

一种净化过程钴离子浓度的混合智能预测方法

朱红求 阳春华 桂卫华

(中南大学信息科学与工程学院 长沙 410083)

摘 要 针对锌湿法冶炼净化过程的复杂性,提出了一种结合粒子群算法和案例推理方法的净化过程 II 段出口钴离子浓度混杂预测模型。考虑到不同时期案例所起的作用不一样,提出了一种综合加权相似函数。针对案例推理方法中属性权重选择和近邻个数的选取问题,提出了带有变异的惯性权重自适应粒子群算法优化方法,优化最近邻算法中特征权重失量和近邻数,提高案例的检索精度。以净化过程生产数据进行实验验证和对比分析,计算结果表明改进的案例推理模型精度优于神经网络模型,模型预测结果可以作为过程信息用于净化过程的优化控制。

关键词 净化过程,离子浓度预测,混杂案例推理,自适应粒子群算法

中图分类号 TP273 文献标识码 A

Hybrid Intelligent Prediction Model of Cobalt Concentration for Purification Process

ZHU Hong-qiu YANG Chun-hua GUI Wei-hua

(School of Information Science & Engineering, Central South University, Changsha 410083, China)

Abstract A hybrid intelligent prediction model combining case-based reasoning(CBR) with adaptive particle swarm optimization(PSO) was proposed for the cobalt concentration prediction of purification process in zinc hydrometallurgy. Owing to the different effect of the case in different periods, a combined weighted similarity functions was presented. Consideration of the retrieval accuracy of CBR influenced by the feature weighting vector selection and the optimal number of nearest neighbors, an adaptive PSO algorithm was proposed to optimize these parameters. The experimental verification and comparison analysis were executed using the industrial production data from purification process. The results show that the accuracy of the hybrid intelligent model is higher than the BP neural network model and the prediction results can be used as process data for the operation optimization of the purification process.

Keywords Purification process, Cobalt concentration prediction, Case-based reasoning, Adaptive PSO

1 引言

净化过程是湿法炼锌生产中最为重要的一个过程,主要是通过添加锌粉和镉盐去除电解液中铜镉钴等杂质离子。净液效果的好坏不仅影响电解过程电流效率和电能消耗,还影响后续电解过程的产品质量和产量^[1]。钴是危害最大也是最难去除的杂质之一。由于净化过程的长流程和大气时滞以及离子浓度人工化验分析时间滞后长,常规的过程优化方法实验困难,现场虽然采用 DCS 系统实现了过程参数的集中监视以及单回路稳定控制,但现场操作仍然采用人工操作的方式,主管盲目性大,造成过程锌粉消耗大、资源和能源浪费大。

对于这样一类复杂对象,预测控制是一种行之有效的办法。在预测控制中,过程参数预测是其中一个重要的环节。由于净化过程具有影响因素多、非线性、大气时滞等特点。基于机理分析和过程简化数值模拟方法来研究离子浓度的预测模型比较困难。现场 DCS 的应用和自动数据采集仪表的应用,收集和积累了大量现场数据,为基于数据驱动的建模方法提

供了前提条件。神经网络具有非线性映射能力和强有力自学习能力,在复杂过程参数的软测量问题获得了有效的应用^[2,3]。但神经网络学习算法存在最终解过于依赖初值和过拟合现象,训练过程中常陷于局部极小值点,且收敛速度较慢,网络结构难以确定,这些缺点影响了神经网络在实际工程中的推广应用。

事实上,在实际复杂的生产过程中,操作人员依据过去的经验来判断钴离子浓度的变化趋势,并以此对操作参数进行优化,往往可以得到较好的控制效果。案例推理作为一种新兴的人工智能技术,在理论模型和领域知识不完全清楚的情况下能很好地模仿人工操作经验,具有简化知识获取、便于知识积累等优点,在入侵检测、故障预警与诊断、软测量和工业过程建模、疾病诊断、工程设计、市场规划等领域获得了广泛的应用^[4-9]。因此,本文采用案例推理作为钴离子浓度预测主要的建模工具。然而,案例推理在实际应用中存在权重指配、相似函数设计等问题。在线优化属性权重和近邻个数是提高案例推理精度的一个重要问题。许多学者研究了属性权重的

到稿日期:2008-08-27 返修日期:2008-11-10 本文受国家自然科学基金(60874069,60804037)和湖南省自然科学基金资助项目(09JJ3122)资助。

朱红求 男,博士研究生,研究领域为复杂过程信息处理与优化建模;阳春华 女,博士生导师,研究领域为复杂工业过程优化控制、智能自动控制系统等,E-mail:hqcsu@csu.edu.cn.

自动优化方法,如遗传算法、粒子群算法、层次分析法等多种方法^[10-14]。考虑到粒子群算法具有概念简单、容易实现和计算效率高等特点,本文提出用粒子群算法优化案例推理中案例属性权重和最近邻检索中相似案例的个数。此外,考虑到不同时期样本数据的不同作用,提出了一种综合加权的相似度函数。应用现场生产数据对该方法进行了验证,并与神经网络模型进行了比较。结果表明,本文提出模型的精度高于神经网络模型,相对误差满足净化过程现场对参数预测精度的要求,预测的结果可以作为过程信息用于净化过程的实时操作参数优化。

2 基于案例推理的钴离子浓度预测模型

案例推理中影响案例检索的关键因素包括知识表示、属性描述和相似度定义等问题。基于案例推理方法建模的关键一步是案例的表示和案例库的建立。通过机理分析、现场的实际情况和数据的相关性分析,我们选取了和钴离子浓度紧密相关的变量,II段入口镉离子浓度(x_1)、II段入口溶液温度(x_2)、II段出口溶液温度(x_3)、II段入口溶液流量(x_4)、铈盐流量(x_5)、锌粉添加频率(x_6)、I段后液钴离子浓度(x_7)、4#槽钴离子浓度(x_8)、5#槽钴离子浓度(x_9)和7#槽钴离子浓度(x_{10})等10个变量作为案例的输入条件属性,以下一时刻II段压滤后出口钴离子浓度作为案例的决策属性。则案例可表示为: $C_i=(X_i, d_i)$,式中 X_i 为条件属性的集合, $X_i=(x_1, x_2, \dots, x_{10})$, d_i 为决策属性值。考虑到各个参数检测的对应时间以及数量级存在差异,对所有的输入输出数据进行了时滞对应关系和归一化处理。

案例检索是CBR的核心技术,它直接决定了案例推理的速度和精度,本文采用最近邻检索方法,其关键问题是案例相似度的定义。考虑到不同时期历史数据所起的作用不一样,根据“远小近大”的原则,提出了检索案例与源案例的综合相似度函数:

$$\text{Sim}_{i,j} = \delta_j \times \left(\frac{\sum_{k=1}^{10} w_k \times \left[1 - \frac{v_{k,i} - v_{k,j}}{v_{k,\max} - v_{k,\min}} \right]}{\sum_{k=1}^n w_k} \right) \quad (1)$$

$$\delta_j = \frac{N-j}{N} (\delta_{\max} - \delta_{\min}) + \delta_{\min} \quad (2)$$

其中 $\text{Sim}_{i,j}$ 为两者各条件属性的加权相似度, w_k 为第 k 个属性的权重, $v_{k,i}$ 和 $v_{k,j}$ 分别为输入案例和源案例第 k 个属性的值。 δ_j 为案例库中案例 j 的加权系数,案例产生时间越早,权重系数越小,按照近大远小原则进行线性插植赋值, N 为案例库中案例的总数, δ_{\max} 和 δ_{\min} 为基于样本时间加权系数的最大、最小值。

输入的目标案例首先和案例库中的案例进行检索,根据K-NN方法找到最相似的一组案例,求取该组案例的决策属性加权平均值,其结果就是钴离子浓度的预测值:

$$\text{out}_l = \frac{\sum_{k=1}^{k_n} \text{Sim}_{l,k} \times \text{out}_k}{\sum_{k=1}^{k_n} \text{Sim}_{l,k}} \quad (3)$$

其中, out_k 为案例 k 的输出值, $\text{Sim}_{l,k}$ 为输入案例 l 和源案例 k 的相似度, k_n 为最近邻案例的个数。

3 混杂案例推理预测模型

KNN在实际应用中存在着不可回避的问题:一是案例特征权重的确定和近邻个数的选取,二是参数的固定不变。案

例特征权重若不能正确赋值,将影响KNN法的案例检索精度。许多案例推理系统采用基于领域知识或者基于诸如关联系数分析之类的数理统计方法。本文提出了基于粒子群算法的属性权重优化方法。

粒子群算法中迭代和更新的策略就是粒子追随种群中最优的粒子。如果粒子找到一个局部最优点,其他粒子会迅速飞向它。这样,这些粒子也许会陷入局部最优点而不会再在全局解空间内搜索,形成所谓的早熟。实验表明,无论是局部收敛还是全局收敛,种群多样性均严重减少,种群多样性的匮乏导致过早收敛的产生。

这里,我们使用种群平均粒距^[15]来描述种群的多样性。设 L 为搜索空间对角最大长度, M 为种群规模大小, D 为解空间维数, x_{id} 表示第 i 个粒子的第 d 维坐标值, \bar{p}_d 表示所有粒子第 d 维坐标值均值,则定义第 t 次迭代时种群的平均粒距 $D(t)$ 如下:

$$D(t) = \frac{1}{M \cdot L} \sum_{i=1}^M \sqrt{\sum_{d=1}^D (x_{id} - \bar{p}_d)^2} \quad (4)$$

平均粒距描述了种群中各粒子相互之间分布的离散程度, $D(t)$ 越小,表示种群越集中。

基于控制种群多样性的思想,这里将给出一种新的带变异的自适应粒子群优化算法。在种群进化过程中,该算法根据最优适应度变化率,自适应调整惯性权重的取值,更加灵活地控制算法的全局与局部搜索能力,并且当种群多样性下降到一定程度,或者全局极值 P_{best} 较长时间无明显变化时,对种群中部分粒子进行变异操作以提高种群的多样性,从而使种群得以持续进化,增大寻找全局最优解的几率。

3.1 自适应惯性权值策略

PSO算法的实际搜索过程是非线性且高度复杂的,而通常使用的惯性权值递减的方法由于变化方式单一,对搜索能力的调节也就有限。而自适应惯性权值策略则可以改变这种单一的调节模式,使之较好地适应复杂的实际环境。

定义最优适应值变化率 k ^[16],

$$k = \frac{|f(t) - f(t-T)|}{|f(t-T)|} \quad (5)$$

其中, $f(t)$ 为种群第 t 代的最优适应值, $f(t-T)$ 为种群第 $(t-T)$ 代的最优适应值,则 k 表示种群在最近进化5代内最优适应值的相对变化率。惯性权重 w 的取值随 k 的大小自适应调整,如式(6)所示:

$$w = \begin{cases} a_1 + r/2.0, & k \geq 0.05 \\ a_2 + r/2.0, & k < 0.05 \end{cases} \quad (6)$$

其中, r 为均匀分布于 $[0,1]$ 之间的随机数。当 $k \geq 0.05$,即种群在进化过程中最优适应值的变化较大,种群处于探索阶段,此时惯性权重取较大值有利于算法收敛,其数学期望值 $E(w) = a_1 + 0.25$;当 $k < 0.05$,即种群在进化过程中最优适应值的变化较小,种群处于开发阶段,此时惯性权重取较小值有利于获得精确的解, $E(w) = a_2 + 0.25$,且 $a_1 > a_2$ 。一般取值 a_1 为0.6, a_2 为0.2。

3.2 变异操作

PSO算法中,随着搜索迭代的进行,种群多样性不断损失,使得算法有可能过早收敛。因此,当种群进化到一定程度时,执行变异操作以提高种群的多样性,而进行变异操作的这些粒子将进入其它区域进行搜索,在其后的进化过程中,算法

就有可能发现新的最优解。如此循环,算法就可以找到全局最优解。

当种群平均粒距 $D(t)$ 小于某个给定的值,或者全局极值 P_{gd} 较长时间无明显变化时,则对种群中部分粒子按一定的概率 p_m 来执行变异操作, p_m 可以取 $[0.1, 0.3]$ 之间的任意数值。具体的做法为:首先根据适应值的大小对种群所有粒子进行排序,取适应值最好的 m 个粒子,对应产生 m 个分布于 $[0,1]$ 之间的随机数 $r_i, i=1,2,\dots,m$,如果 $r_i < p_m$,则按照式(7)产生粒子新的位置^[17],但是该粒子迄今为止所找到的最优位置仍旧记忆,然后进入下一次迭代。

$$x_{id}^{t+1} = x_{id}^t * (1 + 0.5 * \eta) \quad (7)$$

其中, η 是服从 Gauss(0,1)分布的随机变量。

使用测试案例集的预测精度这个指标对案例特征权重和近邻个数等参数优劣的评价,即 PSO 中适应度的度量。PSO 优化的目标就是寻找最优特征权重向量和近邻个数从而使预测精度最优。期望值为平均绝对百分比误差 MAPE 小于 10%。优化过程通过对测试案例集进行预测计算,通过寻找一组最优的向量,使得测试案例集的预测结果与实际值的 MAPE 最优。

4 实验验证分析

现场对于模型的精度要求为相对误差小于 5% 的样本数大于总体样本的 85%。粒子群参数优化过程采用多线程技术后台运行,优化过程结束标准为预测精度满足某一设定值,或者迭代次数以及达到最大次数或由粒子的位置变化引起的适应度相对误差绝对值小于 0.5%,优化过程结束以后更新案例推理模型中的权重系数和近邻个数等参数值。

通过对净化工段生产过程中两年所积累的生产数据进行数据预处理,并进行规则间相互相似度计算,对较相似规则进行合并,我们最终得到了 3500 个源案例。连续选取生产过程中的 375 组数据,其中 300 组数据作为参考样本用于权重系数和近邻个数等参数的优化计算,75 组数据用于该方法的验证。粒子群算法优化的目标是保证平均绝对百分比误差 MAPE 最小。在粒子群算法初始化中,粒子的初始值均随机产生,最大迭代次数为 1000,种群大小为 80,种群平均粒距最小限制阈值 D_{min} 设为 0.001, c_1 和 c_2 取 2.0。优化计算的结果近邻个数为 4, $w = [0.0562, 0.0613, 0.1072, 0.0664, 0.0536, 0.1092, 0.1633, 0.0970, 0.0664, 0.2195]$ 。模型预测的结果及误差分析结果如下图 1 和图 2 所示。

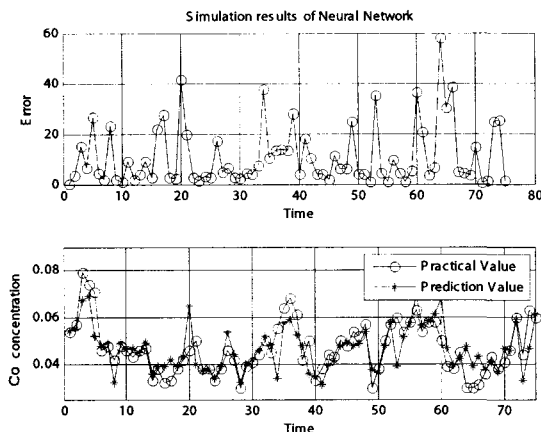


图 1 神经网络模型仿真结果

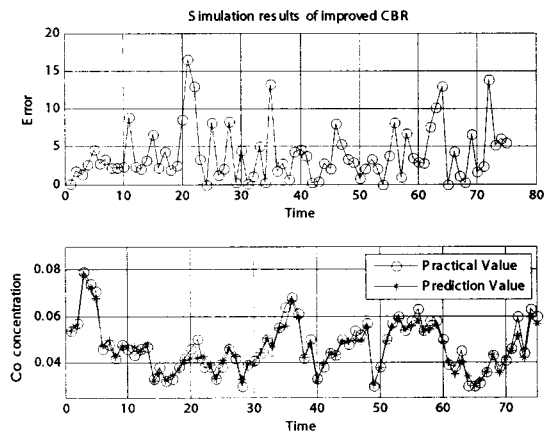


图 2 改进案例推理方法仿真结果

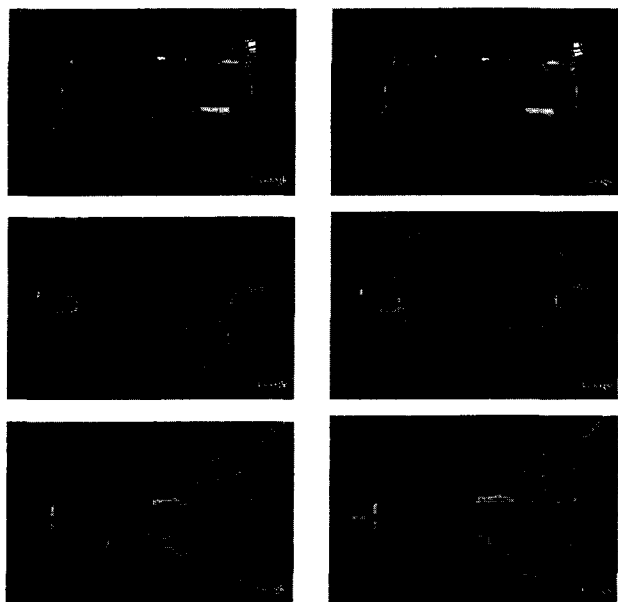
通过统计分析,改进案例推理模型预测结果中相对误差绝对值大于 10% 的样本 6 个,小于 5% 的点 54 个,均方差 MSE(mean square error) 为 6.9227×10^{-6} ;而 BP 神经网络模型预测结果中相对误差绝对值大于 10% 的样本 27 个,小于 5% 的点 37 个,均方差 MSE 为 5.6916×10^{-5} 。相比之下,改进案例推理模型大于 10% 的点的个数下降了 19 个,模型精度优于神经网络模型,提高了模型的可用性和准确性。从误差分析图可以看出,大部分样本误差控制在 5% 以内,模型精度满足现场相对误差小于 5% 的样本数大于总体样本的 85% 的工艺要求,可以为现场技术人员调节炉况提供指导作用。

结束语 锌湿法冶炼净化过程是一个典型的长流程复杂工业过程,准确预测过程出口钴主子浓度、实现过程的优化,对于净化过程的节能降耗具有重要意义。本文在深入研究净化过程机理的基础上,采用案例推理方法实现了 II 段出口钴离子浓度,并针对案例推理中存在的问题,提出了改进粒子群算法优化案例特征权重和近邻个数等参数。通过采用现场生产数据对所提的方法进行了验证,并与神经网络建模方法进行了比较。计算结果表明,该方法的预测精度要优于神经网络模型,除部分出现反溶现象的样本外,预测精度基本上控制在 5% 以内,预测结果满足现场提出的要求,可以作为过程信息用于净化过程的实时在线操作优化。

参考文献

- [1] Boyanov BS, Konareva V V, Kolev NK. Purification of zinc sulfate solutions from cobalt and nickel through activated cementation[J]. Hydrometallurgy, 2004, 73(1/2): 163-168
- [2] Su H B, Fan L T, Schlup J R. Monitoring the process of epoxy/graphite fiber composites with a recurrent neural network as a soft sensor[J]. Engineering Application of Artificial Intelligence, 1998(11): 293-306
- [3] Choi D-J, Park H. A hybrid artificial neural network as a software sensor for optimal control of a wastewater treatment process[J]. Water Research, 2001, 35(16): 3959-3967
- [4] 李玲娟,王汝传. 基于规则的 IDS 中的 CBR 研究[J]. 计算机科学, 2006, 33(5): 117-120
- [5] Ochi-Okorie A S. Disease diagnosis validation in TROPIC using CBR[J]. Artificial Intelligence in Medicine, 1998, 12(1): 43-60
- [6] Waheed A, Adeli H. Case-based reasoning in steel bridge engineering[J]. Knowledge-Based Systems, 2005, 18(1): 37-46

(下转第 277 页)



图中左边是手动标注的机库区, 右边是自动检测的机库区

图8 军用机场机库检测部分结果

结束语 本文将自然语言分析中的统计方法应用于图像中, 得到新的目标语义概率模型。此模型能够实现某一类目标的识别, 并且训练图像在不需要标注和分割的情况下达到高的识别率。本文还为遥感图像中复杂场景的地物分析提供了新的思路。基于此模型可以实现对场景中感兴趣区域的识别和标记, 实验结果显示此算法有可行性。

进一步的工作包括: 改进特征区域的描述, 采用放射协变区域代替简单的局部区域, 使得区域的表达具有光照、视角等不变性, 实现特征区域的更精确表达; 可以根据具体某类目标改进目标统计模型, 根据目标的结构特征, 在模型中加入空间信息。通过进一步的算法改进, 可以使得识别率更高, 并且可以实现更加精确的地物局部定位标注。

参考文献

[1] Forsyth D, Zisserman A. Shape from Shading in the Light of Mutual Illumination[J]. *Image and Vision Computing*, 1900, 8(1):42-29

[2] Grimson W, Huttenlocher D. On the sensitivity of the Hough transform for object recognition[J]. *IEEE Transactions on Pa-*

(上接第 236 页)

[7] Vong C M, Leung T P, Wong P K. Case-based reasoning and adaptation in hydraulic production machine design[J]. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, 2002, 15(6):567-585

[8] Kwong C K, Smith G F, Lau W S. Application of Case Based Reasoning in Injection Moulding[J]. *Journal of Materials Processing Technology*, 1997, 63(1-3):463-467

[9] Changchien S W, Lin M C. Design and implementation of a case-based reasoning system for marketing plans[J]. *Expert Systems with Applications*, 2005, 28(1):43-53

[10] Shin K S, Han I. Case-based reasoning supported by genetic algorithms for corporate bond rating[J]. *Expert Systems with Applications*, 1999, 16(2):85-95

[11] 任江涛, 卓晓岚, 许盛灿, 等. 基于 PSO 面向 K 近邻分类的特征权重学习算法[J]. *计算机科学*, 2007, 34(5):187-189

[12] Park C S, Han I. A case - based reasoning with the feature

tern Analysis and Machine Intelligence, 1990, 12(3):255-274

[3] Lowe D. Object Recognition from Local Scale-invariant Features [C]//*Proc. International Conference on Computer Vision*, 1999, 2:1150-1157

[4] Rothganger F, Lazebnik S, Schmid C, et al. 3D Object Modeling and Recognition Using Local Affine-invariant Image Descriptors and Multi-view Spatial Constraints[J]. *Proc. Computer Vision and Pattern Recognition*, 2003, 66(3):272-280

[5] Schneiderman H, Kanade T. A Statistical Approach to 3D Object Detection Applied to Faces and Cars[D]. Robotics Institute, Carnegie Mellon University, May 2000

[6] Viola P, Jones M. Rapid Object Detection Using a Boosted Cascade of Simple Features[J]. *Proc. Computer Vision and Pattern Recognition*, 2001, 1:511-518

[7] Viola P, Jones M, Snow D. Detecting Pedestrians Using Patterns of Motion and Appearance[J]. *Proc. International Conference on Computer Vision*, 2003, 63(2):734-741

[8] LeCun Y, Bottou L, Bengio Y, et al. *Gradient - based Learning Applied to Document Recognition*[J]. *Proceedings of the IEEE*, 1998, 86(11):2278-2324

[9] Fergus R, Perona P, Zisserman A. Object Class Recognition by Unsupervised Scale-invariant Learning[J]. *Proc. Computer Vision and Pattern Recognition*, 2003, 2:264-271

[10] 叶斌, 彭嘉雄. 基于结构特征的军用机场识别与理解[J]. *华中科技大学学报*, 2001, 29(3):1-2

[11] Hofman T. Probabilistic latent semantic indexing[C]//*Annual ACM Conference on Research and Development in Information Retrieval*, 1999:50-57

[12] 石晶, 戴国忠. 基于 PLSA 模型的文本分割[J]. *计算机研究与发展*, 2007, 44(2):242-248

[13] Riesenhuber M, Poggio T. Hierarchical Models of Object Recognition in Cortex [J]. *Nature Neuroscience*, 1999, 2(11):1019-1024

[14] Linde Y, Buzo A. An Algorithm for Vector Quantizer Design [J]. *IEEE Trans. COM*, 1980, 28(1):84-95

[15] Laird D A P. Maximum Likelihood from Incompleted Data via the EM Algorithm[J]. *Journal of the Royal Statistical Society, Series B(Methodological)*, 1977, 39(1):1-38

[16] Leung B. Component-based Car Detection in Street Scene Images[D]. Dept. of Electrical Eng. and Computer Science, Massachusetts Inst. of Technology, 2004

weights derived by analytic hierarchy process for bankruptcy prediction[J]. *Expert Systems With Applications*, 2002, 23(3):255-264

[13] Chiu C. A case-based customer classification approach for direct marketing[J]. *Expert Systems with Applications*, 2002, 22(2):163-168

[14] 孙翎, 张金隆, 迟嘉显. 基于粗糙集的 CBR 系统案例特征项权值确定[J]. *计算机工程与应用*, 2003, 39(30):44-46

[15] Krink T, Vesterstrom J S, Riget J. Particle swarm optimization with spatial particle extension[C]//*Proceedings of IEEE Congress on Evolutionary Computation*. Honolulu, Hawaii, USA, 2002:1474-1497

[16] 张丽平, 俞欢军, 陈德钊, 等. 粒子群优化算法的分析与改进[J]. *信息与控制*, 2004, 33(5):515-516

[17] Higashi N, Iba H. Particle swarm optimization with Gaussian mutation[C]//*Proc. of the Congress on Evolutionary Computation*. Indianapolis, Indiana, 2003:72-79