

DOI:10.20033/j.1003-7241.(2026)06-0112-06

基于一阶相关性模型的工业机器人故障诊断方法

张星星,戴增辉,万雯

(上海闵行职业技术学院 智能制造系,上海 201111)

摘要:为提高工业机器人故障诊断实用性,减少对于产品故障机理和专家经验知识的依赖,提出一种利用一阶相关性模型理论开展工业机器人故障诊断研究的方法。该方法通过分析工业机器人内在联系和任务特点以建立典型任务模型,在此基础上采用一阶相关性列矢量法推导建立相关性数学模型,并通过数学模型优化和分割完成测试点选择、诊断树建立和故障字典编制等,为建立和优化工业机器人故障诊断策略提供基础。同时,选取焊接机器人作为典型装备,开展了机器人的相关性模型建立、模型优化和分割、建立诊断树、编制故障字典以及模拟故障试验等应用研究,故障注入模拟试验结果表明,该方法具有直观、高效的测试性建模与故障诊断能力,为提高工业机器人产品的故障诊断效率提供了新思路。

关键词:相关性模型;工业机器人;故障诊断;模型分割;应用研究;故障注入模拟试验

中图分类号: TP241.2

文献标志码: A

文章编号: 1003-7241(2026)06-0112-06

Fault diagnosis method of industrial robot based on first-order relevant model

Zhang Xingxing, Dai Zenghui, Wan Wen

(Department of Intelligent Manufacturing, Shanghai Minhang Polytechnic, Shanghai 201111, China)

Abstract: For reducing the reliance on product fault mechanisms and expert experience knowledge, to improve the practicality of industrial robot fault diagnosis, a fault diagnosis method of industrial robots based on first-order relevant modeling theory is proposed. In this method, the typical task model is established by analyzing the internal relationship and task characteristics of industrial robots, and the first-order relevant column vector method is used to solve the relevant mathematical model. Then, through the optimization and segmentation of the mathematical model, test points selection, diagnosis tree and fault dictionary are completed, which could provide a basis for developing the product fault diagnosis strategy. Meanwhile, the welding robot is selected as a typical product to carry out the application research of relevant modeling, model optimizing and dividing, testing point selecting, diagnosis tree establishing, fault dictionary compiling and simulated fault diagnosis testing. The fault injection simulation test results show that, this method has intuitive and efficient testability modeling and diagnosis ability, and provide a new idea to improve the fault diagnosis efficiency of industrial robots.

Keywords: relevant model; industrial robots; fault diagnosis; model segmentation; applied research; test verification

工业机器人作为一种综合了机械、电子、计算机、传感测试、自动控制、机器学习、人工智能等技术领域的集大成者,被誉为“制造业皇冠上的明珠”^[1-2],已从传统制造领域扩展到了智能制造领域,并成为不可替代的核心自动化设备^[3-4]。而工业机器人系统的运行稳定性、装备完好性对于智能制造等生产活动有着重要影响^[5-7],因而当前对于工业机器人的状态监测、故障诊断等能力要求越来越高。

目前,机电类工业产品的故障诊断方法大致可分为基于数学模型的方法、基于信号处理的方法、基于知识学习的方法等3大类^[8-12]。工业机器人作为典型机电产品,其故障诊断方法也无外乎上述类型,但现有的工业机器人故障诊断采用基于数学模型或基于信号处理的方法时,大多

需依赖精确的动力学模型或数据驱动模型,方能够对故障模式给出一个较精确的定量描述。然而在实际工程中很多常见故障模式与数据特征之间存在着复杂的映射关系,很难用单一的数学模型进行准确描述^[13],而数据驱动方法的训练时间则相对较长,较短时间内难以获得较好的诊断效果。相对而言,基于知识学习的诊断方法虽然仅能够提供较为定性的故障描述,但更适用于高效解决实际工程问题。

测试性建模分析法是一种较为常用的基于知识学习的故障诊断方法,因其与人类的逻辑思维方式较为接近,更易于被接受和理解,是目前航空航天领域、汽车工业领域、重型机械领域、武器装备领域应用最为广泛故障诊断

收稿日期:2025-05-12;录用日期:2025-06-20

基金项目:上海闵行职业技术学院重点科研项目(MZTZD202406)

作者简介:张星星(1990—),女,硕士研究生,讲师,研究方向:工业机器人设计与控制技术。

引用本文:张星星,戴增辉,万雯.基于一阶相关性模型的工业机器人故障诊断方法研究[J].自动化技术与应用,2026,45(6):112-117.(Zhang Xingxing, Dai Zenghui, Wan Wen. Fault diagnosis method of industrial robot based on first-order relevant model[J]. Techniques of Automation and Applications, 2026,45(6):112-117.)

方法之一^[14-16]。测试性建模分析的核心思想是,以分析产品的典型故障为基础,建立产品的测试性模型以推导产品诊断树,利用诊断树的逻辑因果关系分析产品各组成单元的故障诊断能力,并预计产品的故障检测率和隔离率等定量指标,进而不断优化提高。因此,选择一个合适的测试性建模与分析方法,建立准确的测试性模型,对于提高工业机器人的故障检测和诊断能力有重要作用。

现阶段,由于大多数故障分析方法对于产品的故障机理模型或者专家经验知识依赖性较高,对于工业机器人适用性不强。本文提出一种基于相关性模型的测试性建模分析法用于工业机器人的测试性建模、故障诊断与分析,并以典型焊接机器人为例开展了任务模型建立、相关性模型建立、测试点选择、诊断树建立等应用研究,为提高工业机器人产品的故障诊断能力提供了新思路。该方法可更加直观地建立产品诊断树进而完成故障诊断分析和优化工作,并减少对于产品故障机理、固有故障率以及专家经验知识等相关信息的依赖。

1 相关性模型理论

当前,工业制造领域的产品测试性建模分析方法有很多,其中基于任务流分析的相关性模型是其中最为常见的应用模型^[17-18]。相关性模型是一种以任务流形式将产品内部各组成单元进行功能连接,并通过检测任务流所流经的组成单元的输出信息与故障信息的相关性来设计诊断策略的方法,目前已广泛应用于世界各国的机电类工业产品的测试性设计、诊断策略设计之中^[19]。

1.1 相关性模型简介

相关性模型一般包括图示模型和数学模型两种,图示模型的作用是将产品任务模型转化为一种以任务流传递关系为主导的有向图模型,以表明任务流在产品各组成单元之间的传递通道,以及各组成单元的初设测试点布局情况。而数学模型则是图示模型的数学形式转化,通常可通过一阶相关性列向量法将图示模型转换为数学模型,它的作用是以数学矩阵的形式来描述各测试点对于各组成单元故障信息的检测能力(即检测输出信息与故障信息的相关性),从而判断出系统中各组成单元的故障可测性、初设测试点的有效性和精准性等,进而可建立系统的故障诊断树和故障字典,并可完成测试性指标预计和优化等工作。相关性图示模型和数学模型的示例分别如图1和式(1)所示。

$$D_{m \times n} = \begin{bmatrix} d_{11} & d_{12} & \cdots & d_{1n} \\ d_{21} & d_{22} & \cdots & d_{2n} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ d_{m1} & d_{m2} & \cdots & d_{mn} \end{bmatrix} \quad (1)$$

图1中,方框代表产品的各组成单元,圆圈代表在各组成单元上初设的测试点,箭头则表明了任务流的传递方向。式(1)中,矩阵的行向量代表了各组成单元被系统中各测试点的检测情况,如第1行中的 d_{1j} 代表了图1中的

F_1 被 T_1, T_2, \dots, T_n 的检测反应情况,第 m 行的 d_{mj} 则代表了 F_m 被各测试点的检测情况。同理,列向量则代表了各测试点对各组成单元的故障检测情况,如第1列的 d_{i1} 代表了 T_1 对于 F_1, F_2, \dots, F_m 的故障检测反应情况,以此类推。这就是组成单元 F_i 与测试点 T_j 之间的相关性数学描述,为便于计算和理解,可借用计算机逻辑运算中的“真假”概念,用自然数“0”和“1”来表示两者之间的相关性,即当第 i 个组成单元 F_i 发生故障时,系统中的第 j 个测试点 T_j 无法测得 F_i 的故障信息, d_{ij} 标记为“0”,此时认为 T_j 与 F_i 无相关性;而当 T_j 可以测得 F_i 的故障信息时, d_{ij} 则标记为“1”,此时则认为 T_j 与 F_i 有相关性。

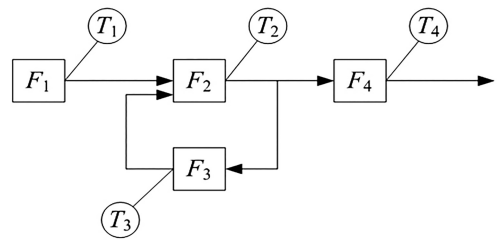


图1 相关性图示模型示例

Fig. 1 Example of the relevant graphical model

1.2 故障诊断方法

本文根据相关性模型理论,提出了一种基于一阶相关性模型的工业机器人故障诊断方法。该方法无需依赖产品的故障机理和专家经验知识,通过建立产品典型任务模型、绘制相关性图示模型、推导相关性数学模型、选择检测用测试点、选择隔离用测试点、建立诊断树、编制故障字典等工作,可准确建立工业机器人的故障诊断策略,并进行测试性预计优化、系统状态监测等工作,如图2所示。

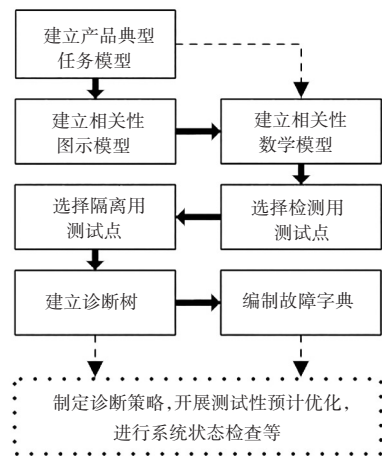


图2 工业机器人故障诊断流程

Fig. 2 The process of industrial robot fault diagnosis

需要说明的是,该方法主要适用于系统发生单点故障的情况,且默认各测试点的检测功能的有效性和一致性(即在同一任务流上,途经各组成单元上的测试点对于前序单元故障与否的检测反应是一致的);对于系统中存在多发故障时,该方法的故障诊断效率和精度可能有所降低。

2 应用研究

当前,工业生产中焊接机器人的比重可占到整个工业机器人的45%以上,广泛应用于汽车工业、航空航天、武器装备等领域的生产制造领域,其中以手臂型焊接机器人最为典型^[20-22],因而本文将结合某手臂型焊接机器人作为样例,对所提出的故障诊断方法进行详细介绍。

2.1 建立典型任务模型

某型工业焊接机器人系统组成单元包括:示教器、机器人控制柜、机械手、焊机、焊枪、送丝装置、位姿监测仪、焊丝监测仪等,如图3所示。

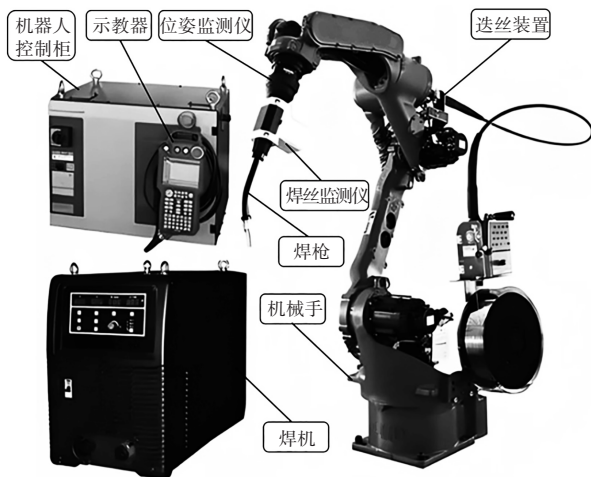


图3 某型工业焊接机器人示例

Fig. 3 Example of the industrial welding robot

该焊接机器人的典型作业任务描述如下:示教器接收到操作人员输入焊接作业指令后,将指令传递给机器人控制柜,由机器人控制柜将指令分解后分别发送给机械手和焊机。其中,机械手接到指令后可执行对焊枪的运行速度和姿态控制;焊机接到指令后将其分解发送给焊枪和送丝装置,以分别完成焊接和送丝作业。机械手和焊枪二者协作完成对工件的焊接作业。

期间,为提高焊接成功率以及焊缝质量,由机器人控制柜同步发出指令控制安装于机械手末端的位姿监测仪,以检测焊枪的空间位姿、移动速度等,并将相关信息反馈给机器人控制柜形成闭环控制;由焊机同步控制焊枪上的焊丝监测仪,以检测焊枪上的焊丝存量,并将相关信息反馈给送丝装置形成闭环,实现工件的连续、均匀焊接。根据上述典型作业任务描述,可建立该焊接机器人的典型任务模型,如图4所示。

2.2 建立相关性图示模型

根据焊接机器人典型任务模型所表示的组成单元和任务流向关系,采用图1所示的样例形式,本文分别用 $F_1, F_2, F_3, F_4, F_5, F_6, F_7, F_8$ 来分别标识示教器、位姿监测仪、机器人控制柜、机械手、焊机、焊丝监测仪、焊枪、送丝装置,可建立其相关性图示模型如图5所示。图中, $T_1, T_2, T_3 \dots T_{10}$ 等代表安装于各组成单元输出端的初设测试点,以检测各组成单元是否可正常输出任务流。

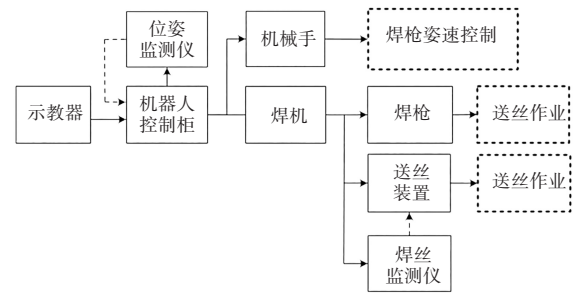


图4 焊接机器人典型任务模型

Fig. 4 The typical task model of welding robot

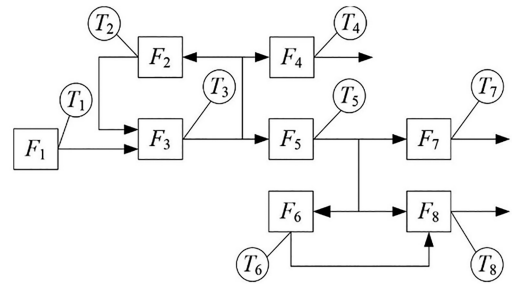


图5 焊接机器人相关性图示模型

Fig. 5 The relevant graphical model of welding robot

2.3 建立相关性数学模型

根据图5所示的相关性图示模型,本文采用一阶相关性列矢量法对其进行推导转化,可建立如表1所示的焊接机器人相关性数学模型。表中,若该测试点可检测到某组成单元输出的故障信息,可在数学模型中用“1”表示;不可检测,则用“0”表示。

表1 焊接机器人相关性数学模型

Tab. 1 The relevant mathematical model of welding robot

F_i	测试点(T_j)							
	T_1	T_2	T_3	T_4	T_5	T_6	T_7	T_8
F_1	1	1	1	1	1	1	1	1
F_2	0	1	1	1	1	1	1	1
F_3	0	1	1	1	1	1	1	1
F_4	0	0	0	1	0	0	0	0
F_5	0	0	0	0	1	1	1	1
F_6	0	0	0	0	0	1	0	1
F_7	0	0	0	0	0	0	1	0
F_8	0	0	0	0	0	0	0	1

由表1可见,第2列与第3列的 d_{ij} 值完全相同,表明在相关性图示模型中测试点 T_2 的测试功能与 T_3 相同,因而 T_2 与 T_3 属于冗余设置的测试点,二者可省略其一;同时,第2行与第3行的 d_{ij} 值也完全相同,表明在相关性图示模型中组成单元 F_2 和 F_3 构成了一个测试模糊组,即当前无法区分模糊组内是 F_2 还是 F_3 发生了故障。因此,根据相关性模型理论,可合并表中相同的行和列(冗余的测点和模糊组单元),得到优化后的焊接机器人相关性数学模型如表2所示。

表2 优化后的相关性数学模型

Tab.2 The optimized relevant mathematical model of welding robot

相关指标	测试点 (T_j)						
	T_1	$T_2(T_3)$	T_4	T_5	T_6	T_7	T_8
F_1	1	1	1	1	1	1	1
$F_2(F_3)$	0	1	1	1	1	1	1
F_4	0	0	1	0	0	0	0
F_5	0	0	0	1	1	1	1
F_6	0	0	0	0	1	0	1
F_7	0	0	0	0	0	1	0
F_8	0	0	0	0	0	0	1
W_{FDj}	1	2	3	3	4	4	5

2.4 选择检测用测试点

由表2可见,因其为 $D = [d_{ij}]_{m \times n}$ 形式,且仅为7行、7列,因而可计算出各测试点的故障检测权值,其计算公式为

$$W_{FDj} = \sum_{i=1}^m d_{ij}, m = 7, j = 1, 2, \dots, 7 \quad (2)$$

式中, W_{FDj} 表示第 j 个测试点的故障检测权值,它通过统计第 j 列中“1”的数量,以衡量该测试点在系统中可提供多少对于故障检测有用的信息。

为便于分析,将计算出的各列 W_{FD} 值填写于表2的底端。通过对比分析可知,此时测试点 T_8 的 W_{FD} 值最大,因而根据故障检测权值的定义可选择 T_8 作为系统的检测用测试点,并选取其对应的列矩阵为 T_8 ,如式(3)所示。由于 T_8 中既有“0”元素也有“1”元素,可用 T_8 分割优化后的相关性数学模型(分割原则为包含 T_8 列中为“0”和为“1”的行各自组合形成新的矩阵),得到 D_1^0 、 D_1^1 两个子矩阵如式(4)、(5)所示。

$$T_8 = [1 \ 1 \ 0 \ 1 \ 1 \ 0 \ 1]^T \quad (3)$$

$$D_1^0 = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} F_4 \\ F_7 \end{bmatrix} \quad (4)$$

表3 分割后的相关性数学模型

Tab.3 The divided relevant mathematical model of welding robot

相关指标	测试点 (T_j)						
	T_1 (第五测点)	$T_2(3)$	T_4 (第二测点)	T_5	T_6 (第四测点)	T_7 (第三测点)	T_8 (第一测点)
F_1	1	1	1	1	1	1	1
$F_2(F_3)$	0	1	1	1	1	1	1
F_5	0	0	0	1	1	1	1
F_6	0	0	0	0	1	0	1
F_8	0	0	0	0	0	0	1
F_4	0	0	1	0	0	0	0
F_7	0	0	0	0	0	1	0
W_{FI} (第一次分割后)	4	6	7	6	0	7	0
W_{FI} (第二次分割后)	1	0	0	2	2	2	0
W_{FI} (第三次分割后)	1	0	0	0	1	0	0
W_{FI} (第四次分割后)	1	0	0	0	0	0	0

由于此时 $W_{FI(第一次分割后)} T_4 = W_{FI(第一次分割后)} T_7 = 7$,两者均为其中最大值者,因而可任选其一作为第二个隔离用测试点,本文随机选择 T_4 作为第二个隔离用测

$$D_1^1 = \begin{bmatrix} 1 & 1 & 1 & 1 & 1 & 1 & 1 \\ 0 & 1 & 1 & 1 & 1 & 1 & 1 \\ 0 & 0 & 0 & 1 & 1 & 1 & 1 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 1 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} F_1 \\ F_2(F_3) \\ F_5 \\ F_6 \\ F_8 \end{bmatrix} \quad (5)$$

由式(4)、(5)可见, T_8 可将优化后的相关性数学模型分割为两大部分,其中 D_1^0 有两行,即有两个组成单元;而 D_1^1 有5行,即有5个组成单元。由此可以表明,当焊接机器人发生故障时,只需先检测 T_8 ,即可判断故障是发生在 F_4 和 F_7 部分,还是发生在其他部分。即当焊接机器人发生故障时,若 T_8 测点检测出无故障,则说明故障发生在 F_4 或 F_7 部分,与其他部分无关;若 T_8 检测出有故障,则说明故障发生在其他组成单元上,与 F_4 和 F_7 无关。

2.5 选择隔离用测试点

如上所述,由于优化后的焊接机器人相关性数学模型为 $D = [d_{ij}]_{m \times n}$ 形式,各测试点的故障隔离权值也可在此基础上计算得到,其计算公式为

$$W_{FIj} = \sum_{i=1}^Z (N_j^1 N_j^0) \quad j = 1, 2, \dots, 7 \quad (6)$$

式中, W_{FIj} 表示第 j 个测试点的故障隔离权值,它通过统计第 j 列被分割后各子矩阵中“0”和“1”的个数乘积之和,以衡量该测试点在系统中可提供对于故障隔离有用的信息。 N_j^1 为列矩阵 T_j 中元素为“1”的个数, N_j^0 为 T_j 矩阵中元素为“0”的个数, Z 为相关性数学模型被分割后形成的矩阵数。

根据前文已知, T_8 作为检测用测试点可将优化后的相关性数学模型分割为 D_1^0 、 D_1^1 两个部分,即将故障隔离于为 D_1^0 或 D_1^1 之中,因而它也是第一个隔离用测试点。此时,利用式(6)可计算出相关性数学模型被第一次分割后的各列 W_{FI} 值(计算结果填写于表3底端,后续分割时以此类推),并选择其值最大者作为第二个隔离用测试点,如表3所示。

测试点,利用其对应的列矩阵继续对 D_1^0 、 D_1^1 进行分割,可获得 D_2^0 、 D_2^1 和 D_2^0' 、 D_2^1' 等4个子矩阵,并计算得到第二次分割后的各列 W_{FI} 值。

$$D_2^0 = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 & 1 & 1 & 1 & 1 \\ 0 & 0 & 0 & 1 & 1 & 0 & 1 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} F_5 \\ F_6 \\ F_8 \end{bmatrix} \quad (6)$$

$$D_2^1 = \begin{bmatrix} 1 & 1 & 1 & 1 & 1 & 1 & 1 \\ 0 & 1 & 1 & 1 & 1 & 1 & 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} F_1 \\ F_2(F_3) \end{bmatrix} \quad (7)$$

$$D_{2'}^0 = [0 \ 0 \ 0 \ 0 \ 0 \ 1 \ 0] = [F_7] \quad (8)$$

$$D_{2'}^1 = [0 \ 0 \ 1 \ 0 \ 0 \ 0 \ 0] = [F_4] \quad (9)$$

而第二次分割后, W_{FI} 值最大者共有三个, 即 $W_{FI(第二次分割后)} T_5 = W_{FI(第二次分割后)} T_6 = W_{FI(第二次分割后)} T_7 = 2$, 同理选择 T_7 作为第三个隔离用测试点, 利用其对应的列矩阵分割出新的矩阵 D_3^0, D_3^1 , 并计算得到第三次分割后的各列 W_{FI} 值。

$$D_3^0 = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 1 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} F_6 \\ F_8 \end{bmatrix} \quad (10)$$

$$D_3^1 = [0 \ 0 \ 0 \ 1 \ 1 \ 1 \ 1] = [F_5] \quad (11)$$

由于此时仍有两个 W_{FI} 值最大者, 即 $W_{FI(第三次分割后)} T_1 = W_{FI(第三次分割后)} T_6 = 1$, 同理选择 T_6 为第四个隔离用测试点继续分割可得到新的矩阵 D_4^0, D_4^1 。

$$D_4^0 = [0 \ 0 \ 0 \ 0 \ 0 \ 0 \ 1] = [F_8] \quad (12)$$

$$D_4^1 = [0 \ 0 \ 0 \ 0 \ 1 \ 0 \ 1] = [F_6] \quad (13)$$

由于第四次分割后仅有 $W_{FI(第四次分割后)} T_1$ 有值, 因而只能选择 T_1 为第五个隔离用测试点, 完成矩阵的最终分割, 如表 3 所示。

2.6 建立诊断树

根据表 3 所示的相关性数学模型分割情况可知, 当已知系统中的存在某组成单元故障时, 若第一个隔离用测试点 T_8 的检测结果为“0”时, 即 T_8 无法检测到故障信息, 说明机器人故障发生在 D_1^0 中, 即 F_4 或 F_7 上; 若 T_8 的检测结果为“1”时, 即能够检测到故障信息, 则说明机器人故障发生在 D_1^1 中, 即除 F_4, F_7 之外的其他组成单元上。此时再用第二个隔离用测试点 T_4 进行测试, 则可在前序逻辑判断的基础上进一步缩减发生故障的组成单元范围。以此类推, 再用第三、四、五个隔离用测试点 T_7, T_6, T_1 进行测试, 可将系统故障隔离至每一个组成单元或模糊组, 并建立如图 6 所示的诊断树。

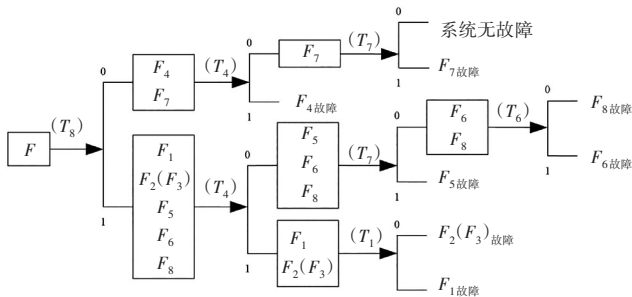


图 6 焊接机器人诊断树

Fig. 6 The fault diagnosis tree of welding robot

2.7 编制故障字典

由图 6 可见, 焊接机器人只需按顺序检测 T_8, T_4, T_7, T_6, T_1 这 5 个测试点即可完成整个系统的故障诊断和定

位。而 T_2, T_3, T_5 等测试点在本诊断树中并未使用, 说明这些测试点在系统中属于冗余设置, 因而从经济性、高效性等角度可将其撤除, 以保证系统测试的最优路径和最低成本。据此, 可编制得到焊接机器人的故障字典如表 4 所示。

表 4 焊接机器人故障字典

Tab. 4 The fault diagnosis dictionary of welding robot

故障状态	测试点 (T_j)				
	T_8	T_4	T_7	T_6	T_1
F_1	1	1	1	1	1
$F_2(F_3)$	1	1	1	1	0
F_4	0	1	0	0	0
F_5	1	0	1	1	0
F_6	1	0	0	1	0
F_7	0	0	1	0	0
F_8	1	0	0	0	0
系统无故障	0	0	0	0	0

利用故障字典, 可快速检测焊接机器人是否存在故障, 并进行故障定位。例如, 当已知焊接机器人发生故障时, 按顺序检测 T_8, T_4, T_7, T_6, T_1 这 5 个测试点, 若结果为“0, 1, 0, 0, 0”, 查找字典可直接判断机器人故障发生于机械手 (组成单元 F_4); 若 5 个测试点的检测结果为“1, 0, 0, 0, 0”时, 则可判断机器人故障发生于送丝装置 (组成单元 F_8)。

此外, 通过故障字典还可进行系统状态检查。即在不确定机器人系统是否存在故障的情况下, 可按顺序测试 T_8, T_4, T_7, T_6, T_1 这 5 个测点是否有故障信息反馈, 若均为“0”, 即可认定整个系统处于完好状态, 无需再对每个组成单元的状态进行检测。

3 试验验证

为验证本文方法的实效性, 项目组在实验室环境搭建焊接机器人样机进行故障注入模拟试验研究。该样机系统组成与前文的某型工业焊接机器人相同, 如图 7 所示。项目组采用对示教器等各组成单元人为断电的形式进行单点故障注入, 获得系统故障现象, 如表 5 所示。与其他物理破坏性故障注入试验相比, 该故障模拟方法效率高、成本低、易于操作, 且对机器人的硬件设备破坏性最小。

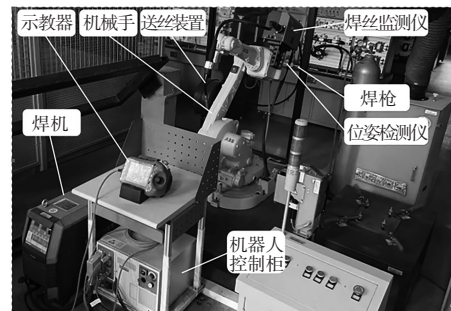


图 7 焊接机器人样机故障诊断模拟试验现场

Fig. 7 The simulated fault diagnosis test of welding robot prototype

试验结果表明, 注入 8 种单点模拟故障模式后, 焊接机器人样机表现出了不同的故障现象, 而这些故障现象与前文编制的故障字典所表达的物理含义相吻合, 验证了本

方法的正确性。同理,利用故障字典所表达的物理故障现象亦可实现对机器人样机的故障定位。

表5 焊接机器人样机故障诊断模拟试验结果

Tab.5 The results of simulated fault diagnosis test

序号	故障模式	系统状态	对应故障字典
1	示教器断电 (F_1 故障)	机械手、焊枪、送丝装置停止工作,机器人控制器、焊机无输出,机器人无法完成作业	$T_8 = 1$
			$T_4 = 1$
			$T_7 = 1$
			$T_6 = 1$
			$T_1 = 1$
2	位姿监测仪断电(F_2 故障)	仅示教器可发出指令,但机械手、焊枪、送丝装置等停止工作,机器人无法完成作业	$T_8 = 1$
			$T_4 = 1$
			$T_7 = 1$
			$T_6 = 1$
			$T_1 = 0$
3	机器人控制柜断电(F_3 故障)	仅示教器可发出指令,但机械手、焊枪、送丝装置等停止工作,机器人无法完成作业	$T_8 = 1$
			$T_4 = 1$
			$T_7 = 1$
			$T_6 = 1$
			$T_1 = 0$
4	机械手断电(F_4 故障)	机器人仅可完成原位点焊作业,系统功能影响较大	$T_8 = 0$
			$T_4 = 1$
			$T_7 = 0$
			$T_6 = 0$
			$T_1 = 0$
5	焊机断电(F_5 故障)	机器人无法完成焊接作业,但机械手可正常运转	$T_8 = 1$
			$T_4 = 0$
			$T_7 = 1$
			$T_6 = 1$
			$T_1 = 0$
6	焊丝监测仪断电(F_6 故障)	机器人仅可完成短时间焊接,系统功能影响较大,但机械手可正常运转	$T_8 = 1$
			$T_4 = 0$
			$T_7 = 0$
			$T_6 = 1$
			$T_1 = 0$
7	焊枪断电(F_7 故障)	机器人无法完成焊接作业,但机械手可正常运转	$T_8 = 0$
			$T_4 = 0$
			$T_7 = 1$
			$T_6 = 0$
			$T_1 = 0$
8	送丝装置断电(F_8 故障)	机器人仅可完成短时间焊接,系统功能影响较大,但机械手可正常运转	$T_8 = 1$
			$T_4 = 0$
			$T_7 = 0$
			$T_6 = 0$
			$T_1 = 0$

4 结论

本文基于测试性建模分析法中的相关性模型理论,提出了一种工业机器人故障诊断与分析方法。该方法以产品内部的任务流相关性推理为基础,通过对各测试点检测能力的综合逻辑判断进行系统的故障检测和隔离,并提供最优的诊断路径和策略。同时,选取焊接机器人作为典型装备开展了应用研究,通过试验验证表明该方法适用于典

型工业机器人故障诊断之中,为丰富工业机器人故障诊断手段、提高故障诊断能力提供了新的思路。同时,由于该方法主要适用于相对简单系统发生单点故障的情况,面向组成单位故障模式较为复杂或者系统存在多点故障并发的情况时,其实用性还需进一步验证、优化,后续将研究利用高阶相关性模型解决多故障模式并发下的复杂系统故障诊断问题。

参考文献

[1] 赵丹. 基于机器学习的轮式机器人关节爬坡运动轨迹控制方法[J]. 自动化技术与应用, 2025, 44(1):36-40.

[2] 侯智, 陈进. 工业机器人远程监控与故障诊断研究综述[J]. 机床与液压, 2018, 46(15):172-176.

[3] 左延红, 姚燕生, 耿国庆. 分数阶偏微分在工业机器人故障诊断中的应用[J]. 计算机集成制造系统, 2023, 29(4):1137-1145.

[4] 张自动, 庞峰, 陈睿, 等. 10 kV 配电网带电作业机器人进入等电位的路径规划方法[J]. 自动化技术与应用, 2025, 44(6):180-184.

[5] 宋俊杰, 陈翀, 王涛, 等. 基于半监督学习 Informer 算法的工业机器人故障诊断方法[J]. 机电工程技术, 2024, 53(2):24-28.

[6] 王晓莹, 李帅永. 基于参数联合优化 VMD-SVM 的工业机器人旋转部件故障诊断方法[J]. 计算机测量与控制, 2023, 31(5):62-72.

[7] 王龙. 智能制造网络安全多层协同联动控制系统设计[J]. 自动化技术与应用, 2024, 43(8):149-153.

[8] 杨威. 基于数据不平衡的工业机器人柔性部件故障诊断研究[D]. 长春:吉林大学, 2023.

[9] 陈乐瑞, 曹建福, 王晓琪. 工业机器人驱动系统非线性频谱故障诊断方法[J]. 西安交通大学学报, 2019, 53(4):93-99.

[10] 张跃东, 齐昕, 童一飞. 基于专家系统的焊接机器人故障诊断[J]. 机床与液压, 2018, 47(1):173-178.

[11] 潘屹豪, 肖红, 周玉彬, 等. 基于改进一维卷积神经网络的多轴工业机器人故障诊断[J]. 组合机床与自动化加工技术, 2021(12):10-14,18.

[12] Ameer H Sabry, Ungku Anisa Bte Ungku Amirulddin. A review on faultdetection and diagnosis of industrial robots and multi-axis machines [J]. Results in Engineering, 2024(23):102397.

[13] 王晶晶. 基于模糊控制的机械臂故障识别改进[J]. 自动化技术与应用, 2024, 43(8):20-23.

[14] Yang S M, Qiu J, Liu G K. Hierarchical model-based approach to testability modeling and analysis for PHM of aerospace systems [J]. Journal of Aerospace Engineering, 2014, 27(1):131-139.

[15] 刘晓白, 梁鸿. 基于任务的舰船装备测试性建模与分析研究[J]. 舰船科学技术, 2016, 38(11):156-160.

[16] 梁芬, 姜宏伟, 郭亚男, 等. 基于 FTA 的焊接机器人故障诊断技术研究[J]. 机电工程, 2014, 31(8):1067-1070.

[17] Liu X B, Shao F. Research on testability modeling of warship's integrated electric propulsion system [C] //Proceedings 2020 5th Asia Conference on Power and Electrical Engineering. Chengdu: IEEE, 2020:2242-2246.

[18] 刘权利. 关于装备测试性设计中相关性模型的研究[J]. 装备维修技术, 2023(1):62-65.

[19] 翟助群, 许正, 刘刚. 复杂可修系统任务测试性建模[J]. 兵工自动化, 2016, 35(1):37-41.

[20] 尹铁, 赵弘, 张倩, 等. 长输油气管道焊接机器人的技术现状与发展趋势[J]. 石油科学通报, 2021, 6(1):145-157.

[21] 赵言正, 刘积昊, 管恩广, 等. 焊接机器人的试验模态分析[J]. 中国测试, 2021, 47(11):64-68.

[22] 王姗, 尹玉鹏. 焊接机器人关键部件故障特性研究[J]. 河北水利电力学院学报, 2025, 35(1):45-51.