

控制与决策

Control and Decision

基于改进的GRA-即时学习算法的镉/铀元素组分含量预测

陆荣秀, 邓彪, 杨辉, 朱建勇, 杨刚, 代文豪

引用本文:

陆荣秀, 邓彪, 杨辉, 朱建勇, 杨刚, 代文豪. 基于改进的GRA-即时学习算法的镉/铀元素组分含量预测[J]. *控制与决策*, 2024, 39(2): 458-466.

在线阅读 View online: <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2022.0914>

您可能感兴趣的其他文章

Articles you may be interested in

[基于多维泰勒网的超前d步预测模型](#)

d-step-ahead predictive model based on multi-dimensional Taylor network

控制与决策. 2021, 36(2): 345-354 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2019.0722>

[基于迁移学习灰支持向量回归机的交互式进化计算](#)

Interactive evolutionary computation based on transfer learning grey support vector regression

控制与决策. 2021, 36(10): 2399-2408 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2020.0420>

[基于数据驱动的非线性网络系统自适应迭代学习控制](#)

Data driven adaptive learning control of nonlinear network system

控制与决策. 2021, 36(6): 1523-1528 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2019.1182>

[基于多种群分解预测的动态多目标引力搜索算法](#)

Dynamic multi-objective gravitational searching algorithm based on multi-population decomposition prediction

控制与决策. 2021, 36(12): 2910-2918 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2020.1002>

[基于HI-DD-AdaBoost.RT的锂离子动力电池SOH预测](#)

Prediction of Li-ion battery SOH based on HI-DD-AdaBoost.RT

控制与决策. 2021, 36(3): 686-692 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2019.0764>

基于改进的 GRA-即时学习算法的镨/钕元素组分含量预测

陆荣秀^{1,2†}, 邓彪^{1,2}, 杨辉^{1,2}, 朱建勇^{1,2}, 杨刚^{1,2}, 代文豪^{1,2}

(1. 华东交通大学 电气与自动化工程学院, 南昌 330013; 2. 江西省先进控制与优化重点实验室, 南昌 330013)

摘要: 针对现有稀土元素组分含量模型具有离线、时滞大、抗干扰能力弱等问题, 提出一种改进的 GRA-即时学习算法 (GRA-JITL-LSSVM) 建立稀土萃取过程组分含量在线检测模型. 首先, 采用灰色关联分析方法 (GRA) 分析输入输出变量之间的变化趋势和关联程度, 采用哈希表确定学习集大小, 确保数据相似度信息的完整性和学习集的合理性, 据此建立最小二乘支持向量机 (LSSVM) 模型, 并引入数据库更新准则, 提高模型的抗干扰能力; 然后, 为了保证 GRA-JITL-LSSVM 模型参数的全局最优, 提出一种带有停滞回溯策略的遗传算法 (SBS-GA), 并对 SBS-GA 的收敛性进行分析验证; 最后, 通过镨/钕萃取现场数据进行仿真实验, 结果表明所提出 SBS-GA 算法能够保证寻优参数的全局解, 所提出的 GRA-JITL-LSSVM 实时性高、预测精度高, 可用于稀土萃取生产现场元素组分含量的在线检测.

关键词: 灰色关联分析法; 即时学习; 哈希表; 组分含量; 预测; 停滞回溯策略; 遗传算法

中图分类号: TP181

文献标志码: A

DOI: 10.13195/j.kzyjc.2022.0914

引用格式: 陆荣秀, 邓彪, 杨辉, 等. 基于改进的 GRA-即时学习算法的镨/钕元素组分含量预测 [J]. 控制与决策, 2024, 39(2): 458-466.

Prediction of Pr/Nd component content based on improved GRA-just-in-time learning algorithm

LU Rong-xiu^{1,2†}, DENG Biao^{1,2}, YANG Hui^{1,2}, ZHU Jian-yong^{1,2}, YANG Gang^{1,2}, DAI Wen-hao^{1,2}

(1. School of Electrical and Automation, East China Jiaotong University, Nanchang 330013, China; 2. Key Laboratory of Advanced Control and Optimization of Jiangxi Province, Nanchang 330013, China)

Abstract: Aiming at the problems of off-line, large time delay, and weak anti-interference ability of existing rare earth element component content models, an improved GRA-just-in-time learning algorithm (GRA-JITL-LSSVM) is proposed to establish an online component content detection model for the rare earth extraction process. Firstly, the grey relational analysis (GRA) method is used to analyze the changing trend and correlation degree between input and output variables, and the hash table is used to determine the size of the learning set to ensure the integrity of the data similarity information and the rationality of the learning set. Based on this, the least squares support vector machine (LSSVM) model is established, and the database update criterion is introduced to improve the anti-interference ability of the model. Secondly, in order to ensure the global optimization of GRA-JITL-LSSVM model parameters, a genetic algorithm with a stagnation backtracking strategy (SBS-GA) is proposed, and the convergence of the SBS-GA is analyzed and verified. Finally, the simulation experiment is carried out based on Pr / Nd extraction field data. The results show that the proposed SBS-GA can ensure the global solution of the optimization parameters. The proposed GRA-JITL-LSSVM has high real-time performance and good prediction accuracy, which can be used for the online detection of the element component content in the production site of the rare earth extraction.

Keywords: grey correlation analysis; just-in-time learning; Hash table; component content; prediction; stagnation backtracking strategy; GA

0 引言

稀土拥有独特的物理化学性质, 在工业体系中发挥着越来越重要的作用^[1], 在新能源、国防、新兴产业等高新技术领域也具有不可替代的地位, 是国家的战

略资源. 然而, 我国稀土萃取分离过程的自动化程度低, 市场竞争力弱, 对我国的稀土资源产生了极大的浪费. 在稀土萃取分离过程中, 实时掌握元素组分含量在各级萃取槽的分布是实施稀土萃取自动控制的

收稿日期: 2022-05-23; 录用日期: 2022-10-10.

基金项目: 国家重点研发计划项目 (2020YFB1713700); 国家自然科学基金项目 (61863014, 61733005, 61963015); 东北大学流程工业国家重点实验室开放基金项目 (2021-KF-21-01); 江西省教育厅科技项目 (GJJ200668).

†通讯作者. E-mail: rxlu_ecjtu@163.com.

关键. 现有的稀土萃取过程元素组分含量软测量模型基本上均属于离线检测模型^[2-3], 由于萃取现场工况不稳定、易变因素多, 抗干扰能力弱、实时性不高的离线模型预测精度会下降. 因此, 需要研究建立一种根据现场工况条件进行自适应快速调整的组分含量预测模型.

鉴于即时学习算法具有模型可在线建立和参数自适应调整的优点, 能解决因工况变化而导致的模型预测效果不佳的问题, 在工业过程建模方面得到了广泛应用^[4-6]. 文献[7]提出采用 k -VNN 方法确定学习集, 并提出数据库更新策略; 文献[8]利用数据之间的互信息通过加权相似度准则确定学习集, 并增加了模型更新方法. 但上述文献都没有考虑输出变量之间的相关性和输入变量与输出变量之间的关系, 数据之间的相似性分析缺乏全面性, 使得选取的学习集存在信息冗余、缺失的现象, 导致预测精度低, 不利于即时学习算法的准确预测.

为解决上述问题, 本文采用灰色关联分析^[9] (GRA) 方法, 利用数据间的变量关系, 分析输入、输出变量的数据关联性, 确定各数据间的相似性程度, 结合哈希表阈值建立哈希表^[10] 确定合理的学习集. 采用最小二乘支持向量机^[11] 算法建立模型, 当工况发生改变时, 以新工况数据与历史数据的欧氏距离均方根最大值为参考, 制定数据库更新准则, 使数据库和学习集随工况变化而自适应调整, 以此满足系统建模的实时性要求. 为了避免改进的即时学习算法中参数选取的不确定性, 利用遗传算法^[12] 具有全局最优的特点, 将停滞回溯策略融入遗传算法中, 保证了寻优参数的全局性. 通过 Pr/Nd 萃取现场数据的实验验证表明所提出建模方法在自适应性、准确性和实时性上均满足稀土萃取工业现场获取组分含量的要求.

1 基于灰色关联分析法的即时学习算法及其数据库的更新

即时学习算法是一种基于系统数据驱动的建模方法, 其基本思想是在仅知输入输出数据的基础上, 依据数据的信息相似性准则实时调整建模所需的学习集, 再据此调整模型参数. 由此可以看出, 算法的核心问题是确定学习集和建模方法, 学习集是从数据库中选出部分与新工况数据信息相似度较高的数据组成的数据集, 合适的学习集可以提高建模速度和预测精度, 因此提出采用灰色关联分析法分析数据之间的信息相似度, 根据关联度值建立哈希表, 以此确定学习集大小, 并将灰色关联分析法与均方根误差指标结合, 制定数据库更新准则.

1.1 基于灰色关联分析的信息相似度准则

在即时学习算法中, 信息相似度判别方法的选取会直接影响学习集的优劣. 标准即时学习算法的信息相似度准则^[13] 采用向量近邻的思维, 即 k -VNN (k -vector nearest neighbor) 方法对两个数据之间的信息相似性进行判断. 该方法综合考虑到了数据信息向量之间存在的距离和角度信息, 却没有考虑输出变量, 缺乏数据的整体性, 因此本文提出采用灰色关联分析法判断数据之间的信息相似度.

灰色关联分析法^[9] 是以变量之间发展趋势的相似或相异程度——灰色关联度, 作为衡量指标的一种方法, 用来分析输入变量与输出变量间的发展趋势. 变化趋势相似性高, 意味着输入输出变量的同步性大, 即灰色关联度值大, 反之亦然. 本文借鉴灰色关联分析法的原理对数据之间变量波动程度的相似性进行判断, 有

$$r_{ij} = f(X_i, X_j) = \frac{1}{n} \sum_{m=1}^n r_{ij,m}; \quad (1)$$

$$r_{ij,m} = \frac{\Delta(\min) + \rho\Delta(\max)}{|x_{i,m} - x_{j,m}| + \rho\Delta(\max)}; \quad (2)$$

$$\begin{cases} \Delta(\min) = \min(\min(|x_{i,m} - x_{j,m}|)), \\ \Delta(\max) = \max(\max(|x_{i,m} - x_{j,m}|)). \end{cases} \quad (3)$$

其中: $m = 1, 2, \dots, n$, n 为数据维度; $x_{i,m}$ 、 $x_{j,m}$ 为数据库中数据 X_i 、 X_j 第 m 维的值; ρ 为分辨系数, 取值范围 $(0, 1)$; $r_{ij,m}$ 为数据 X_i 与 X_j 间第 m 维灰色关联系数; r_{ij} 为数据 X_i 与 X_j 的灰色关联度值, r_{ij} 越大数据间关联性越强, 根据 r_{ij} 值可确定数据间的信息相似度, 确保选取的即时学习算法学习集具有代表性.

1.2 基于哈希表的学习集选取

在即时学习算法^[13] 中, 学习集对模型的预测速度和精度均有很大影响, 若学习集中数据较多, 则有可能造成信息冗余, 增加模型预测时间, 影响模型的实时性; 相反, 则可能造成学习集不具有代表性, 预测精度下降. 为了保证模型预测速度快、预测精度高, 采用哈希表确定学习集, 具体操作如下: 首先依据历史数据库 $\{S_1, S_2, \dots, S_N\}$ (N 为样本数) 中各个数据之间的灰色关联度值 r_{ij} 建立灰色关联度矩阵, 有

$$\begin{bmatrix} R_1 \\ \vdots \\ R_N \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} r_{11} & \dots & r_{1N} \\ \vdots & r_{ij} & \vdots \\ r_{N1} & \dots & r_{NN} \end{bmatrix}, \quad (4)$$

$$S_d = [X_d, y_d], \quad d = 1, 2, \dots, N. \quad (5)$$

其中: $R_d = [r_{d1}, r_{d2}, \dots, r_{dN}]$, $X_d = [x_{d1}, x_{d2}, \dots, x_{dt}]$ 为数据 S_d 的输入变量, t 为输入变量个数, y_d 为 X_d 对应的输出变量, r_{dN} 为数据 S_d 与 S_N 间灰色关联度值, k_d 为 R_d 中元素大于 k_δ 的个数, $f(S_N, S_d)$ 为计算 S_N 与 S_d 的灰色关联度值函数. 根据哈希表阈值 k_δ 确定学习集大小矩阵 $[k_1; k_2; \dots; k_N]$ 和对应的数据集 $\{\phi_1; \phi_2; \dots; \phi_N\}$, 得到如图1所示的学习集哈希表.

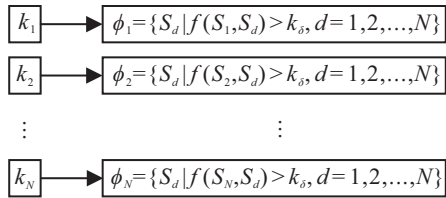


图1 学习集哈希表

学习集选取方式如下: 确定历史数据库中与新工况数据 X_o 灰色关联度值最大 (即 $\max_{c \in [1, N]} \{f(X_o, X_c)\}$, c 为整数) 所对应的数据 X_d , 再根据 X_d 找出对应数据集大小 k_d 及其对应数据集 ϕ_d , 将该数据集作为即时学习算法的学习集. 利用所提出的 GRA 与哈希表相结合的方法获得的学习集, 具有与新输入数据相似性高、信息不冗余的优点.

1.3 局部模型的建立

由于学习集中的数据样本较少, 属于小样本数据集, 本文采用适用于小样本的最小二乘支持向量机 (LSSVM) 进行局部模型的建立, 其优点是学习速度快、计算相对简单. LSSVM 的目标函数为

$$\min J = \frac{1}{2} \omega^T \omega + \frac{1}{2} \gamma \sum_{h=1}^l e_h^2; \quad (6)$$

s.t. $y_i = \omega^T \varphi(x_h) + g + e_h, h = 1, 2, \dots, l.$

其中: e_h 为误差; γ 为误差惩罚系数; ω 为原始空间的权重向量; g 为偏置量; $\varphi(\cdot) : R^p \rightarrow R^H, R^H$ 为 Hilbert 空间维度. 鉴于该目标函数是有约束的最优问题, 为了便于求解, 构造拉格朗日函数

$$L = J - \sum_{h=1}^l \alpha_h [\omega^T \varphi(x_h) + g + e_h - y_h]. \quad (7)$$

通过 KKT 最优条件, 得到新工况数据 X_o 对应的 LSSVM 模型预测输出

$$y = \sum_{h=1}^l \alpha_h K(X_o, X_h) + g. \quad (8)$$

其中: X_h 为训练样本的输入, 即第 1.2 节选取好的学习集; α_h 为拉格朗日算子; $K(\cdot)$ 为核函数. 本文选用径向基函数作为该模型的核函数, 有

$$K(X_o, X_h) = \exp\left(\frac{-\|X_o - X_h\|^2}{2\sigma^2}\right), \quad (9)$$

其中 σ 为高斯核函数的宽度, 采用留一法^[14] 确定局

部模型 LSSVM 中的参数 (γ, σ) .

1.4 数据库的更新

标准即时学习算法的学习集^[15] 从离线的历史数据库中选取, 没有包含变化的现场工况数据, 因此需要制定适合稀土萃取过程的准则实时更新数据库. 由于均方根误差可以描述新数据与历史数据之间的偏差程度, 将新工况数据 X_o 与数据库中所有数据 X_d 对应的欧氏距离的均方根最大值作为更新指标, 即

$$x_{\text{error}} = \max \left(\sqrt{\sum_{q=1}^{t+1} (x_{oq} - x_{dq})^2} / \sqrt{n} \right). \quad (10)$$

同时, 结合稀土萃取过程的生产工况条件, 制定更新准则

$$\begin{cases} x_\delta < x_{\text{error}} \leq 1, \text{ 更新数据库;} \\ 0 \leq x_{\text{error}} < x_\delta, \text{ 保持原状.} \end{cases} \quad (11)$$

其中: $d = 1, 2, \dots, N, N$ 为历史数据库中的样本数; $t + 1$ 为数据 S_d 输入变量和输出变量数总和, x_{oq} 为新工况数据 X_o 第 q 维数据值, x_{dq} 为数据 S_d 第 q 维数据值, 数据库更新阈值 x_δ 由经验确定, 取值范围 $(0, 1)$.

式(11)表明: 当 $x_\delta < x_{\text{error}} < 1$ 时, 新工况数据与历史数据库中数据相差较大, 需更新数据库, 将 x_o 添加到历史数据库中; 当 $0 \leq x_{\text{error}} < x_\delta$ 时, 新工况数据与数据库数据相近, 无需更新数据库.

1.5 基于 GRA-JITL 的稀土萃取过程组分含量建模步骤

由第 1.1 节 ~ 第 1.4 节可知, 改进的即时学习算法综合考虑了输入、输出变量, 采用灰色关联法判断信息间的相似度, 哈希表确定学习集的大小, 确保学习集的合理性. 采用 LSSVM 建立模型, 并将灰色关联法与均方根误差指标相结合制定数据库更新准则, 以保证数据库能根据新工况的出现自适应更新. 利用改进的即时学习算法建立稀土萃取过程组分含量预测模型的建模步骤如下.

step 1: 萃取过程采集的数据归一化处理.

step 2: 得到各数据间对应的灰色关联度值 (分辨系数 $\rho = \rho_a$), 并根据阈值 k_δ 建立图 1 的哈希表.

step 3: 当有新工况数据 X_o 输入时, 将其与历史数据库中的数据逐个确定灰色关联度值 (其中分辨系数 $\rho = \rho_b$), 并根据第 1.2 节方法确定学习集的大小及包含的样本数据.

step 4: 根据第 1.3 节, 采用 LSSVM 方法进行局部模型的建立, 使用留一法确定模型参数 (γ, σ) , 并对当前新工况的数据 X_o 进行预测.

step 5: 判断是否进行下一步预测,若是则继续,否则转至step 8.

step 6: 根据式(11)的数据库更新准则判断是否更新数据库,若是则继续,否则转至step 2.

step 7: 更新历史数据库.

step 8: 结束.

由于上述的GRA-即时学习算法建模过程中,参数 ρ_a 影响着数据库中数据之间相似性的离散程度, ρ_b 决定新工况数据与历史数据库中数据之间的相似性,建模所需的学习集规模与 k_δ 取值有关, ρ_a 、 ρ_b 、 k_δ 的取值均影响着模型的预测精度,需要选择合适的优化算法对上述参数进行优化.

2 采用停滞回溯策略的遗传算法及其收敛性分析

由于第1节采用改进的GRA-即时学习算法进行模型建立时,参数 ρ_a 、 ρ_b 、 k_δ 人为设定造成模型性能的不确定性,考虑到遗传算法拥有全局寻优、模型简单的优点,采用遗传算法对其算法模型参数进行优化,但遗传算法具有效率低、过早收敛的缺点.本文将停滞回溯策略^[16]引入遗传算法,提出一种带有停滞回溯策略的遗传算法,并对其收敛性讨论及其有效性的实验验证.

2.1 采用停滞回溯策略的模型优化

采用遗传算法^[7]对模型参数 ρ_a 、 ρ_b 、 k_δ 进行优化,需要随机生成一定数量的种群,再根据染色体的适应度值进行选择、交叉等遗传操作,选择适应度值高的个体遗传给下一代,形成新的染色体,经过多次迭代,直到满足终止条件得到最终的结果.为避免上述寻优过程陷入局部最优,设计一种带有停滞回溯策略的遗传算法,基本思想是当染色体的适应度值保持在某一局部最优值的迭代次数达到一定时,改变种群,跳出当前解.工作原理如下:当停留在某一适应度值的迭代次数 θ_1 超过停滞回溯的阈值 δ 时,意味着此时的种群 $X_{iter+\theta_1}$ 中存在一个局部最优值,将 X_{iter} 存入停滞集 Ω 中,否则将与 X_{iter} 相同维数的零矩阵 $\mathbf{0}$ 存入停滞集 Ω 中;当 $\theta_1 > 3\delta$ 时,从停滞集 Ω 中随机选择一个非 $\mathbf{0}$ 种群 X'_{iter} 作为当前代种群,即 $X_{iter+\theta_1} = X'_{iter}$.改变交叉、变异概率值,进行选择、交叉、变异的遗传操作,当适应度值发生改变时恢复交叉、变异概率为初始值,直到下一次 $\theta_1 > 3\delta$ 出现,表达式如下:

$$y_{iter} = \min_{x_{iter} \in X_{iter}} \{f(x_{iter})\}. \quad (12)$$

$$\Omega = \Omega_{iter} | \Omega_{iter} = \begin{cases} X_{iter}, & \theta_1 > \delta; \\ \mathbf{0}, & 0 \leq \theta_1 < \delta. \end{cases} \quad (13)$$

$$X_{iter+\theta_1} = \begin{cases} X'_{iter} = \Omega \text{中任意非}\mathbf{0} \text{矩阵}, & \theta_1 > 3\delta; \\ X_{iter+\theta_1}, & \text{otherwise.} \end{cases} \quad (14)$$

$$\begin{cases} p'_{cro} = 1.2 \times p_{cro}, \\ p'_{var} = 7 \times p_{var}. \end{cases} \quad (15)$$

其中: θ_1 为 $y_{iter} = y_{iter+1} = \dots = y_{iter+\theta_1}$ 的次数, y_{iter} 为第 $iter$ ($iter = 1, 2, \dots, G$)代最优适应度值, $f(\cdot)$ 为适应度函数, X_{iter} 为第 $iter$ 代所有种群, Ω 为停滞集, $\mathbf{0}$ 为与 X_{iter} 维度一样的零矩阵, δ 为停滞回溯阈值, p'_{cro} 、 p'_{var} 为 $\theta_1 > 3\delta$ 时的交叉、变异概率, p_{cro} 、 p_{var} 为交叉、变异概率初始值.式(15)由经验所得.

停滞回溯策略可由图2表示,当种群为 X_2 、 X_3 时 $\theta_1 > \delta$,将 X_2 、 X_3 存入停滞解集中,当 $\theta_1 > 3\delta$ 时在历史停滞解集 Ω 中随机选择一个非 $\mathbf{0}$ 种群作为当前种群 X_5 进入下一次迭代.

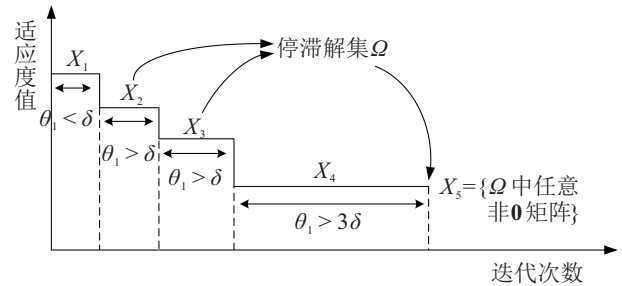


图2 “停滞回溯”策略

图3为采用带有停滞回溯策略的遗传算法优化流程图,其中遗传算法的初始种群采用一种简化计算的近似获得均匀初始种群的方法^[18],该方法能够有效提高遗传算法的全局收敛性和搜索效率.

根据第1节,本文需采用图3所示的遗传算法确定 ρ_a 、 ρ_b 和 k_δ 三个参数,具体步骤如下.

step 1: 初始化各参数,如初始种群数 N_{ga} ,变量个数 n_{ga} ,编码长度 L_{ga} ,遗传代数 G_{ga} ,交叉、变异概率以及随机生成初始种群等.

step 2: 对初始种群进行二进制转十进制编码.

step 3: 将GRA-JITL-LSSVM得到的预测值与真实值的最大相对误差绝对值作为适应度值.

step 4: 判断适应度值是否改变,若是则次数 $\theta_1 = 0$,并使交叉、变异概率为初始值,转至step 7,否则令次数 $\theta_1 = \theta_1 + 1$.

step 5: 判断 θ_1 是否大于 δ ,若是则将首次出现该适应度值的种群保存一组停滞解,否则转至step 7.

step 6: 判断 θ_1 是否大于 3δ ,若是则随机选择step 5产生的停滞解作为当前种群,并按式(15)增大交叉、变异概率值.

step 7: 判断 $iter$ 是否达到最大遗传代数,若是则

结束,否则令 $iter = iter + 1$,并对种群进行解码,将十进制转化为二进制.

step 8: 进行选择等遗传操作,并转至 step 2.

至此,采用改进即时学习算法对稀土萃取过程元素组分含量进行建模的全部步骤结束.

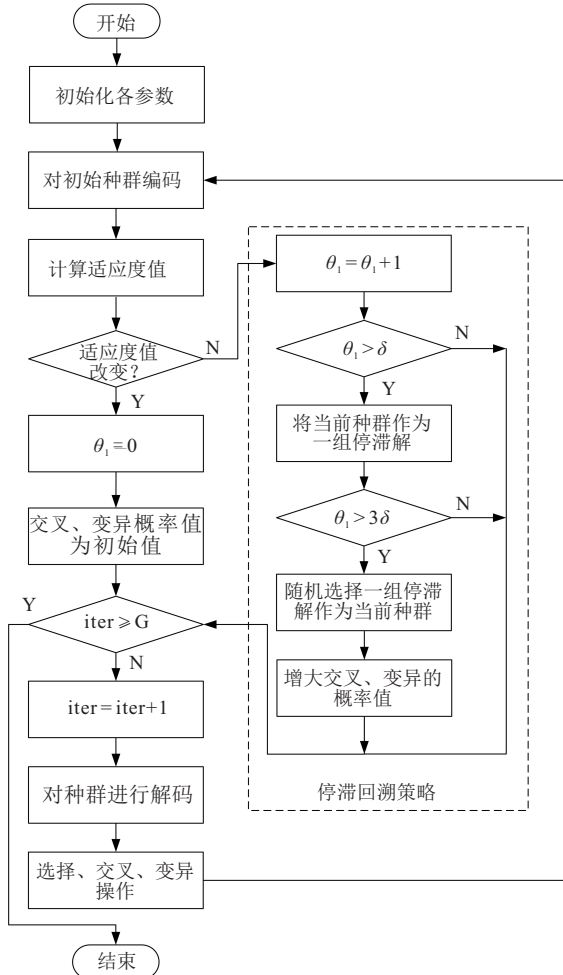


图3 带有停滞回溯策略的遗传算法优化流程

2.2 采用停滞回溯策略的遗传算法收敛性讨论

Rduolph^[19]利用Markov链证明了标准的遗传算法无法收敛到全局最优解.而2.1节中带有停滞回溯策略的遗传算法能够跳出局部最优,收敛到全局最优解,下面对该方法的收敛性进行分析.

假设种群采用二进制编码,寻优变量为3个,变量对应的二进制编码长度为 L ,因此每个个体存在 2^{3L} 的可能性,所有可能性的个体组成集合 X^{all} .设 $f(x^t)$ 为集合 X^{all} 的适应度函数, $f(x^t)$ 的约束条件是 $\forall x^t \in X^{\text{all}}, f(x^t) > 0$.设种群中所有个体适应度集合为 $Y^t = \{y^t | y^t = f(x^t), x^t \in X^{\text{all}}\}$,得到 $|Y^t| \leq |X^{\text{all}}| = 2^{3L}$,记 $\text{btp} = |Y^t|$.排序后得到有序集合 $\{y_1^t, y_2^t, \dots, y_{\text{btp}}^t\}$,其中 $y_1^t > y_2^t > \dots > y_{\text{btp}}^t$.

定义1 设 S^{all} 表示所有种群规模组成的集合, $S^{\text{num}} \subseteq S^{\text{all}}$ 表示种群规模为 num 的群体,根据下式计算种群 S^{num} 的适应度:

$$f(S^{\text{num}}) = \max_{x_{\text{tp}} \in S^{\text{num}}} \{f(x_{\text{tp}})\}. \quad (16)$$

定义1中,将种群中最优秀个体的适应度视作种群适应度,种群的适应度集合等于个体的适应度集合,可推出 $\forall S^{\text{num}} \subseteq S^{\text{all}}, y_{\text{btp}}^t \leq f(S^{\text{num}}) \leq y_1^t$.

设 $P(\cdot)$ 为事件发生的概率, S_{tj}^{num} 为种群集合 S^{all} 中第 tj 个种群,在遗传算子作用下,种群 S_{tj}^{num} 转变为种群 S_{tk}^{num} ,表示为 $S_{tj}^{\text{num}} \rightarrow S_{tk}^{\text{num}}$, $P(S_{tj}^{\text{num}} \rightarrow S_{tk}^{\text{num}})$ 为这种状态转移的概率, $P(S_{tj}^{\text{num}} \rightarrow S^{\text{all}})$ 为种群 S_{tj}^{num} 直接转变到集合 S^{all} 中某一种群(记为 $S_{tj}^{\text{num}} \rightarrow S^{\text{all}}$)的转移概率,因此有

$$P(S_{tj}^{\text{num}} \rightarrow S^{\text{all}}) \geq P(S_{tj}^{\text{num}} \rightarrow S_{tk}^{\text{num}}). \quad (17)$$

设 $P(S_t^p)$ 表示种群 S_t^{num} 中最优个体占比100%的概率,若采用“轮盘赌法”,则最优个体所占比例越来越大,GA停滞越来越严重,因此有

$$\lim_{g \rightarrow \infty} [P_g(S_{tj}^{\text{num}} \rightarrow S^{\text{all}}) - P_g(S_{tj}^{\text{num}} \rightarrow S_{tk}^{\text{num}})] = 0, \quad (18)$$

$$\lim_{g \rightarrow \infty} P_g(S_t^{\text{all}}) = 1, \quad (19)$$

其中 g 为种群遗传代数.最终导致种群多样性趋近于无,设 $S_{\text{start}}^{\text{num}}$ 为初始种群,由式(17)和(18)可知, $P(S_{\text{start}}^{\text{num}} \rightarrow S_{tk}^{\text{num}})$ 的概率最终为1,寻优值最终为 y_k^t .

如果增加“停滞回溯”策略,则存在停滞解集,设 S_{tl}^{num} 表示产生的第 tl 个停滞解集, $tl = 1, 2, \dots$.当种群陷入规定的停滞次数时,跳出该种群解集,随机选择一个停滞解集 S_{tl}^{num} 作为新种群,即式(18)不成立.设 $N_g(y^t)$ 为迭代中产生的不同适应度值 y_i^t 集合,采用此方法可以一直保持种群的多样性,并且所选取的种群具有一定代表性,能够将种群引导到有利于全局收敛,因此有

$$\lim_{g \rightarrow \infty} |N_g(y^t)| = \text{btp}, \quad (20)$$

$$\min_{g \rightarrow \infty} N_g(y) = y_{\text{btp}}^t. \quad (21)$$

由于 $\text{btp} = |Y^t|$ 表示所有可能存在的解, $N_g(y^t)$ 必有最优解,可证明带有停滞回溯策略的遗传算法能够跳出局部最优解,收敛到全局最优解.

2.3 带有停滞回溯策略的遗传算法有效性实验

本文采用两种标准多峰函数对带有停滞回溯策略的遗传算法优化效果进行实验,即 M_1 (Ackley function)函数, M_2 (Griewank function)函数^[20],具体参数如表1所示.标准遗传算法(方法1)和带有停滞回溯策略的遗传算法(方法2)选择参数如表2所示.

为验证所提出方法的有效性,选取均方根误差、最大绝对误差、最小绝对误差为衡量指标,对 M_1 、 M_2 函数重复20次测试,结果如表3所示.可知:1)采用方

表1 多峰函数

函数	函数表达式	维数(D)	取值范围	全局最小值
M_1	$M_1(x) = -20 \exp \left[-\frac{1}{5} \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^D x_i^2} \right] - \exp \left[\frac{1}{n} \sum_{i=1}^D \cos(2\pi x) \right] + 20 + e$	3	[-32, 32]	0
M_2	$M_2(x) = \frac{1}{4000} \sum_{i=1}^D x_i^2 - \prod_{i=1}^D \cos \left(\frac{x_i}{\sqrt{i}} \right) + 1$	3	[-32, 32]	0

表2 参数设定

参数名称(值)	标准遗传算法	SBS-GA
遗传代数G	500	500
优化变量个数	3	3
交叉概率	0.6	0.6
变异概率	0.01	0.01
染色体长度	15	15
种群大小	30	30
停滞回溯常数	*	3
停滞回溯阈值	*	20
停滞回溯时的交叉概率	*	0.72
停滞回溯时的变异概率	*	0.07

表3 多峰函数优化结果比较

函数	评估指标	方法1	方法2
M_1	均方根误差	2.5651×10^{-2}	6.1283×10^{-3}
	最大绝对误差	1.0417×10^{-2}	8.2130×10^{-3}
	最小绝对误差	8.8818×10^{-16}	8.8818×10^{-16}
M_2	均方根误差	3.2538×10^{-3}	1.7864×10^{-3}
	最大绝对误差	1.1173×10^{-2}	4.8058×10^{-3}
	最小绝对误差	1.3394×10^{-4}	6.3511×10^{-6}

法1对 M_1 函数进行寻优与采用方法2寻找到的最小绝对误差均为 8.8818×10^{-16} ,但方法1得到的均方根误差是方法2的近4倍,且连续测试20次的情况下,方法1的最大绝对误差为 1.0417×10^{-2} ,而方法2为 8.2130×10^{-3} ;2)采用方法1对 M_2 函数寻优得到的最小绝对误差为 1.3394×10^{-4} ,而采用方法2寻找到的最小绝对误差为 6.3511×10^{-6} .由此可知,方法1寻得的最小绝对误差是方法2的20倍,并且在连续测试20次的情况下,方法1得到的均方根误差、最大绝对误差均是方法2的近2倍.

综上所述,带有停滞回溯策略的遗传算法比标准

的遗传算法寻优能力更强.

3 组分含量预测模型仿真实验

目前,单一稀土元素的提取工艺主要采用溶剂串级萃取方法^[21],快速准确获取各萃取槽体中稀土元素组分含量的分布,是及时调整萃取过程工艺参数的依据.目前稀土分离企业中稀土元素组分含量检测还处于离线采样、实验室化验的状态,因此本文研究采用改进的GRA-即时学习算法建立稀土元素组分含量在线检测模型.

3.1 数据采集与处理

图4为Pr/Nd萃取生产线,该线第1级加入P507萃取液,第n级加入Pr/Nd混合料液,第n+m级加入HCL洗涤剂,通过多级搅拌、澄清,第1级将得到镨萃取液,第n+m级得到钕萃取液.鉴于观察窗口可看到与组分含量密切相关的萃取液,故研究萃取液颜色特征与组分含量之间的关系是可行的.由图4所示流程图的Pr/Nd萃取产线中采集不同工况下85份钕萃取液样本,经过离线化验获取Nd组分含量作为实际标准值,分布在1.8%~99.965%之间.

鉴于Pr/Nd萃取溶液具有离子特征颜色,采用机器视觉技术提取溶液图像颜色特征,得到Re(红)、Gr(绿)、Bl(蓝)三种颜色特征,考虑到Hu(色调)、Sa(饱和度)、In(亮度)更接近人眼对颜色的感知,RR^[22](相对红色分量)、RG(相对绿色分量)、RB(相对蓝色分量)能够有效消除光照影响,提高系统鲁棒性,CVA^[23](颜色矢量角)具有对图像亮度变化不敏感而对色调和饱和度变化敏感的特性,因此将以上10种

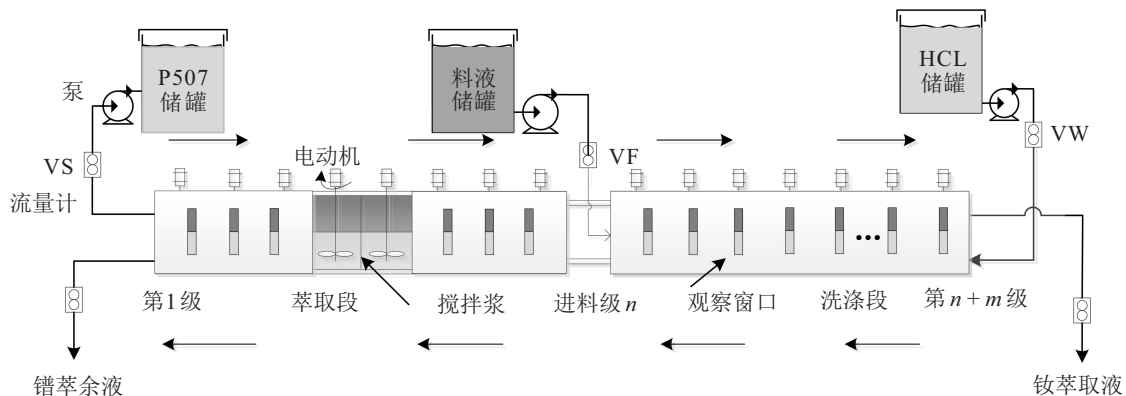


图4 Pr/Nd萃取分离生产工艺流程

颜色特征作为软测量模型辅助变量,记为 $X_t = \{x_{tRe}, x_{tGr}, x_{tBl}, x_{tHu}, x_{tSa}, x_{tIn}, x_{tRR}, x_{tRG}, x_{tRB}, x_{tCVA}\}$, 对应的Nd组分含量 y_t^{Nd} 作为主导变量,构成数据库 $S_{hsi} = \{S_t | S_t = [X_t, y_t^{Nd}], t = 1, 2, \dots, 85\}$. 随机选取70组数据作为改进的GRA-即时学习算法的历史数据库,余下的15组数据用来检验模型的预测性能, Hu、Sa、In、RR、RG、RB、CVA计算公式如下:

$$Hu = \begin{cases} \theta, & Bl \leq Gr; \\ 360^\circ - \theta, & Bl > Gr. \end{cases} \quad (22)$$

$$Sa = 1 - \frac{3 \min(Re, Gr, Bl)}{Re + Gr + Bl}. \quad (23)$$

$$In = \frac{Re + Gr + Bl}{3}. \quad (24)$$

$$RR = \frac{Re - Grey}{Grey}. \quad (25)$$

$$RG = \frac{Gr - Grey}{Grey}. \quad (26)$$

$$RB = \frac{Bl - Grey}{Grey}. \quad (27)$$

$$CVA = \arctan\left(\frac{C_{Re}}{C_{Bl}}\right). \quad (28)$$

其中: $\theta = \cos^{-1}\left[\frac{(Re - Gr) + (Re - Bl)}{2\sqrt{(Re - Gr)^2 + (Re - Bl)(Gr - Bl)}}\right]$, Grey为图像灰度值, $C_{Re} = 0.877(0.701Re - 0.587Gr - 0.114Bl)$, $C_{Bl} = -0.493(-0.299Re - 0.587Gr + 0.886Bl)$. 采用归一化处理所有数据,消除数据之间数量级太大带来的影响,然后根据式(1)~(3)确定数据库中各数据之间的灰色关联度即相似性程度,并根据式(4)、(5)和图1建立哈希表,以保证能够迅速确定好学习集,为之后自适应工况确定建模的数据集个数做准备.

3.2 实验分析

由第1.5节可知, ρ_a 、 ρ_b 、 k_δ 的取值影响模型精度,取值范围均为[0,1],分别取0.25、0.50、0.75进行仿真实验,其中模型更新阈值 X_δ 统一取0.8. 随机选择 S_{hsi} 中70组作为历史数据库数据,剩余15组作为测试数据,并选择最大相对误差作为评价指标,结果如表4所示. 可以看出,参数取值与模型预测最大相对误差呈非线性,因此采用SBS-GA对改进的GRA-即时学习算法进行优化,SBS-GA参数如表2所示,优化后的参数为 $\rho_a = 1$, $\rho_b = 1$, $k_\delta = 0.8124$.

考虑到文献[8]的实验结论:基于模型更新策略即时学习算法的互信息加权最小二乘支持向量机(MI-SJITL-LSSVM)的性能指标优于最小二乘支持向量机、互信息加权最小二乘支持向量机、基于传统即时学习的最小二乘支持向量机、基于传统即时学

表4 不同参数模型预测的最大相对误差

k_δ	ρ_a	ρ_b		
		0.25	0.50	0.75
0.25	0.25	4.9289	5.5485	6.2313
	0.50	4.2917	5.2178	5.7370
	0.75	4.1742	5.1414	5.6423
0.50	0.25	5.1893	4.1081	1.8728
	0.50	4.8171	3.7373	2.0857
	0.75	4.0711	4.7353	1.9756
0.75	0.25	4.2713	4.4462	3.9858
	0.50	4.7163	4.7210	1.8618
	0.75	4.7512	4.7506	1.7880

习的互信息加权最小二乘支持向量机,因此,设计的实验是将本文方法与MI-SJITL-LSSVM进行性能比较,同时在文献[8]的基础上,将输入变量由5维 $\{x_{tHu}, x_{tSa}, x_{tIn}, x_{tRR}, x_{tCVA}\}$ 增加到10维 X_t . 采用最大相对误差(MAXRE)、均方根误差(RMSE)^[24]作为衡量模型是否可靠的性能指标,计算公式分别为

$$MAXRE = \max\left(\frac{|y_{ti}^{Nd} - \hat{y}_{ti}^{Nd}|}{y_{ti}^{Nd}} \times 100\%\right), \quad (29)$$

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_{ti}^{Nd} - \hat{y}_{ti}^{Nd})^2}. \quad (30)$$

其中: y_{ti}^{Nd} 为第 ti 组Nd元素的离线化验值, \hat{y}_{ti}^{Nd} 为对应的预测值, n 为测试样本数15.

模型1(文献[7]方法): k -VNN-JITL(10维); 模型2(文献[8]方法): MI-SJITL-LSSVM(5维); 模型3: MI-SJITL-LSSVM(10维); 模型4: 未优化的改进的GRA-即时学习算法(5维); 模型5: 未优化的改进的GRA-即时学习算法(10维); 模型6: 优化后的改进的GRA-即时学习算法(5维); 模型7(本文算法): 优化后的改进的GRA-即时学习算法(10维); 各模型参数如表5所示,优化参数与表2相同.

表5 各模型参数

参数名称(值)	模型1	模型2	模型3	模型4	模型5	模型6	模型7
加权系数 λ	0.8	0.66	0.66	*	*	*	*
累计相似因子 s_k	*	0.8	0.8	*	*	*	*
分辨系数 ρ_a	*	*	*	0.8	0.8	1	1
分辨系数 ρ_b	*	*	*	0.85	0.85	1	1
哈希表阈值 k_δ	*	*	*	0.79	0.79	0.8124	0.8124
模型更新阈值 X_δ	0.9	*	*	0.8	0.8	0.8	0.8

建立的组分含量模型测试的相对误差结果如图5所示,对应的模型预测性能指标如表6所示. 分析图5和表6可知:

1)对比图5与表6的第2行和第6行,采用改进的GRA-即时学习算法得到的最大相对误差和均方根误差比MI-SJITL-LSSVM方法减少了2.2024%和0.0035,并且单次预测时间也存在减少,因此可以看

出GRA方法应用到即时学习算法中比MI(互信息)方法的性能更好。

2) 对比图5与表6的第2行~第7行,采用10维作为模型输入得到的模型预测最大相对误差和均方根误差的值均比采用5维的小,表明组分含量软测量模型的辅助变量由5维增加到10维后,模型预测效果较好。

3) 对比图5与表6的第4行~第7行,对比本文方法与未优化的改进的GRA-即时学习算法, RMSE和运行时间相差不多,但最大相对误差值均存在减少,其中5维的最大相对误差降低了0.3672%,10维的最大相对误差降低了0.3542%,表明经过带有停滞回溯策略的遗传算法优化后,组分含量预测模型的精度进一步提高。

4) 对比图5与表6的第1行、第3行和第7行,本文方法与k-VNN-JITL、MI-SJITL-LSSVM对比,单次运行时间均在0.55s左右,相差较小,表明从获取新工况数据到得出预测值时间极短,满足稀土萃取现场组分含量实时性要求,保证了本文改进方法没有影响在线检测的实时性,但最大相对误差相对于模型1减少了2.9897%,相对于模型3减小了2.0995%,RMSE减小了0.0084和0.0030。表明所提出改进的GRA-即时学习算法在经过带有停滞回溯策略的遗传算法优化后,组分含量预测模型的精度更高,且实时性不受影响。

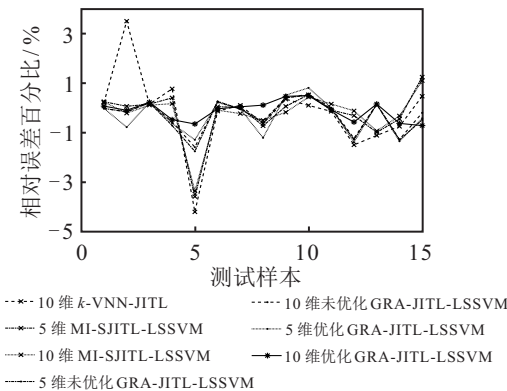


图5 各组分含量模型输出误差对比

表6 各模型性能指标

性能指标	维度	MAXRE/%	RMSE	单次运行时间/s
模型1	10	4.2269	0.0152	0.5310
模型2	5	3.5973	0.0106	0.5610
模型3	10	3.3367	0.0098	0.5720
模型4	5	1.7621	0.0074	0.5180
模型5	10	1.5914	0.0069	0.5760
模型6	5	1.3949	0.0071	0.5039
模型7(本文算法)	10	1.2372	0.0068	0.5758

综上所述,所提出基于改进即时学习算法的组分含量模型,在采用带有停滞回溯策略的遗传算法确定参数后,其精确度和快速性均能适用于稀土萃取现场

的组分含量实时检测。

4 结论

为解决稀土萃取现场实时准确检测元素组分含量的难题,本文提出了一种改进的GRA-即时学习算法的建模方法。采用灰色关联分析法和哈希表确定即时学习算法学习集,同时制定历史数据库更新策略,提高组分含量模型预测准确性和实时性。通过与MI-SJITL-LSSVM实验对比,结果表明:1)所提出方法在保证实时性的同时,精确度有较大提高;2)选取10个颜色特征分量作为组分含量预测模型辅助变量是合理的;3)采用所提出的带有停滞回溯策略的遗传算法确定改进的GRA-即时学习算法参数,可使模型预测精度进一步提高。由此可知,所提出方法能够根据工况变化调整模型,满足稀土萃取现场组分含量检测实时性、准确性要求,同时还可以为其他需要在线检测的工业过程提供参考。

参考文献(References)

- [1] 陈健, 吴楠. 世界稀土资源现状分析与我国稀土资源可持续发展对策[J]. 农业现代化研究, 2012, 33(1): 74-77.
(Chen J, Wu N. Analysis of status quo of global rare earth resources and China's sustainable development countermeasures[J]. Research of Agricultural Modernization, 2012, 33(1): 74-77.)
- [2] 朱建勇, 张旭乾, 杨辉, 等. 单光照条件变化的镨/钕元素组分含量软测量[J]. 化工学报, 2019, 70(2): 780-788.
(Zhu J Y, Zhang X Q, Yang H, et al. Soft-sensing of Pr/Nd component content under different single illumination conditions[J]. CIESC Journal, 2019, 70(2): 780-788.)
- [3] Lu R X, He Q H, Yang H, et al. Multi-component content prediction of rare earth mixed solution based on GA-ELM[J]. Computer Engineering, 2021, 47(1): 284-290.
- [4] Peng X, Tang Y, He W L, et al. A just-in-time learning based monitoring and classification method for hyper/hypocalcemia diagnosis[J]. IEEE/ACM Transactions on Computational Biology and Bioinformatics, 2018, 15(3): 788-801.
- [5] Alakent B. Soft-sensor design via task transferred just-in-time-learning coupled transductive moving window learner[J]. Journal of Process Control, 2021, 101: 52-67.
- [6] Lingum N R, Sokoloff L G, Meyer R M, et al. Building long-term care staff capacity during COVID-19 through just-in-time learning: Evaluation of a modified ECHO model[J]. Journal of the American Medical Directors Association, 2021, 22(2): 238-244.
- [7] Pan T H, Li S Y. Optimal control for nonlinear systems based on lazy learning[J]. Control and Decision, 2007,

- 22(1): 25-29.
- [8] 陆荣秀, 饶运春, 杨辉, 等. 基于改进即时学习算法的镨/铈元素组分含量预测[J]. 控制理论与应用, 2020, 37(8): 1846-1854.
(Lu R X, Rao Y C, Yang H, et al. Prediction of Pr/Nd component content based on improved just-in-time learning algorithm[J]. Control Theory & Applications, 2020, 37(8): 1846-1854.)
- [9] 叶家豪, 魏霞, 黄德启, 等. 基于灰色关联分析的BSO-ELM-AdaBoost风电功率短期预测[J]. 太阳能学报, 2022, 43(3): 426-432.
(Ye J H, Wei X, Huang D Q, et al. Short-term forecast of wind power based on bso-elm-adaboost with grey correlation analysis[J]. Acta Energetica Solaris Sinica, 2022, 43(3): 426-432.)
- [10] 张绍雪, 王丽珍, 陈文和. CPM-MCHM: 一种基于极大团和哈希表的空间并置模式挖掘算法[J]. 计算机学报, 2022, 45(3): 526-541.
(Zhang S X, Wang L Z, Chen W H. CPM-MCHM: A spatial co-location pattern mining algorithm based on maximal clique and Hash map[J]. Chinese Journal of Computers, 2022, 45(3): 526-541.)
- [11] Suykens J A K, De Brabanter J, Lukas L, et al. Weighted least squares support vector machines: Robustness and sparse approximation[J]. Neurocomputing, 2002, 48(1/2/3/4): 85-105.
- [12] 吉根林. 遗传算法研究综述[J]. 计算机应用与软件, 2004, 21(2): 69-73.
(Ji G L. Survey on genetic algorithm[J]. Computer Applications and Software, 2004, 21(2): 69-73.)
- [13] 潘天红, 李少远. 基于即时学习的非线性系统自适应PID控制[J]. 控制理论与应用, 2009, 26(10): 1180-1184.
(Pan T H, Li S Y. Adaptive PID control for nonlinear systems based on lazy learning[J]. Control Theory & Applications, 2009, 26(10): 1180-1184.)
- [14] Myles A J, Murray A F, Wallace A R, et al. Estimating MLP generalisation ability without a test set using fast, approximate leave-one-out cross-validation[J]. Neural Computing & Applications, 1997, 5(3): 134-151.
- [15] 牛大鹏, 刘元清. 基于改进即时学习算法的湿法冶金浸出过程建模[J]. 化工学报, 2017, 68(7): 2873-2879.
(Niu D P, Liu Y Q. Modeling hydrometallurgical leaching process based on improved just-in-time learning algorithm[J]. CIESC Journal, 2017, 68(7): 2873-2879.)
- [16] 董天雪, 阳春华, 周晓君, 等. 一种求解企业员工指派问题的离散状态转移算法[J]. 控制理论与应用, 2016, 33(10): 1378-1388.
(Dong T X, Yang C H, Zhou X J, et al. A novel discrete state transition algorithm for staff assignment problem[J]. Control Theory & Applications, 2016, 33(10): 1378-1388.)
- [17] 席裕庚, 柴天佑, 恽为民. 遗传算法综述[J]. 控制理论与应用, 1996, 13(6): 697-708.
(Xi Y G, Chai T Y, Yun W M. Survey on genetic algorithm[J]. Control Theory & Applications, 1996, 13(6): 697-708.)
- [18] He D K, Wang F L, Jia M X. Uniform design of initial population and operational parameters of genetic algorithm[J]. Journal of Northeastern University, 2005, 26(9): 828-831.
- [19] Rudolph G. Convergence analysis of canonical genetic algorithms[J]. IEEE Transactions on Neural Networks, 1994, 5(1): 96-101.
- [20] 张达敏, 陈忠云, 辛梓芸, 等. 基于疯狂自适应的樽海鞘群算法[J]. 控制与决策, 2020, 35(9): 2112-2120.
(Zhang D M, Chen Z Y, Xin Z Y, et al. Salp swarm algorithm based on craziness and adaptive[J]. Control and Decision, 2020, 35(9): 2112-2120.)
- [21] 徐光宪, 李标国, 严纯华. 串级萃取理论的进展及其在稀土工艺中的应用[J]. 稀土, 1985, 6(1): 56-67.
(Xu G X, Li B G, Yan C H. Development of cascade extraction theory and its application in rare earth process[J]. Chinese Rare Earths, 1985, 6(1): 56-67.)
- [22] 周开军, 阳春华, 牟学民, 等. 基于图像特征提取的浮选关键参数智能预测算法[J]. 控制与决策, 2009, 24(9): 1300-1305.
(Zhou K J, Yang C H, Mou X M, et al. Intelligent prediction algorithm for floatation key parameters based on image features extraction[J]. Control and Decision, 2009, 24(9): 1300-1305.)
- [23] 张宏伟, 宋执环. 基于彩色图像特征的铜成分软测量模型[J]. 上海交通大学学报, 2011, 45(8): 1211-1215.
(Zhang H W, Song Z H. A copper compositions soft sensor using color vision and LSSVR[J]. Journal of Shanghai Jiao Tong University, 2011, 45(8): 1211-1215.)
- [24] Gao X J, Meng L J, Gao H H. Integrated quality prediction of multi-stage fermentation process based on attention LSTM[J]. Control and Decision, 2022, 37(3): 616-624.

作者简介

陆荣秀(1976—), 女, 教授, 博士生导师, 从事复杂系统建模、控制与优化等研究, E-mail: rxlu_ecjtu@163.com;

邓彪(1998—), 男, 硕士生, 从事复杂系统建模、控制与优化等研究, E-mail: 1690530470@qq.com;

杨辉(1965—), 男, 教授, 博士生导师, 从事复杂系统建模、控制与优化、大数据分析等研究, E-mail: yhshuo@163.com;

朱建勇(1977—), 男, 副教授, 博士, 从事复杂工业过程控制与优化、大数据分析等研究, E-mail: zhujyemail@163.com;

杨刚(1983—), 男, 副教授, 博士, 从事复杂工业过程建模、控制与优化等研究, E-mail: hankyang@yeah.net;

代文豪(1990—), 男, 博士生, 从事复杂系统建模、优化与控制、工业人工智能等研究, E-mail: hao.d2005@163.com.