

# 基于聚类 and 自适应神经模糊推理系统的 数控机床绿色度评价方法

王宇钢<sup>1</sup> 修世超<sup>2</sup>

1. 辽宁工业大学机械与自动化学院, 锦州, 121000

2. 东北大学机械与自动化学院, 沈阳, 110819

**摘要:** 为了实现对数控机床绿色度的智能评价, 提高数控机床绿色度预测精度, 提出了一种基于聚类和自适应神经模糊推理系统 (ANFIS) 的评价方法。采用改进的粒子群优化模糊 C 均值聚类算法实现样本的自适应分类, 生成辅助 ANFIS 学习的训练样本集; 建立基于 ANFIS 的评价模型, 通过对训练样本集的学习自动生成模糊规则, 消除评价指标的模糊性和随机性对评价结果的影响; 训练后的评价模型可用于评价样本的自适应推理。最后利用提出的评价方法对数控机床绿色度进行实例分析, 验证了该评价方法的有效性。

**关键词:** 数控机床; 绿色度; 粒子群; 模糊 C 均值; 自适应神经模糊推理系统

**中图分类号:** TH162

**DOI:** 10.3969/j.issn.1004-132X.2018.23.011

**开放科学 (资源服务) 标识码 (OSID):**



## Evaluation Method of CNC Machine's Green Degree Based on Clustering and ANFIS

WANG Yugang<sup>1</sup> XIU Shichao<sup>2</sup>

1. School of Mechanical Engineering and Automation, Liaoning University of Technology, Jinzhou, Liaoning, 121001

2. School of Mechanical Engineering and Automation, Northeastern University, Shenyang, 110819

**Abstract:** To realize the intelligent evaluation and improve the prediction accuracy of CNC machine's green degree, an evaluation method of CNC machine's green degree was proposed based on clustering and ANFIS. Clustering algorithm based on FCM and improved particle swarm optimization were used to accomplish adaptive classification of samples and generate a training sample set for ANFIS learning. The fuzzy rules were automatically generated based on training results in order to eliminate effects of the fuzziness and randomness of the indicators. After training, the model might make inference about evaluation samples. Finally, with the experiments of the CNC machine's green degree evaluation, the effectiveness of the proposed method was demonstrated.

**Key words:** CNC machine; green degree; particle swarm; fuzzy C-means (FCM); adaptive neural-fuzzy inference system (ANFIS)

### 0 引言

近年来, 随着制造业的快速发展, 我国数控机床产量和保有量逐年增长。在生产过程中, 数控机床不仅会消耗大量电能和资源, 还会产生大量废物污染环境。对数控机床进行绿色度评价, 获得其对环境友好性的综合评分, 以实现对环境影响的最小化, 符合绿色制造的要求, 具有现实意义<sup>[1-2]</sup>。

目前, 国内外学者对机床的绿色度评价已开

展了大量的研究工作, 探寻建立有效的评价方法。陈薇薇等<sup>[3]</sup>通过分析切削参数对数控机床能耗的影响, 将切削速度、切削深度和进给量作为输入, 将切削功率作为输出, 提出一种基于支持向量机算法的数控机床能耗预测模型, 并经实验验证了该方法的有效性和可行性。王贤琳等<sup>[4]</sup>利用可拓层次分析法为指标权重赋值, 将能值分析理论与模糊评价法相结合, 建立数控机床绿色度综合评价模型。潘尚峰等<sup>[5]</sup>针对机床基础部件再制造问题, 提出基于改进 BP 神经网络的评价模型。曹华军等<sup>[6]</sup>将生命周期评价方法应用于机床的碳排放评估, 通过建立的线性特性方程分析和计算机

收稿日期: 2018-02-12

基金项目: 国家自然科学基金资助项目 (51375083); 辽宁省自然科学基金资助项目 (20170540445)

床生命周期各阶段碳排放量,并将碳排放效率用于评估机床碳排放随时间的变动特性。

人工智能由于可以模拟人的意识和思维去完成模糊和复杂问题的分析处理过程,已被广泛应用于决策专家系统。人工智能算法对“经验”的依赖性很强,需要不断从已有的经验中获取知识、学习策略,当再遇到类似的问题时,运用已有经验去解决问题并积累新的经验<sup>[7]</sup>。应用人工智能算法对产品绿色度进行评价,可以有效避免对同一对象由于专家主观判断而对评价结果产生的较大影响,同时由于可以应用已有经验去进行分析决策,而不必如生命周期法在经过评价对象整个生命周期结束后才能给出评价结果,故可做到事前评价,节省大量时间和成本。人工智能算法在实际应用时,需注意学习的“经验”,即训练样本集通常由人为凭经验划定,这使得评价结果易受人的主观影响。

本文针对数控机床绿色度评价问题,提出一种基于聚类和自适应神经模糊推理系统(adaptive neuro-fuzzy inference system, ANFIS)的评价方法。建立的评价模型为多输入单输出推理系统,利用粒子群优化模糊 C 均值(FCM)聚类算法自适应划分样本空间,提供合理的训练样本集,ANFIS 通过对样本集的学习,自适应地建立从输入到输出的模糊映射规则,从而实现对评价样本的有效预测。

## 1 评价指标体系的建立

数控机床绿色度评价是涉及加工质量、环境影响、能源利用、资源消耗和生产成本的多目标优化决策问题。在满足工艺要求条件下,绿色数控机床的评价需根据绿色制造要求,选择通用性好、有代表性的指标。为量化评价指标,将评价指标分为定性指标和定量指标。对于定性指标,由专家采用十分制打分方法进行量化,对于定量指标直接采用测量值。以某数控机床为例,考虑各种工艺过程对环境影响显著指标<sup>[8]</sup>,建立表 1 所示绿色度评价指标体系。指标描述时,按极小型指标赋值(值越小绿色度越好)以作为评价模型的输入项。

表 1 某数控机床绿色度评价指标体系

Tab.1 CNC green degree evaluation index system

指标	量化方法	影响状况描述
定位精度 $X_1$	测量值	0.005 mm/100 mm
废液污染 $X_2$	十分制打分	较小
切屑处理 $X_3$	十分制打分	一般
空载功率 $X_4$	测量值	3.7 kW
机床质量 $X_5$	测量值	3 t
设备维护 $X_6$	十分制打分	较难
设备折旧 $X_7$	测量值	1.5 万元/年

## 2 评价模型原理

由于评价问题的复杂性及评价指标的不确定性,对数控机床绿色度进行准确地评价是非常困难的。为获得准确、客观的评价结果,评价方法应满足以下要求:合理地处理定量指标和定性指标;能够体现不同层次、不同评价对象之间的关系;给出直观的评价结果。自适应神经模糊推理系统既具有易于表达人类知识的模糊逻辑,又具备神经网络自学习能力,且具备对非线性映射任意逼近的特点,因此特别适用于推理规则还不被完全了解或结构非常复杂的评价系统<sup>[9]</sup>。

### 2.1 粒子群优化 FCM 聚类算法

FCM 聚类算法是目前应用最广泛的一种模糊聚类算法。设有  $L$  个类簇的数据样本集合  $X = \{x_1, x_2, \dots, x_n\} \in \mathbf{R}^p$ ,  $n$  为样本个数,  $p$  为样本空间维数,  $L$  介于  $2 \sim n$  之间。目标函数定义为

$$\min J(\mathbf{U}, \mathbf{V}) = \sum_{i=1}^L \sum_{j=1}^n u_{ij}^m d_{ij}^2 \quad (1)$$

$$u_{ij} = 1 / \sum_{k=1}^L \left( \frac{d_{ij}}{d_{kj}} \right)^{2/(m-1)} \quad (2)$$

$$\mathbf{V}_i = \sum_{j=1}^n u_{ij}^m \mathbf{x}_j / \sum_{j=1}^n u_{ij}^m \quad (3)$$

式中,  $J(\mathbf{U}, \mathbf{V})$  为目标函数值;  $\mathbf{U}$  为隶属度矩阵;  $\mathbf{V}$  为聚类中心;  $d_{ij}$  为样本与聚类中心间距即欧氏距离,  $d_{ij} = \|\mathbf{x}_j - \mathbf{V}_i\|$ ;  $m$  为模糊加权指数;  $u_{ij}$  为数据集  $X$  中的第  $j$  个样本对第  $i$  类的隶属程度 ( $0 < u_{ij} < 1$ );  $\mathbf{V}_i$  为各个聚类中心。

由于 FCM 聚类存在对初始聚类中心敏感,易于陷入局部最优解的缺陷,文献<sup>[10]</sup>通过粒子群优化(PSO)算法与 FCM 算法融合来改善聚类性能。在粒子群优化 FCM(PSO-FCM)算法中,每个粒子代表一个个体,种群就是由这些粒子构成,以粒子自身当前最优位置  $\mathbf{p}_i$  和群体全局最优位置  $\mathbf{g}$  影响粒子的运动速度和位移,所求问题的解就是粒子的最优位置。

为提高聚类效果,对 PSO-FCM 算法进行改进。采用带邻域的粒子群优化 PSO-FCM 聚类算法,即将聚类中心作为种群中粒子的位置,将 FCM 算法目标函数作为适应函数,引入环形拓扑结构邻域  $\mathbf{p}_l$ ,将邻域也作为粒子进化的一个调节源,降低早熟收敛情况发生概率,终止条件为相邻目标函数适应值之差小于阈值或迭代次数达到设定值<sup>[11-12]</sup>。

采用的粒子速度  $\mathbf{v}_i$  和位移  $\mathbf{s}_i$  更新形式为

$$\mathbf{v}_{i+1} = w\mathbf{v}_i + c_1 r_1 (\mathbf{p}_i - \mathbf{s}_i) + c_2 r_2 (\mathbf{g} - \mathbf{s}_i) + c_3 r_3 (\mathbf{p}_l - \mathbf{s}_i) \quad (4)$$

$$s_{i+1} = s_i + v_{i+1} \tag{5}$$

式中,  $c_1, c_2, c_3$  为学习因子;  $r_1, r_2, r_3$  是  $[0, 1]$  之间的随机数;  $\omega$  为惯性权重, 在  $[\omega_{\min}, \omega_{\max}]$  之间取值;  $p_i$  为粒子邻域极值。

将粒子的初始位置均布于取值范围  $[\mathbf{X}_{\min}, \mathbf{X}_{\max}]$ ,  $\mathbf{X}_{\min}, \mathbf{X}_{\max}$  分别为样本每维最小值和最大值组成的向量。这样初始化的粒子可在接近最优解的搜索空间开始进化运算, 提高聚类质量, 缩短收敛时间。

粒子在样本空间每一维都会定义一个最大速度  $v_{\max}$ , 限定粒子移动速度范围  $[-v_{\max}, v_{\max}]$ 。使粒子在一次循环中每一维的移动最大距离得到优化。最大速度定为

$$v_{\max} = \lambda (\mathbf{X}_{\max} - \mathbf{X}_{\min}) \tag{6}$$

式中,  $\lambda$  为常数。

聚类有效性指数可用于判定最优聚类个数。文献[13]提出一种使用隶属度矩阵定义的聚类有效性指数  $V_{cs}$ , 由紧致度  $C$  和离散度  $S$  比值构成, 评价准则为  $V_{cs}$  指数的值越大, 聚类结果越好, 表达式如下:

$$V_{cs} = \frac{C}{S} = \frac{\sum_{i=1}^L \sum_{j=1}^n C_{ij}}{\max_{i=1, j=1, i \neq j} S_{ij}} \tag{7}$$

$$C_{ij} = \begin{cases} u_{ij}^2 & u_{ij} \geq 1/L \\ 0 & u_{ij} < 1/L \end{cases}$$

$$S_{ij} = \min(u_{ik}, u_{jk})$$

$$k = 1, 2, \dots, n$$

式中,  $C_{ij}$  为第  $i$  类和第  $j$  类样本间的紧致度;  $S_{ij}$  为第  $i$  类和第  $j$  类之间的离散度。

本文提出的 PSO-FCM 聚类算法流程图 1。

### 2.2 自适应神经模糊推理系统

ANFIS 将神经网络与模糊控制有机结合, 通过引入人类经验和知识(规则)构建输入输出的非线性映射模型, 并且通过不断地反复学习训练数据更新自己的系统参数, 产生一个自适应的模糊推理系统。设有  $M$  个输入变量  $x_1, x_2, \dots, x_M$ , 一个输出变量  $y$  的系统, 同一层每个节点具有相似功能, 其参数学习采用反向传播算法与最小二乘法的混合算法。基于一阶 Sugeno 模型的 ANFIS 结构见图 2。

第 1 层: 模糊化输入变量  $x_j (j=1, 2, \dots, M)$ , 节点的输出  $O_1^{(i)}$  表示  $x_j$  隶属于模糊集  $A_j^{(k)}$  的隶属度 ( $k=1, 2, \dots, Q, Q$  为模糊规则数;  $i=QM, i$  为本层节点数), 即

$$O_1^{(i)} = \mu_{A_j^{(k)}}(x_j) \tag{8}$$

式中,  $\mu_A(x)$  为模糊集  $A$  的隶属函数, 一般选择钟形函数。

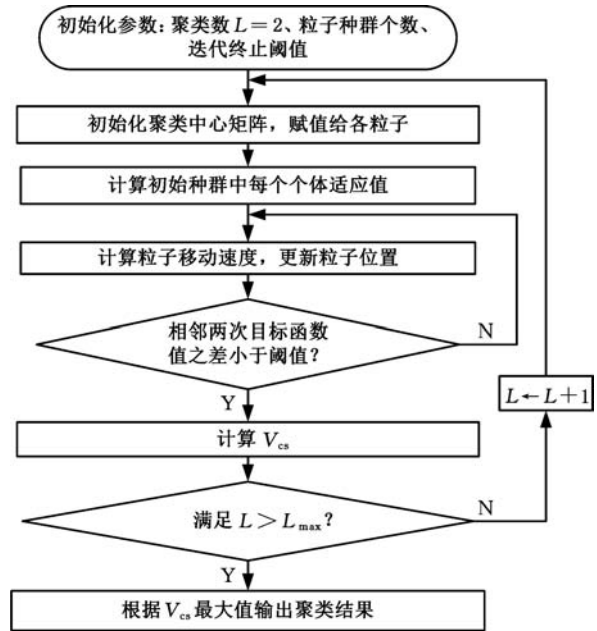


图 1 算法流程图

Fig.1 Flow chart of algorithm

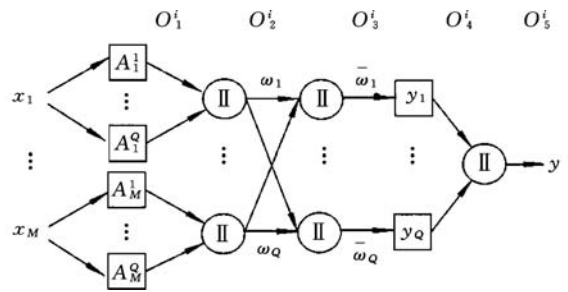


图 2 ANFIS 结构图

Fig.2 Structure chart of ANFIS

第 2 层: 将输入进行相乘运算, 输出每条规则激励强度  $\omega$ , 即

$$O_2^{(i)} = \omega_i = \prod \mu_{A_j^{(k)}}(x_j) \quad i = 1, 2, \dots, Q \tag{9}$$

第 3 层: 将各条规则的激励强度归一化, 即

$$O_3^{(i)} = \bar{\omega}_i = \bar{\omega}_i / \sum_{i=1}^Q \omega_i \tag{10}$$

第 4 层: 该层每个节点  $i$  为自适应节点, 输出为  $O_4^{(i)} = \bar{\omega}_i y_i = \bar{\omega}_i (a_0^{(i)} + a_1^{(i)} x_1 + a_2^{(i)} x_2 + \dots + a_M^{(i)} x_M)$

$$\tag{11}$$

式中,  $\{a_0^{(i)}, a_1^{(i)}, \dots, a_M^{(i)}\}$  为结论参数。

第 5 层: 该层为单节点, 计算系统总输出, 即

$$O_5^{(i)} = y = \sum_{i=1}^Q \bar{\omega}_i y_i \tag{12}$$

### 3 聚类算法仿真实验

选择来自机器学习数据库 UCI 的 3 个真实数据集 IRIS、WINE 和 BCW (breast cancer wisconsin) 验证本文聚类算法的性能。3 个数据集信息见表 2。

表 2 数据集信息

Tab.2 Data sets information

数据集	样本总数	样本维数	分类数	样本分布
IRIS	150	4	3	50,50,50
WINE	178	13	3	59,71,48
BCW	699	9	2	458,241

对 3 个数据集分别采用 FCM 算法和本文的 PSO-FCM 算法(粒子种群数为 20,  $c_1=c_2=c_3=2$ , 最大迭代次数 100, 最优解改变量阈值 0.01, 允许的最大速度系数  $\lambda=0.15$ )进行聚类实验, 经 10 次仿真计算取平均值, 结果表明 PSO-FCM 算法比 FCM 算法具有更高的分类正确率, 如表 3 所示。

表 3 聚类结果

Tab.3 Clustering result

数据集	算法	聚类数	正确率(%)
IRIS	FCM	3	89
	PSO-FCM		93
WINE	FCM	3	69
	PSO-FCM		76
BCW	FCM	3	94
	PSO-FCM		96

3 个数据集在不同聚类个数下, 采用 PSO-FCM 算法计算相应的聚类有效性指数值  $V_{cs}$ , 根据获得的最大  $V_{cs}$  值确定最佳聚类数。仿真结果表明  $V_{cs}$  可有效确定最佳聚类数, 如表 4 所示。

表 4 数据集不同聚类数的  $V_{cs}$

Tab.4  $V_{cs}$  of datasets under different clustering number

数据集	聚类数				
	2	3	4	5	6
IRIS	1.6	2.6	0.8	0.7	0.6
WINE	14.2	22.1	19.5	15.3	12.5
BCW	7.4	3.5	2.5	2.2	1.5

## 4 系统的应用

### 4.1 样本集的构造

选取较典型的数控机床为样本对象, 对采集数据按照定性指标和定量指标量化, 以各指标数据最大值作为基数(定量指标为测量值, 定性指标为 10), 将各指标值与其最大值相除进行归一化处理。归一化后的样本数据见表 5。

采用 PSO-FCM 算法聚类, 由  $V_{cs}$  最大值确定最佳聚类数为 3, 不同聚类数下的  $V_{cs}$  值见表 6。

$V_{cs}$  取最大值时, 得到的样本数据聚类中心

$$V = \begin{bmatrix} 0.47 & 0.40 & 0.47 & 0.62 & 0.47 & 0.44 & 0.62 \\ 0.39 & 0.39 & 0.47 & 0.65 & 0.45 & 0.46 & 0.62 \\ 0.34 & 0.31 & 0.36 & 0.50 & 0.33 & 0.35 & 0.44 \end{bmatrix}$$

在实际应用中, 为满足用户或专家的需要可为样本指标赋予权重。采用专家咨询方式, 按十分制赋值, 根据 10 位专家打分取平均值获得主观权重向量  $B$ :

表 5 评价样本量化数据

Tab.5 Quantized values of evaluation samples

序号	$X_1$	$X_2$	$X_3$	$X_4$	$X_5$	$X_6$	$X_7$
1	0.17	0.30	0.50	0.28	0.24	0.50	0.29
2	0.67	0.30	0.10	0.31	0.23	0.30	0.31
3	0.10	0.30	0.30	0.68	0.50	0.70	0.88
4	0.67	0.30	0.30	0.58	0.26	0.30	0.23
5	0.53	0.30	0.70	0.58	1.00	0.50	0.69
6	0.30	0.70	0.50	0.92	0.20	0.50	0.38
7	0.33	0.50	0.50	0.42	0.27	0.70	0.96
8	0.17	0.30	0.30	0.77	0.34	0.10	0.19
9	0.67	0.50	0.30	0.85	0.54	0.30	0.67
10	0.17	0.30	0.50	0.58	0.44	0.70	1.00
11	0.17	0.30	0.50	0.58	0.46	0.70	0.85
12	0.67	0.30	0.50	0.69	0.54	0.30	0.56
13	0.23	0.50	0.50	1.00	0.60	0.70	0.96
14	0.67	0.30	0.10	0.54	0.30	0.30	0.25
15	0.17	0.30	0.30	0.27	0.22	0.30	0.27
16	0.67	0.50	0.50	0.58	0.66	0.50	0.69
17	1.00	0.50	0.50	0.58	0.49	0.50	0.54
18	0.33	0.50	0.50	0.69	0.72	0.30	0.56
19	0.10	0.30	0.50	0.63	0.35	0.30	0.33
20	0.33	0.30	0.50	0.58	0.58	0.50	0.98
21	0.15	0.30	0.70	0.42	0.30	0.60	0.31
22	0.22	0.40	0.40	0.70	0.46	0.70	0.66

表 6 样本集不同聚类数的  $V_{cs}$

Tab.6  $V_{cs}$  of samples under different clustering number

聚类数	2	3	4	5	6
$V_{cs}$	21.3	29.5	17.5	16.6	13.7

$$B = [0.25 \quad 0.25 \quad 0.15 \quad 0.15 \quad 0.1 \quad 0.05 \quad 0.05]$$

将聚类中心和主客观权重向量的转置相乘, 得到各个类别的判别值:

$$VB^T = \begin{bmatrix} 0.48 \\ 0.46 \\ 0.36 \end{bmatrix} \quad (13)$$

判别值越小表明绿色度越好, 所以根据聚类结果设定期望值: 评价结果为“优”时, 系统输出期望值设置为 0.2; 评价结果为“良”时, 系统输出期望值设置为 0.5; 评价结果为“差”时, 系统输出期望值设置为 0.8。最终生成的评价样本结果见表 7。

表 7 样本聚类结果

Tab.7 Clustering result of samples

结果	样本号	期望值
优(类一)	1,2,4,8,14,15,19,21	0.2
良(类二)	3,6,7,10,11,18,22	0.5
差(类三)	5,9,12,13,16,17,20	0.8

### 4.2 系统测试

为测试评价系统的有效性, 训练样本与测试样本均应含有三类期望值。将表 5 中序号 1~17 的样本作为训练样本, 用于 ANFIS“学习”, 序号 18~22 的样本作为测试样本, 检验系统评价有效性。

评价模型训练的均方根误差迭代曲线见图

3. 由图 3 可知,均方根误差随迭代次数逐渐收敛,当迭代数超过 150 次时,均方根误差趋于稳定,表明模型经训练有效。

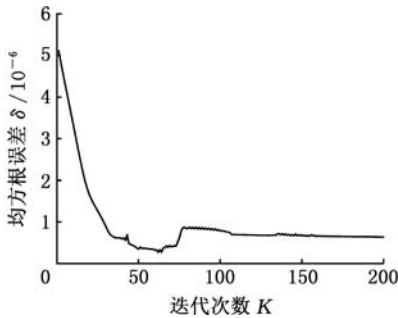


图 3 均方根误差迭代曲线

Fig.3 Iterative curve of root mean square error

将 5 个测试样本依次输入评价系统模型,经计算得到测试样本评价输出值和绝对误差,如表 8 所示。

表 8 测试样本计算结果

Tab.8 Result of testing samples

序号	评价值	期望值	绝对误差
18	0.59	0.5	0.09
19	0.15	0.2	0.05
20	0.88	0.8	0.08
21	0.14	0.2	0.06
22	0.55	0.5	0.05

由表 8 可知,测试样本的绝对误差值均小于 0.1,表明设计的评价模型在学习之后具有较好的预测精度,反映出评价系统的良好有效性。

### 5 结论

针对数控机床绿色度评价问题,提出一种基于聚类和 ANFIS 的评价模型。在模糊推理系统的设计中,由于设计者经验的局限性,依靠用户已有经验而建立的模糊规则无法保证最优的推理性能,因此,采用粒子群优化 FCM 聚类算法对量化的数据样本进行聚类分析,自适应地划分样本空间,生成合理的训练样本集。ANFIS 通过对已知数据的学习自动生成模糊控制规则,即可以实现自适应推理。经实例验证该方法可实现对数控机床绿色度的智能评价。该方法为产品的绿色度预测提供一种新的方案。

### 参考文献:

[1] LIU Pengxiang, LI Guolong, CAO Huajun. Mathematical Model of Multi-source Energy Flows for CNC Worm Wheel Grinding Machine Tools[C]// Sustainable Design and Manufacturing. Cham: Springer, 2016, 659-672.

[2] 李涛,孔雨露,张洪潮,等. 典型切削机床能耗模型的研究现状及发展趋势[J]. 机械工程学报, 2014, 50(7):102-111.  
 LI Tao, KONG Lulu, ZHANG Hongchao, et al. Recent Research and Development of Typical Cutting Machine Tool's Energy Consumption Model [J]. Journal of Mechanical Engineering, 2014, 50 (7): 102-111.

[3] 陈薇薇,张华,向琴,等. 基于支持向量机数控机床切削能耗预测方法研究[J]. 机械设计与制造, 2014 (11):54-56.  
 CHEN Weiwei, ZHANG Hua, XIANG Qin, et al. Research on CNC Machine Tool Cutting Energy Consumption Prediction Based on Support Vector Machine [J]. Machinery Design and Manufacture, 2014(11):54-56.

[4] 王贤琳,邱爽,王飞,等. 基于能值分析与模糊评价的数控机床绿色度评价方法研究[J]. 机床与液压, 2015,43(13):31-35.  
 WANG Xianlin, QIU Shuang, WANG Fei, et al. Study on Green Degree Evaluation Method of CNC Machine Tool Based on Energy Analysis and Fuzzy Evaluation [J]. Machine Tool and Hydraulics, 2015, 43(13):31-35.

[5] 潘尚峰,卢超,彭一. 基于改进 BP 神经网络的机床基础部件可再制造性评价模型[J]. 中国机械工程, 2016,27(20):2743-2748.  
 PAN Shangfeng, LU Chao, PENG Yibo. Evaluation Model for Machine Tool Basic Parts Remanufacturability Based on Optimized BP Neural Network [J]. Chinese Mechanical Engineering, 2016, 27 (20): 2743-2748.

[6] 曹华军,李洪丞,宋胜利,等. 基于生命周期评价的机床生命周期碳排放评估方法及应用[J]. 计算机集成制造系统, 2011,17(11):2432-2437.  
 CAO Huajun, LI Hongcheng, SONG Shengli, et al. Evaluation Method and Application for Carbon Emissions of Machine Tool Based on Life Cycle Assessment [J]. Computer Integrated Manufacturing systems, 2011, 17(11):2432-2437.

[7] ZAHID H E, RIZWANA K, SHARIQ B, et al. Artificial Intelligence Techniques for Driving Safety and Vehicle Crash Prediction [J]. Artificial Intelligence Review, 2016, 46(3):351-387.

[8] 刘飞,曹华军,张华,等.绿色制造的理论与技术 [M].北京:科学出版社,2005:187-194.  
 LIU Fei, CAO Huajun, ZHANG Hua, et al. Theory and Technology of Green Manufacturing [M]. Beijing: Science Press, 2005:187-194.

(下转第 2858 页)

- mization Model for Unrelated Parallel Machine Scheduling with Energy Consumption and Total Tardiness[J]. *Mathematical Problems in Engineering*, 2015, 2015:1-8.
- [9] DING J, SONG S, ZHANG R, et al. Parallel Machine Scheduling under Time-of-use Electricity Prices: New Models and Optimization Approaches [J]. *IEEE Transactions on Automation Science and Engineering*, 2016, 13(2):1138-1154.
- [10] CHE A, ZHANG S, WU X. Energy-conscious Unrelated Parallel Machine Scheduling under Time-of-use Electricity Tariffs [J]. *Journal of Cleaner Production*, 2017, 156:688-697.
- [11] TANG L, REN H, YANG Y. Reheat Furnace Scheduling with Energy Consideration[J]. *International Journal of Production Research*, 2014, 53(6):1642-1660.
- [12] LI Z, YANG H, ZHANG S, et al. Unrelated Parallel Machine Scheduling Problem with Energy and Tardiness Cost [J]. *The International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, 2016, 84(1/4):213-226.
- [13] JIA Z, ZHANG Y, LEUNG J Y T, et al. Bi-criteria Ant Colony Optimization Algorithm for Minimizing Makespan and Energy Consumption on Parallel Batch Machines[J]. *Applied Soft Computing*, 2017, 55:226-237.
- [14] ZHENG X, WANG L. A Collaborative Multiobjective Fruit Fly Optimization Algorithm for the Resource Constrained Unrelated Parallel Machine Green Scheduling Problem[J]. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics: Systems*, 2018, 48(5):790-800.
- [15] WU X, CHE A. A Memetic Differential Evolution Algorithm for Energy-efficient Parallel Machine Scheduling[J]. *Omega*, 2018, 82:1-11.
- [16] VALLADA E, RUIZ R. A Genetic Algorithm for the Unrelated Parallel Machine Scheduling Problem with Sequence Dependent Setup Times [J]. *European Journal of Operational Research*, 2011, 211(3):612-622.
- [17] TAVAKKOLI-MOGHADDAM R, TAHERI F, BAZZAZI M, et al. Design of a Genetic Algorithm for Bi-objective Unrelated Parallel Machines Scheduling with Sequence-dependent Setup Times and Precedence Constraints[J]. *Computers & Operations Research*, 2009, 36(12):3224-3230.
- [18] NADERI B, GOHARI S, YAZDANI M. Hybrid Flexible Flowshop Problems: Models and Solution Methods [J]. *Applied Mathematical Modelling*, 2014, 38(24):5767-5780.
- [19] GHAREHGOZLI A H, TAVAKKOLI-MOGHADDAM R, ZAERPOUR N. A Fuzzy-mixed-integer Goal Programming Model for a Parallel-machine Scheduling Problem with Sequence-dependent Setup Times and Release Dates[J]. 2009, 25(4):853-859.
- [20] WAGNER H M. An Integer Linear-programming Model for Machine Scheduling[J]. *Naval Research Logistics Quarterly*, 1959, 6(2):131-140.
- [21] PAN C. A Study of Integer Programming Formulations for Scheduling Problems[J]. *International Journal of Systems Science*, 1997, 28(1):33-41.

(编辑 袁兴玲)

作者简介:孟磊磊,男,1991年生,博士研究生。研究方向为车间调度、智能优化算法、绿色制造等。E-mail:mengleilei@hust.edu.cn.

(上接第 2849 页)

- [9] SANJAY K D, BHAT J. Reliability Assessment of Component Based Software Systems Using Fuzzy and ANFIS Techniques[J]. *International Journal of System Assurance Engineering and Management*, 2017, 8(2):1319-1926.
- [10] NGUYEN H B, XUE B, LIU I, et al. New Mechanism for Archive Maintenance in PSO-Based Multi-objective Feature Selection[J]. *Soft Computing*, 2016, 20(10):3927-3946.
- [11] CHEN S W, XU Z M, TANG Y. A Hybrid Clustering Algorithm Based on Fuzzy C-means and Improved Particle Swarm Optimization[J]. *Arabian Journal for Science & Engineering*, 2014, 39(12):8875-8887.
- [12] FARHAD S, AMIN A N, SHAHIN R N, et al. Evaluating the Potential of Particle Swarm Optimization in Clustering of Hyperspectral Imagery Using Fuzzy C-means[C]// *International Conference on Asia Agriculture and Animal*. Singapore: Springer, 2011:201-207.
- [13] 朴尚哲, 超木日力格, 于剑. 模糊 C 均值算法的聚类有效性评价[J]. *模式识别与人工智能*, 2015, 28(5):452-461.
- PIAO Shangzhe, Chaomurilige, YU Jian. Cluster Validity Indexes for FCM Clustering Algorithm [J]. *Pattern Recognition and Artificial Intelligence*, 2015, 28(5):452-46.

(编辑 袁兴玲)

作者简介:王宇钢,男,1977年生,讲师,博士。研究方向为绿色制造、机械制造自动化。出版专著 1 部,发表论文 10 余篇。Email: paperwang\_doc@163.com.