

## 基于变速粒子群优化的置信规则库参数训练方法

苏 群<sup>1</sup>, 杨隆浩<sup>1</sup>, 傅仰耿<sup>1</sup>, 吴英杰<sup>1</sup>, 巩晓婷<sup>2\*</sup>

(1. 福州大学 数学与计算机科学学院, 福州 350116; 2. 福州大学 经济与管理学院, 福州 350116)

(\* 通信作者电子邮箱 xtong@126.com)

**摘 要:**针对置信规则库(BRB)中参数优化模型的求解问题,引入群智能算法中的粒子群优化(PSO)算法,提出一种新的参数训练方法。将参数优化模型求解问题转换为带约束条件的非线性优化问题,在迭代寻优时限制粒子在搜索空间中,对失去速度的粒子重新赋予速度,维持种群中粒子多样性,从而实现参数训练。在输油管道检漏问题仿真实验中,训练后系统的平均绝对误差(MAE)为0.166478。实验结果表明,所提方法有理想的收敛精度,可用于置信规则库参数训练。

**关键词:**置信规则库;证据推理;粒子群优化算法;参数优化模型;参数训练

**中图分类号:** TP18; TP273.5 **文献标志码:** A

### Parameter training approach based on variable particle swarm optimization for belief rule base

SU Qun<sup>1</sup>, YANG Longhao<sup>1</sup>, FU Yanggeng<sup>1</sup>, WU Yingjie<sup>1</sup>, GONG Xiaoting<sup>2\*</sup>

(1. College of Mathematics and Computer Science, Fuzhou University, Fuzhou Fujian 350116, China;

2. College of Economics and Management, Fuzhou University, Fuzhou Fujian 350116, China)

**Abstract:** To solve the problem of optimization learning models in Belief Rule Base (BRB), a new parameter training approach based on the Particle Swarm Optimization (PSO) algorithm was proposed, which is one of the swarm intelligence algorithms. The optimization learning model was converted to nonlinear optimization problem with constraints. During the optimization process, all particles were limited in the search space and the particles with no speed were given velocity in order to maintain the diversity of the population of particles and achieve parameter training. In the practical pipeline leak detection problem, the Mean Absolute Error (MAE) of the trained system was 0.166478. The experimental results show the proposed method has good accuracy and it can be used for parameter training.

**Key words:** Belief Rule Base (BRB); Evidential Reasoning (ER); Particle Swarm Optimization (PSO) algorithm; parameter optimization model; parameter training

## 0 引言

为有效利用带有各种不确定性的定量信息和定性知识, Yang 等<sup>[1]266–285</sup>在 IF-THEN 规则<sup>[2]241–245</sup>中加入置信框架,提出了基于证据推理(Evidential Reasoning, ER)算法的置信规则库推理方法(belief Rule-base Inference Methodology using Evidential Reasoning approach, RIMER)。RIMER 是在 D-S 证据理论<sup>[3–4]</sup>、决策理论<sup>[5]</sup>、模糊理论<sup>[6]</sup>和传统 IF-THEN 规则库<sup>[2]241–245</sup>的基础上发展而来,具有对带有含糊或模糊不确定性、不完整性或概率不确定性以及非线性特征的数据进行建模的能力。目前置信规则库(Belief Rule Base, BRB)系统已成功应用于石墨成分检测<sup>[1]276–279</sup>、输油管道检漏<sup>[7]103–113</sup>等工程领域。

BRB 中规则权重、前提属性权重和置信度等参数通常根据专家知识人为给定。但在复杂或大规模的 BRB 系统中,人为给定的方式将无法保证 BRB 系统的推理准确性。为解决这一问题,提升 BRB 系统的推理能力, Yang 等<sup>[8]572–573</sup>提出了

对 BRB 系统进行参数训练的优化模型,并给出使用 Matlab 中 FMINCON 函数的求解方式。随后, Chen 等<sup>[9]12849–12850</sup>新增前提属性候选值作为训练参数,并将原始参数训练方法应用在改进的优化模型中,由于新模型下的参数训练方法提高了 BRB 系统的推理能力,因此称其为全局参数训练方法,但新优化模型的求解方式依旧是使用 FMINCON 函数,当 BRB 规则数较多时,算法的效率并不理想。与此同时,不同于使用 FMINCON 的参数训练方法相继被提出,常瑞等<sup>[10]287–291</sup>基于梯度下降法和二分法提出联合的参数训练算法,其收敛效率虽然有明显的提升,但由于算法中涉及复杂的公式推导,因此该参数训练方法仅包含规则权重和置信度两个参数; Zhou 等<sup>[11]7700–7709</sup>依据期望极大估计法提出在线的参数训练方法,但算法中不仅涉及复杂的公式推导,同时算法有效性还需建立在人为假定的概率分布上,不利于理解与实际应用。

为健全现有参数训练方法,本文提出一种基于变速粒子群算法的置信规则库参数训练方法。该算法的本质是利用粒子群优化(Particle Swarm Optimization, PSO)算法求解优化模

**收稿日期:** 2014-04-08; **修回日期:** 2014-05-08。 **基金项目:** 国家自然科学基金青年项目(61300026, 61300104); 国家杰出青年科学基金资助项目(70925004); 国家自然科学基金面上项目(71371053); 福建省教育厅 A 类科技项目(JA13036); 福州大学科技发展基金资助项目(2014-XQ-26)。

**作者简介:** 苏群(1991–), 男, 福建宁德人, 硕士研究生, 主要研究方向: 智能决策、置信规则库推理; 杨隆浩(1990–), 男, 福建南平人, 硕士研究生, 主要研究方向: 智能决策、置信规则库推理; 傅仰耿(1981–), 男, 福建泉州人, 讲师, 博士, 主要研究方向: 不确定多准则决策、置信规则库推理、移动互联网; 吴英杰(1979–), 男, 福建泉州人, 副教授, 博士, 主要研究方向: 数据挖掘、数据安全与隐私保护; 巩晓婷(1982–), 女, 河南漯河人, 讲师, 硕士, 主要研究方向: 不确定多准则决策、信息隐藏。

型,但传统的粒子群算法易早熟收敛,陷入局部最优解,因此本文提出对失去飞行速度的粒子重新赋予速度的策略,提升粒子群算法求解优化模型时最优解的精度。在实验分析中,本文首先通过拟合多峰函数的实验验证改进的粒子群算法是否能有效避免传统粒子群算法遇到的早熟收敛问题;然后在石油管道检漏的实例中,分析本文方法与现有参数训练方法,对比各个参数训练方法的收敛精度和收敛时间。

## 1 置信规则库专家系统

### 1.1 BRB 的表示

针对数据或知识表达中存在的确定性, Yang 等<sup>[1]266-285</sup>在 IF-THEN 规则的结果部分引入分布式置信框架,同时考虑前提属性权重和规则权重,提出新的规则表示形式,即置信规则(belief rule)。其中第  $k$  条置信规则表示如下:

$$R_k: \text{如果 } A_1^k \wedge A_2^k \wedge \cdots \wedge A_{T_k}^k \\ \text{则 } \{(D_1, \beta_{1,k}), (D_2, \beta_{2,k}), \dots, (D_N, \beta_{N,k})\} \quad (1)$$

其中:  $A_i^k (i = 1, 2, \dots, T_k; k = 1, 2, \dots, L)$  表示第  $k$  条规则的第  $i$  个前提属性的候选值,  $T_k$  表示在第  $k$  条规则中前提属性的数量,  $L$  表示规则的数量;  $\beta_{j,k} (j = 1, 2, \dots, N; k = 1, 2, \dots, L)$  表示在第  $k$  条规则中第  $j$  个评价等级  $D_j$  的置信度,  $N$  表示评价等级的数量。第  $k$  条规则的规则权重为  $\theta_k$ , 反映第  $k$  条规则的重要程度;  $\delta_{i,k}$  表示第  $k$  条规则中第  $i$  个前提属性的属性权重, 反映第  $i$  个前提属性的重要程度。

### 1.2 BRB 的推理方法

BRB 系统的规则推理是通过证据推理算法<sup>[12]</sup>实现。主要思想是利用 ER 算法合成激活规则, 并由此得到 BRB 系统的最终输出。而在规则合成前还需计算每条规则的激活权重及修正激活规则的置信度。其中第  $k$  条规则激活权重的计算公式为:

$$\omega_k = \left[ \theta_k \prod_{i=1}^{T_k} (\alpha_i^k)^{\delta_i} \right] / \left[ \sum_{i=1}^L \left[ \theta_i \prod_{i=1}^{T_i} (\alpha_i^i)^{\delta_i} \right] \right]; \\ \bar{\delta}_i = \delta_i / \left( \max_{i=1,2,\dots,T_k} \{\delta_i\} \right) \quad (2)$$

其中  $\alpha_i^k$  表示在第  $k$  条规则中第  $i$  个候选值的个体匹配度。由于输入数据可能不完整, 因此还需对激活规则结果集的置信度作修正, 第  $k$  条规则的结果集中第  $i$  个评价等级上的置信度修正公式如下:

$$\bar{\beta}_{i,k} = \left[ \beta_{i,k} \sum_{t=1}^{T_k} \left( \tau(t,k) \sum_{j=1}^{J_t} \alpha_{i,j} \right) \right] / \left[ \sum_{t=1}^{T_k} \tau(t,k) \right]; \\ \tau(t,k) = \begin{cases} 1, & U_t \in R_k (t = 1, 2, \dots, T_k) \\ 0, & \text{其他} \end{cases} \quad (3)$$

其中  $U_t$  表示第  $k$  条规则的第  $t$  个前提属性。依据 ER 算法, 将结果集的置信度  $\bar{\beta}_{i,k}$  转换成基本可信值:

$$m_{i,k} = \omega_k \bar{\beta}_{i,k} \quad (4)$$

$$\bar{m}_{H,k} = \omega_k \left( 1 - \sum_{i=1}^N \bar{\beta}_{i,k} \right) \quad (5)$$

$$\bar{m}_{H,k} = 1 - \omega_k \quad (6)$$

其中:  $m_{i,k}$  表示对于第  $i$  个等级的基本可信值,  $\bar{m}_{H,k}$  表示由第  $k$  条规则评价结果的不完整性引起未设置给第  $i$  个等级的基本可信值,  $\bar{m}_{H,k}$  表示由第  $k$  条规则的激活权重引起未设置给第  $i$  个等级的基本可信值。

然后, 由  $L$  条激活规则可合成得相对于评价等级  $D_j$  的基

本可信值, 其中 ER 的解析公式<sup>[13]</sup> 如下所示:

$$C_n = k \left[ \prod_{j=1}^L (m_{n,j} + \bar{m}_{H,j} + \bar{m}_{H,j}) - \prod_{j=1}^L (\bar{m}_{H,j} + \bar{m}_{H,j}) \right] \quad (7)$$

$$\bar{C}_H = k \left[ \prod_{j=1}^L (\bar{m}_{H,j} + \bar{m}_{H,j}) - \prod_{j=1}^L \bar{m}_{H,j} \right] \quad (8)$$

$$\bar{C}_H = k \prod_{j=1}^L \bar{m}_{H,j} \quad (9)$$

$$k^{-1} = \sum_{n=1}^N \prod_{j=1}^L (m_{n,j} + \bar{m}_{H,j} + \bar{m}_{H,j}) - \\ (N-1) \prod_{j=1}^L (\bar{m}_{H,j} + \bar{m}_{H,j}) \quad (10)$$

接着, 将合成的基本可信值转换为置信度, 转换公式如下所示:

$$\beta_n = C_n / (1 - \bar{C}_H); \quad n = 1, 2, \dots, N \quad (11)$$

$$\beta_H = \bar{C}_H / (1 - \bar{C}_H) \quad (12)$$

### 1.3 BRB 的优化模型

BRB 专家系统中, 其推理准确性受规则权重、前提属性权重和置信度等参数的影响, 这些参数的初值通常由专家根据个人经验或主观判断给定。因此当 BRB 系统过于复杂时, 人为方式难以准确地设定参数的取值。鉴于此, Yang 等<sup>[8]572-573</sup>提出了对 BRB 系统进行参数训练的优化模型, 如图 1 所示。

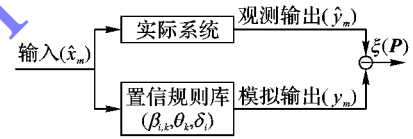


图1 置信规则库优化模型

对于 BRB 的参数优化模型, 其符号表达式可表示如下:

$$\min \{ \xi(P) \}, \text{使得满足 } A(P) = 0, B(P) \geq 0 \quad (13)$$

其中:  $P$  是包含  $(\beta_{i,k}, \theta_k, \delta_i)$  的参数向量,  $\xi(P)$  表示目标函数,  $A(P)$  表示等式约束条件,  $B(P)$  表示不等式约束条件。当输入为  $\hat{x}_m$  时, 通过目标函数比较 BRB 系统的模拟输出  $y_m$  与实际系统的观察输出  $\hat{y}_m$ , 若目标函数的输出值接近 0 时, 则说明 BRB 系统具有较高的推理准确性, 其中目标函数可用平均绝对误差 (Mean Absolute Error, MAE) 表示:

$$\xi(P) = (1/M) \sum_{m=1}^M |y_m - \hat{y}_m| \quad (14)$$

对于参数优化模型中等式和不等式约束条件, Yang 等<sup>[8]573</sup> 给出如下的定义:

1) 任意一条规则中每个评价等级上的置信度均不得小于 0 或者大于 1, 即:

$$0 \leq \beta_{j,k} \leq 1; \quad j = 1, 2, \dots, N, k = 1, 2, \dots, L \quad (15)$$

2) 若第  $k$  条规则是完整的, 则该规则的置信度之和等于 1; 否则置信度之和小于 1, 即:

$$\sum_{j=1}^N \beta_{j,k} \leq 1; \quad j = 1, 2, \dots, N, k = 1, 2, \dots, L \quad (16)$$

3) 规则权重需要归一化, 归一化后应在 0 到 1 之间, 即:

$$0 \leq \theta_k \leq 1; \quad k = 1, 2, \dots, L \quad (17)$$

4) 前提属性需要归一化, 归一化后应在 0 到 1 之间, 即:

$$0 \leq \delta_i \leq 1; \quad i = 1, 2, \dots, T \quad (18)$$

5) 偏好程度越高的评价等级, 其具有越高的等级效用,

即:

$$u(D_i) < u(D_j); \quad i < j, i, j = 1, 2, \dots, N \quad (19)$$

在此基础上, Chen 等<sup>[9]12849-12850</sup>对 Yang 等<sup>[8]572-573</sup>的优化模型进行了改进, 提出将前提属性的候选值作为新的训练参数, 当前提属性的候选值为定量类型时, 需满足同一前提属性的相邻候选值差值不大于无穷小量  $E_i^k$ , 即:

$$A_{i,j}^k - A_{i,j+1}^k \leq E_i^k; \quad i = 1, 2, \dots, T, j = 1, 2, \dots, N_i - 1 \quad (20)$$

改进后的优化模型中待训练的参数向量表示如下:

$$\mathbf{P} = \mathbf{P}(\theta_k, \delta_i, \beta_{j,k}, A_{i,j}^k) \quad (21)$$

#### 1.4 问题提出

在 BRB 优化模型的求解中, 传统的可用方法<sup>[14]</sup>有: 近似牛顿法、Zoutendijk 可行方向法和 Wolfe 简约梯度法等, 但上述的求解方法均具有一定的困难和局限性。鉴于此, Yang 等<sup>[8]</sup>提出利用 Matlab 优化工具箱中的 FMINCON 方法求解 BRB 的优化模型, 该方法有效地解决了 BRB 系统中因参数初值不精确而引起的推理准确性不高的问题, 但通过理论研究和实验分析不难发现基于 FMINCON 函数的方法在求解复杂问题时, 算法效率低, 收敛速度慢, 并且程序可移植性较差。随着专家学者对参数训练研究的加深, 不同于使用 FMINCON 函数的参数训练方法相继被提出, 常瑞等<sup>[10]287-291</sup>基于梯度下降法和二分法提出联合的参数训练算法, 其收敛效率虽然明显的提升, 但由于算法中涉及复杂的公式推导, 且在使用编程语言模拟偏导公式时具有一定的难度, 因此该参数训练方法仅包含规则权重和置信度两个参数, 相比现有的参数优化模型, 其是一种退化的参数训练方法。

针对当前求解 BRB 优化模型中缺少高效、可行的方法, 本文引入群智能算法中的粒子群算法<sup>[15]4104-4108</sup>, 由于粒子群算法中涉及的参数较少, 且易于实现, 因此广泛应用于优化问题求解。对于传统的粒子群算法, 其在求解诸如 BRB 优化模型等复杂的非线性优化问题时, 易早熟收敛而陷入局部最优解, 主要原因是由于粒子的飞行速度趋近于 0, 最终导致无法达到理想的收敛精度。但通过实验分析, 增加适当的策略能够有效地让粒子跳出局部最优解, 从而获得全局范围内收敛精度更高的最优解, 为此, 本文将通过改进粒子群算法提出 BRB 的新参数训练方法。

## 2 基于变速 PSO 的参数训练方法

### 2.1 变速粒子群算法

PSO 算法<sup>[15]4104-4108</sup>最初是受到鸟群捕食行为的启发而提出的算法。传统粒子群中, 每个粒子都有一个由目标函数决定的适应值。对于一个规模为  $N$ , 搜索空间维数为  $D$  的粒子群, 第  $i$  个粒子的位置表示为  $\mathbf{x}_i = (x_{i,1}, x_{i,2}, \dots, x_{i,D})$ , 飞行速度表示为  $\mathbf{v}_i = (v_{i,1}, v_{i,2}, \dots, v_{i,D})$ , 粒子根据自身保存的最优位置  $\mathbf{p}_i = (p_{i,1}, p_{i,2}, \dots, p_{i,D})$  和群体中保存的最优位置  $\mathbf{p}_g = (p_{g,1}, p_{g,2}, \dots, p_{g,D})$  更新飞行速度。其中速度和位置的更新公式如下所示:

$$v_{i,d}(t+1) = wv_{i,d}(t) + c_1r_1[p_{i,d} - x_{i,d}(t)] + c_2r_2[p_{g,d} - x_{i,d}(t)] \quad (22)$$

$$x_{i,d}(t+1) = x_{i,d}(t) + v_{i,d}(t+1) \quad (23)$$

其中:  $i = 1, 2, \dots, N; d = 1, 2, \dots, D; w$  表示惯性因子;  $c_1$  和  $c_2$

表示学习因子;  $r_1$  和  $r_2$  为  $[0, 1]$  区间的均匀随机数。在上述粒子群算法的基础上, 再将粒子的位置限制在约束条件的搜索空间里<sup>[16]</sup>, 即保证解为可行解, 便可让传统粒子群算法具有求解带线性约束条件的非线性优化问题的能力。便于理解, 以下称能够求解带线性约束条件优化问题的粒子群算法为 PSO 算法。

PSO 算法在求解复杂优化问题时, 容易出现早熟收敛而无法获得全局最优解, 其主要原因是 PSO 算法中各个粒子是根据局部最优粒子的位置和全局最优粒子的位置决定当前粒子的飞行速度, 进而获取新的搜索位置, 在不断搜索解空间的过程中, 粒子的飞行速度会逐渐趋近于 0 而失去多样性, 即不再对自身位置进行调整, 由此获得的解通常为局部最优解。为解决该问题, 本文提出一种改进的 PSO 算法, 以下称为可变速粒子群优化 (Variable Particle Swarm Optimization, VPSO) 算法, 算法改进的实质是引入适当的策略让失去多样性的粒子从新获得飞行的速度, 以确保粒子能够重新调整自身位置, 进而跳出局部最优解搜索空间中更理想的最优解, 其中对粒子速度重新赋值的策略为首先对每一维度随机生成一个 0 到 1 的数, 然后将生成的数与重新赋予速度概率进行比较, 若符合条件则在速度维度范围内生成一个均匀分布的新速度; 否则速度保持不变, 具体公式如下所示:

$$v_{i,d}(t+1) = \begin{cases} f(v), & v_{i,d}(t+1) < eps \text{ 且 } \text{rand}[0,1] < P_v \\ v_{i,d}(t+1), & \text{其他} \end{cases} \quad (24)$$

$$f(v) = \frac{v_{\min}^d + v_{\max}^d}{2} + (v_{\max}^d - v_{\min}^d) * (\text{rand}[0,1] - 1) \quad (25)$$

其中:  $v_{\min}^d$  和  $v_{\max}^d$  分别表示  $d$  维度上速度取值的下界和上界,  $P_v$  是重新赋予速度概率 ( $P_v$  取值为 0.9)。VPSO 算法先根据式 (22) 更新粒子速度; 其次根据式 (24)、(25) 对更新后的速度进行处理; 最后根据式 (23) 更新粒子位置, VPSO 算法的流程如图 2 所示。

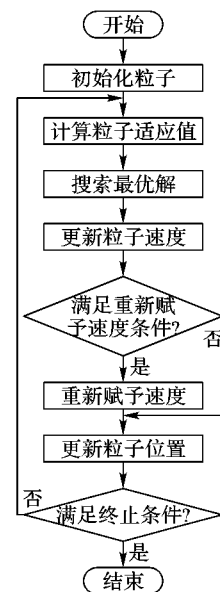


图2 VPSO 算法的流程

### 2.2 新参数训练方法的算法步骤

基于 VPSO 算法的 BRB 参数训练方法的算法步骤如下:



步骤1 初始化粒子群。在约束条件的范围内对粒子的位置和速度取随机初值,将其中一个粒子的位置设置为初始 BRB 训练的参数值,根据初始后的粒子求出局部最优解  $pBest$  和全局最优解  $gBest$ 。

步骤2 计算粒子适应值。通过目标函数依次计算每个粒子的适应值,其中目标函数可选取 BRB 系统的平均方差或平均绝对误差。

步骤3 搜索局部和全局的最优解。若某一粒子的适应值小于其本身所记录的局部最优解  $pBest$  的适应值,则用当前粒子的信息更新局部最优解  $pBest$ ;否则不作任何处理。若该粒子的适应值小于整个种群目前所记录的最优解  $gBest$  的适应值,则用当前粒子信息更新全局最优解  $gBest$ ;否则不作任何处理。

步骤4 更新粒子位置和速度。根据式(22)~(25)计算粒子的新位置和速度。更新过程中,粒子各维度上的速度与位置必须根据约束条件进行调整,保证所有的粒子都在可行的搜索空间里。

其中,为使粒子拥有更好的搜索解空间的能力,惯性因子  $w$  由线性公式<sup>[17]</sup>决定,如下所示:

$$w = w_{\max} - (w_{\max} - w_{\min}) / IterTime_n \times IterTime \quad (26)$$

其中: $w_{\max}$  和  $w_{\min}$  分别代表的最大惯性权重和最小惯性权重 ( $0 \leq w_{\min} \leq w_{\max} \leq 1$ ),  $IterTime_n$  为当前迭代次数,  $IterTime$  为预设的迭代次数。不确定的  $w$  能够保证粒子在迭代初期具有良好的搜索范围,容易发现新解,而在迭代后期获得更好的局部搜索能力。

步骤5 为克服传统粒子群早熟收敛的缺陷,当粒子某一维度上的速度小于预定阈值  $eps$  时,使用持种群中粒子多样性的策略调整粒子的速度;否则保持不变。

步骤6 若当前全局最优解满足收敛条件或迭代次数达到预设值,全局最优解  $gBest$  即为所求的最优解,将  $gBest$  的位置赋值给对应的 BRB 参数即得到训练后 BRB,则算法结束;否则执行步骤2。

### 3 实验结果与分析

为验证本文方法能够求解 BRB 的优化模型及提高 BRB 系统的推理准确性,本文引入多峰函数和输油管道检漏两个实例,在以下实例分析中,收敛条件均设为迭代 10000 次。此外,实验环境为: Pentium Dual-Core CPU E5400 2.70 GHz 2.69 GHz; 2 GB 内存; Windows 7 操作系统; 算法实现平台 Visual C++ 6.0。

#### 3.1 多峰函数实例

Himmelblau 函数常被用于测试优化算法性能<sup>[9]12851</sup>,因此本文将其作为对比基于 VPSO 参数训练方法和基于 PSO 参数训练方法的实例。其中 Himmelblau 函数定义如下:

$$f(x,y) = (x^2 + y - 11)^2 + (x + y^2 - 7)^2; -6 \leq x, y \leq 6 \quad (27)$$

构建拟合 Himmelblau 函数的 BRB 时,提取  $x$  和  $y$  作为前提属性,并假设两个前提属性具有相同的候选值  $\{-6, -4, -2, 0, 2, 4, 6\}$ ,结果集有 5 个评价等级,且相对应的等级效用依次为  $\{0, 200, 500, 1000, 2200\}$ 。根据候选值创建 49 条置信规则,并以此组成初始的 BRB 系统。由初始 BRB 系统得到的拟合曲线如图 3 所示。

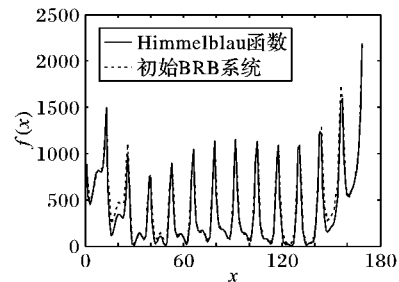


图3 初始 BRB 系统对 Himmelblau 函数拟合效果

图3中初始 BRB 系统对 Himmelblau 函数的拟合效果并不理想,因此使用本文方法对初始 BRB 进行参数训练。在参数训练中,粒子群粒子个数为 100,从 Himmelblau 函数中选取 169 个均匀分布的点作为训练数据。训练后 BRB 系统拟合曲线如图 4 所示。

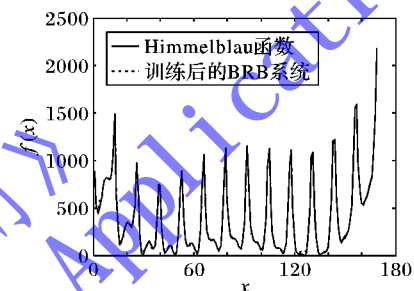


图4 训练后 BRB 系统对 Himmelblau 函数拟合效果

由图4可知,通过本文方法对初始 BRB 进行参数训练,能够有效地提高 BRB 系统拟合复杂非线性多峰函数。进一步分析本文方法的有效性,以基于 PSO 参数训练方法作为比较对象,分别对用于拟合 Himmelblau 函数的初始 BRB 进行参数训练,训练过程中 MAE 的变化曲线如图 5 所示,基于 PSO 参数训练方法虽然迭代到 4000 多次时已趋于收敛,但收敛的精度并不理想,而基于 VPSO 参数训练方法迭代到 8000 多次时收敛,其收敛的精度明显小于基于 PSO 的参数训练方法,综上可知基于 VPSO 参数训练方法能够克服早熟、收敛的不足,更有效地优化 BRB 系统的参数。

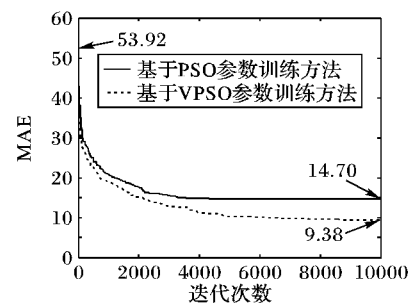


图5 两种方法的 MAE 变化曲线对比

#### 3.2 输油管道检漏实例

输油管道检漏的实例主要用于检测参数训练方法的有效性<sup>[7]103-113, [9]12853-12854, [11]7700-7709, [18]</sup>,因此将其作为对比本文方法与现有其他参数训练方法的实例。在该实例中,输油管道的漏洞大小(Leak Size, LS)主要由两个因素判断,分别是输入和输出流量差(Flow Difference, FD)以及油液对管道产生的平均压力差(Pressure Difference, PD)。因此将 FD 和 PD 作为 BRB 系统的输入,而 LS 作为输出。此外,选取 2008 组从正常情况到发生 25% 泄漏情况的数据作为测试数据。

对于初始 BRB 的构建,以 FD 和 PD 作为前提属性,并假设 FD 有 8 个候选值,分别为  $\{-10, -5, -3, -1, 0, 1, 2, 3\}$ ; PD 有 7 个候选值,分别为  $\{-0.042, -0.025, -0.01, 0, 0.01, 0.025, 0.042\}$ ;LS 则有 5 个评价等级,相应的等级效用值为  $\{0, 2, 4, 6, 8\}$ 。由前提属性的候选值可初始化由 56 条规则组成的 BRB<sup>[9]12852-12853</sup>,其中利用初始 BRB 对输油管道检漏的结果如图 6 所示。

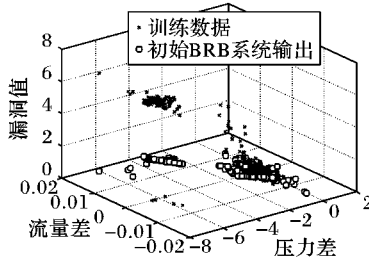


图6 初始 BRB 系统输出和训练数据

由图 6 可知,初始 BRB 系统对输油管道实际漏洞大小的检测存在较大误差,无法准确反映真实情况,需要对初始 BRB 进行参数训练。从 2008 组数据中随机选取 500 组数据作为训练数据,并使用基于 VPSO 的参数训练方法对其进行参数训练,粒子群粒子个数为 30。训练后的 FD 前提属性权重为 1.000,PD 前提属性权重为 0.845。由新 BRB 对输油管道检漏的结果如图 7 所示,图 7 中 BRB 的模拟输出与测试数据几乎吻合,能准确地反映真实情况。

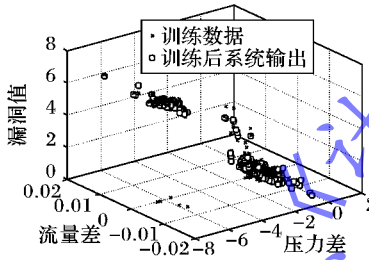


图7 训练后 BRB 系统输出和训练数据

进一步分析经基于 VPSO 参数训练方法训练后的 BRB,将 2008 组数据作为测试数据对训练后的 BRB 进行测试,图 8 给出了真实泄漏值和训练后的 BRB 系统模拟泄漏值,由图 8 可知,训练后的 BRB 能够很好地反映真实情况的动态特性。

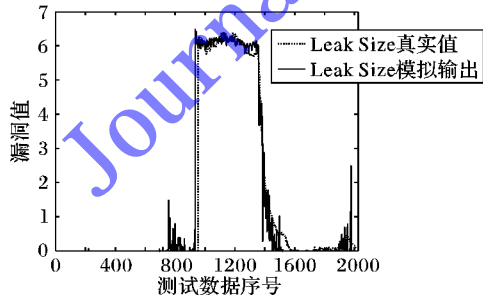


图8 训练后 BRB 系统输出和测试数据

为对比本文方法与现有其他参数训练方法的性能,本文将 Xu 等<sup>[7]</sup>和 Chen 等<sup>[9]12845-12860</sup>提出的参数训练方法作为比较对象,对比结果如表 1 所示。表 1 中: Xu-BRB 表示经 Xu 等<sup>[7]</sup>的方法训练所得的 BRB; Chen-BRB 表示经 Chen 等<sup>[9]</sup>方法训练所得的 BRB,与 Xu 等<sup>[7]</sup>方法相比,二者都是运用 FMINCON 函数进行求解,而 Chen 等<sup>[9]</sup>方法中新增前提属性候选值作为训练参数,进而得到更优的 MAE,但收敛速度相

对较慢; PSO-BRB 表示经基于 PSO 参数训练方法训练所得的 BRB; VPSO-BRB 是基于 VPSO 参数训练方法训练所得的 BRB。通过对比 MAE 及运行时间不难发现,经本文方法训练所得的 BRB,其 MAE 更优于其他参数训练方法训练所得的 BRB,同时在算法的运行时间上比 Xu 等<sup>[7]</sup>和 Chen 等<sup>[9]</sup>的方法有明显的下降。

表 1 BRB 推理性能的比较

BRB 类型	MAE	运行时间/s
初始 BRB	0.914 578	—
Xu-BRB	0.171 969	13 449.060 742
Chen-BRB	0.170 341	21 705.962 351
PSO-BRB	0.197 631	283.425 000
VPSO-BRB	0.166 478	290.150 000

## 4 结语

本文针对现有参数训练方法在求解置信规则库优化模型中存在的收敛速度慢、可移植性差的缺点,提出了引入群智能算法中的粒子群算法求解该优化模型的解决方案,但传统的粒子群算法存在“早熟”及易陷入局部最优解的问题,因此本文首先对传统的粒子群算法进行了改进,然后将其与置信规则库的参数训练有机地结合,提出了基于变速粒子群的置信规则库参数训练方法。理论分析和仿真实验结果表明,本文所提的算法是有效可行的。在今后的研究工作中,将进一步针对置信规则库的参数训练进行实验研究,以期设计出更合理有效的参数训练方法。

### 参考文献:

- [1] YANG J-B, LIU J, WANG J, *et al.* Belief rule-based inference methodology using the evidential reasoning approach—RIMER [J]. IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics, Part A: Systems and Humans, 2006, 36(2): 266-285.
- [2] SUN R. Robust reasoning: integrating rule-based and similarity-based reasoning [J]. Artificial Intelligence, 1995, 75(2): 241-295.
- [3] DEMPSTER A. A generalization of Bayesian inference [J]. Journal of the Royal Statistical Society, Series B: Methodological, 1968, 30(2): 205-247.
- [4] SHAFER G. A mathematical theory of evidence [M]. Princeton: Princeton University Press, 1976.
- [5] HWANG C, YOON K. Multiple attribute decision making [M]. Berlin: Springer, 1981.
- [6] ZADEH L. Information and control [J]. Fuzzy Sets, 1965, 8(3): 338-353.
- [7] XU D-L, LIU J, YANG J-B, *et al.* Inference and learning methodology of belief-rule-based expert system for pipeline leak detection [J]. Expert Systems with Applications, 2007, 32(1): 103-113.
- [8] YANG J-B, LIU J, XU D-L, *et al.* Optimization models for training belief-rule-based systems [J]. IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics, Part A: Systems and Humans, 2007, 37(4): 569-585.
- [9] CHEN Y-W, YANG J-B, XU D-L, *et al.* Inference analysis and adaptive training for belief rule based systems [J]. Expert Systems with Applications, 2011, 38(10): 12845-12860.

(下转第 2174 页)

- China, 2007, 36(6): 1237 – 1240. (李金海, 吕跃进. 决策系统的快速属性约简算法[J]. 电子科技大学学报, 2007, 36(6): 1237 – 1240.)
- [3] ZHANG W, LIANG Y, WU W. Information system and knowledge [M]. Beijing: Science Press, 2003. (张文修, 梁怡, 吴伟志. 信息系统与知识发现[M]. 北京: 科学出版社, 2003.)
- [4] XU J, LI X, SUN L. An image semantics retrieval method based on probability rough set model [J]. Journal of Nanjing University: Natural Sciences, 2011, 47(4): 438 – 445. (徐久成, 李晓艳, 孙林. 一种基于概率粗糙集模型的图像语义检索方法[J]. 南京大学学报: 自然科学版, 2011, 47(4): 438 – 445.)
- [5] CHEN Y, WU K, XIE R. Reduction for decision table based on relative knowledge granularity [J]. Journal of Shandong University: Engineering Science, 2012, 42(6): 8 – 12. (陈玉明, 吴克寿, 谢荣生. 基于相对知识粒度的决策表约简[J]. 山东大学学报: 工学版, 2012, 42(6): 8 – 12.)
- [6] LYU Y, WENG S, HE C. Attributes reduction algorithm based on discernible Boolean matrix and association rule mining [J]. Computer Applications and Software, 2012, 29(10): 40 – 43. (吕跃进, 翁世洲, 何朝丽. 基于布尔区分矩阵与关联规则挖掘的属性约简算法[J]. 计算机应用与软件, 2012, 29(10): 40 – 43.)
- [7] GRECO S, MATARAZZO B, SOWISKI R. Rough sets theory for multicriteria decision analysis [J]. European Journal of Operational Research, 2001, 129(1): 1 – 47.
- [8] GRECO S, MATARAZZO B, SOWISKI R. Rough approximation by dominance relation [J]. International Journal of Intelligent Systems, 2002, 17(2): 153 – 171.
- [9] ZHANG W, QIU G. Uncertain decision making based on rough sets [M]. Beijing: Tsinghua University Press, 2005. (张文修, 仇国芳. 基于粗糙集的不确定决策[M]. 北京: 清华大学出版社, 2005.)
- [10] JIA X, YU S, SHAN L, *et al.* Research on the dominance-based rough set approach [J]. Computer Science and Technology, 2008, 35(8): 109 – 111. (贾修一, 于绍越, 商琳, 等. 基于优势关系的粗糙集应用研究[J]. 计算机科学, 2008, 35(8): 109 – 111.)
- [11] WENG S, LYU Y, MO J. Ranking model and its order-preserving reduction theory based on dominance relations [J]. Journal of Guangxi Normal University: Natural Science Edition, 2013, 31(3): 37 – 44. (翁世洲, 吕跃进, 莫京兰. 基于优势关系的排序模型及其保序性约简理论[J]. 广西师范大学学报: 自然科学版, 2013, 31(3): 37 – 44.)
- [12] WEI B, LYU Y, LI J. Attribute reduction based on rough set model under  $\alpha$  dominance relation [J]. CAAI Transactions on Intelligent Systems, 2014, 9(2): 251 – 258. (韦碧鹏, 吕跃进, 李金海.  $\alpha$  优势关系下粗糙集模型的属性约简[J]. 智能系统学报, 2014, 9(2): 251 – 258.)
- [13] SUN Q, GE X, LIU L, *et al.* Multi-attribute network process comprehensive evaluation method for smart grid and its application [J]. Power System Technology, 2012, 36(10): 49 – 54. (孙强, 葛旭波, 刘林, 等. 智能电网多属性网络层次组合评价法及其应用研究[J]. 电网技术, 2012, 36(10): 49 – 54.)
- [14] ZHANG H, HAN D, LIU Y, *et al.* Smart grid evaluation based on anti-entropy weight method [J]. Power System Protection and Control, 2012, 40(11): 24 – 29. (张海瑞, 韩冬, 刘玉娇, 等. 基于反熵权法的智能电网评价[J]. 电力系统保护与控制, 2012, 40(11): 24 – 29.)
- [15] LI C, LI P, LU G. Comprehensive evaluation of smart grid operation risk based on fuzzy number similarity [J]. East China Electric Power, 2012, 40(9): 1486 – 1489. (李存斌, 李鹏, 陆龚曙. 基于模糊数相似度的智能电网运营风险综合评价[J]. 华东电力, 2012, 40(9): 1486 – 1489.)
- [16] ZHANG J, PU T, WANG W, *et al.* A comprehensive assessment index system for smart grid demonstration projects [J]. Power System Technology, 2011, 35(6): 5 – 9. (张健, 蒲天骄, 王伟, 等. 智能电网示范工程综合评价指标体系[J]. 电网技术, 2011, 35(6): 5 – 9.)
- [17] GAO X, YAN Z. Comprehensive assessment of smart grid construction based on principal component analysis and cluster analysis [J]. Power System Technology, 2013, 37(8): 2238 – 2243. (高新华, 严正. 基于主成分聚类分析的智能电网建设综合评价[J]. 电网技术, 2013, 37(8): 2238 – 2243.)

(上接第2165页)

- [10] CHANG R, WANG H, YANG J. An algorithm for training parameters in belief rule-bases based on the gradient and dichotomy methods [J]. Systems Engineering, 2007, 25(S): 287 – 291. (常瑞, 王红卫, 杨剑波. 基于梯度法与二分法的置信规则库参数训练方法[J]. 系统工程, 2007, 25(增刊): 287 – 291.)
- [11] ZHOU Z-J, HU C-H, YANG J-B, *et al.* Online updating belief rule based system for pipeline leak detection under expert intervention [J]. Expert Systems with Applications, 2009, 36(4): 7700 – 7709.
- [12] YANG J-B, SINGH M-G. An evidential reasoning approach for multiple-attribute decision making with uncertainty [J]. IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics, 1994, 24(1): 1 – 18.
- [13] YANG J-B. Rule and utility based evidential reasoning approach for multiattribute decision analysis under uncertainties [J]. European Journal of Operational Research, 2001, 131(1): 31 – 61.
- [14] HU Y. Nonlinear programming [M]. Beijing: Higher Education Press, 1990. (胡毓达. 非线性规划[M]. 北京: 高等教育出版社, 1990.)
- [15] KENNEDY J, EBERHART R. A discrete binary version of the particle swarm algorithm [C]// Proceedings of the 1997 IEEE International Conference on Systems, Man, and Cybernetics. Piscataway: IEEE Press, 1997: 4104 – 4108.
- [16] HU X, EBERHART R. Solving constrained nonlinear optimization problems with particle swarm optimization [C]// Proceedings of the Sixth World Multiconference on Systemics, Cybernetics and Informatics. Orlando: International Institute of Informatics and Systemics, 2002: 203 – 206.
- [17] SHI Y, EBERHART R. A modified particle swarm optimizer [C]// Proceedings of the 1998 IEEE International Conference on Evolutionary Computation. Washington, DC: IEEE Computer Society, 1998: 69 – 73.
- [18] ZHOU Z, YANG J, HU C. Confidence expert system rule base and complex system modeling [M]. Beijing: Science Press, 2011. (周志杰, 杨剑波, 胡昌华. 置信规则库专家系统与复杂系统建模[M]. 北京: 科学出版社, 2011.)