

# 基于数值微分的树突状细胞故障检测方法

肖振华, 梁意文, 谭成予, 周 雯, 刘维炜

(武汉大学计算机学院, 湖北武汉 430072)

**摘 要:** 针对现有树突状细胞算法(dendritic cell algorithm, DCA)在不同类型设备的故障检测中严重依赖人工经验定义输入信号, 缺乏适应性和完备性, 提出了一种基于数值微分的树突状细胞故障检测模型——NDDC-FD. 首先, 引入变化是系统危险发生的征兆和外在表现的思想, 提出了一种基于变化危险感知的信号自适应提取方法, 采用数值微分描述数据的变化, 再从变化中提取输入信号. 其次, 原 DC 模型中异常抗原的评价方式对突变性故障能有效检测, 却无法及时发现渐变性故障, 提出了采用 T 细胞浓度作为故障评价指标. 最后, 在 DAMADICS 和 TE 两个基准平台上, 将本文方法与原 DCA 算法和传统主元分析法(principal component analysis, PCA)进行比较测试. 实验结果表明 NDDC-FD 方法不仅提高了原 DCA 算法的适应性, 且和 DCA、PCA 相比具有较高检测率的同时, 更能较早地检测到渐变性故障. 因此, 本文提出的故障检测方法 NDDC-FD 具有一般性, 且性能良好.

**关键词:** 人工免疫系统; 树突状细胞; 数值微分; 故障检测

**中图分类号:** TP277      **文献标识码:** A      **文章编号:** 0372-2112 (2019)05-1029-07

**电子学报 URL:** <http://www.ejournal.org.cn>      **DOI:** 10.3969/j.issn.0372-2112.2019.05.008

## Dendritic Cell Fault Detection Method Based on Numerical Differentiation

XIAO Zhen-hua, LIANG Yi-wen, TAN Cheng-yu, ZHOU Wen, LIU Wei-wei

(School of Computer Science, Wuhan University, Wuhan, Hubei 430072, China)

**Abstract:** Currently, the DCA (dendritic cell algorithm) relies heavily on artificial experience to define the input signals in fault detection of different types of equipment, which is lack of adaptability and completeness. To address this problem, we propose a dendritic cell fault detection model based on numerical differentiation——NDDC-FD. In first place, according to change is the symptom and outward expression of system which is in danger, an adaptive signal extraction method based on danger perception of system status change is proposed, which uses numerical differentiation to calculate the change to extract the input signals. Next, the anomaly antigen evaluation method of original DC model can effectively detect abrupt fault, but it can't detect incipient fault in time. Therefore, the fault evaluation indicator based on concentration of T cells is proposed. Finally, our method is tested on DAMADICS and TE benchmark, and compared with DCA and PCA (principal component analysis). The results show that NDDC-FD method not only improves the adaptability of DCA, but also has higher detection rate than DCA and PCA, and has lower detection delay time in incipient fault detection. Overall, our method is generality and has well performance in the fault detection of industrial equipment.

**Key words:** artificial immune systems; dendritic cells; numerical differentiation; fault detection

### 1 引言

随着工业及信息技术的快速发展, 工程系统及设备日趋复杂化、规模化和智能化, 其维护成本越来越高, 一旦故障得不到及时诊断就可能造成严重损失. 由于复杂工程系统的精确模型很难被获取<sup>[1]</sup>, 使得传统的基于精

确机理模型的故障诊断方法已不在适用, 从而基于数据驱动的故障诊断方法成为近年来的研究热点<sup>[2,3]</sup>.

免疫系统是人体对抗自身病变、保护人体不受外界危害入侵的最佳防御机制. 模拟免疫机制的人工免疫系统及其算法属于数据驱动的人工智能算法, 被广泛应用于异常检测、故障诊断等领域<sup>[4-7]</sup>. 为解决自我-

收稿日期: 2018-08-22; 修回日期: 2019-01-31; 责任编辑: 蓝红杰

基金项目: 国家自然科学基金 (No. 61170306, No. 61877045); 国家 863 高技术研究发展计划 (No. 2012AA09A410); 深圳市科技计划 (No. JCYJ20170412151159461)

非我理论的局限性,1994年 Matzinger 提出了危险理论<sup>[8]</sup>,认为免疫系统不是简单地把自我认为是好,非我认为是坏,而是感知机体组织受内因或外因压迫时产生的危险信号.通过借鉴危险理论,Greensmith 团队于2005年提出了树突状细胞模型及其算法,模拟 DC 的免疫机制,并将它应用到异常检测和故障诊断中,具有较高的执行效率和检测率<sup>[9,10]</sup>.

Cui 等提出了一个基于 DCA 的故障诊断系统,包括抗原提呈、分析和诊断等模块,实现了旋转电机的实时故障诊断<sup>[11]</sup>. Iftikhar 等利用 DC 的危险感知和信号融合等特征,构建基于 DC 的人工免疫系统,实现了复杂系统的故障检测和隔离<sup>[12]</sup>. Alizadeh 等提出了一个基于 DCA 的故障检测和隔离方法,并将该方法在风力涡轮机的测试模型中进行了验证<sup>[13]</sup>.然而,在上述基于 DC 的故障诊断应用中,信号定义严重依赖特定问题的领域知识<sup>[14]</sup>,需要针对不同类型的设备系统和故障特征进行信号的人工定义,缺乏适应性和一般性,且由于知识的局限性,往往无法覆盖所有的危险情况<sup>[15]</sup>,缺乏完备性.

当人体因内因或外因失去生理平衡时,受损细胞的周围环境会发生细微变化,当变化累积到一定程度会导致人体病变.信息系统和生命系统有极大的相似性,系统设备在运行过程中的细微变化慢慢累积最终会导致系统异常或故障,即量变引起质变,而这些微小故障往往会因其呈现的异常征兆较小而难以被发现<sup>[16]</sup>.文献<sup>[17]</sup>对 DCA 算法进行改进,引入了基于变化的危险感知方法,实现了水下接驳盒的故障检测,但由于针对的是特定问题域,所以该方法缺乏一般性.文献<sup>[18]</sup>提出了基于数值微分的 DCA 异常检测模型,采用一阶微分来计算指标的变化,实现了信号的自适应提取,但是针对的数据集与故障检测无关.虽然上述方法均引入了变化危险感知的思想,但是变化量的计算方法较简单,没有深入研究基于数值微分的变化机制,使得方法在检测精度和一般性上有所欠缺.

综上所述,为了解决 DC 模型在故障检测中缺乏一般性的方法,本文提出了一种基于数值微分的树突状细胞故障检测模型——NDDC-FD,引入变化危险感知思想,采用二阶数值微分来计算系统变化量,实现输入信号的自适应提取.同时,针对原 DCA 的抗原异常评价方式无法很好地反映系统的时变性故障情况,提出基于 T 细胞浓度的故障评价方法.最后,将本文提出的方法在 DAMADICS 和 TE 两个基准平台上进行仿真测试.

## 2 DC 生物模型

DC 是抗原提呈细胞中的一种,负责采集抗原释放的信号,并将抗原信息提呈给淋巴结中的 T 细胞引起适应性免疫反应,具有信号采集和分析能力.

DC 的输入信号如表 1 所示,包括:安全信号(safe signal, *SS*)、危险信号(danger signal, *DS*)、病原体相关分子模式(pathogenic associated molecular pattern, *PAMP*)、以及致炎因子(inflammatory cytokine, *IC*).

表 1 生物信号的隐喻

信号	生物含义	隐喻
<i>SS</i>	正常死亡细胞产生的安全信号	表示正常
<i>DS</i>	非正常死亡细胞产生的危险信号	表示危险
<i>PAMP</i>	病原体分子结构	表示危险
<i>IC</i>	受炎症感染,反应几率增加	放大 <i>DS</i> 、 <i>SS</i> 、 <i>PAMP</i> 信号

经过 DC 细胞的转换输出 3 种信号:协同刺激分子(costimulatory molecules, *CSM*)、成熟因子(mature cytokines, *Mat*)、半成熟因子(semi-mature cytokines, *Semi*).安全信号 *SS* 会激活半成熟因子 *Semi* 的溶度,抑制成熟因子 *Mat* 的溶度;而危险信号 *DS* 和 *PAMP* 信号则会激活成熟因子 *Mat* 的溶度;*SS*、*DS* 和 *PAMP* 都会激活 *CSM* 信号的浓度. *CSM* 信号决定了 DC 细胞的生命周期.

DC 有 3 种生物状态:未成熟 DC (immature DC, *iDC*)、半成熟 DC (semi-mature DC, *smDC*)、成熟 DC (mature DC, *mDC*). DC 细胞的生物模型如图 1 所示.

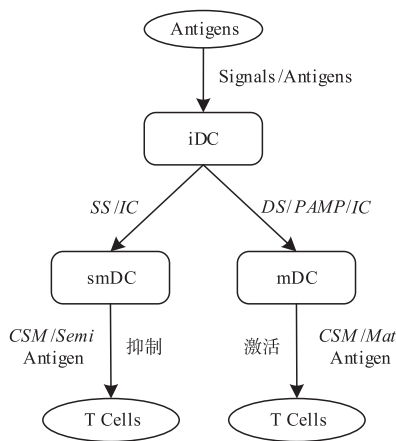


图 1 DC 的生物模型

在 DC 生命周期内,当 DC 的 *CSM* 大于迁移阈值时,如果成熟因子 *Mat* 小于半成熟因子 *Semi*, DC 就会由 *iDC* 转变为 *smDC*,所有该 DC 提呈的抗原表示为安全抗原,抑制 T 细胞的免疫反应.相反的,如果成熟因子 *Mat* 大于半成熟因子 *Semi*,就会由 *iDC* 转变为成 *mDC*,所有该 DC 细胞提呈的抗原表示为危险抗原,激活 T 细胞引起免疫应答.

## 3 基于 DC 的故障检测模型

借鉴 DC 模型,本文提出的 NDDC-FD 包括以下 3 个模块:危险感知、信号处理和故障评价,如图 2 所示.

危险感知模块采集来自设备的状态监测数据,每

一组数据包含多个观测指标的测量值作为一个抗原数据. 在定义的时间窗口内,通过数值微分计算各观测指标的变化情况得到抗原释放的  $DS$  和  $SS$  信号.

在信号处理模块,随机选取  $DC$  采集抗原释放的  $DS$  和  $SS$  信号. 借鉴  $DC$  模型的信号处理机制,利用信号转换的数学模型计算得到输出信号  $Semi$ 、 $Mat$  和  $CSM$ . 当某个  $DC$  的  $CSM$  大于迁移阈值  $\mu$  时,通过比较该  $DC$  的  $Semi$  和  $Mat$  来确定其迁移后的状态.

在故障评价模块, $mDC$  和  $smDC$  对  $T$  细胞起到激活和抑制作用,并提呈抗原信息给  $T$  细胞. 当  $T$  细胞浓度

超过阈值  $\eta$  时,后续的适应性免疫应答将会被启动,在本模型中表明发现了故障.

### 3.1 基于数值微分的信号定义

变化是危险发生的征兆和外在表现,通过对微小变化的捕捉与分析,来发现和预防潜在的危险,使得故障在早期能够被及时检测出来. 所以,以变化发现为基础的危​​险信号定义方法,从危险的本质入手,不必考虑特定问题及环境因素的影响,能够有效降低问题的复杂性,提高危险发现的自适应性.

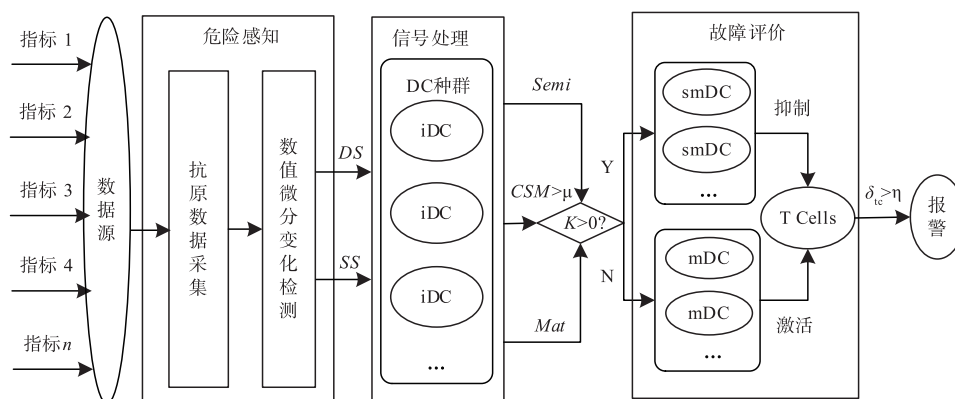


图2 NDDC-FD故障检测模型

微分学中导数描述函数的变化速度,微分描述函数的变化程度,可以利用微分法计算系统的变化量. 然而,工程系统的状态监测数据都是离散的,无法直接采用微分表达其变化,所以本文采用数值微分来近似计算系统状态的变化量,如式(1)(2)所示.

一阶微商的中心差商近似:

$$f'(x_i) \approx \frac{f(x_{i+1}) - f(x_{i-1}))}{2h} \quad (1)$$

二阶微商的中心差商近似:

$$f''(x_i) \approx \frac{f(x_{i+1}) - 2f(x_i) + f(x_{i-1}))}{h^2} \quad (2)$$

一阶微商表示离散数据之间的变化,二阶微商是在一阶微商的基础之上表示离散数据之间变化的变化. 如果仅用一阶微商直接计算变化会使得正常的变化也被提取为危险信号,所以需要采用二阶微商来区分一阶微商表示的变化是否异常,作为信号提取的依据. 其中, $h$  是离散数据点之间的等距离单位,即  $h = x_{i+1} - x_i$ ,这里表示为时间单位.

系统的状态变化以时间为参考,计算在  $t$  时刻抗原数据中每个指标的变化值.  $SSC\_FO$  是系统状态一阶变化,如式(3)所示; $SSC\_SO$  是系统状态二阶变化,如式(4)所示. 其中, $\mathbf{O}$  是观测指标集合.

$$SSC\_FO = \frac{d\mathbf{O}}{dt} = \frac{d\{o_1, o_2 \cdots o_n\}}{dt}$$

$$= \{f_1'(t), f_2'(t) \cdots f_n'(t)\} \quad (3)$$

$$SSC\_SO = \frac{d^2\mathbf{O}}{dt^2} = \frac{d^2\{o_1, o_2 \cdots o_n\}}{dt^2} \\ = \{f_1''(t), f_2''(t) \cdots f_n''(t)\} \quad (4)$$

采用时间窗口的方式计算滑块内各观测指标一阶变化和二阶变化的变化系数,如式(5)(6)所示. 变化系数即变异系数,能够将各量纲进行归一化处理,用于比较各指标值的离散程度. 在医学和生物学中,变化系数是重要的参数指标,在这里作为变化是否异常的评判指标.

$$focv_i = \frac{\sqrt{\frac{1}{m} \sum_{j=1}^m (f_{ij}'(t) - \frac{1}{m} \sum_{j=1}^m f_{ij}'(t))^2}}{\frac{1}{m} \sum_{j=1}^m f_{ij}'(t)} \quad (5)$$

$$socv_i = \frac{\sqrt{\frac{1}{m} \sum_{j=1}^m (f_{ij}''(t) - \frac{1}{m} \sum_{j=1}^m f_{ij}''(t))^2}}{\frac{1}{m} \sum_{j=1}^m f_{ij}''(t)} \quad (6)$$

当二阶变化的变化系数大于阈值  $\alpha$  时,表明一阶变化属于异常变化可能有危险产生,将一阶变化的变化系数提取为危险信号,安全信号为 0;反之,一阶变化属于正常变化,其变化系数被提取为安全信号,危险信号为 0. 单个指标的危险信号和安全信号的提取公式,如式(7)所示.

$$\begin{cases} ds_i = focv_i, ss_i = 0 & \text{if } socv_i > \alpha \\ ds_i = 0, ss_i = focv_i & \text{if } socv_i \leq \alpha \end{cases} \quad (7)$$

最后,将各观测指标所提取的信号进行求和平均得到滑块内所有抗原数据释放的危险信号  $DS$  和安全信号  $SS$ ,如式(8)所示.

$$SS = \frac{\sum_{i=1}^n ss_i}{n}, DS = \frac{\sum_{i=1}^n ds_i}{n} \quad (8)$$

### 3.2 DC 的信号处理

在故障检测的实际应用中,安全信号  $SS$  和危险信号  $DS$  是必须定义的输入信号, $PAMP$  和  $IC$  两个信号作为可选项.所以,本文采用 dDCA 中定义的信号转换公式,如式(9)(10)所示,只考虑  $SS$  和  $DS$  两种信号及其转换关系,与原 DCA 的信号转换机制相比更加简化,无需设置权值参数,符合工程应用<sup>[19]</sup>.

$$CSM = SS + DS \quad (9)$$

$$K = Mat - Semi = DS - 2SS \quad (10)$$

输出信号  $CSM$  决定了 DC 的生命周期, $Mat$  和  $Semi$  的大小比较由输出信号  $K$  来代替.随着滑块移动,DC 种群中的 iDC 不断采集抗原,其输出信号逐渐累加,最终使得 iDC 的  $CSM$  到达迁移阈值  $\mu$ .如果  $K > 0$ ,DC 由 iDC 转变为 mDC,反之转变为 smDC,并从 DC 种群中移除.

### 3.3 T 细胞浓度的评价方法

原 DCA 算法是通过计算单个抗原的成熟环境抗原值(Mature Context Antigen Value, MCAV)来表示抗原数据的异常程度,以此发现异常值或离群值,从而检测到突变性故障.然而,在系统运行中除了反映瞬时状态异常具有随机性的突变性故障,还有因为部件老化、损耗具有时变性的渐变性故障.

机体免疫中,抗原的提呈和识别、抗体的产生和作用、以及免疫系统的生理平衡都离不开免疫细胞浓度的相互作用.在医学上,通过检测特定的免疫细胞浓度能够获取身体的健康状况,这是单个抗原的异常评价无法做到的.在抗原提呈过程中,DC 会被分化为 smDC 和 mDC,其中 smDC 会抑制 T 细胞,而 mDC 会激活 T 细胞,两者相互作用得到抗原提呈后的 T 细胞浓度.所以,本文借鉴 T 细胞免疫应答和群体作用机制<sup>[20]</sup>,将 T 细胞浓度作为系统健康状态的评价指标.采用生物学中的 sigmoid 激活函数来计算 T 细胞浓度  $\delta_{tc}$ ,将 mDC 和 smDC 的差值映射到  $[0,1]$  之间,满足 DC 对 T 细胞的激活和抑制关系.当  $\delta_{tc}$  大于浓度阈值  $\eta$ ,表明产生了故障, $\delta_{tc}$  的计算公式如式(11)所示.

$$\delta_{tc} = \frac{1}{1 + e^{-(N_{mDC} - N_{smDC})}} \quad (11)$$

## 4 实验及结果分析

### 4.1 实验参数

初始化 DC 种群包含 20 个 iDC,并为每个 iDC 设置迁移阈值.每条数据即为一个抗原,每隔 20 条数据作为一个时间序列进行时间窗口滑动,每个滑块内的数据形成独立的抗原池.本方法中的阈值设置如表 2 所示.在 DAMADICS 和 TE 两个平台上进行测试,检测指标包括:检测率 DR、误报率 FAR、检测延时 DT.

表 2 阈值参数

参数名	参数描述	参数值
$\alpha$	变化系数阈值	0.6
$\mu$	DC 迁移阈值	0.6
$\eta$	T 细胞浓度阈值	0.5

### 4.2 DAMADICS 基准仿真

DAMADICS 基准平台来自波兰糖工厂的实际生产数据,模拟工业控制系统中的传动装置,由控制阀、伺服电机和定位器组成,能够仿真 19 种故障场景,包括突发和渐变两种故障类型<sup>[21]</sup>.平台有 6 个观测指标,输入输出关系如图 3 所示,具体包括:CV,控制器输出信号;P1,控制阀进口压力;P2,控制阀出口压力;T1,流体温度;F,液体流量;X,伺服电动机杆位移.

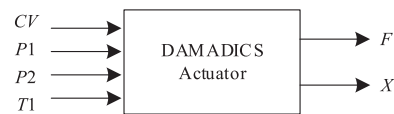


图3 DAMADICS基准平台的输入和输出信号

利用平台的 Data Generator 模块模拟产生 7 种故障场景的仿真数据,故障信息如表 3 所示.每个故障场景前 900 条为正常数据,往后开始引入故障数据,共产生 10000 条仿真数据.每条数据对应成一个抗原,形成抗原数据集.按照 4.1 设置 DC 种群数量、时间窗口滑动距离及阈值参数后,将本文提出的 NDDC-FD 和 DCA,以及传统的 PCA 在上述 7 种故障场景中进行比较测试,实验结果如表 4 所示.

表 3 DAMADICS 测试故障信息

故障编号	故障描述	故障类型
f2	阀塞或阀座沉积	渐变
f3	阀塞或阀座侵蚀	渐变
f4	阀或套管摩擦增加	渐变
f5	控制阀外部泄露	渐变
f7	介质蒸发或临界流	突变
f10	伺服电动机的隔膜穿孔	突变
f15	定位器反馈故障	突变

表 4 DAMADICS 实验结果比较

ID	NDDC-FD			DCA			PCA		
	DR(%)	FAR(%)	DT(sec)	DR(%)	FAR(%)	DT(sec)	DR(%)	FAR(%)	DT(sec)
f2	98.91	0.22	4.71	97.25	0	28.26	84.32	0.22	386.23
f3	98.93	0.22	2.11	96.80	0.11	26.34	85.60	0.11	378.52
f4	96.77	0.22	1.65	97.86	0.11	19.25	89.52	0.22	269.89
f5	99.15	0.11	2.19	98.45	0	22.56	86.78	0.11	352.96
f7	98.32	0	2.21	98.65	0	2.02	85.75	0	170.45
f10	98.93	0	1.73	96.80	0	2.86	84.98	0	285.11
f15	97.92	0.11	24.97	97.16	0.11	22.63	91.42	0.22	316.78

在 f2、f3、f4、f5 的渐变故障场景中, NDDC-FD 与 DCA 的检测率相近, 都明显高于 PCA, 但在检测延时上 NDDC-FD 要远小于其他两种方法. 在 f7、f10、f15 的突变故障场景中, NDDC-FD 与 DCA 的检测率、检测延时相近, 都要高于 PCA. 虽然在突变故障的检测性能上 NDDC-FD 较 DCA 没有提高, 但是在保证突变故障检测性能不降低的情况下, NDDC-FD 能较早的发现渐变故障, 更具有一般性.

### 4.3 TE 基准测试

为了进一步验证本文提出的 NDDC-FD 方法, 选择规模更大的田纳西-伊斯曼 (Tennessee Eastman, TE) 平台进行测试. TE 是仿真复杂化工过程的工业基准平台<sup>[22]</sup>, 由反应器、冷凝器、压缩机、分离器和剥离器五个主要单元组成, 总共有 52 个观测指标, 包括 11 个操作变量和 41 个过程变量. TE 可以模拟 21 种故障场景, 包括阶跃、漂移和随机等多种故障类型.

为了与在 DAMADICS 上测试的故障类型对应, 选取 TE 平台的 IDV(3) 和 IDV(13) 两种故障场景进行测试. IDV(3) 是阶跃故障属于突变型, IDV(13) 是慢漂移故障属于渐变型, 故障信息如表 5 所示.

表 5 TE 测试故障信息

故障编号	故障描述	故障类型
IDV(3)	D 进料温度变化	突变
IDV(13)	反应动力学特征变化	渐变

TE 平台的故障数据包含训练集和测试集, 测试集为 48 小时的运行记录数据, 故障从 8 小时开始引入, 共采集 960 条数据, 前 160 条为正常数据. 由于借鉴先天免疫机制的 NDDC-FD 方法不需要训练过程, 直接将测试集映射为抗原数据集, 设置与 DAMADICS 一样的实验参数进行测试. NDDC-FD、DCA、PCA 在 TE 故障场景 IDV(3)、IDV(13) 的检测结果如图 4、5 所示.

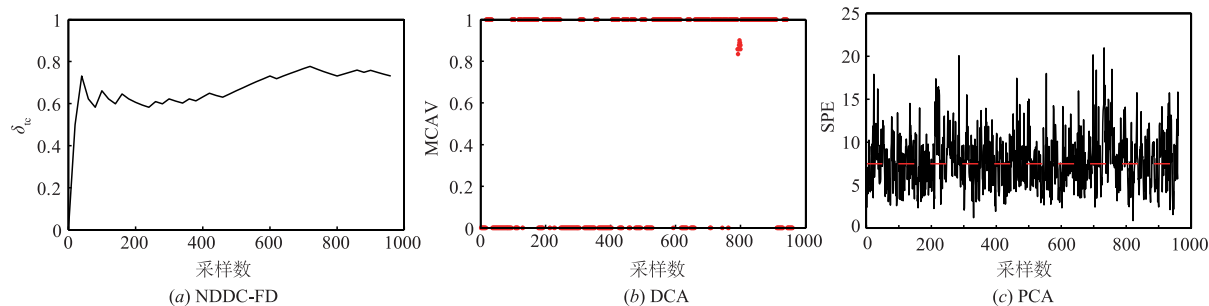


图 4 IDV(3)的NDDC-FD, DCA, PCA测试结果

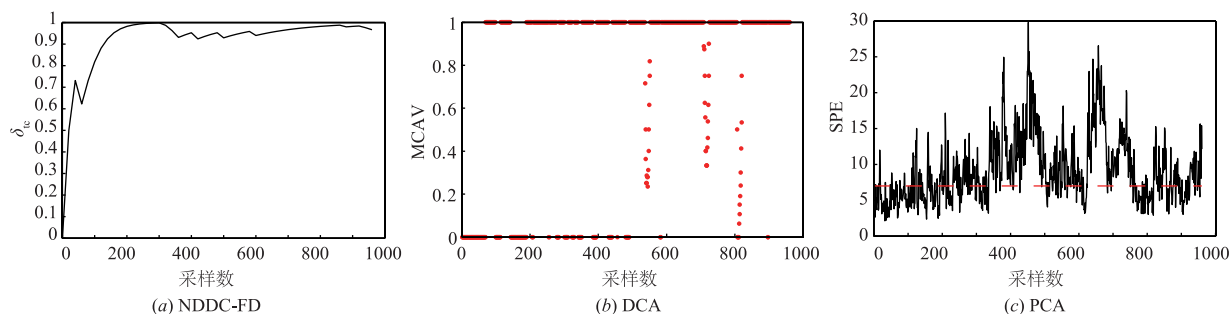


图 5 IDV(13)的NDDC-FD, DCA, PCA测试结果

在 IDV(3) 的突变故障测试中, NDDC-FD 和 DCA 的检测延时相近, 都能比 PCA 较快地检测到故障. 而在 IDV(13) 的渐变故障测试中, NDDC-FD 的延时时间小于 DCA 和 PCA, 用时最少. 在上述两个场景中, NDDC-FD 的检测率明显要高于 DCA 和 PCA, 误报率也是最低的, 检测结果如表 6 所示.

所以, 通过 TE 平台上的进一步测试, 说明 NDDC-FD 方法在规模更大的平台上同样具有良好的表现. 在

突变故障检测中, DAMADICS 平台上的 NDDC-FD 和 DCA 检测结果接近, 而在 TE 平台上 NDDC-FD 的检测率要比 DCA 高, 且检测延时小于 DCA; 在渐变故障的检测中, NDDC-FD 在两个平台上都保持着较高的检测率, 同时检测速度也是最快的. 虽然本文方法还有一定的误报率, 但良好的检测速度弥补了不足. 在工业生产过程中, 如果能够较早的发现故障更有利于设备的抢救和维护.

表 6 TE 实验结果比较

ID	NDDC-FD			DCA			PCA		
	DR(%)	FAR(%)	DT(sec)	DR(%)	FAR(%)	DT(sec)	DR(%)	FAR(%)	DT(sec)
IDV(3)	90.15	2.12	7.47	78.22	6.38	9.32	72.69	12.52	18.95
IDV(13)	96.31	1.25	17.76	86.64	2.75	52.81	90.82	6.72	167.36

## 5 总结

本文在 DC 模型的基础上, 引入变化危险感知的思想, 提出了一种基于数值微分的树突状细胞故障检测方法——NDDC-FD. 首先, 采用数值微分方法从变化中提取危险信号, 实现了输入信号的自适应提取, 既具有领域无关的一般性, 又能够捕捉系统中的细微变化. 其次, 采用 dDCA 的信号转换机制, 无需设置信号转换权值, 进一步提高了方法的适应性. 最后, 借鉴细胞之间的抑制和激活机制, 提出了能够反映系统时变状态的 T 细胞浓度评价方法. 经过 DAMADICS 和 TE 基准平台的验证, NDDC-FD 比原 DCA 和传统 PCA 具有更好的故障检测性能, 尤其是在渐变类型的故障场景中表现为高检测率和低检测延时的特点. 在未来的工作中, 还可以引入其他免疫机制来完善方法的故障诊断功能, 包括故障定位和隔离等, 为后面的故障恢复机制提供帮助.

### 参考文献

- [1] 李晗, 萧德云. 基于数据驱动的故障诊断方法综述[J]. 控制与决策, 2011, 26(1): 1-9.  
LI Han, XIAO e-yun. Survey on data driven fault diagnosis methods[J]. Control and Decision, 2011, 26(1): 1-9. (in Chinese)
- [2] Dai X, Gao Z. From model, signal to knowledge: A data-driven perspective of fault detection and diagnosis[J]. IEEE Transactions on Industrial Informatics, 2013, 9(4): 2226-2238.
- [3] Yin S, Li X, Gao H, et al. Data-based techniques focused on modern industry: An overview[J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2015, 62(1): 657-667.
- [4] 汪楚娇, 夏士雄, 牛强. 免疫粒子群算法及其在矿井提升机故障诊断中的应用[J]. 电子学报, 2010, 38(2A): 94-98.

- WANG Chu-Jiao, XIA Shi-xiong, NIU Qiang. Artificial immune particle swarm optimization for fault diagnosis of mine hoist[J]. Acta Electronica Sinica, 2010, 38(2A): 94-98. (in Chinese)
- [5] Kiang C C, Srinivasan R. An artificial immune system for adaptive fault detection, diagnosis and recovery[J]. International Journal of Advances in Engineering Sciences & Applied Mathematics, 2012, 4(1-2): 22-31.
  - [6] Bayar N, Darmoul S, Hajri-Gabouj S, et al. Fault detection, diagnosis and recovery using artificial immune systems: A review[J]. Engineering Applications of Artificial Intelligence, 2015, 46(A): 43-57.
  - [7] Silva G C, Caminhas W M, Palhares R M. Artificial immune systems applied to fault detection and isolation: A brief review of immune response-based approaches and a case study[J]. Applied Soft Computing, 2017, 57(8): 118-131.
  - [8] Matzinger P. Tolerance, danger, and the extended family[J]. Annual review of immunology, 1994, 12(1): 991-1045.
  - [9] Greensmith J, Aickelin U, Cayzer S. Introducing dendritic cells as a novel immune-inspired algorithm for anomaly detection[A]. Proc of the 4th International Conference on Artificial Immune Systems [C]. Heidelberg: Springer, 2005. 153-167.
  - [10] Greensmith J, Gale M B. The functional dendritic cell algorithm: A formal specification with haskell[A]. Proc of the 2017 IEEE Congress on Evolutionary Computation [C]. Donostia: IEEE, 2017. 1787-1794.
  - [11] Cui D, Zhang Q, Xiong J, et al. Fault diagnosis research of rotating machinery based on dendritic cell algorithm[A]. Proc of the 2015 IEEE International Conference on Information and Automation [C]. Lijiang: IEEE, 2015. 1020-1025.

- [12] Iftikhar K, Khan M T, de Silva C W. Fault detection with sensor fusion using intelligent immune system [A]. Proc of the 7th Annual Information Technology, Electronics and Mobile Communication Conference [C]. Vancouver: IEEE, 2016. 1 - 6.
- [13] Alizadeh E, Meskin N, Khorasani K. A dendritic cell immune system inspired scheme for sensor fault detection and isolation of wind turbines [J]. IEEE Transactions on Industrial Informatics, 2018, PP(99): 1 - 1.
- [14] Chelly Z, Elouedi Z. A survey of the dendritic cell algorithm [J]. Knowledge and Information Systems, 2016, 48 (3): 505 - 535.
- [15] 杨超, 李涛. 计算机免疫危险理论中危险信号的提取方法研究 [J]. 计算机科学, 2015, 42(8): 170 - 174.  
YANG Chao, LI Tao. Research of danger signal extraction based on changes in danger theory [J]. Computer Science, 2015, 42(8): 170 - 174. (in Chinese)
- [16] 周福娜, 文成林, 陈志国, 等. 基于指定元分析的多级相对微小故障诊断方法 [J]. 电子学报, 2010, 38(8): 1874 - 1879.  
ZHOU Fu-na, WEN Cheng-lin, CHEN Zhi-guo, et al. DCA based multi-level small fault diagnosis method [J]. Acta Electronica Sinica, 2010, 38(8): 1874 - 1879. (in Chinese)
- [17] 肖振华, 梁意文, 谭成予, 等. 基于免疫危险感知的水下接驳盒故障检测方法 [J]. 工程科学与技术, 2017, 49 (5): 143 - 148.  
XIAO Zhen-hua, LIANG Yi-wen, TAN Cheng-yu, et al. Fault detection method of underwater junction box based on danger theory of immune system [J]. Advanced Engineering Sciences, 2017, 49(5): 143 - 148. (in Chinese)
- [18] Zhou W, Liang Y, Dong H, et al. A numerical differentiation based dendritic cell model [A]. Proc of the 2017 IEEE International Conference on TOOLS with Artificial Intelligence [C]. Boston: IEEE, 2017. 1092 - 1098.
- [19] Greensmith J, Aickelin U. The deterministic dendritic cell algorithm [A]. Proc of the 7th International Conference on Artificial Immune Systems [C]. Phuket: Springer, 2008. 291 - 302.
- [20] 莫宏伟. 基于混合方法的免疫 T 细胞动力学模型研究 [J]. 电子学报, 2008, 36(1): 156 - 160.  
MO Hong-wei. Research of dynamics of immune t cells based on hybrid methods [J]. Acta Electronica Sinica, 2008, 36(1): 156 - 160. (in Chinese)
- [21] Bartyš M, Patton R, Syfert M, et al. Introduction to the DAMADICS actuator FDI benchmark study [J]. Control Engineering Practice, 2006, 14(6): 577 - 596.
- [22] Yin S, Ding SX, Haghani A, et al. A comparison study of basic data-driven fault diagnosis and process monitoring methods on the benchmark tennessee eastman process [J]. Journal of Process Control, 2012, 22(9): 1567 - 1581.

### 作者简介



肖振华 男, 1981 年生于湖北武汉. 武汉大学计算机学院博士研究生. 研究方向为人工智能系统、物联网安全.  
E-mail: desmen@126.com



梁意文 (通信作者) 男, 1962 年生于湖北孝感. 武汉大学计算机学院教授、博士生导师. 研究方向为人工智能、机器学习、信息安全.  
E-mail: ywliang@whu.edu.cn