子粒子群并网变流器功率/电流协调控制

Coordinate control of grid-connected converter based on QPSO under unbalanced grid voltage

控制与决策. 2021, 36(4): 901–908 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2019.0885>

基于强化学习的倒立摆分数阶梯度下降RBF控制

Reinforcement learning based fractional gradient descent RBF neural network control of inverted pendulum

控制与决策. 2021, 36(1): 125–134 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2019.0816>

基于改进堆叠自动编码器的循环冷却水系统工艺介质温度预测控制方法

Predictive control method of process medium temperature in circulating cooling water system based on improved stacked auto encoders

控制与决策. 2020, 35(12): 2835–2844 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2019.0694>

基于强化学习的小型无人直升机有限时间收敛控制设计

Finite time control based on reinforcement learning for a small-size unmanned helicopter

控制与决策. 2020, 35(11): 2646–2652 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2019.0328>

基于模糊强化学习的空气压缩机群组协调预测控制

王伟^{1,2}, 仲璐璐^{1,2}, 刘洋^{1,2}, 赵珺^{1,2}, 王霖青^{1,2†}

(1. 大连理工大学 控制科学与工程学院, 辽宁 大连 116023;

2. 大连理工大学 工业装备智能控制与优化教育部重点实验室, 辽宁 大连 116023)

摘要: 空气压缩机在提供动力的同时消耗着大量的电力能源,其节能增效备受关注. 空气负荷需求受生产节奏、计划排程等影响呈现阶段性、间歇性的特点,导致空气压缩机组在大范围内变工况运行,人工调节速度慢,机组能耗高. 针对此问题,以国内工业园区空气压缩机群组系统为背景,提出一种基于模糊强化学习的空气压缩机群组协调预测控制方法. 首先利用工业现场的历史数据和设备运行机理建立基于模糊辨识的空气压缩机群组多工况模型;在此基础上,以最小化生产过程能耗为目标,结合生产工艺条件、设备安全等约束条件,建立基于模糊强化学习的空气压缩机变负荷协调预测控制方法,保证系统在复杂工况下安全稳定运行;最后,将所提出方法应用于工业园区空气压缩仿真系统进行性能测试,取得较好的控制效果.

关键词: 空气压缩机群组; 协调控制; 模糊强化学习; 预测控制

中图分类号: TP273

文献标志码: A

DOI: 10.13195/j.kzyj.2023.0358

引用格式: 王伟, 仲璐璐, 刘洋, 等. 基于模糊强化学习的空气压缩机群组协调预测控制[J]. 控制与决策, 2023, 38(8): 2183-2191.

Coordinated predictive control of air compressor units based on fuzzy reinforcement learning

WANG Wei^{1,2}, ZHONG Lu-lu^{1,2}, LIU Yang^{1,2}, ZHAO Jun^{1,2}, WANG Lin-qing^{1,2†}

(1. School of Control Science and Engineering, Dalian University of Technology, Dalian 116023, China; 2. Key Laboratory of Intelligent Control and Optimization for Industrial Equipment of Ministry of Education, Dalian University of Technology, Dalian 116023, China)

Abstract: As the air compressor consumes a large amount of electric energy while providing driven-energy, its energy saving and efficiency enhancement have attracted much attention. The demand of compressed air is with the property of periodicity and intermittency due to the production rhythm, planned scheduling and other factors, which might cause the operational mode change of air compressor units in a wide range. The manual scheduling has the property of slow speed and energy consumption. Thus, aiming at the air compressor system of an industrial park, a coordinated predictive control method of air compressor units based on fuzzy reinforcement learning is proposed. First, a multiple operational mode model of compressed air group based on fuzzy identification model is structured by using the historical data of industrial site and equipment operation mechanism. On this basis, a variable load predictive control method of the air compressor group based on fuzzy reinforcement learning is established to ensure the safe and stable operation of the system under complex operational modes, which aims to minimize the energy consumption in the production process and combines the production process conditions, equipment safety and other constraints. Finally, the proposed method is verified by the air compression simulation system in an industrial park and a good control result is achieved.

Keywords: air compressor group; coordinated control; fuzzy reinforcement learning; predictive control

0 引言

空气压缩机作为工业领域重点用能设备(如风机、水泵、锅炉等),是生产气源动力的主要提供设备之一,年耗电量约占工业设备总耗电量的 15%,约占

全国发电总量的 9%,其能效水平对工业节能目标的实现有着重要影响^[1]. 2021 年 10 月,《国务院关于印发 2030 年前碳达峰行动方案通知》中明确指出:推进重点用能设备节能增效^[2]. 螺杆式空压机凭借运行可

收稿日期: 2023-03-27; 录用日期: 2023-06-08.

基金项目: 国家自然科学基金项目(61833003).

责任编辑: 丁进良.

†通讯作者. E-mail: wanglinqing@dlut.edu.cn.

靠、效率高、运行平稳不发生喘振等优点在工业领域广泛应用^[3]。然而,工业园区压缩空气需求量大,常需要多个空气压缩机组并联供能,生产节奏、运行条件频繁变动导致供气机组在大范围变工况下运行。但依靠专家经验的机组控制存在主观性和随意性,控制精度较低,耗费人工成本较大,同时也可能导致压缩空气放散。因此,空气压缩机群组在多工况变负荷情况下实现协调优化控制是亟待解决的关键问题。

针对空气压缩机运行优化问题,主要方法有模拟退火法^[4]、遗传算法^[5]和动态规划^[6]等。文献[7-8]分别采用混合整数非线性规划和拉格朗日函数法实现多台并联压缩机的负荷分配;类似的研究还有文献[9]。而针对空气压缩机预测控制的研究,文献[10]提出一种模型参考自适应控制方法以避免系统动态运行期间发生喘振。文献[11]提出一种基于扭转和超扭转算法的分散滑模控制器,较比例积分控制具有更好的动态特性和更快的响应。文献[12]基于 Moore-Greitzer 模型提出一种分散式鲁棒预测控制方法实现压缩机动态控制。尽管这些模型在空气压缩机运行控制方面取得了积极的进展,但还有一些问题没有解决,仍有进一步提升的空间。首先,上述优化方法未考虑空气压缩机的运行特性以及不同设备间的耦合性和关联关系,导致求解方案易陷入局部最优;其次空气压缩系统在不同生产条件下工况大范围变化,依赖人工设定负荷模式快速性、经济性难以保障,亟需空气压缩机协调优化控制。

强化学习是一种与人类思维极其接近的算法,目前已被广泛应用^[13]。强化学习对内外部环境变化进行感知做出最优决策输出,同时可从决策案例中学习失败或成功的经验更新其网络参数,提高决策准确性^[14]。文献[15]利用深度强化学习技术提出一种结合模型预测控制和模糊比例积分控制的级联控制方案,延长了燃料电池系统寿命。文献[16]提出一种基于模糊强化学习的时空数据流预测方法,通过灵活调整网络结构和模型参数以适应不同运行工况。文献[17]将二型模糊系统与强化学习相融合,实现了蒸汽燃气联合循环机组变负荷控制。虽然上述方法考虑二型模糊理论能够描述生产人员认知存在的不确定性,但其优化求解过程仍采用随机策略,在面向高维策略空间求解时,往往容易陷入局部最优策略。

综上所述,本文针对空气压缩机群组多工况变负荷控制问题,结合二型模糊理论对复杂的多工况空气压缩机群组动态特性进行分析与感知,提高强化学习策略选择的指向性和目的性,提出一种基于模糊强化

学习的协调预测控制方法。在数据机理融合模型的基础上,考虑复杂工业环境下模型参数的不确定性、空气压缩机群组中设备运行组合和运行工况的多样性,构建基于二型模糊辨识的空气压缩机群组多工况模型;考虑不同生产负荷下空气压缩供需平衡、机组综合能效、产能成本、系统安全性等因素,设计基于模糊强化学习的空气压缩机负荷分配方法,通过二型模糊推理感知环境特征,使强化学习的策略选择具有指向性和目的性,快速给出不同生产负荷下空气压缩机群组最优运行策略;设计基于多工况模型的协调预测控制器,实现空气压缩机群组负荷的动态跟踪和机组不同运行工况控制。

1 空气压缩机群组运行控制问题描述

工业园区空气压缩系统由多台空气压缩机并联供能,其产品空气经过干燥机后在储气罐内缓存,通过管网向园区用户提供动力。空气压缩机群组结构如图1所示。

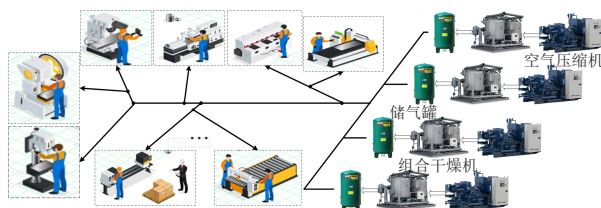


图1 工业园区空气压缩机群组结构

由于原料成分、计划排程和运行边界动态变化,导致空气压缩系统在不同工况下运行,若不能及时调整机组运行负荷将导致空气放散,会造成资源浪费,因此及时准确地实现变负荷控制是空气压缩系统节能控制的关键。复杂工业生产环境下,空气压缩机群组变负荷控制面临如下问题:1)生产人员积累了丰富的操作知识,如何将专家知识融入到系统建模过程,在不同工况下使系统模型具有适应性和灵活性;2)生产条件变化时,依赖专家人员往往不能及时做出调整,机组运行设定依赖于经验,具有盲目性和随机性,因此机组快速变负荷控制是保证空气压缩系统安全稳定优化运行的关键;3)空气压缩系统具有多个机组,不同工况下如何设计具有灵活控制器参数的协调预测控制器来保障系统安全稳定运行。

2 基于模糊强化学习的空气压缩机群组协调预测控制

针对空气压缩机多工况变负荷控制问题,提出一种基于模糊强化学习的空气压缩机群组协调预测控制方法。首先考虑空气压缩机群组中设备运行组合和运行工况的多样性,提出一种基于二型模糊辨识

的空气压缩机群组多工况模型. 在此基础上, 考虑不同生产负荷下压缩空气供需平衡、机组综合能效、产能成本、系统安全性等因素, 提出一种基于模糊强化学习的空气压缩机群组协调预测控制方法, 实现不同工况下多台机组协调控制, 从而保证空气压缩机系统安全稳定优化运行.

2.1 基于二型模糊辨识理论的空气压缩机群组多工况建模

空气压缩机群组的多工况建模框架如图2所示. 随着空气压缩机群组的开启组合以及每台压缩机操作模式的多变, 整个空气压缩机群组系统的模型参数也随之变化.

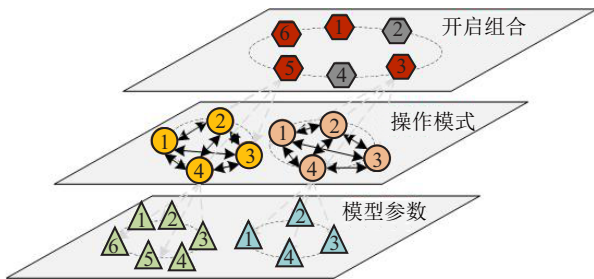


图2 基于二型模糊辨识理论的多工况建模框架

鉴于专家经验的差别导致不同机组运行工况划分边界存在不确定性, 采用模糊语义对工况边界差异化认知建模, 并以模糊规则表示空气压缩机群组不同工况的关联关系, 从而基于区间二型模糊逻辑系统 (interval type-2 fuzzy logic system, IT2FLS)^[18] 建立空气压缩机群组模型统一接口范式. 定义如下:

$$\text{rule}_i : \text{if } x_1 \text{ is } \phi_{1,i}^j \text{ with } E_1 \dots x_m \text{ is } \phi_{m,i}^j \text{ with } E_m;$$

$$\text{then } \begin{cases} \mathbf{M}_i(t+1) = \mathbf{A}_i \mathbf{M}_i(t) + \mathbf{B}_i \mathbf{u}(t), \\ \hat{y}_i(t) = \mathbf{C}_i \mathbf{M}_i(t). \end{cases} \quad (1)$$

其中: i 为模糊逻辑系统的第 i 个规则; j 为空气压缩机的第 j 个运行工况; $\mathbf{x} = [x_1, x_2, \dots, x_m]^T$ 为空气压缩机排气量; E_k 为第 k 台空气压缩机的状态, $k = 1, 2, \dots, m$; $E_k = 0, 1, 2$ 分别为机组运行、停机和启动状态; $\phi_{k,i}^j$ 为第 i 个规则第 k 台压缩机在第 j 个工况下的区间二型模糊集; $\mathbf{u}(t) = [u_1(t), u_2(t), \dots, u_m(t)]^T$ 为空气压缩机群组的控制变量; $\hat{y}_i(t)$ 为压缩空气发生量; \mathbf{M}_i 为空气压缩机群组模型状态量; \mathbf{A}_i 、 \mathbf{B}_i 、 \mathbf{C}_i 为空气压缩机群组不同工况下的模型参数, 通过输出误差 (output error, OE) 模型^[19] 辨识得到.

基于二型模糊辨识理论的空气压缩机群组输出可以描述为

$$\hat{y}(t) = \sum_{i=1}^N \zeta_i \mathbf{C}_i \mathbf{M}_i(t). \quad (2)$$

其中: N 为模糊规则的数量; ζ_i 为第 i 条规则的激励强度, 可以用乘积 t 范数进行计算, 表达式为

$$\zeta_i = \mu_{\phi_{1,i}^j} \times \mu_{\phi_{2,i}^j} \times \dots \times \mu_{\phi_{m,i}^j}, \quad (3)$$

$$\mu_{\phi_{k,i}^j} = \mu_{\phi_{k,i}^j}(\mu_{\bar{\phi}_{k,i}^j}(x_k)), \quad (4)$$

$\mu_{\phi_{k,i}^j}$ 为第 i 个规则第 k 台压缩机在第 j 个工况下的隶属度函数. 为了构建空气压缩机群组的多工况模型, 将隶属度函数定义为

$$\mu_{\phi_{k,i}^j} = \begin{cases} 1, & \mu_{\bar{\phi}_{k,i}^j} = \max(\mu_{\bar{\phi}_{1,i}^j}, \mu_{\bar{\phi}_{2,i}^j}, \dots, \mu_{\bar{\phi}_{m,i}^j}); \\ 0, & \text{otherwise.} \end{cases} \quad (5)$$

$$\mu_{\bar{\phi}_{k,i}^j} = \frac{\mu_{\bar{\phi}_{k,i}^j}(x_k) + \bar{\mu}_{\bar{\phi}_{k,i}^j}(x_k)}{2}. \quad (6)$$

其中 $\bar{\mu}_{\phi_{k,i}^j}(x_k) \in [0, 1]$ 和 $\mu_{\phi_{k,i}^j}(x_k) \in [0, 1]$ 分别为二型模糊集的上下隶属度函数, $\mu_{\phi_{k,i}^j}(x_k) \leq \bar{\mu}_{\phi_{k,i}^j}(x_k)$.

2.2 基于模糊强化学习的空气压缩机群组协调预测控制模型

首先依据历史运行数据中提供的不同时段压缩空气需求量综合系统经济成本和能效目标, 并结合设备和系统安全运行约束, 通过模糊强化学习方法对空气压缩机群组的运行工况进行离线训练; 然后运用得到的离线策略 π 为当前生产计划提供的实时数据进行在线优化, 同时运用提出的基于模糊规则的策略优化方法对强化学习的策略选择进行优化, 快速得到机组最优运行组合、不同机组最优运行负荷、与当前运行工况相匹配的空气压缩机群组模型以及最优控制器参数策略, 并将优化结果作为控制指令分别下发给实际系统和模型预测控制器进行控制. 算法整体结构如图3所示.

2.2.1 空气压缩机组负荷分配

1) 目标函数.

压缩空气是工业生产重要的动力能源和介质, 受生产计划、原料成分等影响导致系统运行工况动态变化. 综合考虑压缩空气系统经济成本和机组能效目标, 结合实际工业数据及工业电价建立目标函数, 表达式为

$$\min_{E_k(t), u_k(t)} J_{CO} = \tau_1 \sum_{t=1}^T \xi \left(\sum_{k=1}^m E_k(t) f_k(u_k(t)) \right) + \tau_2 \text{SP}. \quad (7)$$

其中: ξ 为电价; f_k 为机组能耗模型; 令空气压缩机能耗 $w_k(t) = f_k(u_k(t))$, $w_k(t)$ 为一个分段函数, 可以根据 $E_k(t)$ 状态计算得到; 不同机组的能耗曲线采用 OE 模型辨识获取, 启停能耗依据经验函数设置; τ_1 和 τ_2

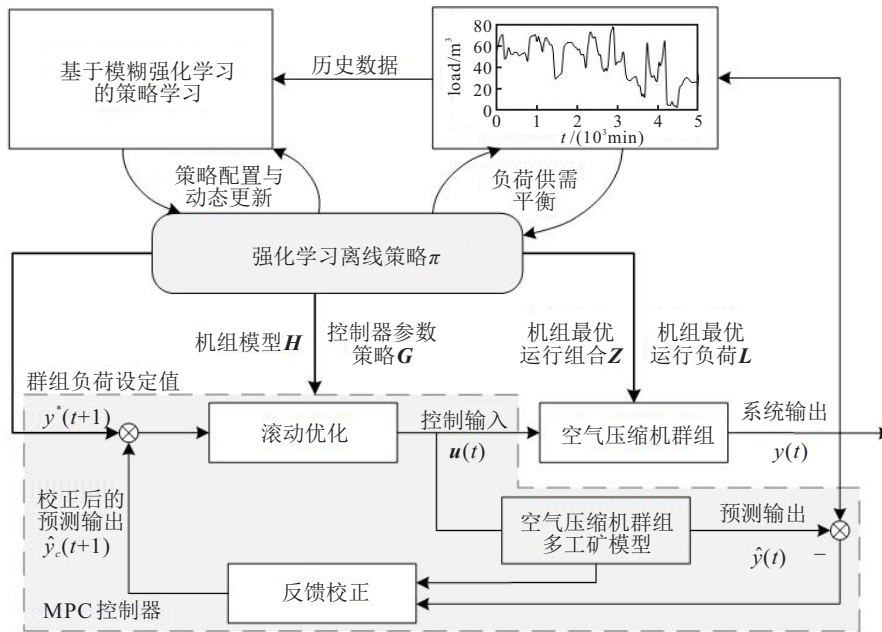


图3 所提出方法结构

分别为目标函数的权重,根据企业需要进行设置;SP为空气压缩机群组的比功率,有

$$SP = \frac{1}{T} \sum_{t=1}^T \left(\sum_{k=1}^m E_k(t)w_k(t) / y(t) \right),$$

$y(t)$ 为空气压缩机群组的实际输出。

2) 模型约束。

① 设备安全运行约束。

空气压缩机转速和排气量满足安全边界约束,保证其安全稳定运行。安全运行边界条件定义如下:

$$u_{k,\min} \leq u_k(t) \leq u_{k,\max}, \quad (8)$$

$$x_{k,\min} \leq x_k(t) \leq x_{k,\max}. \quad (9)$$

其中: $u_{k,\min}$ 和 $u_{k,\max}$ 分别为空气压缩机转速的上下边界, $x_{k,\min}$ 和 $x_{k,\max}$ 分别为空气压缩机排气量的上下边界。

② 压缩空气供需匹配约束。

为保证压缩空气供需平衡和减少管网压力在合理范围内的变化次数,给出压缩空气供需平衡约束为

$$\|\hat{y}(t) - d(t) - h(t)\| \leq \varepsilon. \quad (10)$$

其中: $d(t)$ 为园区用户压缩空气需求量,单位 m^3/min ; $h(t)$ 为不同管网压力下压缩空气损失量,单位 m^3/min ; ε 设置依据专家经验。

③ 压缩空气供需匹配约束。

为避免机组频繁启停造成空气压缩机的寿命下降,优化模型给出机组运行时间约束条件,定义如下:

$$RT_{k,\min} \leq t_k^{\text{stop}} - t_k^{\text{start}} \leq RT_{k,\max}. \quad (11)$$

其中: t_k^{stop} 和 t_k^{start} 分别为空气压缩机组的停机时刻

和启动时刻; $RT_{k,\min}$ 和 $RT_{k,\max}$ 分别为空气压缩机组的运行最短和最长时间。

3) 基于模糊强化学习的空气压缩机工况优化。

结合历史数据和生产计划可获得每日不同时段压缩空气负荷需求量,基于模糊强化学习方法进行连续优化控制动态给出不同负荷工况下机组组合-运行工况-模型及控制器参数关系表。空气压缩机群组不同工况参数定义为 $\langle Z, L, H, G \rangle$ 。其中: Z 为机组运行组合; $L = [L_1, L_2, \dots, L_m]^T$ ($L_k = x_k + v_k, v_k$ 为第 k 台压缩机的压缩空气损失量)为不同机组运行负荷; H 为式(2)所示的与当前运行工况相匹配的空气压缩机群组模型; G 为控制参数策略。此类系统产生数量庞大的工况组合,难以被操作人员和决策系统完全掌握。因此,提出一种基于模糊强化学习的空气压缩机工况优化方法,以快速获取不同空气压缩机的运行工况,使目标函数 J_{co} 达到最小化。

① 策略长时收益评价。

压缩空气系统不同时段工况可分为 $[OM_1, OM_2, \dots, OM_T]^T$,采用模糊强化学习为每个工况匹配参数,并将该时段目标函数数值作为收益,每日以策略长时收益进行评价。考虑空气压缩机群组的启停和变负荷控制两类调控手段,动作集合 a 为 $\langle e, u \rangle$,其中 e 为机组启停动作。策略长时收益评价定义如下:

$$v_\pi(s) = \sum_a \pi(a|s) \sum_{s'} p(s'|s, a) [r(s, a, s') + \gamma v_\pi(s')]. \quad (12)$$

其中: $v_\pi(s)$ 为策略 π 下状态 s 的累积奖励; $\pi(a|s) = \arg \max_a Q(s, a)$ 为在状态 s 下选择行动 a 的概率;

$p(s'|s, a)$ 为状态 s 下选择动作 a 后系统的下一个状态是 s' 的概率; $r(s, a, s')$ 为状态 s 下选择动作 a 且系统的下一个状态是 s' 时得到的短期收益, 将 $r(s, a, s')$ 简称为 r_t , 其计算方式定义为 $r_t = e^{-J\omega}$; γ 为衰减因子.

② 策略优化方法.

强化学习方法的转移概率 p 通常采用随机策略, 具有盲目性, 导致系统优化求解耗费大量时间. 因此, 基于二型模糊理论将专家知识以规则的形式进行表征, 从而提高策略选择的指向性和目的性. 基于二型模糊推理的空气压缩机机组组合及负荷分配策略, 有

$$\text{rule}_l : \text{if } d \text{ is } S_l, \text{ and } \hat{p} \text{ is } \bar{p}_l, \text{ then } Z_l \text{ is } \Omega_l. \quad (13)$$

其中: \hat{p} 为压缩空气系统管网压力; S_l 和 \bar{p}_l 分别为压缩空气系统负荷流量和管网压力的划分工况模糊集合; Z_l 为空气压缩机群组运行组合工况输出; Ω 为后件空气压缩机群组运行组合工况集合 $\Omega = \{\Omega_1, \Omega_2, \dots, \Omega_n\}$; $l = 1, 2, \dots, n$ 为第 l 条规则, $n = \sum_{i=1}^m C_m^i$ 为规则总数, C_m^l 为从 m 台压缩机中任意开启 i 台的排列组合数. 二型模糊推理、降型和解模糊的步骤参见文献[20].

结合已建立不同开启组合的空气压缩机模型, 与分配策略联动, 实现空气压缩机模型切换. 在此基础上, 结合文献[21]提出的模型控制器参数整定方法, 动态给出模型最优控制器参数, 形成空气压缩群组策略网络集合.

③ 策略训练方法.

结合上述步骤所建立的模型, 通过离线训练选择最优的策略集合. 为了便于理解所提算法的步骤, 给出详细步骤如下.

算法1 二型模糊强化学习方法.

- 1: 初始化 $Q(s, a), \forall s \in S, a \in A(s)$
- 2: for episode = 1 : Num
- 3: 初始化状态 s (当前时刻状态)
- 4: for $t = 1 : T$
- 5: 由 $Q_t(s, a)$ 和离线策略 π , 结合式(13)选择行为 a
- 6: 执行动作 a , 确定下一个决策状态 s' , 计算奖励值 r_{t+1}
- 7: 用 $Q_{t+1}(s, a) = Q_t(s, a) + \alpha[r_{t+1} + \gamma \max_{a'} Q_t(s', a') - Q_t(s, a)]$ 更新 t 时刻的 $Q_t(s, a)$;
- 8: 用 s_{t+1} 更新 t 时刻的状态 s_t
- 9: end for
- 10: end for

2.2.2 空气压缩机群组协调预测控制

为了保证压缩空气系统安全平稳地运行, 对空气压缩机群组采用预测控制, 以压缩空气需求负荷量作为有限时域内期望输出, 通过不同空气压缩机转速控制以达到满足压缩空气的供需平衡. 预测控制的性能指标为

$$\min_{\Delta u} J_{\text{MPC}}(t) = \sum_{i=1}^P \hat{\beta}_1 [y^*(t+i) - \hat{y}_M(t+i|t)]^2 + \sum_{j=1}^M \hat{\beta}_2 \Delta u^2(t+j-1), \quad (14)$$

$$\hat{y}_M(t+i|t) = \hat{y}_0(t+i|t) + \sum_{k=1}^m \sum_{j=1}^{\min(M,i)} b_{i-j+1} \Delta u_k(k+j-1). \quad (15)$$

其中: y^* 为空气压缩机群组期望输出负荷, 是协调优化控制模型提供的控制量, 即压缩机群组最优运行工况下所对应的压缩空气发生量; \hat{y}_M 为预测模型的输出, 可以通过式(15)获得; $\mathbf{b} = [b_1, b_2, \dots, b_{t_{\text{MPC}}}]$ 为模型向量, 是式(2)的单位阶跃响应采样值, 随变工况指令进行多工况模型切换, t_{MPC} 为模型预测控制器的建模时域; P 和 M 分别为预测域和控制域; $\hat{\beta}_1$ 和 $\hat{\beta}_2$ 为权系数, 分别表示对跟踪误差及控制量变化的抑制程度.

为了保证空气压缩机群组的安全稳定运行, 各变量在运行时需满足的约束条件如下:

$$\begin{cases} u_{k,\min} \leq u_k \leq u_{k,\max}, \\ \Delta u_{k,\min} \leq \Delta u_k \leq \Delta u_{k,\max}, \\ y_{\min} \leq \hat{y} \leq y_{\max}. \end{cases} \quad (16)$$

其中: 转速变化量 Δu_k 需满足设备转速调节上下边界 $[\Delta u_{k,\min}, \Delta u_{k,\max}]^T$; 机组排气量需要满足其运行边界的约束. 上述优化问题运用动态规划方法求解.

3 仿真实验

以国内某工业园区空气压缩系统为背景, 基于历史生产数据和设备机理知识, 借助先进过程模拟器 (APROS) 仿真软件搭建空气压缩机群组仿真平台, 仿真系统结构如图4所示.

对空气压缩机群组中涉及到的机组变量和协调预测控制系统中涉及到的关键参量进行定义, 如表1和表2所示. 表2中: \mathbf{A}_i 、 \mathbf{B}_i 、 \mathbf{C}_i 为空气压缩机群组不同工况下的模型参数, \mathbf{M}_i 为空气压缩机群组状态变量, $i = 1, 2, \dots, 256$ 为压缩机群组运行工况索引, 限于篇幅, 不列出上述参数变量具体数值.



图4 空气压缩机群组仿真平台结构

表1 压缩空气系统设备类型及规格说明

设备机组	型号	额定值	备注
1#螺杆压缩机	SA-120W	20 m ³	变频控制
2#螺杆压缩机	SA-250W	40 m ³	变频控制
3#螺杆压缩机	SA-250W	40 m ³	变频控制
4#螺杆压缩机	OGD61/8	60 m ³	变频控制
1#组合干燥机	RC0200	20 m ³	-
2#组合干燥机	RC0400	40 m ³	-
3#组合干燥机	RC0400	40 m ³	-
4#组合干燥机	RC0600	60 m ³	-
1#~4#储气罐	-	4 m ³ /1.1 Mpa	-

表2 协调预测控制系统关键参量定义

变量	含义	量纲	额定值	补充说明
$u_1(t)$	1#压缩机转速	r/min	2970	控制量
$u_2(t)$	2#压缩机转速	r/min	1480	控制量
$u_3(t)$	3#压缩机转速	r/min	1480	控制量
$u_4(t)$	4#压缩机转速	r/min	2980	控制量
$y(t)$	压缩空气排气量	m ³ /min	160	被控量
\hat{y}_t	压缩空气预测量	m ³ /min	160	预测量
$d(t)$	负荷需求量	m ³ /min	160	目标量
A_i	系统矩阵	-	-	模型参数
B_i	控制矩阵	-	-	模型参数
C_i	输出矩阵	-	-	模型参数
M_i	状态矩阵	-	-	状态变量

为了验证所提出方法的有效性,选取均方根误差(root mean square error, RMSE)和平均绝对百分比误差(mean absolute percentage error, MAPE)作为评价指标,对所提出建模方法的性能进行分析。此外,以比功率和月经济成本为指标,结合遗传算法(genetic algorithm, GA)^[5]、差分进化(differential evolution, DE)^[22]算法,对比分析所提出协调预测控制模型的性能。上述指标的计算方式如下:

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{T} \sum_{t=1}^T (\hat{y}_t - y_t)^2}, \quad (17)$$

$$MAPE = \frac{100\%}{T} \sum_{t=1}^T \frac{|y_t - \hat{y}_t|}{|y_t|}, \quad (18)$$

$$SP = \frac{1}{T} \sum_{t=1}^T \sum_{k=1}^m \frac{E_k(t)w_k(t)}{y(t)}, \quad (19)$$

$$EC = \sum_{t=1}^T \xi \left(\sum_{k=1}^m E_k(t)w_k(t) \right). \quad (20)$$

其中:SP为空气压缩机群组比功率(单位:kW/m³/min),EC为空气压缩机群组月经济成本(单位:元)。

3.1 空气压缩机多工况建模结果分析

为验证所提出建模方法的有效性,选取最小二乘支持向量机(least squares support vector machine, LSSVM)^[23]、一型模糊逻辑系统(type-1 fuzzy logic system, T1FLS)^[24]、OE模型^[19]作为对比算法,参数具体数值如表3所示。其中:LSSVM的模型参数通过经验法和实验法进行选取,OE模型的阶次通过贝叶斯信息准则^[25]进行选取,T1FLS和所提出方法的工况规则数通过机组运行工况排列组合得到。

表3 模型参数选择

算法	参数	取值
LSSVM	核参数	高斯核
	高斯核宽度	80
	惩罚系数	1
T1FLS	规则数	256
本文方法	规则数	256
OE	模型阶次	4

图5(a)、(c)、(e)为空气压缩机在3种典型工况下的负荷预测结果,图5(b)、(d)、(f)为对应工况下的压缩机负荷预测与采集值误差对比分析结果。可以看出,不同工况下,所提出方法和T1FLS方法较LSSVM和OE模型具有更小的误差。为了进一步表明所提出方法的优越性,表4给出不同建模方法下的空压站多工况负荷预测结果。在RMSE和MAPE指标上,所提出方法具有更好的预测性能。

表4 空气压缩机群组多工况负荷预测结果统计

算法	RMSE	MAPE/%
辨识模型	0.712	0.91
LSSVM	1.01	1.21
T1FLS	0.157	0.18
本文方法	0.141	0.16

3.2 模糊强化学习仿真结果分析

基于模糊强化学习的空气压缩机多工况优化方法分为离线训练和在线优化两部分,为了验证所提

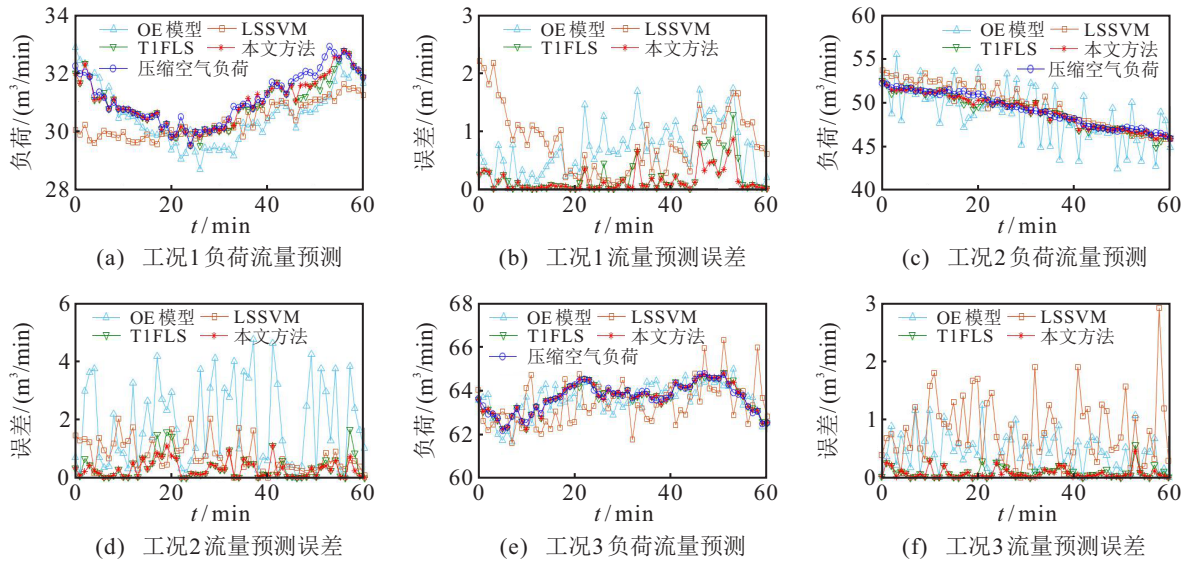


图5 空气压缩机组负荷预测结果

出方法在离线训练方面的快速性,将本文方法与传统强化学习方法进行比较.采用某工业园区2020年6月~7月的空气压缩机运行历史数据,以6月1日~7日的2016个数据点为训练数据.两种方法的学习率和衰减因子均取 $\alpha = 0.45, \gamma = 0.7$.此外,模糊强化学习的模糊规则数设置为24.图6给出了经典强化学习和模糊强化学习的收敛曲线对比.从图中可以看出,两种方法最终均能达到收敛状态,但是在相同环境下,模糊强化学习方法的收敛速度约为经典强化学习方法的2倍以上,验证了所提出方法的有效性.

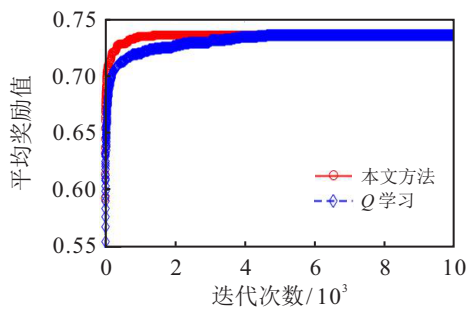


图6 不同方法学习过程收敛曲线

此外,为了验证所提出模糊强化学习方法在线优化的有效性,将所提出方法与传统GA和DE进行对比,采用相同的目标函数(3),其中能耗 τ_1 和比功率权重系数 τ_2 分别定义为0.55和0.45.图7给出了同等优化结果下协调预测方法的月经济指标和比功率直方图.可以看出,所提出方法与GA和DE方法的能耗和比功率近似,可以认为3种方法具有同等优化结果.

为了表明所提出方法在优化耗时方面的优势,表5列举了3种方法在1个月内不同工况下每小时平均经济指标、比功率和计算耗时的统计测试结果.从表5中可以看出,在同等优化结果下,由于所提出方法具

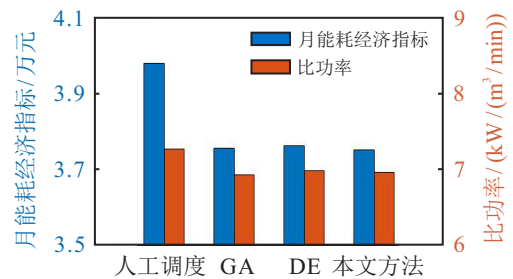


图7 不同优化方法空气压缩机组能耗对比分析

有先验最优性,其在线优化过程的计算耗时明显少于GA和DE方法,能够快速为空气压缩机群组提供最优的调度方案.

表5 不同协调优化方法性能对比

评价指标	GA	DE	本文方法
每小时能耗经济指标/元	215.97	217	215.62
比功率/(kW/(m ³ /min))	6.22	6.25	6.212
耗时/s	1514.63	968.3	8.03

将所提出方法应用于某工业园区空气压缩群组的硬件,在回路仿真系统进行性能测试,并在表6中对优化调度前后关键性能指标进行比较,与优化前的人工调度相比,智能优化后的系统比功率提升4.26%,月经济成本下降5.65%.

表6 协调优化前后关键指标对比

评价指标	优化前	优化后	
比功率/(kW/(m ³ /min))	7.27	6.96	提升4.26%
月能耗经济指标/元	39764	37517	降低5.65%

3.3 协调预测控制仿真结果分析

为了验证所提出方法的协调预测控制性能,将所提出方法与不同的专家设定参数策略进行对比.限于篇幅,结合实际数据,表7只给出3种典型工况下3种专家策略的控制器参数选取及其控制输出对应的

RMSE和MAPE评价指标对比.从表7中可以看出,不同工况下由于参数选取的不同,其控制输出的RMSE和MAPE有明显差别,基于专家经验的参数选择策略存在主观性和随意性,因此其控制精度较低.而本文方法能够根据压缩空气群组工况变化,快速实现控制器参数的最优动态调整,保证其控制输出的RMSE最小,MAPE最大.图8给出了参数自适应控制器与专家设定参数策略的仿真结果对比,从图中可以看出,选取不同预测控制参数策略所达到的控制效果差异明显.因此,在空气压缩机组运行工况切换时,所提出方法通过自适应控制策略能够实现压缩空气负荷快速精准跟踪.

表7 不同工况下专家策略和本文方法的比较

工况类型	参数策略	参数选择 (P, M)	RMSE	MAPE (%)
工况1	专家策略1	(28, 21)	5.24	3.11
	专家策略2	(16, 4)	5.49	3.4
	专家策略3	(8, 6)	6.59	4.51
	本文方法	(30, 4)	4.87	2.82
工况2	专家策略1	(30, 12)	6	3.09
	专家策略2	(20, 10)	5.17	2.72
	专家策略3	(15, 12)	5.04	2.75
	本文方法	(16, 6)	4.99	2.7
工况3	专家策略1	(29, 10)	6.06	3.6
	专家策略2	(20, 16)	6.08	3.84
	专家策略3	(10, 8)	6.42	4.31
	本文方法	(24, 4)	5.86	3.59

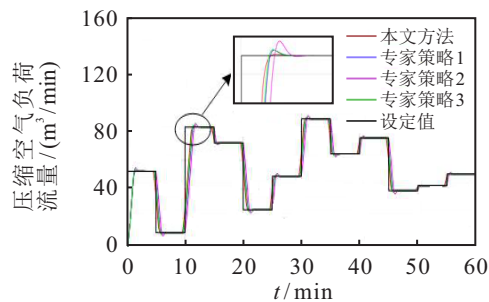


图8 不同负荷下本文方法与专家策略结果对比

4 结论

针对空气压缩机组多工况变负荷控制问题,提出一种基于模糊强化学习的空气压缩机组协调控制方法.该方法运用模糊辨识构建空气压缩机组多工况模型,以此为基础设计了空气压缩机组的预测控制器.考虑到空气压缩机组具有高能耗、多工况等特性,提出一种基于模糊强化学习的空气压缩机组变负荷协调控制方法,在不同负荷下实现空气压缩机组最优策略运行,并结合模型预测控制实现空气压缩机组自动变负荷控制.以国内某工业园区空气压缩机组仿真平台和硬件在回路仿真系统为例,通过系

统优化前后性能指标对比,验证了所提出方法的有效性.

参考文献(References)

- [1] 观研天下. 中国空气压缩机行业现状深度分析与发展趋势预测报告 [EB/OL]. (2022-08-09) [2023-03-15]. <http://www.163.com/dy/article/HEB63LPH0518H9Q1.html>.
- [2] 中华人民共和国国务院办公厅. 国务院关于印发2030年前碳达峰行动方案的通知(国发[2021]23号)[J]. 中华人民共和国国务院公报, 2021(31): 48-58. (General Office of the State Council, PRC. Circular of the state council on printing and issuing the action plan for carbon dioxide peaking before 2030 Chinese full text[J]. Gazette of the State Council of the People's Republic of China, 2021(31): 48-58.)
- [3] 苏兴, 卢静. 阿特拉斯·科普柯固定式螺杆空气压缩机故障及排除方法[J]. 现代制造技术与装备, 2019, 269(4): 150-156. (Su X, Lu J. Atlas copco fixed screw air compressor failure and elimination methods[J]. Modern Manufacturing Technology and Equipment, 2019, 269(4): 150-156.)
- [4] Wright S, Somani M, Ditzel C. Compressor station optimization[C]. Proceedings of the 30th Annual Meeting. Denver: Pipeline Simulation Interest Group, 1998.
- [5] Mahmoudimehr J, Sanaye S. Minimization of fuel consumption of natural gas compressor stations with similar and dissimilar turbo-compressor units[J]. Journal of Energy Engineering, 2014, 140(1): 04013001.
- [6] Zhang X R, Wu C C, Zuo L L, et al. Dynamic programming based algorithm for compressor station optimization[C]. Proceedings of ASME 2014 International Mechanical Engineering Congress and Exposition. DOI: 10.1115/IMECE2014-36289.
- [7] Cortinovis A, Mercangöz M, Zovadelli M, et al. Online performance tracking and load sharing optimization for parallel operation of gas compressors[J]. Computers & Chemical Engineering, 2016, 88: 145-156.
- [8] Zagorowska M, Skourup C, Thornhill N F. Influence of compressor degradation on optimal operation of a compressor station[J]. Computers & Chemical Engineering, 2020, 143: 107104.
- [9] Adamson R, Hobbs M, Silcock A, et al. Steady-state optimisation of a multiple cryogenic air separation unit and compressor plant[J]. Applied Energy, 2017, 189: 221-232.
- [10] Han J, Yu S, Yi S. Adaptive control for robust air flow management in an automotive fuel cell system[J]. Applied Energy, 2017, 190: 73-83.
- [11] Zhao D D, Gao F, Bouquain D, et al. Sliding-mode control of an ultrahigh-speed centrifugal compressor for the air management of fuel-cell systems for automotive applications[J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2014, 63(1): 51-61.
- [12] Torrisi G, Grammatico S, Cortinovis A, et al.

- Model predictive approaches for active surge control in centrifugal compressors[J]. IEEE Transactions on Control Systems Technology, 2017, 25(6): 1947-1960.
- [13] Sutton R S, Barto A G. Reinforcement learning: An introduction[M]. Cambridge: MIT Press, 1998.
- [14] Foruzan E, Soh L K, Asgarpour S. Reinforcement learning approach for optimal distributed energy management in a microgrid[J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2018, 33(5): 5749-5758.
- [15] Zhou J H, Liao Y H, Liu J, et al. Deep reinforcement learning guided cascade control for air supply of polymer exchange membrane fuel cell[J]. Energy Technology, 2021, 9(9): 2100149.
- [16] Zhao J, Liu Y, Pedrycz W, et al. Spatiotemporal prediction for energy system of steel industry by generalized tensor granularity based evolving type-2 fuzzy neural network[J]. IEEE Transactions on Industrial Informatics, 2021, 17(12): 7933-7945.
- [17] Liu Y, Zhao J, Wang W. Event-triggered adaptive parameter control for the combined cooling, heating, and power system[J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2022, 69(12): 13881-13890.
- [18] Wang Y F, Ma B X, Chai T Y, et al. Type-2 adaptive fuzzy modeling and oxygen excess ratio control for PEMFC air supply system[J]. Acta Automatica Sinica, 2019, 45(5): 853-865.
- [19] Liu T, Dong S J, Chen F W, et al. Identification of discrete-time output error model using filtered input excitation for integrating processes with time delay[J]. IEEE Transactions on Automatic Control, 2017, 62(5): 2524-2530.
- [20] 刘晏, 李前胜, 姜彦辰, 等. 输出约束的有限时间自适应区间二型模糊输出反馈PMSM 伺服控制[J]. 控制与决策, DOI: 10.13195/j.kzyjc.2022.1216. (Liu Y, Li Q S, Jiang Y C, et al. Finite-time adaptive IT2 fuzzy output feedback PMSM servo control based on output constraint[J]. Control and Decision, DOI: 10.13195/j.kzyjc.2022.1216.)
- [21] Bagheri P, Khaki-Sedigh A. Tuning of dynamic matrix controller for FOPDT models using analysis of variance[J]. IFAC Proceedings Volumes, 2011, 44(1): 12319-12324.
- [22] Price K V, Storn R M, Lampinen J A. Differential evolution—A practical approach to global optimization[M]. Berlin: Springer Science & Business Media, 2006.
- [23] Suykens J A K, Vandewalle J. Least Squares support vector machine classifiers[J]. Neural Processing Letters, 1999, 9(3): 293-300.
- [24] Kofinas P, Dounis A I, Vouros G A. Fuzzy Q-learning for multi-agent decentralized energy management in microgrids[J]. Applied Energy, 2018, 219: 53-67.
- [25] Lee E R, Noh H, Park B U. Model selection via Bayesian information criterion for quantile regression models[J]. Journal of the American Statistical Association, 2014, 109(505): 216-229.

作者简介

王伟(1955—), 男, 教授, 博士生导师, 从事流程工业综合自动化、人工智能技术及其应用等研究, E-mail: wangwei@dlut.edu.cn;

仲璐璐(1992—), 女, 博士生, 从事基于数据驱动的模式、优化与协调控制等研究, E-mail: zhonglulu@mail.dlut.edu.cn;

刘洋(1990—), 男, 博士后, 从事工业能源设备的智能控制与运维的研究, E-mail: liuyang_dlut@mail.dlut.edu.cn;

赵珺(1981—), 男, 教授, 博士生导师, 从事流程工业生产计划与优化调度、计算机集成制造、智能优化机器学习和知识自动化等研究, E-mail: zhaoj@dlut.edu.cn;

王霖青(1985—), 女, 副教授, 硕士生导师, 从事流程工业生产计划与优化调度、计算机集成制造、机器学习等研究, E-mail: wanglinqing@dlut.edu.cn.



特邀专家 王伟, 1982年、1984年和1988年分别在东北大学自控系工业自动化专业获工学学士、硕士和博士学位, 随后在东北大学自动化研究中心任讲师、副教授和教授, 2000年起任大连理工大学控制科学与工程学院教授。国家杰出青年科学基金获得者, 任中国自动化学会会士和常务理事, 中国自动化学会过程控制专委会副主任, 获得国务院政府特殊津贴、国家自然科学基金二等奖和辽宁省“五一劳动奖章”等荣誉。

专家寄语 百年华诞, 莘莘学子, 桃李满庭, 祝福母校的未来更加美好, 祝福东大控制学科再创辉煌!