

4-12-2023

Dynamics Modeling and Online Prediction of Energy Consumption of Discrete Manufacturing System

Wei Chen

School of Internet of Things Engineering, Jiangnan University, Wuxi 214122, China;
chanvey2218@qq.com

Yan Wang

School of Internet of Things Engineering, Jiangnan University, Wuxi 214122, China;
wangyan88@jiangnan.edu.cn

Zhicheng Ji

School of Internet of Things Engineering, Jiangnan University, Wuxi 214122, China;

Follow this and additional works at: <https://dc-china-simulation.researchcommons.org/journal>



Part of the [Artificial Intelligence and Robotics Commons](#), [Computer Engineering Commons](#), [Numerical Analysis and Scientific Computing Commons](#), [Operations Research](#), [Systems Engineering and Industrial Engineering Commons](#), and the [Systems Science Commons](#)

This Paper is brought to you for free and open access by Journal of System Simulation. It has been accepted for inclusion in Journal of System Simulation by an authorized editor of Journal of System Simulation.

Dynamics Modeling and Online Prediction of Energy Consumption of Discrete Manufacturing System

Abstract

Abstract: Aiming at the traditional energy consumption modeling methods of discrete manufacturing system being difficult to adapt to the complexity and variability of working conditions, an online dynamic energy consumption modeling method based on real-time data is proposed. The energy consumption affecting factors are determined by analyzing the operation mechanism of the discrete manufacturing system and equipment. *An online sequential extreme learning machine algorithm that can dynamically adjust the number of hidden layer nodes is proposed to construct the energy consumption model. The real-time data can update the model quickly. Bernstein's inequality is introduced to improve the model data screening ability.* The simulation experiment and the comparison show that the method has better regression accuracy, smaller prediction error and shorter modeling time, and can be applied to the dynamic modeling and online prediction scenarios of energy consumption of discrete manufacturing systems.

Keywords

discrete manufacturing, prediction of energy consumption, online sequential extreme learning machine, Bernstein inequality

Recommended Citation

Wei Chen, Yan Wang, Zhicheng Ji. Dynamics Modeling and Online Prediction of Energy Consumption of Discrete Manufacturing System[J]. Journal of System Simulation, 2023, 35(4): 760-772.

离散制造系统能耗动态建模与在线预测

陈威, 王艳*, 纪志成

(江南大学 物联网工程学院, 江苏 无锡 214122)

摘要: 针对传统离散制造系统能耗建模方法难以适应工况复杂多变性的问题, 提出一种基于实时数据的能耗在线动态建模方法。分析离散制造系统和加工设备运行机理确定能耗影响因素; 提出一种可动态调节隐藏层节点数的在线贯序极限学习机算法来构建能耗模型, 当有实时数据时可快速更新模型; 引入伯恩斯坦不等式提高模型的数据筛选能力。通过仿真实验和对比, 验证了该方法具有回归精度高、预测误差小且建模用时短的优点, 可应用于离散制造系统能耗的动态建模与在线预测场景。

关键词: 离散制造; 能耗预测; 在线贯序极限学习机; 伯恩斯坦不等式

中图分类号: TP391.9

文献标志码: A

文章编号: 1004-731X(2023)04-0760-13

DOI: 10.16182/j.issn1004731x.joss.21-1304

引用格式: 陈威, 王艳, 纪志成. 离散制造系统能耗动态建模与在线预测[J]. 系统仿真学报, 2023, 35(4): 760-772.

Reference format: Chen Wei, Wang Yan, Ji Zhicheng. Dynamics Modeling and Online Prediction of Energy Consumption of Discrete Manufacturing System[J]. Journal of System Simulation, 2023, 35(4): 760-772.

Dynamics Modeling and Online Prediction of Energy Consumption of Discrete Manufacturing System

Chen Wei, Wang Yan*, Ji Zhicheng

(School of Internet of Things Engineering, Jiangnan University, Wuxi 214122, China)

Abstract: Aiming at the traditional energy consumption modeling methods of discrete manufacturing system being difficult to adapt to the complexity and variability of working conditions, an online dynamic energy consumption modeling method based on real-time data is proposed. The energy consumption affecting factors are determined by analyzing the operation mechanism of the discrete manufacturing system and equipment. An online sequential extreme learning machine algorithm that can dynamically adjust the number of hidden layer nodes is proposed to construct the energy consumption model. The real-time data can update the model quickly. Bernstein's inequality is introduced to improve the model data screening ability. The simulation experiment and the comparison show that the method has better regression accuracy, smaller prediction error and shorter modeling time, and can be applied to the dynamic modeling and online prediction scenarios of energy consumption of discrete manufacturing systems.

Keywords: discrete manufacturing; prediction of energy consumption; online sequential extreme learning machine; Bernstein inequality

收稿日期: 2021-12-16 修回日期: 2022-02-27

基金项目: 国家重点研发计划(2018YFB1701903)

第一作者: 陈威(1995-), 男, 硕士生, 研究方向为离散制造能耗预测、机器学习。E-mail: chanvey2218@qq.com

通讯作者: 王艳(1978-), 女, 教授, 博士生导师, 博士, 研究方向为网络化系统、智能产线能耗优化控制。

E-mail: wangyan88@jiangnan.edu.cn

0 引言

离散制造涉及工业航空航天、机床、船舶制造等领域, 其规模庞大, 能源消耗不可忽视。以普遍应用于离散制造中的机床设备为例, 由于其能效低下, 浪费严重^[1], 因此节能减排十分重要。然而, 离散制造系统能耗机理复杂, 对其进行能耗机理分析并做出准确的预测仍有很大的研究空间。

在探索建立离散制造系统的能耗模型及预测能耗方面, 国内外研究者做出了很多研究。尚振东^[2]基于重型数控铣镗床主轴和进给轴中的功率流, 考虑了切削附加功率和材料去除功率, 建立了相应的能耗模型; Li等^[3]建立的铣床能耗模型在考虑材料移除率外, 还考虑了主轴转速对能耗的影响; Asrai等^[4]基于铣削设备能量流, 提出了一种考虑主轴转速、进给速度等多种工艺参数的能耗建模方法。由于离散制造设备能耗影响因素众多且是非线性的, 而上述模型在建立时又需要进行大量实验校验, 所以在实际生产场景中很难适应复杂工况的不确定性和时变性。

基于数据驱动的智能建模方法获得了更多关注。He等^[5]提出了一种基于OPC UA的加工设备能耗预测框架, 使用机器学习算法对设备进行能耗预测; 李聪波等^[6]将数控车床运行时期的状态分解成若干个元动作, 并利用高斯回归建立基于元动作的能耗预测模型; Lü等^[7]使用支持向量机算法建立了加工设备能耗模型, 并在磨床上证实了所提模型合理且有效; Kant等^[8]在干式切削环境下, 提出了使用人工神经网络建立机床设备加工过程的能耗预测模型。以上所述方法都是基于车间历史数据建立的离线能耗模型。然而, 在现实场景下, 离散制造系统的能耗会随着设备状态、设备服役性能、生产工况、加工参数等的变化而发生不确定动态变化。传统的机理建模与离线建模很难符合能耗精确预测的要求, 而重新建立能耗模型则会浪费过多时间, 无法适应实时生产的

在线预测需要, 因此, 需要研究基于实时数据驱动的能耗动态建模方法, 通过模型的动态更新改善其工况适用性, 提高能耗预测精度。本文在对离散制造系统能耗特性进行了系统的分析后, 建立了对应的能耗模型, 并以加工状态下的数控车床为例, 通过分析其能耗机理确定了能耗影响因素; 提出了一种基于伯恩斯坦不等式(Bernstein inequality, BI)的增量在线贯序极限学习机的动态建模算法, 该算法能够动态调节隐藏层节点数以优化模型回归精度, 并通过BI筛选实时数据和在线贯序学习来更新能耗模型。

1 离散制造系统能耗特性分析

离散制造车间主要包括生产环境、加工设备、产品等主体要素, 要素间互相作用大致形成了三类能耗, 分别为加工设备能耗、运输能耗和公共能耗。为了正确建立离散制造系统的能耗模型, 需要对这三类能耗进行全面而系统地分析。

1.1 加工设备能耗

加工设备能耗是离散制造系统总能耗的重要主体, 是车间中所有加工设备能耗的总和。当生产进行时, 车间的各台加工设备会在3种状态下切换, 分别为加工、待机与空载, 于是需要分别分析各种状态的设备能耗。

假定制造车间有 m 台加工设备和 s 个待加工的工件, 每个工件都有一道或多道工序。每台设备可加工多道工序^[9]。因为设备间加工功率不一样, 则运行状态能耗为

$$E_{\text{run}} = \sum_{i=1}^s \sum_{k=1}^m \sum_{j=1}^{JN} P_{ijk} t_{ijk} X_{ijk} \quad (1)$$

式中: JN 为最大工序集工序数; P_{ijk} 为第 i 个工件的第 j 道工序由第 k 台设备加工时的功率; t_{ijk} 为加工时间; X_{ijk} 为决策变量, 其值为

$$X_{ijk} = \begin{cases} 1, & \text{第 } i \text{ 个工件的第 } j \text{ 道工序由第 } k \text{ 台设备加工} \\ 0, & \text{其他} \end{cases} \quad (2)$$

当加工设备完成生产调度安排下的加工任务后, 会转入待机状态。不同设备的待机功率不同, 但基本保持稳定。因此, 离散制造车间的设备待机状态能耗 E_{stb} 可表示为

$$E_{\text{stb}} = \sum_{k=1}^m P_{\text{stb}, k} t_{\text{stb}, k} \quad (3)$$

式中: $P_{\text{stb}, k}$ 为第 k 台设备的待机功率; $t_{\text{stb}, k}$ 为第 k 台设备的待机时间。

在生产过程中, 加工设备在完成一次工件的工序加工后, 在等待下一个加工任务期间, 会转成空载状态。设备的空载状态能耗为

$$E_{\text{noI}} = \sum_{i=1}^s \sum_{k=1}^m \sum_{j=1}^{N_j} P_{\text{noI}, ijk} t_{\text{noI}, ijk} X_{ijk} \quad (4)$$

式中: $P_{\text{noI}, ijk}$ 为第 i 个工件的第 j 道工序在第 k 台设备加工完成后设备转入空载状态时的功率; $t_{\text{noI}, ijk}$ 为其对应的空载时间。

于是, 离散制造系统的加工设备能耗为

$$E_{\text{eq}} = E_{\text{run}} + E_{\text{stb}} + E_{\text{noI}} \quad (5)$$

1.2 运输能耗

工件会在不同设备间进行加工生产, 因此, 运输能耗就是将工件在多个加工设备间运输时消耗的能量。若完成加工任务共进行了 Q 次运输, 则系统的运输能耗可表示为

$$E_{\text{tr}} = \sum_{l=1}^Q P_{\text{tr}} t_{\text{tr}, l} \quad (6)$$

式中: P_{tr} 为运输设备的运输功率; $t_{\text{tr}, l}$ 为第 l 次运输时的运输时间。

1.3 公共能耗

公共能耗是维持制造车间正常运行所消耗的能量, 如照明、通风、供水、采暖等。在实际生产车间中, 这部分设备的单位时间能耗值较为稳定, 因此, 制造系统的公共能耗可表示为

$$E_{\text{pu}} = E_{\text{ure}} t_{\text{m}} \quad (7)$$

式中: E_{ure} 为所有维持生产活动单位时间内的能耗值; t_{m} 为所有工件完成加工的最大完工时间。

1.4 离散制造系统能耗

通过以上分析, 当离散制造车间有 m 台加工设备, 且需要完成 s 个工件的生产任务时, 对应的系统能耗模型为

$$E = E_{\text{eq}} + E_{\text{tr}} + E_{\text{pu}} \quad (8)$$

式中: E 为离散制造车间系统总能耗。

1.5 设备能耗影响因素

由离散制造系统的各部分能耗模型可知, 车间信息、生产过程中的各项能耗数据、车间调度安排等都会影响离散制造系统的总能耗。在离散制造生产过程中, 当生产任务、车间信息、车间调度安排等信息确定时, 运输设备能耗和公共能耗都可以从历史数据中获得, 所以, 预测系统总能耗的关键在于预测各台加工设备不同状态时的能耗。

离散制造系统的加工设备种类多样, 按照其加工方式可分为车削设备、铣削设备、磨削设备等, 每台加工设备都需要按照自己的特征建立不同状态的能耗模型。通过分析各台设备加工时的能耗特性, 确定能耗影响因素, 从而建立相对应的模型, 实现系统的能耗在线预测。

关于设备加工时的能耗影响因素, Zheng 等^[10]指出可以从制造单元和生产管理两方面进行考虑, 前者包括设备硬件、工件、工艺参数, 后者主要包括生产调度安排。因此, 本文在确定 m 台加工设备、生产 s 个工件及生产调度安排的情况下, 将工艺参数作为加工设备的主要能耗影响因素, 故在对设备进行能耗建模时, 模型输入为相关工艺参数, 记作 $\{o_u\}_{u=1}^A$, 其中 o_u 表示第 u 个影响能耗的工艺参数, A 表示影响因素个数, 模型的输出为加工设备的功率值, 记作 P 。

2 设备能耗建模与在线预测

在探索加工设备能耗与影响因素的关系方面, 众多学者开展了深入的研究。一部分学者根据设

备内部运行规律, 提出了许多关于能耗的经验模型, 另一部分学者利用神经网络、支持向量回归等机器学习算法直接求解出能耗在影响因素作用下的变化规律, 但这些方法均基于历史数据分析, 只对特定的加工环境有效, 难以满足在不同加工环境中复杂工况模型精度的要求。为了实现加工设备能耗的在线预测, 需要先基于历史能耗数据建立设备能耗与影响因素之间的关系模型, 再不断将生产中实时采集的能耗数据融入已经建立的模型中, 提升模型的泛化性。

2.1 基于在线贯序极限学习机的能耗模型

在线贯序极限学习机 (online sequential extreme learning machine, OSELM) 是一类可对数据进行分类和回归的算法, 能够把新生成的实时数据逐个或逐块地添加至模型的训练中, 从而避免花费大量时间将新旧数据重新整合再建模^[11]。所以, 本文基于 OSELM 建立可在线学习的加工设备能耗模型。

将历史数据中的设备能耗影响因素即 $\{o_u\}_{u=1}^A$ 作为能耗模型的输入, 对应的功率作为能耗模型的输出。应用极限学习机^[12] (ELM) 进行拟合, 可得到单隐藏层神经网络如图 1 所示。其能耗模型可表达为

$$P = \sum_{z=1}^L \beta_z g(\omega_z, b_z, o_1, o_2, \dots, o_A) \quad (9)$$

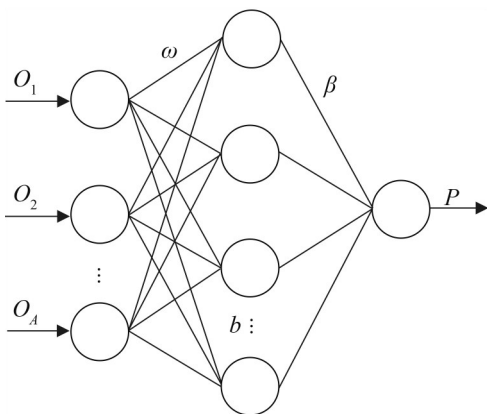


图1 基于ELM的能耗模型

Fig. 1 Energy consumption model based on ELM

式中: L 为隐藏层节点数; β_z 为第 z 个隐藏层至输出层的权值; ω_z 和 b_z 分别为各输入层至隐藏层的权值和偏置; $g(\cdot)$ 为隐藏层神经元的激励函数, 本文选择 Sigmoid 函数。

若作为训练集的历史能耗数据样本有 N 组, 将能耗影响因素和对应功率写成输入输出矩阵形式, 则输入为

$$\mathbf{X} = \begin{bmatrix} o_{11} & o_{21} & \dots & o_{A1} \\ o_{12} & o_{22} & \dots & o_{A2} \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ o_{1N} & o_{2N} & \dots & o_{AN} \end{bmatrix}_{N \times A}$$

式中: o_{AN} 为第 N 组能耗数据的第 A 个影响因素的值。输出为

$$\mathbf{P} = \begin{bmatrix} P_1 \\ P_2 \\ \vdots \\ P_N \end{bmatrix}_{N \times 1}$$

将隐藏层输出矩阵记作

$$\mathbf{H} = \begin{bmatrix} g(\omega_1, b_1, o_{11}, \dots, o_{A1}) & \dots & g(\omega_L, b_L, o_{11}, \dots, o_{A1}) \\ g(\omega_1, b_1, o_{12}, \dots, o_{A2}) & \dots & g(\omega_L, b_L, o_{12}, \dots, o_{A2}) \\ \vdots & & \vdots \\ g(\omega_1, b_1, o_{1N}, \dots, o_{AN}) & \dots & g(\omega_L, b_L, o_{1N}, \dots, o_{AN}) \end{bmatrix}_{N \times L}$$

输出权重记作

$$\boldsymbol{\beta} = \begin{bmatrix} \beta_1 \\ \beta_2 \\ \vdots \\ \beta_L \end{bmatrix}_{L \times 1}$$

对于 N 组能耗数据组成的矩阵 \mathbf{P} , 式(9)可改写为矩阵形式, 即

$$\mathbf{P} = \mathbf{H}\boldsymbol{\beta} \quad (10)$$

于是有

$$\boldsymbol{\beta} = \mathbf{H}^\dagger \mathbf{P} \quad (11)$$

式中: \mathbf{H}^\dagger 为 \mathbf{H} 的广义逆。利用正交化、迭代、奇异值分解等方法能够解出 \mathbf{H}^\dagger ^[13]。当隐藏层节点数 L 小于训练集样本个数 N 时, \mathbf{H}^\dagger 可按奇异值分解法求解得到, 即

$$\mathbf{H}^\dagger = (\mathbf{H}^T \mathbf{H})^{-1} \mathbf{H}^T \quad (12)$$

结合式(10)~(12), 在对加工设备能耗进行预测时, 若需要预测的能耗影响因素值分别为

$\{o'_u\}_{u=1}^A$ 时, 将其代入激励函数, 求得隐藏层输出矩阵 $\mathbf{H}' = [g(\omega_1, b_1, o'_1, o'_2, \dots, o'_A), \dots, g(\omega_L, b_L, o'_1, o'_2, \dots, o'_A)]_{1 \times L}$, 于是对应的预测值为

$$\mathbf{P}' = \mathbf{H}'\boldsymbol{\beta} = \mathbf{H}'(\mathbf{H}'^T \mathbf{H}')^{-1} \mathbf{H}'^T \mathbf{P} \quad (13)$$

随着设备加工的进行, 会不断有实时采集的新数据存入数据库, OSELM可以快速地将这些新数据融入已经建立的能耗模型中, 从而能提升模型的预测精度。当有新数据逐个或逐块地添加到模型时, OSELM采用递推最小二乘法的方式更新输出权重矩阵 $\boldsymbol{\beta}$, 其递推更新公式为

$$\mathbf{M}_{c+1} = \mathbf{M}_c - \mathbf{M}_c \mathbf{H}_{c+1}^T (\mathbf{I} + \mathbf{H}_{c+1} \mathbf{M}_c \mathbf{H}_{c+1}^T)^{-1} \mathbf{H}_{c+1} \mathbf{M}_c \quad (14)$$

$$\boldsymbol{\beta}_{c+1} = \boldsymbol{\beta}_c + \mathbf{M}_{c+1} \mathbf{H}_{c+1}^T (\mathbf{P}_{c+1} - \mathbf{H}_{c+1} \boldsymbol{\beta}_c) \quad (15)$$

式中: c 为模型在线更新的次数; \mathbf{H}_{c+1} 为新增数据在隐藏层的输出; \mathbf{P}_{c+1} 为新增数据的功率组成的向量; \mathbf{M}_{c+1} 为计算时的过渡值, 其初始值为

$$\mathbf{M}_0 = \mathbf{H}_0^T \mathbf{H}_0 \quad (16)$$

利用上述方法不断地更新输出权重矩阵, OSELM不再需要通过全部数据重新训练模型, 所以能极大降低模型更新的用时。

2.2 隐藏层节点数确定

在应用 OSELM 建立设备能耗模型时, L 的取值是影响能耗模型性能的重要因素, 通常都是使用者根据经验主观设置。如果 L 的取值过小, 模型训练精度会降低, 而如果取值过大, 则会导致模型复杂度上升, 泛化性变差, 训练时间变慢。于是, 本文借鉴增量极限学习机的思想^[14], 选择在使用 OSELM 建立设备能耗模型之初, 将隐藏层节点数设置为 1, 然后计算模型的回归精度, 当回归精度低于预设值且实际隐藏层节点数未达最大隐藏层节点数时, 将节点数+1, 重新计算, 直至满足要求。

将由 L 个隐藏层节点的能耗模型记作 $\mathbf{P} = \varphi_L(\mathbf{X})$, 则新增一个隐藏层节点后, 新的能耗模型可表示为

$$\varphi_{L+1}(\mathbf{X}) = \varphi_L(\mathbf{X}) + \beta_{L+1} g_{L+1}(\mathbf{X}) \quad (17)$$

式中: β_{L+1} 为新增隐藏层至输出层的权值; $g_{L+1}(\mathbf{X})$ 为新增隐藏层经 $g(\cdot)$ 计算后的值。在新增隐藏层节点后, 为了进一步减小模型的误差, 令 \mathbf{e}_L 表示模型更新前的误差值, 则新增的隐藏层至输出层的权值为

$$\beta_{L+1} = \frac{\langle \mathbf{e}_L, \mathbf{g}_L(\mathbf{X}) \rangle}{\|\mathbf{g}_{L+1}(\mathbf{X})\|^2} \quad (18)$$

于是, 新的输出权重矩阵 $\boldsymbol{\beta}$ 可表示为

$$\begin{bmatrix} \beta_1 \\ \vdots \\ \beta_L \\ \beta_{L+1} \end{bmatrix}_{(L+1) \times 1} \quad \text{。通过不断增加隐藏层节点数并进行}$$

计算验证, 能够在满足预期精度的同时获取到恰当的隐藏层节点数。

在计算模型回归精度时, 本文使用可决系数 R^2 来表示模型精度, 其表达式为

$$R^2 = 1 - \frac{\sum_{h=1}^N (P_h - P'_h)^2}{\sum_{h=1}^N (P_h - \bar{P})^2} \quad (19)$$

式中: \bar{P} 为 \mathbf{P} 内元素的平均值; P_h 为 \mathbf{P} 里的第 h 个元素。可决系数 R^2 的值域为 $[0, 1]$, 当系数越靠近 1 时, 表示模型回归效果越好, 反之则越差。

于是, 可动态调节隐藏层节点的增量在线贯序极限学习机(incremental OSELM, IOSELM)的算法伪代码。

算法 1: IOSELM 算法

输入: 训练集形成的 \mathbf{X} 和 \mathbf{P}

设置最大隐藏层节点数 L_{\max} , 均方误差阈值 δ ;

初始化各 ω_z 和 b_z ;

令初始隐藏层节点数 L 为 1;

计算 \mathbf{H} , 进而由式(11), (12)求出 $\boldsymbol{\beta}$;

由式(13)求得各组输入的回归值组成的向量 \mathbf{P}' ;

由式(19)计算可决系数 R^2 ;

While ($R^2 < \delta$ 且 $L < L_{\max}$) do

$L = L + 1$;

由式(18)计算 β_{L+1} , 进而得到新的 β ;

由式(13), (19)求得 P' 和 R^2 ;

End while

While (有新数据加入) do

根据式(14), (15)按在线贯序方法更新 β ;

End while

2.3 BI数据筛选

OSELM在训练过程中, 随着能耗实时数据的不断增加, 模型的计算量会逐渐变大。为了限制模型的过度膨胀, 降低冗余数据对模型的干扰, OSELM在模型更新之前需要对新增数据进行初步筛选。于是, 本文提出基于BI阈值来筛选新增数据的方法。

BI是高维概率领域的一种集中不等式^[15], 由于其考虑了均值和方差的作用, 因此由BI导出的阈值更加精确和严格。在对新增能耗数据进行筛选时, 要分别对每个能耗影响因素和能耗值进行阈值的计算。假设进给率作为其中一个能耗影响因素记作 f , 在计算时, 需要将训练能耗模型时的历史数据中所有进给率数据归一化至 $[0, 1]$ 区间, 记作样本集 $F_1 = \{f_1, f_2, \dots, f_{N_1}\}$, N_1 为样本集内元素个数, 则BI的公式^[16]可表示为

$$B(\bar{F}_1 - E(\bar{F}_1) \geq r) \leq \exp\left(-\frac{N_1 r^2}{2\sigma^2 + 2r/3}\right) \quad (20)$$

式中: \bar{F}_1 为样本集均值; $E(\bar{F}_1)$ 为对应的期望; r 为阈值; σ^2 为样本集的方差。

对于新增能耗数据中的进给率数据, 将其归一化后记作样本集 F_2 , F_2 中元素的个数为 N_2 , F_1 与 F_2 的总和记作样本集 F , 元素个数为 N_a 。 F_1 、 F_2 和 F 的样本均值分别为 λ_1 , λ_2 和 λ 。若新增样本集 F_2 中的数据值与历史样本集 F_1 中的数据值相差不大, 可认为 F_2 相对于 F_1 没有发生数据漂移, 则构造检验统计量 $\lambda_1 - \lambda_2$, 并将置信度设为 η (η 通常取0.95)^[17], 于是有

$$B[(\lambda_1 - \lambda_2) - E(\lambda_1 - \lambda_2) \geq r] \leq \eta \quad (21)$$

对式(21)进行中心标准化并化简, 可得

$$B\left[(\lambda_1 - \lambda_2) \geq r \sqrt{\frac{D(F_1)}{N_1} + \frac{D(F_2)}{N_2}}\right] \leq \eta \quad (22)$$

将样本集 F 按式(20)表示后代入可得

$$B[|(\lambda_1 - \lambda_2)| \geq ru] \leq 2\exp\left(-\frac{N_a r^2 u^2}{2u^2 + 2ru/3}\right) \quad (23)$$

$$u = \sqrt{\frac{D(F_1)}{N_1} + \frac{D(F_2)}{N_2}} \quad (24)$$

于是有

$$2\exp\left(-\frac{N_a r^2 u^2}{2u^2 + 2ru/3}\right) = \eta \quad (25)$$

则可求得

$$r = \frac{q/3 \pm \sqrt{q^2/9 + 2N_a q u^2}}{N_a u} \quad (26)$$

式中: $q = \ln(2/\eta)$, 对于式(26)及整个数据筛选机制而言, 阈值 r 肯定为正数, 而且

$\sqrt{4q^2/9 + 8N_a q u^2} \geq 2q/3$, 于是有

$$r = \frac{q/3 + \sqrt{q^2/9 + 2N_a q u^2}}{N_a u} \quad (27)$$

此外, 与上述求解阈值进行比较的检验统计量为

$$rs = |\lambda_1 - \lambda_2|/u \quad (28)$$

于是, 当 $rs < r$ 时, 说明新增数据中的进给率值与历史数据中的进给率值相差不大, 没有发生数据漂移。通过对新增数据的各个能耗影响因素与能耗进行计算比较, 若都没有发生数据漂移, 可将该新增数据舍去, 否则, 根据OSELM的方式对新增数据进行在线学习, 修改能耗模型。于是, 基于BI的数据筛选算法伪代码如下。

算法2: BI数据筛选算法

输入: 历史能耗数据和实时能耗数据

分别将数据按类别整理成对应的新旧样本集;

将所有数据归一化到 $[0, 1]$ 区间;

定义布尔变量 isP 表示是否通过筛选, 默认

false;

For 每个能耗影响因素或能耗值 do

根据式(27), (28)求解对应的 r 和 rs ;


```

    If  $rs > r$ 
        将  $isP$  修改为 true;
        Break for;
    End if
End for

```

isP 为 true 时, 数据通过筛选, 为 false 则舍弃

2.4 基于 BI-IOSELM 的能耗建模

根据上述介绍, 本文提出的 BI-IOSELM 算法具体应用在对设备能耗数据的建模时可分为离线学习部分和在线学习部分。

在离线学习部分, 先设置初始隐藏层节点数为 1, 然后基于历史能耗数据建立极限学习机模型, 通过判断模型的回归精度是否满足预设值来确定是否应用式(18)增加隐藏层节点, 如此循环, 在完成此阶段更新后可获取到合适的隐藏层节点数。

当隐藏层节点数确定后可得到基于历史数据的能耗模型, 而随着生产的进行, 现场实时采集的能耗数据存入数据库后, 即可进入在线学习部分。当新增数据加入时, 先通过 BI 计算各维度的阈值和检验统计量以判断是否发生数据漂移, 从

而决定是否使用在线贯序极限学习机方法更新模型。

2.5 离散制造系统能耗预测机制

根据上述分析, 本文提出的离散制造系统的能耗预测机制如图 2 所示。首先, 能源管理系统中储存的各加工设备的历史能耗数据会应用 BI-IOSELM 算法的离线学习部分进行建模, 而在离散制造过程中, 车间的实时数据会不断被采集保存至能源管理系统, 并用过 BI-IOSELM 算法的在线学习部分去更新相应的机床能耗模型。当新生生产任务下达时, 根据离散制造车间的车间信息、能源管理系统的相关数据、企业资源管理系统的生产工艺等信息, 结合车间调度的信息, 利用各加工设备的能耗模型预测对应的能耗, 从而预测出整个离散制造车间系统的总能耗。

3 实验结果与分析

3.1 实验运行环境

本文选择在 Windows 10 上进行仿真实验, 处理器 Intel(R) Core(TM) i5-9300H, 内存 16 GB, 运行软件为 MATLAB R2016a。

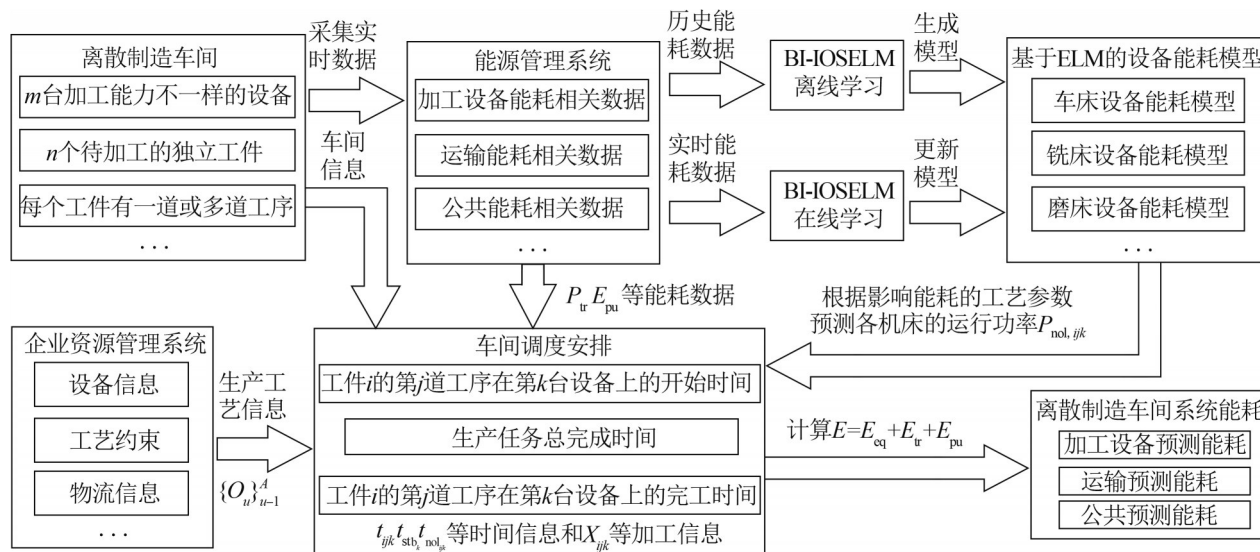


图 2 离散制造系统能耗预测机制

Fig. 2 Energy consumption prediction mechanism of discrete manufacturing system

3.2 BI-IOSELM算法性能测试

本文应用UCI数据集来验证BI-IOSELM算法在模型回归精度高和在线学习用时短的特点。选取5种数据集来进行测试, 如表1所示。

表1 数据集描述
Table 1 Dataset description

数据集	样本数	特征数
Energy Efficiency	768	8
Real Estate Valuation	414	6
Air Quality	9 358	12
Yacht Hydrodynamics	308	6
SkillCraft1 Master Table	3 395	14

本文选用ELM、OSELM和IOSELM作为BI-IOSELM的对比算法, ELM和OSELM的隐藏层节点数设为30, I-ELM和BI-IOSELM的隐藏层节点数由1开始递增, 节点最大值设为30, 可决系数 R^2 的阈值设为0.9。为测试各算法的在线学习能力, 算法在对各数据集进行测试时, 会首先对前30条数据进行回归, 然后模拟在实时数据不断增加的场景下修改回归模型, 每组新增的实时数据个数为 N_2 。对于ELM, 算法会将新旧数据整合, 再重新建立回归模型; 而对于OSELM、IOSELM

和BI-IOSELM, 算法则能够结合式(14), (15)更新回归模型。在所有数据都添加进模型后, 除了获取可决系数 R^2 和算法总用时 t 外, 还另外选择均方根误差作为实验的评判结果:

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{h=1}^N (P'_h - P_h)^2} \quad (29)$$

式中: P'_h 为训练集样本中的第 h 个模型回归值。

为了测试算法在不同 N_2 时的回归精度和用时, 本文选择在 $N_2=1$ 、 $N_2=2$ 和 $N_2=3$ 时分别进行仿真实验。BI-IOSELM与另外3种算法的仿真测试结果如表2~4所示。由测试结果可知, 在 N_2 取值不同时, BI-IOSELM算法在5种数据集中都有着更高的可决系数, 且 $RMSE$ 也更低, 这表明BI-IOSELM算法的拟合效果优于另外3种算法。在训练用时方面, BI-IOSELM的用时虽略高于OSELM和IOSELM, 但相比ELM的用时有着极大的提升。与IOSELM相比, 经过BI数据筛选的BI-IOSELM, 虽然在筛选时额外有时间花费, 但将冗余数据去除后, 提升了模型的拟合效果。实验表明本文提出的BI-IOSELM确实有效, 可适用于在线学习场景。

表2 $N_2=1$ 时算法测试结果
Table 2 Algorithm test results when $N_2=1$

数据集	ELM			OSELM			IOSELM			BI-IOSELM		
	R^2	$RMSE$	t/s	R^2	$RMSE$	t/s	R^2	$RMSE$	t/s	R^2	$RMSE$	t/s
Energy Efficiency	0.887	3.052	3.641	0.891	3.065	0.188	0.891	3.016	0.250	0.923	2.664	0.266
Real Estate Valuation	0.504	7.929	1.516	0.501	7.854	0.163	0.571	7.454	0.188	0.637	7.113	0.227
Air Quality	0.957	67.998	340.980	0.949	66.619	1.297	0.900	66.139	1.318	0.961	63.845	2.406
Yacht Hydrodynamics	0.741	5.114	0.984	0.721	8.175	0.125	0.658	7.630	0.141	0.766	4.914	0.198
SkillCraft1 Master Table	0.974	9.951	40.875	0.942	9.744	0.500	0.838	8.592	0.503	0.986	7.283	0.641

表3 $N_2=2$ 时算法测试结果
Table 3 Algorithm test results when $N_2=2$

数据集	ELM			OSELM			IOSELM			BI-IOSELM		
	R^2	$RMSE$	t/s	R^2	$RMSE$	t/s	R^2	$RMSE$	t/s	R^2	$RMSE$	t/s
Energy Efficiency	0.885	3.050	1.984	0.876	3.152	0.250	0.880	3.116	0.266	0.916	2.653	0.322
Real Estate Valuation	0.541	7.620	0.766	0.466	8.032	0.234	0.592	7.326	0.250	0.645	6.965	0.297
Air Quality	0.954	68.951	184.200	0.953	70.112	1.313	0.937	69.312	1.516	0.962	63.085	3.469
Yacht Hydrodynamics	0.738	6.896	0.547	0.632	7.830	0.141	0.641	7.758	0.172	0.826	5.838	0.188
SkillCraft1 Master Table	0.961	10.864	24.750	0.954	10.588	0.281	0.907	12.495	0.297	0.971	8.711	0.516

表4 $N_2=3$ 时算法测试结果
Table 4 Algorithm test results when $N_2=3$

数据集	ELM			OSELM			IOSELM			BI-IOSELM		
	R^2	RMSE	t/s	R^2	RMSE	t/s	R^2	RMSE	t/s	R^2	RMSE	t/s
Energy Efficiency	0.889	3.000	1.594	0.876	3.157	0.219	0.882	3.094	0.234	0.902	2.835	0.313
Real Estate Valuation	0.520	7.321	0.578	0.517	7.767	0.203	0.281	7.271	0.225	0.638	7.018	0.291
Air Quality	0.956	67.393	122.530	0.952	69.556	0.329	0.953	69.225	0.391	0.960	64.476	2.984
Yacht Hydrodynamics	0.786	6.363	0.453	0.547	8.419	0.115	0.632	7.830	0.121	0.805	6.114	0.126
SkillCraft1 Master Table	0.964	9.652	15.844	0.968	9.217	0.219	0.892	10.038	0.328	0.969	9.069	0.507

3.3 能耗在线预测实验

3.3.1 设备实例描述

为对加工设备能耗进行预测，本文以加工状态下的数控车床为例进行实验。根据1.5小节的分析，在对数控车床的能耗进行建模前，需要确定其能耗影响因素。由于数控车床能耗机理复杂，故根据其各部件及加工状态特点，将加工状态中的整机系统分解为主轴驱动模块、进给模块、切削模块和辅助模块^[18]。通过解析各模块的能耗特点，确定整机能耗影响因素。

主轴驱动模块是由主轴电机通过传动机构带动主轴进行高速旋转，在数控车床运行时，影响主轴驱动模块功率大小的参数为主轴转速 n ；进给模块是由轴伺服电机等带动工件或刀具，其功率大小主要与进给率 f 有关；影响刀具对工件进行切削加工时切削模块功率的因素，包含了车床相关工艺参数如切削速度 v 、进给率 f 和切削深度 a ^[19]；辅助模块则主要由生产过程中的照明、冷却、数控等部件组成，且在工作时能耗可近似看作恒定值。于是，加工状态下的整机功率为

$$P = P_p(n) + P_f(f) + P_c(v, f, a) + P_s \quad (30)$$

式中： $P_p(n)$ 为主轴驱动模块功率，是关于 n 的函数； $P_f(f)$ 为进给模块功率，是关于 f 的函数； $P_c(v, f, a)$ 为切削功率，是关于 v 、 f 和 a 的函数； P_s 为辅助模块功率，将其视作恒定值，故 P_s 为常数。于是，本文确定加工状态下车床设备的能耗影响因素为主轴转速、切削速度、进给率和切削深度。因此，式(30)可表示为

$$P = P(n, v, f, a) \quad (31)$$

式中： $P(n, v, f, a)$ 为整机功率与 n, v, f 和 a 的函数。

3.3.2 设备仿真实验

本文以文献[20]提供的64组能耗数据进行能耗在线预测的仿真实验。能耗数据是在配备华中数控系统的CK60数控车床上切削工件(45号热轧钢)时采集获得，通过设置不同的切削速度 v 、进给率 f 、切削深度 a 和主轴转速 n ，利用WB9128三相功率传感器采集对应的车床功率 P 。部分数据如表5所示。

表5 测试数据
Table 5 Test Data

序号	$v/(m/min)$	$f/(mm/r)$	a/mm	$n/(r/min)$	P/W
1	60	0.10	0.5	381.97	1 440.8
2	60	0.25	2.0	561.72	3 463.3
3	80	0.10	0.5	509.29	1 583.9
4	80	0.25	2.0	748.96	4 364.4
...					
61	100	0.15	1.5	860.29	3 503.8
62	120	0.15	1.5	1 032.40	4 074.9
63	100	0.10	1.0	649.61	2 312.7
64	80	0.10	2.0	578.74	2 638.8

由上一小节分析可知，主轴转速、切削速度、进给率和切削深度这4个变量是数控车床设备的能耗影响因素，于是，本文将64组能耗数据输入软件Design Expert 11，分别控制4个因素中的2个保持不变，绘制另外2个因素与能耗的响应曲面图，最终，得到2张响应曲面图，如图3~4所示。由响应曲面图可知，数控车床能耗与这4个工艺

参数关系密切, 因此, 可作为能耗模型的输入参数。如图1能耗模型所示, 将主轴转速、切削速度、进给率和切削深度分别作为 o_1 、 o_2 、 o_3 和 o_4 代入BI-IOSELM算法, 建立起4个输入神经元的ELM模型。

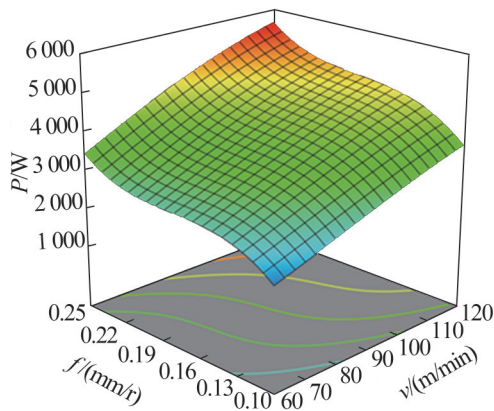


图3 能耗与进给率和切削速度的响应曲面图
Fig. 3 Response surface plot of energy consumption and feed rate and cutting speed

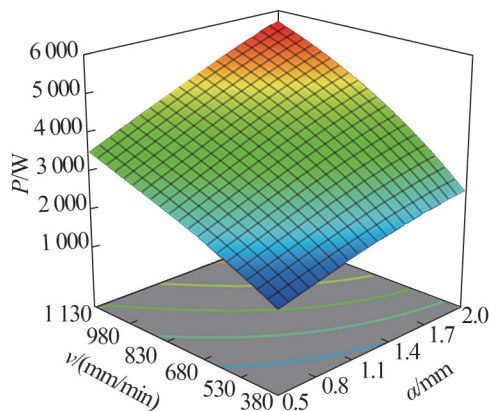


图4 能耗与主轴转速和切削深度的响应曲面图
Fig. 4 Response surface plot of energy consumption and spindle speed and cutting depth

为验证本文所提的BI-IOSELM算法在能耗在线预测方面的性能优势, 本文除了将ELM、OSELM和IOSELM作为实验对比算法外, 还选取了目前在回归建模方面应用较广的支持向量回归(SVR)^[21]、BP神经网络(BPNN)^[22]和分类回归树(CART)^[23]作为对比算法进行实验。其中, ELM和OSELM的隐藏层节点数设为20, 其余参数设置与3.3.1小节相同。SVR的激励函数选用径向基核函

数, 并采取差分进化算法(DE)来确定最优的惩罚参数和核参数, DE算法的参数设置与文献[21]一致, BPNN模型包含4个输入神经元和1个输出神经元, 将隐藏神经元数目设置为30, 训练最大次数设置为100, 本文选择表5中序号1~60的数据进行训练, 待模型建立后, 用序号61~64的数据验证各模型预测能力。按照采集顺序, 先将前30组数据作为历史数据进行回归训练, 得到相应的能耗模型, 由于生产过程中每条能耗数据的采集都是有先后顺序的, 故按照顺序将后30组数据作为实时数据逐个添加至模型。其中, DE-SVR算法在第1次训练时, 使用DE确定惩罚参数和核参数, 后续实时数据添加时, 直接使用SVR重新训练模型。实验完成后, 各模型的可达系数、RMSE和用时如表6所示。分别将各模型的回归值与实际值进行比较, 得到每组数据的最大和平均相对误差, 如表7所示, 基于BI-IOSELM算法的能耗模型回归效果如图5所示。

表6 模型测试结果
Table 6 Model test results

算法模型	R^2	RMSE	t/s
DE-SVR	0.982 8	130.980	2.312 5
BPNN	0.978 1	121.100	5.203 1
CART	0.853 5	356.460	0.718 8
ELM	0.995 8	64.833	0.171 9
OSELM	0.989 9	99.627	0.078 1
IOSELM	0.989 3	102.800	0.125 0
BI-IOSELM	0.997 4	50.503	0.140 6

表7 回归误差比较

算法模型	Regression error comparison %	
	样本预测值	
	最大相对误差	平均相对误差
DE-SVR	14.84	3.70
BPNN	22.80	5.74
CART	34.34	10.12
ELM	9.47	1.90
OSELM	11.41	2.74
IOSELM	13.21	3.26
BI-IOSELM	5.33	1.39

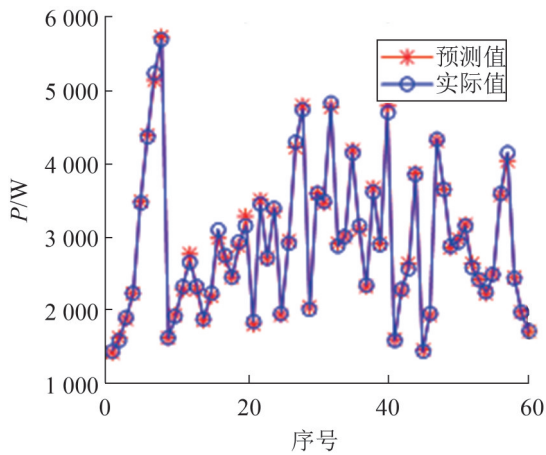


图5 BI-IOSELM回归效果

Fig. 5 Regression effect of BI-IOSELM

在完成对表5中序号为1~60的数据进行在线训练建模后,将序号为61~64的4组数据作为测试集验证算法的预测性能。将这4组数据的能耗影

响因素数据输入能耗模型,则输出值即为预测值,计算其与实际能耗值的相对误差,于是,测试集各组数据的预测结果与测试集能耗实际数据如表8所示。

由实验结果可知,相较于另外6种对比算法,BI-IOSELM算法在回归建模时的可决系数、RMSE、最大相对误差和平均相对误差等方面都获得了更优的结果,同时,在训练用时方面也低于SVR、BPNN、CART、ELM算法,略高于OSELM和IOSELM,这表明BI-IOSELM算法在牺牲一点训练用时的情形下获得了更好的拟合效果。而在对测试集进行预测时,BI-IOSELM算法的预测误差最小,因此,应用BI-IOSELM算法对机床能耗进行在线建模和预测是可行且有效的。

表8 预测结果
Table 8 Forecast result

测试算法	测试数据1		测试数据2		测试数据3		测试数据4	
	预测值	误差/%	预测值	误差/%	预测值	误差/%	预测值	误差/%
DE-SVR	3 593.5	2.56	3 868.9	5.06	2 226.7	3.72	2 758.8	4.55
BPNN	3 280.3	6.38	3 820.3	6.25	2 272.0	1.76	3 156.0	19.60
CART	4 666.7	33.18	4 666.7	14.52	2 135.2	7.68	3 266.5	23.79
ELM	3 598.6	2.71	4 099.5	0.60	2 296.4	0.70	2 513.6	4.74
OSELM	2 859.1	18.40	3 317.2	18.59	2 691.0	16.35	3 158.6	19.70
IOSELM	3 057.7	12.73	4 147.6	1.78	2 691.9	16.40	3 055.3	15.78
BI-IOSELM	3 541.1	1.06	4 058.3	0.41	2 328.1	0.67	2 632.4	0.24

4 结论

针对传统离散制造系统能耗建模方法难以适应复杂多变的动态生产环境的问题,本文分析了离散制造系统和加工设备的能耗组成及其特点,确定了主要的能耗影响因素,进而确定能耗模型的输入输出。面对真实加工环境下源源不断采集的数据,提出了使用BI-IOSELM算法来建立可以在线更新的能耗模型。其中,BI-IOSELM算法在标准极限学习机的基础上,使用模型结构增量学习确定网络的隐藏层节点数,引入BI来对新增的实时数据进行筛选,并采用OSELM方法动态修正

能耗模型。通过仿真实验与对比,表明BI-IOSELM在用时更短的情况下可以获得更好的回归和预测精度,BI-IOSELM具备对实时样本进行快速再学习以更新自我预测精度的能力。但本文所提方法也有不足,即在BI数据筛选时的计算会消耗时间,因此,今后将重点研究在优化数据筛选效果的同时进一步降低计算时间。

参考文献:

- [1] Cai W, Liu F, Zhou X N, et al. Fine Energy Consumption Allowance of Workpieces in the Mechanical Manufacturing Industry[J]. Energy(S0360-5442), 2016, 114: 623-633.

- [2] 尚振东. 重型数控铣镗床能耗特性及能效评价方法研究[D]. 哈尔滨: 哈尔滨工业大学, 2019.
Shang Zhendong. Research on Characteristics and Performance Evaluation of Energy Consumption of Heavy-duty CNC Milling and Boring Machine Tools[D]. Harbin: Harbin Institute of Technology, 2019.
- [3] Li L, Yan J H, Xing Z W. Energy Requirements Evaluation of Milling Machines Based on Thermal Equilibrium and Empirical Modelling[J]. Journal of Cleaner Production(S0959-6526), 2013, 52: 113-121.
- [4] Asrai R I, Newman S T, Nassehi A. A Mechanistic Model of Energy Consumption in Milling[J]. International Journal of Production Research(S1366-588X), 2018, 56 (1/2): 642-659.
- [5] He Y, Wu P C, Wang Y L, et al. An OPC UA Based Framework for Predicting Energy Consumption of Machine Tools[J]. Procedia CIRP(S2212-8271), 2020, 90: 568-572.
- [6] 李聪波, 尹誉先, 肖溱鹤, 等. 数据驱动下基于元动作的数控车削能耗预测方法[J]. 中国机械工程, 2020, 31 (21): 2601-2611.
Li Congbo, Yin Yuxian, Xiao Qinge, et al. Data-driven Energy Consumption Prediction Method of CNC Turning Based on Meta-action[J]. China Mechanical Engineering, 2020, 31(21): 2601-2611.
- [7] Lü L S, Deng Z H, Yan C, et al. Modelling and Analysis for Processing Energy Consumption of Mechanism and Data Integrated Machine Tool[J]. International Journal of Production Research(S0020-7543), 2020, 58(23): 7078-7093.
- [8] Kant G, Sangwan K S. Predictive Modelling for Energy Consumption in Machining Using Artificial Neural Network[J]. Procedia CIRP(S2212-8271), 2015, 37: 205-210.
- [9] 林雨谷, 王艳. 离散车间能效数据挖掘及调度优化[J]. 系统仿真学报, 2019, 31(12): 2702-2711.
Lin Yugu, Wang Yan. Energy Efficiency Data Mining and Scheduling Optimization of Discrete Workshop[J]. Journal of System Simulation, 2019, 31(12): 2702-2711.
- [10] Zheng J, Zheng W, Chen A, et al. Sustainability of Unconventional Machining Industry Considering Impact Factors and Reduction Methods of Energy Consumption: A Review and Analysis[J]. Science of The Total Environment(S0048-9697), 2020, 722: 137897.
- [11] Liang N Y, Huang G B, Saratchandran P, et al. A Fast and Accurate Online Sequential Learning Algorithm for Feedforward Networks[J]. IEEE Transactions on Neural Networks(S1045-9227), 2006, 17(6): 1411-1423.
- [12] Huang G B, Zhu Q Y, Siew C K. Extreme Learning Machine: Theory and Applications[J]. Neurocomputing (S0925-2312), 2006, 70(1): 489-501.
- [13] Alaba P A, Popoola S I, Olatomiwa L, et al. Towards a More Efficient and Cost-sensitive Extreme Learning Machine: A State-of-the-art Review of Recent Trend[J]. Neurocomputing(S0925-2312), 2019, 350: 70-90.
- [14] Huang G B, Chen L, Siew C K. Universal Approximation Using Incremental Constructive Feedforward Networks with Random Hidden Nodes[J]. IEEE Transactions on Neural Network(S1941-0093), 2006, 17(4): 879-892.
- [15] Vershynin R. High Dimensional Probability: An Introduction with Applications in Data Science[M]. Cambridge: Cambridge University Press, 2018: 37-39.
- [16] Tian H X, Qin P L. State of Health Prediction for Lithium-ion Batteries with a Novel Online Sequential Extreme Learning Machine Method[J]. International Journal of Energy Research(S1099-114X), 2021, 45(2): 2383-2397.
- [17] 田慧欣, 秦鹏亮, 李坤, 等. 基于HI-DD-AdaBoost.RT的锂离子动力电池SOH预测[J]. 控制与决策, 2021, 36(3): 686-692.
Tian Huixin, Qin Pengliang, Li Kun, et al. Prediction of Li-ion Battery SOH Based on HI-DD-AdaBoost.RT[J]. Control and Decision, 2021, 36(3): 686-692.
- [18] 徐敬通, 李涛, 陈俊超, 等. 数控机床的能耗模型及实验研究[J]. 中南大学学报(自然科学版), 2017, 48(8): 2024-2033.
Xu Jingtong, Li Tao, Chen Junchao, et al. An Energy Consumption Model and Experimental Research of Numerical Control Machine Tools[J]. Journal of Central South University(Science and Technology), 2017, 48(8): 2024-2033.
- [19] 岳彩旭, 刘鑫, 姜男, 等. 硬态切削过程建模技术研究发展[J]. 系统仿真学报, 2020, 32(6): 982-999.
Yue Caixu, Liu Xin, Jiang Nan, et al. Research on Modeling Technology for Hard Cutting Process[J]. Journal of System Simulation, 2020, 32(6): 982-999.
- [20] 周志恒. 数控车床切削过程能耗预测建模及参数优化[D]. 武汉: 华中科技大学, 2016.
Zhou Zhiheng. Research on Modeling and Parameter Optimization of Cutting Process Energy Consumption in NC Lathe[D]. Wuhan: Huazhong University of Science and Technology, 2016.
- [21] Hamdi T, Ali J B, Costanzo V D, et al. Accurate Prediction of Continuous Blood Glucose Based on Support Vector Regression and Differential Evolution Algorithm[J]. Biocybernetics and Biomedical Engineering(S0208-5216), 2018, 38(2): 362-372.
- [22] Li J S, Yao X W, Xu K L. A Comprehensive Model

- Integrating BP Neural Network and RSM for the Prediction and Optimization of Syngas Quality[J]. Biomass and Bioenergy(S0961-9534), 2021, 155: 106278.
- [23] Ji Y, Xu P, Chen J Y. An Hourly Electricity Consumption Calculation Method for Hvac Terminal Units with Classification and Regression Tree on the Basis of Sub-metering[J]. IOP Conference Series Earth and Environmental Science(S1755-1315), 2019, 238(1): 012002.