

基于免疫平衡机制的故障检测方法

肖振华 梁意文 谭成予 周 雯

(武汉大学计算机学院 武汉 430072)

摘 要 针对现有的树突状细胞算法(Dendritic Cell Algorithm, DCA)在故障检测的应用中严重依赖领域知识和人工经验定义抗原信号,且单个抗原的异常评价方式无法反映系统的整体健康状况的问题,提出了一种基于免疫平衡机制的故障检测方法——IHDC-FD。首先,引入机体免疫平衡机制,将打破平衡的变化认为是系统危险的产生源,解决在实际应用中危险信号定义不明确的问题,通过数值微分方法从系统状态变化中提取抗原信号,实现 DC 抗原信号的自适应提取。然后,机体组织内特定细胞的浓度才是能够反映身体是否健康的关键因素,为了保证身体健康就必须维持机体免疫平衡,因此,通过借鉴机体免疫平衡的激活机制和抑制机制,将维持免疫平衡的 Th 和 Ts 细胞浓度作为系统是否失衡的评判指标,一旦系统失衡就判定有故障产生。最后,在 TE 基准仿真平台上采用阶跃、随机和慢漂移故障进行性能测试,并与原 DCA 算法进行比较。实验结果表明, IHDC-FD 不仅提高了原 DCA 算法的适应性,而且将 3 种类型故障的平均检测率提高了 9.93%,误报率降低了 230.4%,检测延时减少了 101.2%。因此,基于免疫平衡机制的 IHDC-FD 方法在检测性能和适应性上比原 DCA 有很大的提升,具有可行性和一般性。

关键词 树突状细胞,免疫平衡,数值微分,故障检测

中图分类号 TP277 **文献标识码** A **DOI** 10.11896/j.issn.1002-137X.2019.08.056

Fault Detection Method Based on Immune Homeostasis Mechanism

XIAO Zhen-hua LIANG Yi-wen TAN Cheng-yu ZHOU Wen

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

Abstract In view that the existing DCA (dendritic cell algorithm) relies heavily on domain knowledge and artificial experience defining antigen signals in fault detection application, and a single antigen anomaly evaluation method can't reflect the overall health condition of system, this paper proposed a fault detection method based on immune homeostasis mechanism—IHDC-FD. First of all, in order to solve problem that the danger signal definition is not explicit in actual application, by introducing body's immune homeostasis mechanism, the change that breaks the homeostasis is considered to be the danger source of system. Therefore, the method of antigen signal of DC adaptive extraction from the change of system state by numerical differential method is proposed. Secondly, the concentration of specific cells within the tissue is the critical factor that can reflect the health of body, and in order to keep healthy, the body's immune homeostasis has to be maintained. So, by reference to the activation and suppression mechanism of body's immune homeostasis, the Th and Ts cell concentration which maintain the immune homeostasis is regarded as the evaluation indicators of system imbalance, and once the system lose balance, a fault occurs. Finally, the performance of our method is tested by using step, random and slow drift faults on TE benchmark. Compared with the original DCA, the results show that IHDC-FD not only improves the adaptability of DCA, but also increases the average of fault detection rate by 9.93%, decreases false alarm rate by 230.4% and decreases delay time by 101.2% on the three types of faults testing. Therefore, the IHDC-FD method based on immune homeostasis mechanism has a large improvement than the original DCA on detection performance and adaptability, and it is effective and generality.

Keywords Dendritic cells, Immune homeostasis, Numerical differential, Fault detection

1 引言

在工业生产过程中,复杂机械系统的安全性和可靠性是

实现安全生产的重要保障。为了节约维护成本,解决定期维修的不足,应做到视情维修(Condition Based Maintenance, CBM),即发现故障征兆时就进行维修的一种预防性维修方

到稿日期:2019-03-08 返修日期:2019-06-03 本文受国家自然科学基金项目(61877045),国家 863 高技术研究发展计划项目(2012AA09A410),深圳市科技计划项目(JCYJ20170412151159461)资助。

肖振华 男,博士生,主要研究方向为人工免疫系统、物联网安全、故障诊断, E-mail: desmen@126.com; 梁意文 男,博士,教授,主要研究方向为人工智能、信息安全, E-mail: ywliang@whu.edu.cn(通信作者); 谭成予 女,博士,副教授,主要研究方向为人工免疫系统、数据起源; 周雯 女,博士生,主要研究方向为人工免疫系统、入侵检测。

式^[1]。若要发现潜在的故障,就必须实时监测机械系统各部件的工作状态及其变化情况,实现机械设备健康状态的有效评估。现代机械系统工作机制和故障机理的复杂性,导致无法建立精确的数学模型,并且存在着大量未知的故障模式,促使基于状态监测的人工智能故障诊断方法成为近年来的研究热点^[2-4]。

复杂的机械系统与人体在机制上有着极大的相似性。免疫系统是人体对抗疾病、保护人体不受外来有害物质入侵的有效防御机制;将免疫机制用于复杂机械系统的故障诊断方法,具有免疫记忆、学习和快速识别等特点,能够及时发现潜在的未知故障,对视情维修有很大的辅助作用。基于免疫机制的人工免疫系统及其算法属于数据驱动即状态监测的人工智能方法,被广泛应用于异常检测、故障诊断等领域^[5-7]。

免疫学家 Matzinger 于 1994 年提出了危险理论^[8],认为免疫系统不是简单地区分自我和非我,不是由非我来唯一决定免疫反应的激活,而是感知机体组织受到压迫时产生的危险信号。当危险信号被抗原提呈细胞采集和识别时,会触发淋巴细胞产生抗体,从而引起免疫反应。基于危险理论的 DCA 算法是由 Greensmith 团队提出的^[9],模拟 DC 的抗原提呈机制,具有采集信号、分析处理、发现危险的能力,被广泛应用于异常检测和故障诊断的应用中,具有较高的执行效率和检测率^[10]。

Laurentys 等将免疫危险理论引入到动态系统的故障诊断中,构建人工抗原提呈细胞及其模型,实现了动态系统的故障自动检测功能^[11]。Azzawi 等借鉴 DC 的生物机制,在复杂和多维的飞机系统环境中,实现了基于 DC 的飞机故障检测、识别和评估的方法^[12]。Cui 等实现了一个基于 DCA 的旋转电机故障诊断系统,其包括抗原提呈、信号分析和故障诊断等模块^[13]。Alizadeh 等提出了一种基于 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^[14]。危险理论虽然很好地解决了自我-非我理论的局限性,但在实际应用中,“什么是危险”没有明确和统一的定义。因此,在上述基于 DC 的故障诊断应用中,危险及其信号需要针对不同的应用环境、设备类型、系统特征等进行人工定义,严重降低了算法的适应性,缺乏一般性^[15]。

在免疫学中,免疫是机体针对有害物质的一种反应,其作用是识别和排除抗原性异物,以维持机体的生理动态平衡和相对稳定^[16]。一旦机体免疫平衡被打破,就会引发各种疾病。因此,破坏自身稳定、导致机体失衡的各种变化因素才是危险的真正来源。监测和识别这些变化,才能找到引起变化的危险源头并予以消灭,从而恢复机体的生理平衡。因此,本文受免疫平衡思想的启发,从危险的本质入手,将系统状态变化作为抗原信号的来源,实现危险信号的自适应提取,以提高算法的适应性和一般性。

2 相关工作

2.1 免疫平衡

免疫系统具有防卫、监控和清除的功能,与神经系统、内分泌系统相互协调,一起维持机体内环境的相对稳定^[17]。当免疫系统受到抗原异物或体内有害成分攻击时,组织环境会发生变化,从而导致失衡。此时,抗原提呈细胞会采集由此产生的危险信号,并进一步激活淋巴细胞,从而引起免疫应答。

淋巴细胞会分化为辅助类型和抑制类型,对免疫应答的时间和强弱进行免疫调节,以此来恢复免疫平衡。免疫平衡机理如图 1 所示。

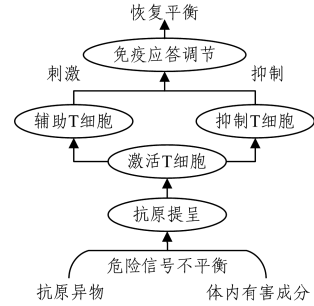


图 1 免疫平衡机理

Fig. 1 Immune homeostasis mechanism

免疫调节是维持生理平衡的重要手段,包括正向调节和负向调节^[18]。正向调节指在清除外来抗原异物和体内有害成分时,刺激并加强免疫应答反应;反向调节指在清除这些威胁后,逐渐减弱直至终止免疫应答。免疫调节始终朝着免疫系统变化过程的反方向进行作用,刺激或抑制相应的免疫应答。如果免疫调节出现异常,免疫反应将无法做到适度,对内会发生自身免疫疾病,对外会造成严重感染或过敏反应^[19]。

T 细胞是重要的淋巴细胞,对细胞免疫和体液免疫起着调控作用^[20]。其中,调节性 T 细胞具有调节免疫反应、维持机体免疫动态平衡的重要能力,分为辅助 T 细胞和抑制 T 细胞。辅助 T 细胞能够协助、刺激更多的免疫应答;而抑制 T 细胞反过来对免疫应答起抑制作用,从而避免因免疫反应过度而造成机体损伤,维持免疫平衡。

2.2 DC 模型

DC 是最具代表性的抗原提呈细胞,属于先天免疫范畴,负责病原体的识别和适应性免疫的激活。DC 在识别病原体的过程中,会采集和分析抗原释放的生物信号。受信号刺激,DC 状态会发生改变,同时位置会发生迁移。当迁移到淋巴结时,DC 将采集到的抗原信息提呈给 T 细胞,并激活 T 细胞。激活的 T 细胞会分化为辅助 T 细胞(helper T cell, Th)和抑制 T 细胞(suppressor T cell, Ts),从而进行免疫应答调节,如图 2 所示。

在人工 DC 模型中^[21],DC 采集的抗原信号(输入信号)包括安全信号 SS、危险信号 DS、病原体相关分子模式 PAMP 和致病因子 IC。经过 DC 分析处理得到输出信号:协同刺激分子 CSM、成熟因子 Mat、半成熟因子 Semi。该模型定义了信号之间的转换公式及相应的转换权值。

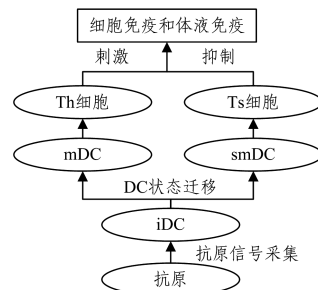


图 2 DC 的免疫模型

Fig. 2 Immune model of DC

在信号转换的过程中,DC的初始状态为未成熟 DC(im-mature DC, iDC),如果 DC 的输出信号 CSM 大于迁移阈值,且 $Mat < Semi$,则 DC 由未成熟状态转变为半成熟状态,半成熟 DC(semi-mature DC, smDC) 会增加 Ts 细胞的浓度,抑制免疫反应;若 $Mat > Semi$,则 DC 由未成熟状态转变为成熟状态,而成熟 DC(mature DC, mDC) 会增加 Th 细胞的浓度,刺激免疫反应。在 Th 和 Ts 的相互作用下,最终达到免疫平衡。

综上,在免疫系统维持机体生理动态平衡的过程中,造成失衡的各种变化因素既是危险产生的起因,也是免疫调节的对象。DC 作为抗原提呈细胞,起到呈上起下的作用,一方面从失衡的机体环境中采集抗原信号,另一方面,激活 T 细胞进行免疫应答调节,维持免疫平衡。当检测出系统失衡而需要进行免疫激活调节时,说明产生了故障需要处理。因此,本文把免疫平衡机理引入到 DC 模型中,提出了一种基于免疫平衡机制的故障检测方法——IHDC-FD。首先,采用数值微分的方法计算系统状态的变化,再从变化中提取 DC 模型所需的抗原信号,实现抗原信号的自适应分类提取。然后,借鉴免疫平衡的激活和抑制机制,提出了基于 Th 和 Ts 细胞浓度的故障评价方法。最后,在 TE 基准平台上进行仿真测试,验证了该方法的可行性。

3 基于免疫平衡机制的故障检测方法

本文提出的基于免疫平衡机制的故障检测方法——IH-DC-FD 如图 3 所示。该方法包括 3 个模块:平衡感知模块、信号处理模块、故障评价模块。

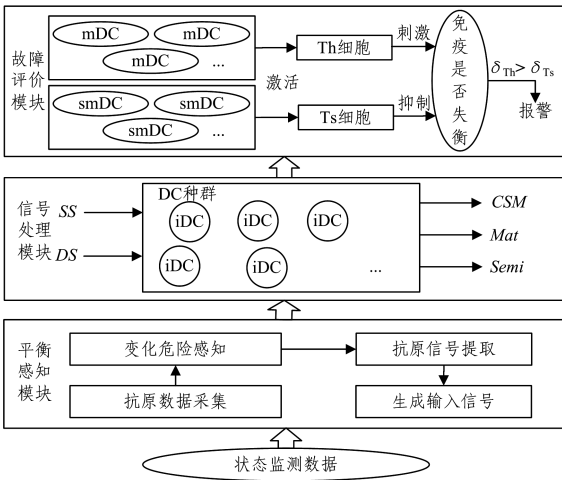


图 3 基于免疫平衡的故障检测模型

Fig. 3 Fault detection model based on immune homeostasis

平衡感知模块负责采集监测对象的运行状态数据,并从中提取抗原信号 DS 和 SS 作为信号转换模块的输入信号。其中,将运行状态数据映射为抗原数据集,每一组数据包含多个监测指标作为一个抗原数据。利用数值微分的方法计算某时刻抗原数据的变化程度,从中提取抗原信号 DS 和 SS。

在信号处理模块,DC 种群负责采集抗原释放的抗原信号 DS 和 SS,利用信号转换数学模型计算得到输出信号 $Semi$, Mat 和 CSM 。每次从 DC 种群中随机取出一个 DC 进行信号采集,并累加该 DC 的输出信号值。当某个 DC 的 CSM 大于迁移阈值时,比较该 DC 的 $Semi$ 和 Mat ,判断它是由 iDC 迁移为 smDC 还是 mDC。

在故障评价模块,激活的 T 细胞会分化为 Th 细胞和 Ts 细胞,其中 mDC 激活 Th 细胞,smDC 激活 Ts 细胞。Th 细胞对免疫反应起刺激作用,而 Ts 细胞对免疫反应起抑制作用。在激活和抑制作用下,免疫反应达到平衡。当 Th 细胞浓度超过 Ts 细胞浓度时,表明免疫平衡被打破,从而出现失衡,即发现了异常或故障,需要激活启动更多的适应性免疫反应。

3.1 平衡感知的抗原信号提取

系统失衡时必然导致系统状态发生变化,因此变化才是危险的本质和源头。通过对细微变化的捕捉与分析可以发现潜在、未知的危险,以利于故障的早期检测与维护。因此,将打破平衡的系统状态变化作为抗原信号的来源,不需要人工经验定义和分类抗原信号,具有领域无关的一般性^[22]。

在微分学中,导数表示函数的变化率,微分表示函数的变化量。然而,状态监测的测量值大部分都是离散的,无法直接采用微分方法计算变化量。数值微分是用离散方法近似计算函数的导数值或偏导数值,根据函数在一些离散点的函数值,来估计它在某点的导数或某高阶导数的近似值。因此,本文采用数值微分的方法计算系统状态的变化。一阶微商的中心差商如式(1)所示:

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

其中, h 是离散数据点之间的等距离单位,这里表示为时间单位。一阶微商表示离散数据之间的变化,简称一阶变化。

以时间为参考,计算在 t 时刻的系统状态变化,其中以各监测指标的变化来反映系统状态的变化。 SC_F 是系统状态的一阶变化, I 是监测指标的集合,如式(2)所示:

$$SC_F = \frac{dI}{dt} = \frac{d\{i_1, i_2, \dots, i_n\}}{dt} = \{f_1'(t), f_2'(t), \dots, f_n'(t)\} \quad (2)$$

设置时间窗口滑动距离为 m ,统计得到在时间窗口内每个指标一阶变化的中值 Me_i ,如式(3)所示:

$$Me_i = \text{median}(f_i'(t_1), f_i'(t_m)), i \in [1, n] \quad (3)$$

再计算时间窗口内 t 时刻各指标一阶变化值与中值之间的差值,如式(4)所示:

$$dv_i^t = |f_i'(t_j) - Me_i|, j \in [1, m] \quad (4)$$

如果一阶变化值大于中值,则将它们差值提取为危险信号,反之提取为安全信号,如式(5)所示:

$$\begin{cases} ds_i^t = dv_i^t, ss_i^t = 0, & \text{if } f_i'(t_j) > Me_i \\ ds_i^t = 0, ss_i^t = dv_i^t, & \text{if } f_i'(t_j) \leq Me_i \end{cases} \quad (5)$$

通过比较,得到在时间窗口内 t 时刻各指标对应的抗原信号值。最后,再把各指标的抗原信号值进行求和平均,得到在 t 时刻抗原数据所释放的抗原信号值,如式(6)所示:

$$DS = \frac{\sum_{i=1}^n ds_i^t}{n}, SS = \frac{\sum_{i=1}^n ss_i^t}{n} \quad (6)$$

3.2 DC 信号处理

本文将 dDCA 中定义的信号转换公式作为 DC 处理抗原信号的数学模型^[23],如式(7)、式(8)所示。与原 DCA 相比,其不需要设置权值参数,公式中的输入信号只包括两个必须的抗原信号:安全信号 SS 和危险信号 DS。

$$CSM = SS + DS \quad (7)$$

$$K = Mat - Semi = DS - 2SS \quad (8)$$

经公式转换后的输出信号包含 CSM 和 K 。CSM 信号是协同刺激分子,决定了 DC 的生命周期。当 CSM 超过迁移阈值时,DC 的状态发生了改变,并从 DC 种群中移除不再采集抗原信号。 K 信号表示 Mat 和 $Semi$ 的差值,如果 $K > 0$,即 $Mat > Semi$,DC 状态改变为 mDC;反之,DC 改变为 smDC。

3.3 系统失衡的故障评价

原 DCA 算法的抗原评价方式是计算单个抗原数据的异常程度,以此来发现异常值,但其无法反映系统的整体状况。在医学上,身体是否得了某种疾病是通过检测特定的细胞浓度值进行判断的,而为了保持身体健康,就必须保证身体的免疫平衡,因此维持身体免疫平衡的细胞及其浓度才是身体是否健康的重要指标。

在抗原呈提过程中,DC 会激活 T 细胞分化为 Th 和 Ts 细胞。 Th 和 Ts 具有刺激和抑制免疫反应、控制免疫应答的能力,对免疫平衡起着重要的正负调节作用,因此两者的浓度成为评判免疫是否平衡、身体是否健康的重要依据。本文采用 Th 和 Ts 细胞浓度作为故障评价指标。

采用生物学中常用的 sigmoid 激活函数计算 Th 和 Ts 的细胞浓度,如式(9)所示,把输入的连续值转变为 $[0, 1]$ 之间的输出。将 mDC 和 smDC 的数量作为输入,并将其转化为对应的 Th 和 Ts 的细胞浓度,其中,mDC 激活 Th 细胞,smDC 激活 Ts 细胞。当 Th 细胞浓度 δ_{Th} 大于 Ts 的细胞浓度 δ_{Ts} 时,说明系统产生了失衡,即有故障发生,需要刺激更多的免疫反应来处理故障,维持系统平衡。

$$\delta_{[Th, Ts]} = \frac{1}{1 + e^{-x}}, x = N_{mDC}, N_{smDC} \quad (9)$$

4 实验与分析

4.1 实验平台

为了验证本文方法的可行性,选择田纳西-伊斯曼(Tennessee Eastman, TE)平台进行测试。TE 是由美国 Eastman 化学公司开发的用于仿真大规模化工过程的工业基准平台^[24]。该平台由反应器、冷凝器、压缩机、分离器和剥离器等组成,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;通过 52 个监测指标来反映生产过程中设备的工作状态,能够产生具有时变性、非线性等特征的监测数据。该方法被广泛应用于故障诊断方法的验证。

4.2 实验参数

选取 TE 平台上具有一定代表性的 3 种故障类型进行测试,分别是 IDV(1), IDV(8) 和 IDV(13),故障信息如表 1 所列。

表 1 TE 故障信息

Table 1 Fault information from TE

故障编号	故障描述	故障类型
IDV(1)	A/C 进料比变化, B 组成不变	阶跃
IDV(8)	A, B, C 进料组成发生变化	随机
IDV(13)	反应动力学特征变化	慢漂移

测试数据为 48h 的生产过程运行数据,包含 52 个监测指标的采样值,共有 960 条数据。故障从运行 8h 后开始引入,因此测试数据的前 160 条为正常数据,后 800 条为带有故障的数据。由于 DC 模型属于先天免疫机制范畴,因此本文方法不需要训练过程,直接将测试数据带入到模型中,并将其作为状态监测的数据源。

将 DC 种群数量初始化为 20,为每个 DC 设置迁移阈值,其值为 0.6,窗口滑动距离设置为 20。将状态监测数据映射为抗原数据集,其中每条数据即为一个抗原数据。

4.3 实验分析

在本次实验中,将本文提出的 IHDC-FD 和 DCA 在检测率 DR、误报率 FAR、检测延时 DT 这 3 个维度上进行比较,结果如表 2、表 3 所列。

表 2 DR 与 FAR 实验结果的比较

Table 2 Comparison of DR and FAR results

ID	IHDC-FD		DCA	
	DR	FAR	DR	FAR
IDV(1)	98.86	6.78	98.25	18.75
IDV(8)	98.36	16.65	87	59.37
IDV(13)	95.47	10.12	82.25	36.25

从表 2 的结果可以看出,IHDC-FD 的检测率除了在 IDV(1)中与 DCA 相近,在 IDV(8)和 IDV(13)的测试中都要明显高于 DCA。此外,在 3 种类型的故障检测中,IHDC-FD 的误报率明显低于 DCA。因此采用数值微分方法从变化中提取抗原信号,具有捕捉系统中细微变化的能力,使得 3 种类型故障的检测率都有所提升,特别是随机和慢漂移故障。另外,基于 Th 和 Ts 细胞浓度的系统失衡故障评价方式能够从整体上反映系统的健康状态,与原 DCA 的抗原评价方式相比更能反映系统的时变状态,因此在 3 种类型故障测试中误报率有了明显下降。

表 3 DT 实验结果的比较

Table 3 Comparison of DT results

ID	IHDC-FD	DCA
IDV(1)	7.32	10.65
IDV(8)	6.95	12.48
IDV(13)	18.76	52.27

由表 3 可知,IHDC-FD 的检测延时在 3 种类型的故障测试中都比 DCA 小,尤其是在慢漂移故障 IDV(13)中,IHDC-FD 的检测延时明显比 DCA 小,检测速度得到了大幅提升。DC 模型具有先天免疫的快速响应机制,生物信号的效率高,可以快速地状态迁移,从而能够较早地检测出故障。IHDC-FD 不仅继承了 DC 模型的快速响应能力,且在信号提取时采用基于变化的危险感知方法,对较小的异常征兆更加敏感,因此与原 DCA 相比,故障检测速度更快。

在参数设置上,DC 种群数量不宜过大,由于 DC 种群采样具有随机性,太大的种群数量会导致 DC 无法及时成熟,降低了检测的敏感度,甚至产生大量未成熟的 DC,使得漏报率急剧上升;如果把 DC 种群设置得过小,会使得 DC 在没有充分采样的情况下过早地进行状态迁移,导致误报率上升。时间窗口的设置存在着类似的问题,窗口太大使得 DC 采集完窗口内的抗原信号需要较长的时间,导致故障不能够被及时检测出来;如果窗口太小,DC 会因为依据不足而无法进行状态迁移,导致检测率严重下降。经过实验验证,DC 种群数量和时间窗口大小均设置为 20 时为合理的范围值。

另外,DC 迁移阈值的设定也会直接影响检测的精度和速度,迁移阈值设置得太小,DC 会过早地进行状态迁移,由于

抗原样本采集不足,缺乏充分的判断分析,导致误报率上升;迁移阈值设置得过大,DC 进行状态迁移的时间被延长,需要采集更多的抗原才能使 DC 成熟,导致故障的检测速度降低。本文对抗原数据采用了归一化处理,因此迁移阈值的取值范围为 0~1。DC 的迁移阈值在本质上是协同刺激分子 CSM 的细胞浓度值,当 CSM 细胞浓度超过半数时 DC 具有了状态迁移的条件,实验证明阈值设置为 0.6 时得到最优解。

结束语 本文引入免疫平衡机制,在 DC 模型的基础上提出了 IHDC-FD 故障检测方法。从危险的本质入手,将打破平衡的变化认为是危险的源头,采用数值微分方法实现了抗原信号的自适应提取。同时,将系统是否失衡作为故障的评价依据,对免疫平衡起激活和抑制作用的 Th 和 Ts 细胞浓度作为故障评价指标,以弥补原 DC 模型中抗原评价方式的不足。最后,通过在 TE 平台上的验证实验可知,与 DCA 相比,IHDC-FD 不仅提高了方法的适应性,而具有一般性,且在 3 种类型故障测试中的检测率、误报率和检测延时等性能都有很大的改进,具有可行性。在未来的工作中,还需要进一步优化算法,降低误报率,并引入其他免疫机制来加以完善,从而实现其他故障的诊断功能。

参 考 文 献

- [1] TAHAN M, TSOUTSANIS E, MUHAMMAD M, et al. Performance-based health monitoring, diagnostics and prognostics for condition-based maintenance of gas turbines: A review [J]. *Applied Energy*, 2017, 198(7): 122-144.
- [2] WAN Z, JIA M P, LIN Z, et al. Comprehensive overview on computational intelligence techniques for machinery condition monitoring and fault diagnosis [J]. *Chinese Journal of Mechanical Engineering*, 2017, 30(4): 782-795.
- [3] WEN L, LI X Y, GAO L, et al. A new convolutional neural network-based data-driven fault diagnosis method [J]. *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, 2018, 65(7): 5990-5998.
- [4] KHAN S, YAIRI T. A review on the application of deep learning in system health management [J]. *Mechanical Systems & Signal Processing*, 2018, 107(1): 241-265.
- [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, CAYZE R. Introducing dendritic cells as a novel immune-inspired algorithm for anomaly detection [C]// *Proceedings of the 4th International Conference on Artificial Immune Systems*. Berlin: Springer, 2005: 153-167.
- [10] GREENSMITH J, GALE M B. The functional dendritic cell algorithm: A formal specification with Haskell [C]// *Proceedings of the 2017 IEEE Congress on Evolutionary Computation*. Donostia: IEEE, 2017: 1787-1794.
- [11] LAURENTYS C A, PALHARES R M, CAMINHAS W M. Design of an artificial immune system based on Danger Model for fault detection [J]. *Expert Systems with Applications*, 2010, 37(7): 5145-5152.
- [12] AZZAWI D A, PERHINSCHI M G, MONCAYO H, et al. A dendritic cell mechanism for detection, identification, and evaluation of aircraft failures [J]. *Control Engineering Practice*, 2015, 41(8): 134-148.
- [13] CUI D L, ZHANG Q H, XIONG J B, et al. Fault diagnosis research of rotating machinery based on dendritic cell algorithm [C]// *Proceedings of the 2015 IEEE International Conference on Information and Automation*. Lijiang: IEEE, 2015: 1020-1025.
- [14] 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.
- [15] CHELLY Z, ELOUEDI Z. A survey of the dendritic cell algorithm [J]. *Knowledge and Information Systems*, 2016, 48(3): 505-535.
- [16] TANIGUCHI Y, NNAKATA Y. Mechanism for maintaining homeostasis in the immune system of the intestine [J]. *Anticancer Research*, 2009, 29(11): 4855-4860.
- [17] ACKERMAN J M, HILL S E, MURRAY D R. The behavioral immune system: Current concerns and future directions [J]. *Social & Personality Psychology Compass*, 2018, 12(3): 1-14.
- [18] LU J, WU J, TIAN J, et al. Role of T cell-derived exosomes in immunoregulation [J]. *Immunologic Research*, 2018, 66(3): 313-322.
- [19] O'DONNELL J A, LEHMAN J, RODERICK J E, et al. Correction: Dendritic cell RIPK1 maintains immune homeostasis by preventing inflammation and autoimmunity [J]. *Journal of Immunology*, 2018, 200(8): 3020-3021.
- [20] ANDERSEN M H. The balance players of the adaptive immune system [J]. *Cancer Research*, 2018, 78(6): 1379-1382.
- [21] GREENSMITH J, AICKELIN U, CAYZER S. Detecting danger: The dendritic cell algorithm [M]// *Robust Intelligent Systems*. London: Springer, 2008: 89-112.
- [22] YANG C, LI T. Research of Danger Signal Extraction Based on Changes in Danger Theory [J]. *Computer Science*, 2015, 42(8): 170-174. (in Chinese)
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.
- [23] GU F, GREENSMITH J, AICKELIN U. Theoretical formulation and analysis of the deterministic dendritic cell algorithm [J]. *Biosystems*, 2013, 111(2): 127-135.
- [24] YIN S, DING S X, 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.