

# 结果可控树突状细胞算法

张 贺 袁 嵩

(武汉科技大学计算机科学与技术学院 湖北 武汉 430065)

**摘要** 为解决传统树突状细胞算法因涉及大量不确定因素而导致的难以协调误报率和漏报率的关系的问题并在传统树突状细胞算法的基础上提高算法的检测精度,通过对树突状细胞算法信号转换公式、权值矩阵及其他不确定参数的分析,提出倾向因子的概念和结果可控树突状细胞算法。该算法具有更高的检测精度和更好的普适性,能够根据不同的细胞环境确定相应的倾向因子,进而实现对检测结果的调控能力。通过使用不同参数和多种数据集进行仿真实验,证明了概念的合理性和算法的有效性。

**关键词** 树突状细胞算法 倾向因子 危险理论 人工免疫

**中图分类号** TP311 **文献标识码** A **DOI**:10.3969/j.issn.1000-386x.2013.01.013

## RESULT-CONTROLLED DENDRITIC CELL ALGORITHM

Zhang He Yuan Song

(College of Computer Science and Technology, Wuhan University of Science and Technology, Wuhan 430065, Hubei, China)

**Abstract** To coordinate the relationship between false positive rate and false negative rate-of which the classical dendritic cell algorithm is difficult to analyse due to a great deal of probabilistic elements, and to improve the detection accuracy based on the classical algorithm, we propose the concept of tendency factor and the result-controllable dendritic cell algorithm through analysing the signal conversion formula, weighting matrix and the other random-based parameters involved in dendritic cell algorithm. The new algorithm has higher detection accuracy and better universality. According to different cell environment, the corresponding tendency factor can be calculated to realise the control capability on detection results. Simulative experiments are performed using different parameters and multiple data sets, the reasonability of the concept and the effectiveness of the algorithm are proved.

**Keywords** Dendritic cell algorithm Tendency factor Danger theory Artificial immune

## 0 引言

树突状细胞算法 DCA<sup>[1]</sup> (Dendritic Cell Algorithm) 是人工免疫学中危险理论<sup>[2]</sup> 的最新研究成果,已用于端口扫描检测<sup>[3]</sup>、僵尸网络检测<sup>[4]</sup>、实时嵌入式系统超时检测<sup>[5]</sup>、无线传感器网络<sup>[6]</sup> 等领域并取得了良好的应用效果,受到广大研究学者的关注。

DCA 是受自然免疫系统中树突状细胞 DC (Dendritic Cell) 的功能启发的高度随机算法,DC 的整个生物机制中存在着大量的生物要素,其中危险信号的融合及内部信号的生成是非常复杂的过程,至今仍有许多未知领域<sup>[7]</sup>,因此难以对 DCA 进行分析和控制。目前对 DCA 的研究主要集中于提高检测精度方面,关于合理协调误报率和漏报率之间的关系这一方面的研究尚无。为了让 DCA 具有更好的普适性,使之能够适应更多的应用环境,本文对算法中的部分不确定因素进行了定性、定量的分析,对传统 DCA 进行改进,提出了倾向因子的概念以及结果可控树突状细胞算法 RCDCA (Result-Controlled Dendritic Cell Algorithm) 并进行了仿真实验。实验结果表明,和传统 DCA 相比,RCDCA 不仅减少了算法中不确定性参数设置对检测精度的干扰,提高了检测精确率,还可以通过调整环境中倾向因子的倍

数,在一定的范围内灵活的调控算法的检测结果,当要求漏报率较低时,能够以牺牲误报率为条件,换取较低的漏报率,反之亦然。

## 1 DC 生物学机理

DC 是生物免疫系统中至关重要的组成部分,因成熟时伸出许多树突状突起而得名。DC 是连接天然免疫和自适应性免疫的桥梁,它能够高效地采集、加工抗原,同时处理细胞所处环境中的信号,并释放特定的细胞因子来影响免疫 T 细胞的分化情况。

DC 有未成熟、半成熟、成熟三种不同的存在状态,其所处环境中的信号主要包括三类:细胞正常死亡产生的安全信号 SS (Safe Signal)、细胞非正常死亡产生的危险信号 DS (Danger Signal)、病原体相关分子模式 PAMP (Pathogen-Associated Molecular Patterns)。未成熟 DC (immature DC, iDC) 对免疫 T 细胞不产生影响,它可以根据所处环境中的信号种类及浓度的变化转换为成熟 DC (mDC) 或半成熟 DC (smDC),转换过程如图 1 所示。

收稿日期:2012-03-27。国家自然科学基金项目(60975031)。张贺,本科生,主研领域:计算机免疫。袁嵩,副教授。

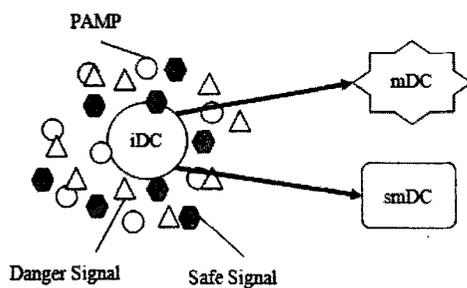


图1 DC 状态转换过程图

## 2 传统 DCA

在传统 DCA 中,DC 被抽象为一个类似于信号处理器的数据结构,其中记录了 DC 采集的抗原数量、DC 采集的抗原种类、累加的协同刺激分子浓度 CSM (Concentration of Costimulatory Molecules)、累加的成熟因子浓度 (Mature cytokine) 以及累加的半成熟因子浓度 (semi\_Mature cytokines) 等信息,其中 CSM 影响 DC 采集抗原数量的上限, Mature 和 semi\_Mature 影响 DC 所处环境的安全性和 iDC 的转换状态。DC 环境中的抗原及其特征值经过预处理转换为 DC 的输入信号,输入信号经 iDC 采集、加工可以转换为输出信号, iDC 对环境中的同种输出信号进行累加,当 iDC 的 CSM 达到迁移阈值时, iDC 进行状态转换,根据环境中成熟因子浓度和半成熟因子浓度确定转换为 mDC 或 smDC。

文献[8]使用 UCI Wisconsin Breast cancer 标准数据集对传统 DCA 进行了实现和测试,该数据集是一个由 240 条安全抗原数据和 460 条危险抗原数据共 700 条抗原数据组成的二分类数据集。尽管该数据集是一个静态数据集,如果提供一个灵活的读取数据的事件驱动方法,它仍然可以在 DCA 算法中作为动态输入数据流使用。数据集中的每项数据共有十列属性,抽取其中的 Clump Thickness (CT)、Cell Size (CS)、Cell Shape (CH)、Bare Nuclei (BN)、Normal Nucleoli (NN) 等 5 条属性来计算每条数据对应的三个 DC 输入信号 PAMP、SS、DS。

选取 CT 属性计算 PAMP、SS,经过对数据集的预处理,得出 CT 的中间值 midCT=4,则 PAMP 和安全信号的计算过程代码如下:

```

if (CT > midCT)
{
    SS = |CT-midCT|;
    PAMP = 0;
}
else
{
    PAMP = |CT-midCT|;
    SS = 0;
}

```

选取 CS、CH、BN、NN 四列属性计算 DS,经过对数据集中安全抗原的数据进行预处理,得出四列属性的平均值,求得每一条数据中这四个属性的值分别减去对应属性的平均值所得差值的绝对值,再将得到的绝对值相加再除以 4 即为 DS。

例如,下面为数据集中的第一条数据 DS 计算过程:

ID	CS	CH	BN	NN
1	8	8	4	7

其中:

CS CH BN NN=8 8 4 7

平均值=6.59 6.56 7.62 5.88

差值绝对值=1.41 1.44 3.62 1.12

DS=(1.41+1.44+3.62+1.12)/4=1.898

免疫学家通过对生物免疫中的 DC 进行研究,得出了各个输入信号对不同输出信号的影响:PAMP 影响 CSM、Mature, DS 影响 CSM、Mature, SS 影响 CSM、semi\_Mature 和 Mature。DC 内部信号的处理过程是非常复杂的,为了简化计算,我们将每条数据对应的三个输入信号带入信号转换式(1)<sup>[1]</sup>,可以得到每条数据的三个输出信号,信号转换式(1)中的系数由权值矩阵决定:

$$O_p = \sum_{j=0}^2 S_{ij} W_{jp} \quad (1)$$

$i$  表示被采集抗原的编号,即在数据集中的序列位置;

$j=0,1,2$  分别表示 PAMP、DS、SS 三种输入信号;

$p=0,1,2$  分别表示 CSM、semi\_Mature、Mature 三种输出信号;

$O_{ip}$  表示第  $i$  个抗原的第  $p$  种输出信号的浓度;

$S_{ij}$  表示第  $i$  个抗原的第  $j$  种输入信号的浓度;

$W_{jp}$  表示权值矩阵  $A^{[1]}$  (表 1) 中的相应值;

表 1 权值矩阵 A

	PAMP	Danger	Safe
CSM	2	1	2
semi_Mature	0	0	2
Mature	2	1	-2

更多传统 DCA 细节参见文献[1]。

传统 DCA 确定 iDC 转换的状态时,仅仅通过比较成熟因子浓度和半成熟因子浓度的大小来决定,即如果成熟因子浓度大于半成熟因子浓度,则 iDC 进入成熟状态,转换为 mDC,否则 iDC 进入半成熟状态,转换为 smDC。DCA 能够被应用于不同领域,不同领域的应用环境也各有差异,当应用环境不同时,DC 所处环境中的不确定因素也存在一定程度的差异性。因此,传统 DCA 中通过比较成熟因子浓度和半成熟因子浓度的大小来决定 iDC 转换状态的方法是存在一定局限性的。如果找到一种方法可以根据不同的应用环境来定制相应的 DC 所处环境安全性评估标准,不仅可以有效地提高算法检测精度,还能够根据实际需要提高对误报率、漏报率进行合理协调。

## 3 倾向因子概念和结果可控树突状细胞算法

传统 DCA 具有较高的检测精度,但是不能根据实际需要灵活地控制误报率和漏报率。要想实现对 DCA 检测精确率的灵活控制,首先,要对算法中影响检测精确率的不确定成分进行定性分析,明确算法中各个成分所起到的作用,如数据集、信号转换公式等;其次,还要对算法中影响检测率的不确定参数进行定量分析,明确算法不同的环节不同参数的设定对算法检测结果的影响,如权值矩阵、DC 环境评估标准等。

### 3.1 抗原的聚类分析

将由标准数据集中 240 条安全抗原所得的输入信号和权值矩阵代入信号转换公式,可得到 240 个安全抗原的三种输出信号,分别求出三种输出信号的平均值,得到一组安全抗原类聚信号 Safe;对由 460 条危险抗原所得的输入信号进行相同操作,得

到一组危险抗原类聚信号 Danger。Safe 和 Danger 如表 2 所示。

表 2 抗原类聚输出信号

ave	CSM	semi_Mature	Mature
Safe	9.53	6.69	-3.85
Danger	8.6	0.59	7.42

用表 2 中两条数据的 Mature 减去 semi\_Mature 可以得到对应的危险程度 (Danger Level, DL):

安全抗原类聚信号的  $SDL = -3.85 - 6.69 = -10.54$

危险抗原类聚信号的  $DDL = 7.42 - 0.59 = 6.83$

根据 DC 的生物学机理所述, DL 直接影响 DC 所处环境的安全性以及 DC 的转换状态, DL 值的大小和 DC 所处环境的安全性以及 DC 转换为 mDC 的几率正相关。

### 3.2 倾向因子

定义 1 在 DCA 中, 分别求得二分类训练样本集中每一类数据的三种输出信号的平均值, 将这两组平均值中同种输出信号进行求和所得的数据叫做标准合并数据 SMD (Standard Merge Data)。

定义 2 在 DCA 中, 用标准合并数据中成熟度因子浓度减去半成熟度因子浓度所得的差叫做倾向因子 TF\_SMD (Tendency Factor of SMD)。

根据表 2 中的数据可以得到一条标准合并数据 K (表 3), K 的倾向因子  $TF\_SMD = -3.71$ 。结合 3.1 中所得 DDL 和 SDL, 可知  $DDL > TF\_SMD$  而  $SDL < TF\_SMD$ , 显然,  $TF\_SMD$  可以很容易的区分 Danger 和 Safe。Danger 和 Safe 分别可以看作是危险抗原输出信号和安全抗原输出信号的典型代表, 而  $TF\_SMD$  则可以看作是对 Danger 和 Safe 而言最为公平的分界线。一个 DC 所处环境中的信号是由其采集的全部抗原决定的, 由 2 节可知, DC 中的 CSM 属性的值决定着一个 DC 能够采集抗原的数量。根据 K 的 CSM 值可以得出, 当 DC 进行状态转换时, 其采集的抗原对数约为  $n = CSM/18.13$ , 即平均每个抗原都在和被包括其自身在内的 n 对抗原共同影响着 iDC 的环境。因此, 可以将  $TF\_SMD$  用于评估 DC 所处环境的安全性, 进而对抗原进行分类。那么, 最后的抗原分类就是将 DC 上采集的全部抗原的累加 DL 值和  $n \times TF\_SMD$  进行比较, 如果 DL 大于  $n \times TF\_SMD$ , 则 DC 环境中的信号性质趋向于 Danger 的特性, DC 采集的抗原极有可能为危险抗原, 反之则趋向于 Safe 的特性, DC 采集的抗原极有可能为安全抗原。

表 3 标准合并数据 K

ave	CSM	semi_Mature	Mature
K	18.13	7.28	3.57
TF_SMD	$Mature - semi\_Mature = 3.57 - 7.28 = -3.71$		

### 3.3 算法流程

```

input : antigen and signals feature vectors
output : antigen plus context values vectors
1 input λ;
2 input UCI Wisconsin Breast cancer data set
3 calculate TF_SMD;
4 initialize an antigens pool
5 select 20 antigens from antigens vector;
6 initialize a result pool;
7 for antigens vector do
8 initialize a DC;

```

```

9 for CSM out put signal < migration threshold do
10 randomly select a antigen from the antigens pool;
11 store antigen;
12 get signals;
13 update cumulative output signals;
14 end
15 for antigens collected by DC do
16 if DC is mature then
17 update cumulative mature values;
18 end
19 if current antigen has been valued 10 times then
20 calculate MCAV of current antigen;
21 current antigen context is assigned;
22 current antigen removed from the antigens pool;
23 new antigen added to the antigens pool;
24 end
25 end
26 end
27 collate the 10 context per antigen ID;
28 generate MCAV per antigen type;

```

第 1 行为设置倾向因子倍数 λ;

第 2 行 ~ 第 3 行为数据预处理阶段, 可以求得 TF\_SMD;

第 4 行 ~ 第 6 行为算法的准备阶段, 初始化一个长度为 20 的抗原池和一个用来存放抗原评估结果的结果池;

第 7 行 ~ 第 26 行为算法核心步骤。在第 16 行, DC 对采集的全部抗原的信号进行处理, 将得到的成熟度因子浓度和半成熟度因子浓度的差值与  $n \times \lambda \times TF\_SMD$  进行比较, 评估 DC 所处环境的安全性并决定 iDC 的转换状态;

第 27 行为统计 DCs 对每个抗原的评估结果;

第 28 行为根据第 27 行所得评估结果计算每种类型抗原的 MCAV 值, 从而得到抗原的分类。

## 4 仿真实验与结果分析

我们使用权值矩阵 A 分别对环境转换 1 次的数据集 (240 条安全数据 - 460 条危险数据)、环境转换 2 次的数据集 (230 条安全数据 - 240 条危险数据 - 230 条危险数据)、环境转换 4 次的数据集 (115 条安全数据 - 120 条安全数据 - 115 条危险数据 - 120 条安全数据 - 230 条危险数据) 进行了实验。图 2 为对环境转换 1 次的数据集进行实验的数据结果图, 其中横轴为 TF\_SMD 的倍数 λ, 纵轴为误报率 (实线) 和漏报率 (虚线) 的值, 我们对每一个 λ 都进行 20 次实验, 然后对 20 次实验结果求平均值。图 3、图 4 分别为对环境转换 2 次、4 次数据集实验结果图, 实验过程与环境转换 1 次数据集相同。

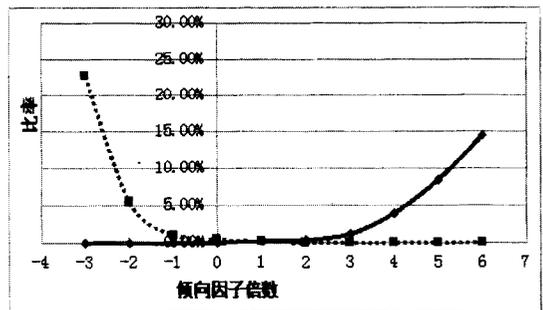


图 2 权值矩阵 A-环境转换 1 次数据集

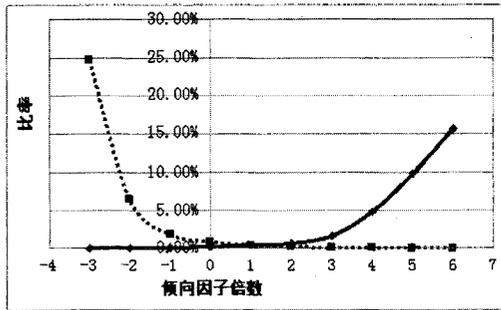


图3 权值矩阵 A-环境转换 2 次数据集

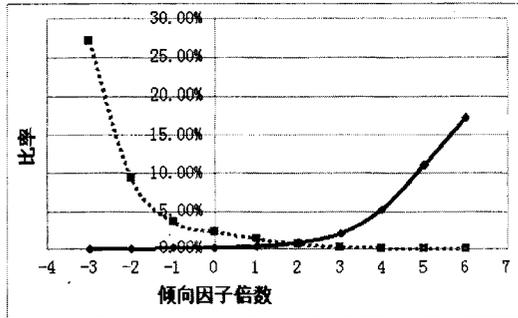


图4 权值矩阵 A-环境转换 4 次数据集

为了验证 RCDCA 的普适性,我们利用权值矩阵 B<sup>[9]</sup>(表 4)对 RCDCA 进行了相同的实验。经过对数据的预处理,得出 TF\_SMD = -11。

表 4 权值矩阵 B

	PAMP	Danger	Safe
CSM	2	1	3
semi_Mature	0	0	3
Mature	2	1	-3

表 5 - 表 7 为权值矩阵 B 的运行结果。

表 5 权值矩阵 B-环境转换 1 次数据集

$\lambda$	-1	-0.5	0	0.5
误报率	0.00%	0.00%	0.06%	0.09%
漏报率	31.24%	6.54%	1.06%	0.54%
精确率	68.76%	93.46%	98.88%	99.37%
$\lambda$	1	1.5	2	2.5
误报率	0.37%	0.60%	2.00%	5.64%
漏报率	0.16%	0.08%	0.05%	0.00%
精确率	99.47%	99.32%	97.95%	94.36%

表 6 权值矩阵 B-环境转换 2 次数据集

$\lambda$	-1	-0.5	0	0.5
误报率	0.00%	0.00%	0.06%	0.11%
漏报率	33.93%	8.47%	1.85%	0.98%
精确率	66.07%	91.53%	98.09%	98.91%
$\lambda$	1	1.5	2	2.5
误报率	0.36%	0.92%	2.51%	6.79%
漏报率	0.47%	0.16%	0.05%	0.00%
精确率	99.17%	98.92%	97.44%	93.21%

表 7 权值矩阵 B-环境转换 4 次数据集

$\lambda$	-1	-0.5	0	0.5
误报率	0.00%	0.01%	0.06%	0.14%
漏报率	35.46%	11.07%	4.09%	2.28%
精确率	64.54%	88.92%	95.85%	97.58%
$\lambda$	1	1.5	2	2.5
误报率	0.43%	0.97%	2.89%	7.59%
漏报率	1.13%	0.62%	0.24%	0.00%
精确率	98.44%	98.41%	96.87%	92.41%

结果分析:

通过表 1 和表 4 的对比,可以看出权值矩阵 A 和权值矩阵 B 的区别在于第三列属性值的不同,根据算法中涉及的公式以及评估标准,第三列的三个属性值分别影响 DC 采集抗原的个数、DC 环境中成熟因子浓度、DC 环境中半成熟因子浓度。通过调整权值矩阵可以扩大 DS 对 DC 环境中成熟因子浓度的影响和 SS 对 DC 环境中半成熟因子浓度的影响,但是同时也使得 TF\_SMD 发生了变化。因此,DC 成熟与否的评估标准也应当通过 TF\_SMD 来进行相应的调整,而传统 DCA 通过比较成熟因子浓度和半成熟因子浓度的大小进行评估的方法相当于将 TF\_SMD 恒置为 0,在不同的应用环境中,这种评估方法在一定程度上扩大了误报率或者漏报率,必然使误报率和漏报率失去平衡。

图 2、图 3、图 4 的实验数据和表 5、表 6、表 7 的实验数据都呈现了相同的趋势。图 2、图 3、图 4 中误报率和漏报率的曲线均为下凹型且基本上关于 1 倍 TF\_SMD 所在位置对称,证明倾向因子的确能够当作评估抗原安全与否的标准,并且当  $\lambda$  为 1 时,误报率和漏报率最接近且具有高达 99.5% 的精确率。在表 5、表 6、表 7 中也可直观地看出误报率和漏报率在  $\lambda$  为 1 时最为接近且具有高达 99.47% 的精确率。由于 DCA 源于生物启发,是一个高度随机的算法,其中涉及大量不确定因素,因此误报率和漏报率相等的点只能确定在 1 倍 TF\_SMD 附近,而无法找出精确位置,但由实验数据可以看出,当应用环境要求具有较低漏报率时,通过调整  $\lambda$ ,用提高误报率为条件换取较低的漏报率,反之亦然。

两个实验中  $\lambda$  的步长选择是不同的,使用权值矩阵 A 的实验中步长设置为 TF\_SMD 的 1 倍,而使用权值矩阵 B 的实验中步长设置为 TF\_SMD 的 0.5 倍,原因在于使用不同权值矩阵所得 TF\_SMD 的绝对值不同,具体的步长也可以根据实际应用环境进行微调。

上述实验数据证明,和传统 DCA 的检测精度<sup>[8]</sup>相比, $\lambda$  在 1 附近的 RCDCA 的检测精度更高,更重要的是,RCDCA 还可以根据实际环境计算当前环境的 TF\_SMD,进而通过控制  $\lambda$  实现对误报率和漏报率进行调控的能力,说明倾向因子的概念是合理的。

## 5 结 语

本文针对传统 DCA 的若干问题,不仅明确了 DCA 中部分不确定性参数之间的关系,提出了影响抗原评估结果的倾向因子的概念,还在该概念的基础上提出了能够根据实际需求协调误报率、漏报率的 RCDCA 并通过实验验证了 RCDCA 是一种易实现的、具有较高实用价值的新型 DCA。接下来的工作重心是进一步理论深入,具体包括将倾向因子与确定性树突状细胞算

(下转第 74 页)

表5  $l=10, m_1$ 取不同值

	最大值	平均值	最小值	迭代耗/ms
$m_1 = 0.2$	108.6655	104.7833	100.0531	71
$m_1 = 0.6$	107.6930	103.6764	100.0162	56
$m_1 = 1$	107.4417	103.3048	100.3510	60

## (2) 总增益

从图3可以看出,相同的迭代次数,与基本蚁群算法相比,本文算法能够获得涵盖更多的总增益,得到更优的测试用例集,表明序优化蚁群算法在成对交互测试用例集生成方面更具优势。

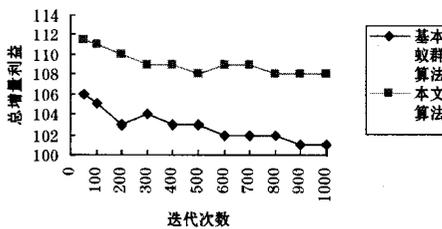


图3 算法获得总增益迭代比较

## (3) 平均迭代耗时

从图4可以看出,在实验中,若所有解均参与信息素更新,又将导致收敛速度过慢。因此,本文信息素更新策略中只使用部分迭代优解更新信息素,提高了算法效率。

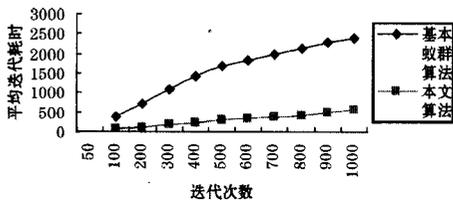


图4 算法平均迭代耗时比较

## 5 结语

通过以上分析和实验结果表明,本文将序优化方法与蚁群算法相结合,建立了以总增益最高为目标函数的优先成对测试用例集的模型,按序更新策略可以获得更多解空间的信息,进一步提高了算法所得解的质量,有效避免了蚁群算法收敛速度过慢和容易出现停滞现象等问题。本文算法在一定的计算量下,以高置信概率找到足够好的解,确保以较高的概率收敛到待优化问题的最优解。实验结果验证了该算法的有效性,为成对测试用例集生成提供了一个新的方法。

## 参考文献

- [1] Ammann P, Offutt J. Introduction to Software Testing [M]. Cambridge: Cambridge University Press, 2008.
- [2] Kuhn D R, Wallace D R, Gallo A M. Software fault interactions and implications for software testing [J]. IEEE Transactions on Software Engineering, 2004, 30(6): 1-4.
- [3] Xiong Weiqing, Wei Ping. Binary ant colony evolutionary algorithm [J]. Acta Automatica Sinica, 2007, 33(3): 259-264.
- [4] Zhang Xiaoxia, Tang Lixin. An ACO & SS algorithm for traveling salesman problem [J]. Control and Decision, 2008, 23(7): 762-766.
- [5] Ho Y C, Sreenivas R, Vakili P. Ordinal optimization of discrete event

dynamic systems [J]. Discrete Event Dynamic Systems, 1992, 2(2): 61-88.

- [6] Martinez C, Moura L, Panario D, et al. Algorithms to locate errors using covering arrays [C]//Proceedings of the LATIN 2008 8th Latin American Theoretical Informatics. Lecture Notes in Computer Science 4957, Buzios, Brazil, 2008: 504-519.
- [7] Martinez C, Moura L, Panario D, et al. Locating errors using ELAs, covering arrays and adaptive testing algorithms [J]. SIAM Journal on Discrete Mathematics, 2009, 23(4): 1776-1779.
- [8] 周吴杰, 张德平, 徐宝文. 基于组合测试的软件故障定位的自适应算法 [J]. 计算机学报, 2011, 34(8): 1509-1518.
- [9] Bryce R C, Colbourn C J. Prioritized interaction testing for pair-wise coverage with seeding and constraints [J]. Information and Software Technology, 2006, 48(10): 960-970.
- [10] Bryce R C, Colbourn C J. Test Prioritization for Pairwise Coverage [C]//Proceedings ACM Workshop on Advances in Model-Based Software Testing, 2005: 1-7.
- [11] Loo Hay Lee, et al. Explanation of Goal Softening in Ordinal Optimization [J]. IEEE Trans Automatic Control, 1998.
- [12] Lin S Y, Ho Y C. Universal alignment probability revisited [J]. Journal of Optimization Theory and Applications, 2002, 113(2): 399-407.

(上接第62页)

法<sup>[10]</sup>相结合,同时将 RCDCA 与其他技术进行对比进一步发掘优缺点并改进。

## 参考文献

- [1] Greensmith J. The dendritic cell algorithm [D]. Nottingham, UK: University of Nottingham, 2007.
- [2] Matzinger P. Friendly and dangerous signals: is the tissue in control [J]. Nature Immunology, 2007, 8(1): 11-13.
- [3] Greensmith J, Aickelin U. Dendritic cells for SYN scan detection [C]//Proc. of the Genetic and Evolutionary Computation Conference (GECCO 2007). London, UK: ACM, 2007: 49-56.
- [4] Al-Hammadi Y, Aickelin U, Greensmith J. DCA for bot detection [C]//Proc. of the IEEE Congress on Evolutionary Computation (CEC 2008). Hong Kong, China: IEEE, 2008: 1807-1816.
- [5] Lay N, Bate I. Applying artificial immune systems to real-time embedded systems [C]//Proc. of the IEEE Congress on Evolutionary Computation (CEC 2007). Singapore: IEEE, 2007: 3743-3750.
- [6] Kim J, Bentley P, Wallenta C, et al. Danger is ubiquitous: detecting malicious activities in sensor networks using the dendritic cell algorithm [C]//Proc. of the 5th International Conference on Artificial Immune Systems. Oeiras, Portugal: Springer, 2006: 390-403.
- [7] 倪建成, 李志蜀, 孙继荣, 等. 树突状细胞分化模型在人工免疫系统中的应用研究 [J]. 电子学报, 2008, 36(11): 2210-2215.
- [8] Greensmith J, Aickelin U, Cayzer S. Introducing dendritic cells as a novel immune-inspired algorithm for anomaly detection [C]//Proc. of the 4th International Conference on Artificial Immune Systems. Banff, Alberta, Canada: Springer, 2005: 153-167.
- [9] Gu F, Greensmith J, Aickelin U. Further Exploration of the Dendritic Cell Algorithm: Antigen Multiplier and Moving Windows [C]//Proc. of the 7th International Conference on Artificial Immune Systems. Phuket, Thailand: Springer, 2008: 142-153.
- [10] Greensmith J, Aickelin U. The deterministic dendritic cell algorithm [C]//Proc. of the 7th International Conference on Artificial Immune Systems. Phuket, Thailand: Springer, 2008: 291-303.

作者: [张贺, 袁嵩, Zhang He, Yuan Song](#)  
作者单位: [武汉科技大学计算机科学与技术学院 湖北武汉430065](#)  
刊名: [计算机应用与软件](#) **ISTIC**  
英文刊名: [Computer Applications and Software](#)  
年, 卷(期): 2013, 30(1)

## 参考文献(10条)

1. [Greensmith J The dendritic cell algorithm](#) 2007
2. [Matzinger P Friendly and dangerous signals:is the tissue in control](#)[外文期刊] 2007(01)
3. [Greensmith J;Aickelin U Dendritic cells for SYN scan detection](#) 2007
4. [Al-Hammadi Y;Aickelin U;Greensminth J DCA for bot detection](#) 2008
5. [Lay N;Bate I Applying artificial immune systems to real-time embedded systems](#) 2007
6. [Kim J;Bentley P;Wallenta C Danger is ubiquitous:detecting malicious activities in sensor networks using the dendritic cell algorithm](#) 2006
7. 倪建成;李志蜀;孙继荣 树突状细胞分化模型在人工免疫系统中的应用研究[期刊论文]-[电子学报](#) 2008(11)
8. [Greensmith J;AickeliN U;Cayzer S Introducing dendritic cells as a novel immune-inspired algorithm for anomaly detection](#) 2005
9. [Gu F;Greensmith J;Aickelin U Further Exploration of the Dendritic Cell Algorithm:Antigen Multiplier and Moving Windows](#) 2008
10. [Greensmith J;Aickelin U The deterministic dendritic cell algorithm](#) 2008

引用本文格式: [张贺, 袁嵩. Zhang He. Yuan Song 结果可控树突状细胞算法](#)[期刊论文]-[计算机应用与软件](#) 2013(1)