

# 基于免疫优势克隆文化算法的故障诊断方法 及其在 TE 过程中的应用

王雪洁 黄海燕

(华东理工大学信息科学与工程学院 上海 200237)

**摘要** 免疫优势克隆选择算法是一种新型的免疫算法,具有较强的局部和全局搜索能力。将其与文化算法结合,提出一种新型的免疫优势克隆文化算法,它可以更好地利用先验知识指导种群进化;并设计了新的动态接受函数来促进文化算法内部知识更新,提高算法的搜索能力。将该算法用于支持向量分类器的核参数优化中,构造性能良好的分类器,并将其用于 Wine dataset 的数据分类和化工 TE 过程的故障诊断中,实验结果表明,该算法能够准确地对 SVM 的核函数参数进行寻优,提高了故障诊断的准确性,具有应用推广价值。

**关键词** 免疫优势克隆选择算法,文化算法,支持向量机,故障诊断

**中图分类号** TP273 **文献标识码** A **DOI** 10.11896/j.issn.1002-137X.2015.5.051

## Fault Diagnosis Method Based on Immunodominance Clone Cultural Algorithm and its Application in TE Process

WANG Xue-jie HUANG Hai-yan

(School of Information Science and Engineering, East China University of Science and Technology, Shanghai 200237, China)

**Abstract** Immunodominance clone select algorithm is a new kind of immunodominance algorithm with strong local and global search ability. Combining it with cultural algorithm, we put forward a new immunodominance clone cultural algorithm. It can make use of transcendental knowledge to guide the evolution of species. We designed a new dynamic acceptance function to promote knowledge updating in cultural algorithm and increase the search capability of the algorithm. Immunodominance clone cultural algorithm was used in nuclear parameter optimization of support vector machine (SVM) for constructing the good performance classifier. The results of Wine dataset classification and fault diagnosis of TE reflect that immunodominance clone cultural algorithm can search the nuclear parameter optimization of SVM accurately. It raises the accuracy of fault diagnosis and has better spread value.

**Keywords** Immunodominance clone select algorithm, Cultural algorithm, SVM, Fault diagnosis

## 1 引言

故障诊断学作为一门综合性的学科,其研究在我国发展较晚,尽管如此,随着工业技术的发展,故障诊断技术的发展还是比较快的。目前,故障诊断技术在我国化工、冶金、电力等多个行业都有着广泛的应用和需求,因而对故障诊断方法的研究和创新成为了许多学者努力的方向。通过分析各种文献资料不难发现,基于知识的故障诊断方法的研究取得了长足的进展,而对于基于生物学理论的遗传算法、免疫算法、进化规划等在故障诊断中的应用,科研人员已经有了各种研究,并将其用于对复杂问题的优化。然而传统的进化算法并不完美,总是有一些缺陷,故本文选用了近年来的新型免疫算法进行改进,并将其应用到故障诊断的方法中。

本文将免疫优势克隆选择算法<sup>[1]</sup>和文化算法<sup>[2,3]</sup>相结合,提出了一种新型的免疫优势克隆文化算法。通过函数测试表明该算法可以提高精度和速度。将其应用到支持向量机

的参数优化中,通过支持向量机构造的分类器进行故障分类,并在 UCI 数据集 Wine dataset 的分类中对所得分类器性能进行验证。最后,将该故障诊断方法应用于化工 TE(Temessee Eastman)过程中,结果表明基于免疫优势文化算法的故障诊断方法有很好的诊断效果。

## 2 免疫优势克隆选择算法

免疫优势克隆选择算法(Immunodominance Clone Select Algorithm, IDCSA)受生物免疫学有关理论的启发,阐述免疫优势的概念,构造相应的算子,自适应地改变抗体本身及其与抗原亲合度的关系,从而达到改善算法性能的目的。

### 2.1 免疫优势算子

免疫学认为,虽然一个抗原分子上可以有多个表位,但在诱导宿主免疫应答时可能只有一种或一个表位起主要作用,使宿主产生以该特异性为主的免疫应答。免疫优势是在抗体与抗原相互作用中产生的,其产生和作用都是一个动态的过

到稿日期:2014-06-07 返修日期:2014-08-26

王雪洁(1987-),女,硕士生,主要研究方向为故障诊断、智能计算, E-mail: xuejiawang1990@163.com;黄海燕(1972-),女,博士,副教授,主要研究方向为控制与优化、复杂工业过程建模。

程。免疫优势的获得过程如下:

对于抗体  $a = (a_1, a_2, \dots, a_l)$ , 如果对于任意的  $a_k \in \{0, 1\}, k \neq i$ , 有

$$f(a) = f((a_1, a_2, \dots, a_{i-1}, 1, a_{i+1}, a_l)) \geq f((a_1, a_2, \dots, a_{i-1}, 0, a_{i+1}, a_l)) \quad (1)$$

或

$$f(a) = f((a_1, a_2, \dots, a_{i-1}, 0, a_{i+1}, a_l)) \geq f((a_1, a_2, \dots, a_{i-1}, 1, a_{i+1}, a_l)) \quad (2)$$

则称抗体编码的第  $i$  位具有免疫优势或免疫优势点(显性表位), 该位的取值称为优势值。抗原或抗体具有免疫优势的过程统称为获得免疫优势。

抗体免疫优势着眼于抗体本身, 不依赖问题有关的先验知识, 因而具有适应性强的特点。本文将文献[4]提出的抗体免疫优势算子应用于算法。构造该抗体免疫优势算子的方法如下:

记抗体群  $A = [a_1 \ a_2 \ \dots \ a_N]$  为

$$A = \begin{bmatrix} a_{11} & a_{12} & \dots & a_{1l} \\ a_{21} & a_{22} & \dots & a_{2l} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ a_{n1} & a_{n2} & \dots & a_{nl} \end{bmatrix} \quad (3)$$

定义参考抗体:  $m = [m_1 \ m_2 \ \dots \ m_l]$ , 其中

$$m_i = \begin{cases} 1, & \frac{1}{n} \sum_{j=1}^n a_{ji} \geq \sigma \\ 0, & \text{其他} \end{cases} \quad (4)$$

其中,  $\sigma$  是阈值, 本文取为 0.5。

设  $a_i \in A$  是抗体群中最好的抗体, 若  $f(m) > f(a_i)$ , 则互换, 并以一定的概率  $p_{id}$  使  $a_j \in A (j=1, 2, \dots, l, \text{且 } j \neq i)$  获得免疫优势。

$$\text{令 } a_j' = H(a_j + a_i - m - 1) \quad (5)$$

$H(\cdot)$  是门限函数, 即

$$H(x) = \begin{cases} 1, & x > 0 \\ 0, & \text{其他} \end{cases} \quad (6)$$

$p_{id}$  是一个自适应调节的参数, 如果  $f(a_j') > f(a_j)$  或者  $f(m) > f(a_i)$ , 表明免疫优势是有效的, 那么增大  $p_{id}$ , 反之减小。

式(5)、式(6)即为获得免疫优势的过程, 这是一种自适应动态获得先验知识的过程, 实现了个体间信息的交换。同时这种交换不同于遗传算法的交叉操作, 是一种有目的、有规律的信息交换过程, 减少了盲目性, 因此这种信息交换更好地保证了抗体种群的多样性, 提高了算法的效率。

## 2.2 克隆选择算子

得到免疫优势算子后, 就是克隆选择的过程。克隆选择算法一般包括克隆、免疫和选择 3 个步骤, 其中的免疫操作可包含抗体的交叉、重组和变异。通常我们定义仅含变异操作的为单克隆算子, 交叉、重组和变异均采用的为多克隆算子。为了增加种群多样性, 加快收敛速度, 本文算法采用多克隆算子。又因为交叉过程是种群中个体信息交换的过程, 而在免疫优势选择中已实现了抗体群中个体信息有目的交换, 故本文的多克隆算子中只需包含重组和变异, 这样既可以保证种群多样性, 又进一步提高了算法的效率。

## 3 免疫优势克隆文化算法

文化算法 (Cultural Algorithm, CA)<sup>[2]</sup> 是 Reynolds 于

1994 年提出的, 该算法基于人类文化进化的思想, 采用一种显性机制来获取、保存和整合微观群体进化过程中求解问题的知识和经验, 并将这些知识和经验用于指导种群的进化。文化算法具有双重进化继承的特点, 其主要框架有种群空间 (Population Space)、信念空间 (Belief Space)、影响函数 (Influence Function) 与接受函数 (Acceptance Function) 等, 种群空间和信念空间之间的通讯主要通过影响函数和接受函数来完成, 如图 1 所示。

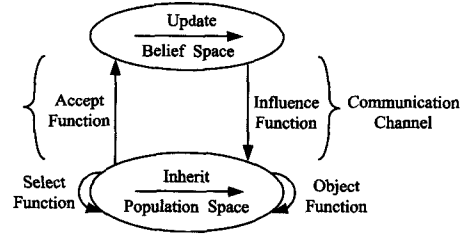


图 1 文化算法框架示意图

### 3.1 种群空间的设计

文化算法中用于指导搜索的知识和经验是从种群中获得的, 可以说种群空间即为文化算法的基础, 所以种群空间中种群进化的好坏直接影响着算法的总体性能。遗传算法、进化算法、免疫算法等都被用于嵌入到种群空间中。

与一般的遗传算法相比, 免疫优势克隆选择算法可以克服算法早熟现象, 采用多克隆算子, 保证种群多样性, 局部搜索和全局搜索同步进行, 提高收敛速度。而免疫优势克隆选择算法的不足在于较少应用先验知识指导种群的进化, 而文化算法善于保存归纳种群进化中解决问题的先验知识, 故将免疫优势克隆选择算法嵌入到文化算法的种群空间中。免疫优势克隆选择算法的步骤为:

- Step1 随机产生初始抗体群  $A(k)$ , 设置各项参数和终止条件;
- Step2 计算抗体群中抗体亲和度值;
- Step3 终止条件满足则算法终止, 否则继续;
- Step4 按比例  $\beta$  选取  $A(k)$  中具有较大亲和度值的抗体作为初始免疫优势抗体群  $B(k)$ , 按 2.1 节中的方法生成参考抗体  $m$ ;
- Step5 参考抗体  $m$  与  $A(k)$  中任意选出的最优抗体进行比较, 按 2.1 节中的方法将抗体免疫优势依概率  $p_{id}$  推广到其他抗体中, 得到新免疫优势抗体群  $A'(k)$ ;
- Step6 对抗体群  $A'(k)$  进行克隆操作得到克隆后的抗体群  $C(k)$ ;
- Step7 以概率  $p_c$  对  $C(k)$  进行重组操作, 再以概率  $p_m$  进行变异操作得到抗体群  $D(k)$ ;
- Step8 计算抗体群  $D(k)$  中抗体的亲和度;
- Step9 克隆选择, 按一定的种群规模和亲和度值, 选出新的抗体群  $A(k+1)$ ;
- Step10  $k=k+1$ , 回到 Step2。

### 3.2 信念空间的设计

信念空间中的信念知识是从种群空间中获得的, 再通过这些知识去指导种群空间的进化。信念空间可划分为环境知识 (Situation Knowledge)、标准知识 (Normative Knowledge)、约束知识和历史知识<sup>[5]</sup> 等, 本文将信念空间划分为环境知识和标准知识。

### 3.2.1 环境知识

环境知识指保存在信念空间的由历代种群产生的最优个体集合。本文选择前代和当前代最优个体的集合,将其定义为  $E = \{E', E'^{-1}, E'^{-2}\}$ 。知识更新规则为:

$$A^{t+1} = \begin{cases} X_{best}^t, & \text{if } obj(X_{best}^t) < obj(E^t) \\ A^t, & \text{otherwise} \end{cases} \quad (7)$$

### 3.2.2 标准知识

标准知识指在定义域内最能产生优秀个体的各个变量区间,称为优胜区间,定义为  $N[j]$ ,包含  $\langle l_j, L_j, U_j \rangle$  3 个参数,  $j=1, 2, \dots, D$ ,  $D$  表示自变量的个数,其中参数  $l_j = [l_j, u_j] = \{x_j | l_j \leq x_j \leq u_j, x_j \in R\}$ ,  $l_j$  表示第  $j$  个自变量的优胜区间,  $L_j, U_j$  分别表示该自变量的优胜区间的下限  $l_j$  和上限  $u_j$  对应的适应值。此外,标准知识能同时决定搜索步长和搜索方向,其更新规则如下,  $obj(\cdot)$  是目标函数:

$$l_j^{t+1} = \begin{cases} x_{i,j}^t, & \text{if } x_{i,j}^t \leq l_j \text{ or } obj(x_i^t) < L_j \\ l_j, & \text{otherwise} \end{cases} \quad (8)$$

$$L_j^{t+1} = \begin{cases} obj(x_i^t), & \text{if } x_i^t \leq l_j \text{ or } obj(x_i^t) < L_j \\ L_j, & \text{otherwise} \end{cases} \quad (9)$$

$$u_j^{t+1} = \begin{cases} x_{i,j}^t, & \text{if } x_{i,j}^t \geq u_j \text{ or } obj(x_i^t) < U_j \\ u_j, & \text{otherwise} \end{cases} \quad (10)$$

$$U_j^{t+1} = \begin{cases} obj(x_i^t), & \text{if } x_{i,j}^t \geq u_j \text{ or } obj(x_i^t) < U_j \\ U_j, & \text{otherwise} \end{cases} \quad (11)$$

## 3.3 通讯通道的设计

### 3.3.1 影响函数

信念空间的自身更新是为了更好地指导种群空间的进化,这种指导是通过影响函数完成的。基于环境和标准知识,影响函数设计如下:

$$x_{i,j}^{t+1} = \begin{cases} x_{best,j}^t + F | (x_{r_1,j}^t - x_{r_2,j}^t) |, & \text{if } x_{best,j}^t < l_j < E_j \\ x_{best,j}^t + F | (x_{r_1,j}^t - x_{r_2,j}^t) | * rand\{0,1\}, & \text{if } l_j \leq x_{best,j}^t \leq E_j \leq u_j \\ x_{best,j}^t - F | (x_{r_1,j}^t - x_{r_2,j}^t) | * rand\{0,1\}, & \text{if } l_j \leq E_j \leq x_{best,j}^t \leq u_j \\ x_{best,j}^t - F | (x_{r_1,j}^t - x_{r_2,j}^t) |, & \text{if } E_j < u_j < x_{best,j}^t \end{cases} \quad (12)$$

其中,  $i=1, 2, \dots, N_p$ , 代表第  $i$  个个体;  $j=1, 2, \dots, D$ , 表示第  $j$  维;  $E_j$  是在环境知识中随机获取的一个最优值的第  $j$  维。

### 3.3.2 接受函数

接受函数的作用是将种群空间的个体经验传递到信念空间中,帮助信念空间进行自我更新。本文定义种群空间每进化 5 代通过接受函数向信念空间传递一次个体经验。

接受函数的实质就是向信念空间提供最优个体,一般是取当前种群中亲和度值最高的 15%~25%,也可根据一定的变化规则选取合适的参数设计接受函数。如: Saleem<sup>[6]</sup> 提出所接受个体的数目随进化代数而改变的动态接受函数; Shinin Zhu<sup>[7]</sup> 提出的模糊接受函数等。本文在 Saleem 研究的基础上,设计了随进化代数变化的新的动态自适应接受函数,如下所示:

$$n_{accept} = p * (1 + 2^{\frac{1-g}{g_{max}+1-g}}) * N_p \quad (13)$$

其中,  $p$  为指定的范围在  $(0, 1]$  间的常数,  $g$  为当前种群进化代数,  $g_{max}$  为算法设定的种群最大迭代代数,  $N_p$  为当前种群规模。

综上所述,免疫优势克隆文化算法 (Immunodominance Clone Cultural Algorithm, IDCCA) 的流程如图 2 所示。

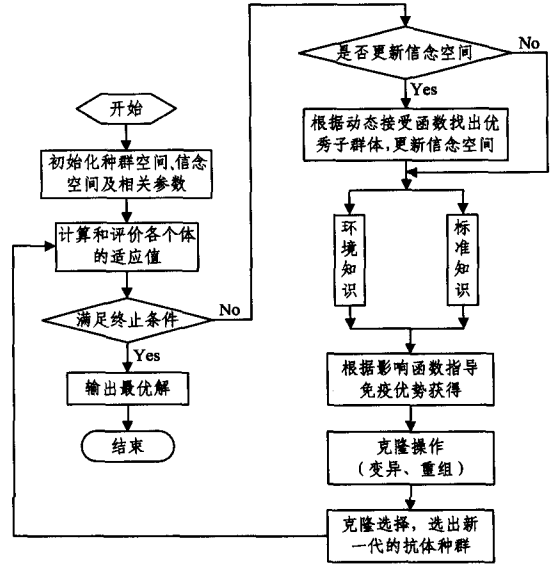


图 2 免疫优势克隆文化算法的基本流程

## 3.4 免疫优势克隆文化算法的性能测试

为验证免疫优势克隆文化算法的有效性,本文采用如下所列测试函数进行算法性能测试。

① Rastrigin 函数:  $\max f(x) = \sum_{i=1}^n (x_i^2 - 10 \cdot \cos(2\pi x_i) + 10)$ , 参数范围  $-5.12 \leq x_i \leq 5.12$ , 最优值 80.7006;

② Rosenbrock 函数:  $\min f(x_1, x_2) = 100 \cdot (x_1^2 - x_2)^2 + (1 - x_1)^2$ , 参数范围  $-2.048 \leq x_1, x_2 \leq 2.048$ , 最优值 0;

③ Shubert 函数:  $\min f(x, y) = \{ \sum_{i=1}^5 i \cdot \cos[(i+1) \cdot x + i] \} \cdot \{ \sum_{i=1}^5 i \cdot \cos[(i+1) \cdot y + i] \} + 0.5 \cdot [(x+1.42513)^2 + (y+0.80032)^2]$ , 参数范围  $-10 \leq x, y \leq 10$ , 最优值 0。

用本文提出的免疫优势克隆文化算法 (IDCCA)、免疫优势克隆选择算法 (IDCSA) 和基本克隆算法 (BCSA) 分别对上述函数进行函数寻优, 3 种算法所用参数值为种群规模  $N_p = 50$ , 变异因子  $F = 0.5$ , 重组因子  $F = 0.3$ , 最大代数为 1000。动态接受函数参数  $p = 0.15$ ,  $g_{max} = 1000$ 。为避免偶然性, 增强数据说服力, 每种算法各运行 100 次, 结果比较如表 1 所列。

表 1 IDCCA/IDCSA/BCSA 函数测试比较

函数名称	Rastrigin	Rosenbrock	Shubert	
最优值	80.7006	0	-186.7309	
	80.7006	0	-186.7309	
	80.7005	0.0008	-186.3405	
平均最优值	80.7001	0.0059	-185.0019	
	75.8109	0.8020	-184.2311	
IDCCA	8	9	11	
	IDCSA	9	9	17
		BCSA	33	71
最快收敛代数	19		18	37
	95	19	108	
	167	145	215	
平均收敛代数	100	95	85	
	91	96	75	
	82	79	67	

从表 1 中可以看出, 免疫优势克隆文化算法除了在

Rosenbrock 函数的函数测试中达优率略低于免疫优势克隆选择算法 (IDCSA), 其它各项测试指标都优于免疫优势克隆选择算法, 与基本克隆算法 (BCSA) 相比更具有明显的优越性。综上所述, 免疫优势克隆文化算法可有效避免搜索过程中陷于局部最优, 在保证全局最优的同时加快了函数的收敛速度, 这可以从表 1 中的收敛代数看出。

#### 4 基于免疫优势克隆文化算法的故障诊断

支持向量机<sup>[8]</sup> (SVM) 分类器是一种常用的故障分类方法, 它基于 Mercer 核展开定理, 通过非线性映射将样本从低维空间映射到高维特征空间, 使得在特征空间中可以应用线性学习机的方法解决样本空间中的高度非线性分类和回归等问题。

用 SVM 解决分类问题时, 要根据所求解问题的特性, 选择恰当的核函数代替高维特征空间内积, 推导出与样本数有关、与样本维数无关的优化问题, 进而得到原始空间的一个非线性判别函数, 即核函数决定了特征空间的结构, 因此用 SVM 构造分类器解决故障诊断问题的关键就是核函数的选择。常用的核函数有:

- ① 多项式核函数:  $k(x, y) = ((x \cdot y) + \theta)^d$ ;
- ② 径向基核函数:  $k(x, y) = \exp(-\frac{\|x - y\|^2}{s^2})$ ;
- ③ Sigmoid 核函数:  $k(x, y) = \tanh(u(x \cdot y) - r)$ 。

径向基核函数具有较好的学习能力, 对于高维、低维或大样本、小样本均适用, 且具有较宽的收敛域, 与其它核函数相比参数少, 易于掌握, 许多文献都已证明了其良好的应用性<sup>[9]</sup>。鉴于此, 本文选取径向基核函数作为支持向量分类器的核函数。

核函数的选择完成后, 核参数  $s$  和控制参数  $\nu$  的确定则决定着分类器的性能, 控制参数  $\nu$  是支持向量机的个数占样本点数的份额的下界。免疫优势克隆文化算法用于解决支持向量机的参数优化问题, 提高分类器的性能, 增强故障诊断的能力。

训练支持向量机前, 先进行特征选择, 合理地选择某故障对应的特征, 加快故障诊断的速度。特征选择就是从一组原始特征中挑选出一些最有效的特征以降低特征空间维数, 且选出的特征具有明显的物理意义。

基于免疫优势克隆文化算法的故障诊断方法如下:

- Step1 用免疫优势克隆文化算法对 SVM 的核函数进行参数寻优, 构造合适的支持向量机分类器;
- Step2 对采集到的数据进行预处理, 构造初始训练集和测试集;
- Step3 对初始训练集进行特征选择;
- Step4 将特征选择后的数据样本输入到构造好的支持向量分类器中, 得到支持向量机诊断模型;
- Step5 故障分类, 将测试集送到训练完成且性能良好的支持向量分类器中, 输出结果, 得到最终的故障类别和故障识别率。

#### 5 仿真和实验分析

为了验证算法 IDCCA 的有效性, 先将该算法放在 UCI 数据集<sup>[10]</sup> 中进行分类验证, 并与基于 BCSA 的分类方法做比

较。本文选取了 UCI 数据集中的 Wine dataset 进行验证, Wine dataset 样本数量为 178, 包含 3 类样本数据, 每个样本对应 13 类属性 (即为数据集的维度)。

算法各参数设计如下: 以径向基核函数作为分类器核函数, 抗体种群规模为 40, 变异因子为 0.09, 重组因子为 0.1, 动态接受函数参数为 0.15, 抗体编码长度为 Wine dataset 的维度为 13, 迭代次数设为 500, 从样本中选取的 3 类样本训练集数量分别为 29、30、30, 其余 89 个样本为训练集。基于 IDCCA-SVM 的故障诊断方法对 Wine dataset 的分类情况仿真图如图 3 所示, 基于 BCSA-SVM 的数据分类图如图 4 所示。

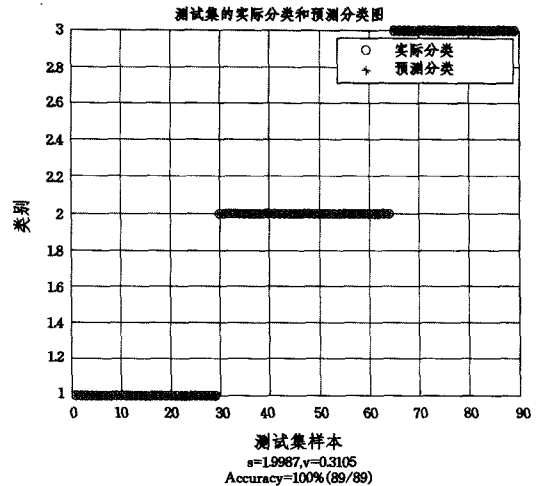


图 3 基于 IDCCA-SVM 的 Wine dataset 分类图

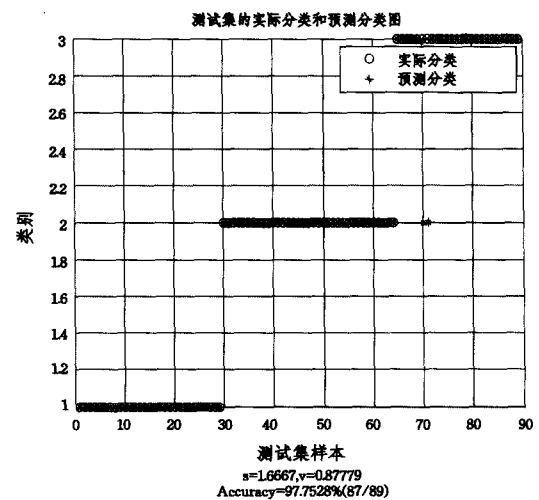


图 4 基于 BCSA-SVM 的 Wine dataset 分类图

通过图 3 可看出, 基于 IDCCA-SVM 的故障诊断方法对 Wine dataset 的分类准确率达到了 100%, 所有样本都分类正确; 而从图 4 中可以看出, 第三类样本数据有两个样本点没有分类正确, 基于 BCSA-SVM 的故障诊断方法对 Wine dataset 的分类准确率为 97.7528%, 由此可以看出 IDCCA 算法在数据分类中体现出了有效性和优越性。为了进一步验证该算法的有效性, 将其再应用到化工 TE 过程的故障分类中。

Tennessee Eastman (TE) 过程是基于实际工业过程的过程控制案例, 由美国伊斯曼化学公司的过程控制小组创建, 其目的是为评价过程控制和监控方法提供一个现实的工业过程。TE 过程引入闭环控制的仿真程序, 可以仿真正常工况

和其预设的 21 个故障,这些故障是相互独立的,其中 16 个是已知的,5 个是未知的。整个 TE 过程有 53 个变量,其中包含 12 个控制变量和 41 个测量变量。本文选取 21 个故障中的第 1、5、13、15、18 个故障进行基于 IDCCA-SVM 的故障诊断方法的故障识别实验,并与基于 IDCSA-SVM 的故障诊断方法的故障样本分类准确率进行了比较,实验参数同上,抗体编码长度为 52,训练集取随机获取的 100 组正常数据和 3 种故障对应的各 100 组数据构成训练集。两种故障诊断方法故障识别准确率比较如表 2 所列。

表 2 5 类故障的故障识别准确率

故障类型	故障识别准确率	
	IDCCA-SVM	IDCSA-SVM
故障 1	98.71%	92.58%
故障 5	99.86%	90.83%
故障 13	91.41%	86.25%
故障 15	93.69%	87.97%
故障 18	95.41%	91.25%

从表 2 可清晰地看到,基于 IDCCA-SVM 的故障诊断方法的单项故障分类准确率均明显高于基于 IDCSA-SVM 的故障诊断方法。

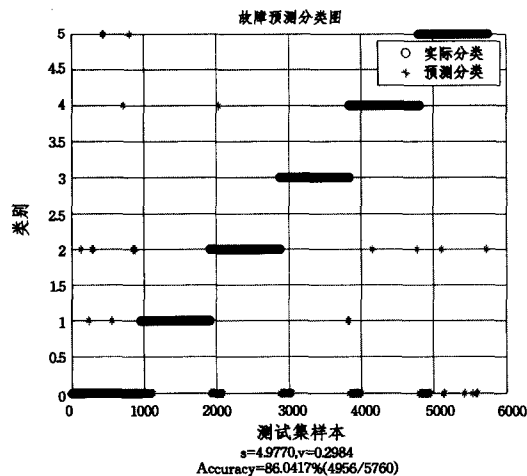


图 5 基于 IDCCA-SVM 的多故障分类图

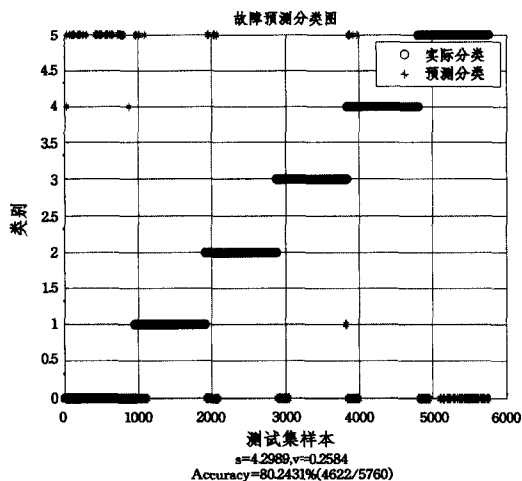


图 6 基于 IDCSA-SVM 的多故障分类图

再对多类故障的诊断问题进行实验,选取故障 1、5、13、15、18 及一组正常数据进行六分类,来验证免疫优势克隆文

化算法在多类故障情况下的故障诊断性能,参数设置同单项故障分类。基于 IDCCA-SVM 的多类故障诊断结果如图 5 所示;作为对比,图 6 为基于 IDCSA-SVM 的多类故障诊断结果仿真图。

由图 5 和图 6 可以看出,基于 IDCCA-SVM 方法的故障分类准确率为 86.0417%,基于 IDCSA-SVM 的方法的故障分类准确率为 80.2431%,本文提出免疫优势克隆文化算法应用于故障分类的准确率比免疫优势克隆选择算法的高出了 5.7986%,从而验证了本文提出的免疫优势克隆文化算法能够更准确地对 SVM 的核函数进行寻优,提高了故障诊断的准确性,得到了较为满意的故障诊断结果。

**结束语** 本文将免疫优势克隆选择算法同文化算法相结合,提出了免疫优势克隆文化算法,提高了算法的性能和效率;并将其应用于支持向量机分类器中,提出了基于 IDCCA-SVM 的故障诊断方法,其在 TE 过程的故障诊断中取得了良好的效果,故障分类率有了明显提高。

而免疫优势克隆文化算法作为一种新型的算法,还有可以改进的空间,如免疫优势的寻找方法,影响函数和接受函数的设计等,都可在以后的研究工作中加以改进,以提升算法性能,更好地优化分类器参数,进一步提高故障诊断的准确性。

## 参考文献

- [1] 焦李成,尚华荣,马文萍,等.多目标优化免疫算法、理论和应用[M].北京:科学出版社,2010:167-185
- [2] Robert R G. An introduction to cultural algorithms[C]//Proc of the 3rd Annual Conference on Evolution Programming. Singapore: World Scientific Publishing,1994:131-136
- [3] 黄海燕,顾幸生,刘曼丹.求解约束优化问题的文化算法研究[J].自动化学报,2007,33(10):1115-1120
- [4] 杜海峰,焦李成,刘若辰.免疫优势克隆算法[J].电子与信息学报,2004,26(12):1918-1924
- [5] Reynolds R G, Zbigniew M, Cavaretta M. Using Cultural Algorithms for Constraint Handling in GENOCOP [C]//Proceedings of the 4th Annual Conference on Evolutionary Programming. Massachusetts, Cambridge: MIT Press, 1995: 289-305
- [6] Saleem S M. Knowledge-Based Solution to Dynamic Optimization Problems Using Cultural Algorithms [D]. Detroit, Michigan: Wayne State University, 2001
- [7] Zhu Shi-nin. Fuzzy Cultural Algorithms with Evolutionary Programming for Real-Valued Function Optimization [D]. Detroit, Michigan: Wayne State University, 1998
- [8] 杜京义,候媛彬.基于核方法的故障诊断理论及其方法的研究[M].北京:北京大学出版社,2010:1-30
- [9] 李盼池,许少华.支持向量机在模式识别中的核函数特性分析[J].计算机工程与设计,2005,26(2):302-304
- [10] Blake C L, Keogh E, Merz C J. UCI repository of machine learning databases [M]. Irvine, CA: University of California, 1998
- [11] 刘丽君,顾幸生.基于改进免疫遗传算法的支持向量机在故障诊断中的应用[J].同济大学学报:自然科学版,2010,38:25-29
- [12] 薄翠梅,张广明,等.基于特征样本核主元分析的 TE 过程快速故障识别方法[J].化工学报,2008,59(7):1783-1789