

doi:10.11835/j.issn.1000-582X.2018.09.001

元动作单元故障树建模在复杂机电产品可靠性优化中的应用

周 伟,李 壮,冉 琰,黄广全,肖莉明

(重庆大学 a.机械工程学院;b.机械传动国家重点实验室,重庆 400044)

摘要:针对传统的可靠性建模方法难以建立复杂机电产品的可靠性数学模型,提出一种结合功能分解(FMA, function-motion-action)和故障树(FTA, fault tree analysis)的建模方法,降低了复杂机电产品的可靠性优化模型的构造难度。针对遗传算法(GA, genetic algorithm)和粒子群算法(PSO, particle swarm optimization)在模型求解时存在的不足,提出构建混合 GA-PSO 算法来改善 GA 算法易陷入局部最优或全局搜索能力弱的现象。通过数控磨齿机的实例分析,验证了用混合 GA-PSO 算法构造优化模型的可行性,以及采用混合粒子群算法优化求解的有效性。

关键词:复杂机电产品;结构化分解;可靠性优化;混合 GA-PSO 算法

中图分类号:TB114.3

文献标志码:A

文章编号:1000-582X(2018)09-001-10

Application of the meta-action-unit fault tree modeling method to reliability optimization of complex electromechanical products

ZHOU Wei, LI Zhuang, RAN Yan, HUANG Guangquan, XIAO Liming

(College of Mechanical Engineering and State Key Lab Mech Transmiss,
Chongqing University, Chongqing 400044, P.R.China)

Abstract: To overcome the difficulty of constructing complex electromechanical products' reliability mathematical model, a modeling method which combined function-motion-action (FMA) decomposition with fault tree analysis (FTA) was introduced, reducing the difficulty in constructing the reliability optimization model. Then the hybrid GA-PSO algorithm was put forward for solving the problem of trapping in local optimum easily of genetic algorithm (GA) and weak global search capability of particle swarm optimization (PSO). Through the analysis of grinding machine, it is proved that the optimization model constructed by FMA-FTA is feasible and the optimization result of GA-PSO algorithm is effective.

Keywords: complex electromechanical products; structure decomposition; reliability optimization; hybrid GA-PSO algorithm

收稿日期:2018-03-09

基金项目:国家“高档数控机床与基础制造装备”科技重大专项资助(2016ZX04004-005);国家自然科学基金资助项目(51575070);中央高校基本科研业务费资助项目(106112017CDJXY110006)。

Supported by the National Major Scientific and Technological Special Project for “High-grade CNC and Basic Manufacturing Equipment”, China (2016ZX04004-005), the National Natural Science Foundation, China (51575070) and the Fundamental Research Funds for the Central Universities (106112017CDJXY110006).

作者简介:周伟(1978—),男,重庆大学博士,主要从事计算机辅助设计、协同设计的研究,(E-mail)cqzw2001@126.com。

可靠性是决定产品功能能否正常实现的重要指标,并突出表现在产品服役的经济性和寿命等方面。复杂机电产品的可靠性增长和优化一直是个备受瞩目的问题,因此,对机电产品的可靠性优化研究非常有必要。在产品的可靠性评估和优化中,可靠性建模发挥着重要作用^[1]。常用的可靠性模型构建方法有可靠性框图法^[2]、FTA 分析法^[3],以及马尔科夫链建模^[4]等。Gurov^[5]和 Perez-Ocon^[6]利用马尔科夫链模型对可修系统进行了可靠性建模并预测了系统的可靠度;Bourouni^[7]、Hajeeh^[8]利用 FTA 分析法对反向过滤器可靠性进行了评价,结果证明,利用 FTA 建模后优化的结果更为理想。上述可靠性建模方法常用于简单的系统建模,但针对复杂的系统或概念不明确的灰色系统,往往很难据此构造确切的数学表达式。张根保等^[9-10]从机电产品的基本运动功能出发,将运动功能逐层分解到零部件的元动作,作为可靠性分析的模型,并运用于故障诊断和装配过程的可靠性控制。但这些文献都只是从一个维度提出系统的分解思路,并未建立可靠性分析的数学模型,无法解决在费用成本约束下的可靠性优化问题。

优化模型建立以后,通常利用某种算法对其进行求解,常见的求解方法有 GA 优化算法和 PSO 优化算法等。Bhunja^[11]利用 GA 算法对系统可靠性进行了区间优化,取得了较好的效果;Shakerian^[12]通过对 GA 算法进行改进,使得交叉概率和变异概率随适应度自动变换,加快了算法的搜索效率,并在径向分布系统的可靠性优化中取得了明显效果;Coelho^[13]利用 PSO 分别对串联、并联系统的可靠性进行了优化,从而证明了 PSO 优化算法的有效性;Huang^[14]通过对粒子的更新方法进行优化,并把改进后的 PSO 应用于系统可靠性优化分配中,结果表明改进 PSO 算法的优化效果明显优于基本粒子群算法。上述启发式的优化算法^[15]都是使用单一或改进的算法进行问题求解,虽然取得了一定效果,但存在算法易陷入局部最优解、收敛过快、后期运算效率下降^[16]的问题。

针对上述方法在构造复杂系统可靠性数学模型时存在的问题,笔者在文献^[9-10]的基础上,进一步研究了基于功能分解后系统的可靠性优化模型构造。从机电产品的基本运动功能出发,通过对各元动作单元的可能故障及原因进行分析,建立了系统的可靠性优化数学模型。在模型求解上充分利用 GA 算法可以同时评价搜索空间中的多个适应度值、算法易于实现的优点,并配合 PSO 的局部寻优能力,然后通过链接整合的方法实现 GA-PSO 算法联动,形成混合 GA-PSO 算法。将混合 GA-PSO 算法应用于数控磨齿机的可靠性优化上,简化了系统可靠性数学建模过程,使优化目标更加具有针对性,并取得了很好的效果。

1 FMA-FTA 的可靠性优化模型构建

对复杂机电产品进行结构分解常用的思路有“Top-Down”方式,即自上而下将系统分解成相对简单的子系统、部件、组件^[17]。传统的故障树分析法都是基于这种研究思路对功能部件进行故障及原因追溯的,但这种分析方法并未与产品运动功能、零部件的运动联系起来。另外,许多复杂机电产品主要元器件是机械结构件,在设计之初并没有进行冗余设计或设置代替工作模式,这也是区别于电子产品的主要特征之一^[18]。因此,从任务过程上来说,复杂机电产品是一个多功能的串联系统,其功能过程的基本动作都是该串联系统的独立组成单元,任何一个动作故障都会导致其功能失效,故从功能运动的角度研究其故障逻辑,其可靠性模型明显变得简单。

1.1 FMA 功能分解概述

FMA 功能分解是指将整机按“功能—运动—动作”的逻辑顺序进行分解,把系统功能分解成不可再分的动作组合,其中不可再分的动作称之为元动作,由实现该元动作的所有组成零件称为元动作单元。FMA 功能分解方法的核心思想就是将机电产品工作过程中的复杂运动拆分成一系列基本的动作单元,在此基础上对元动作进行故障分析并提出控制策略。传统的系统分解思路是按 CAP(部件—组件—零件)的硬件组成关系进行,其最终研究对象是零部件,而 FMA 分解法则是针对系统功能进行分解,明显更具有针对性。图 1 是

对机电产品分别进行 CAP 和 FMA 分解的比较。

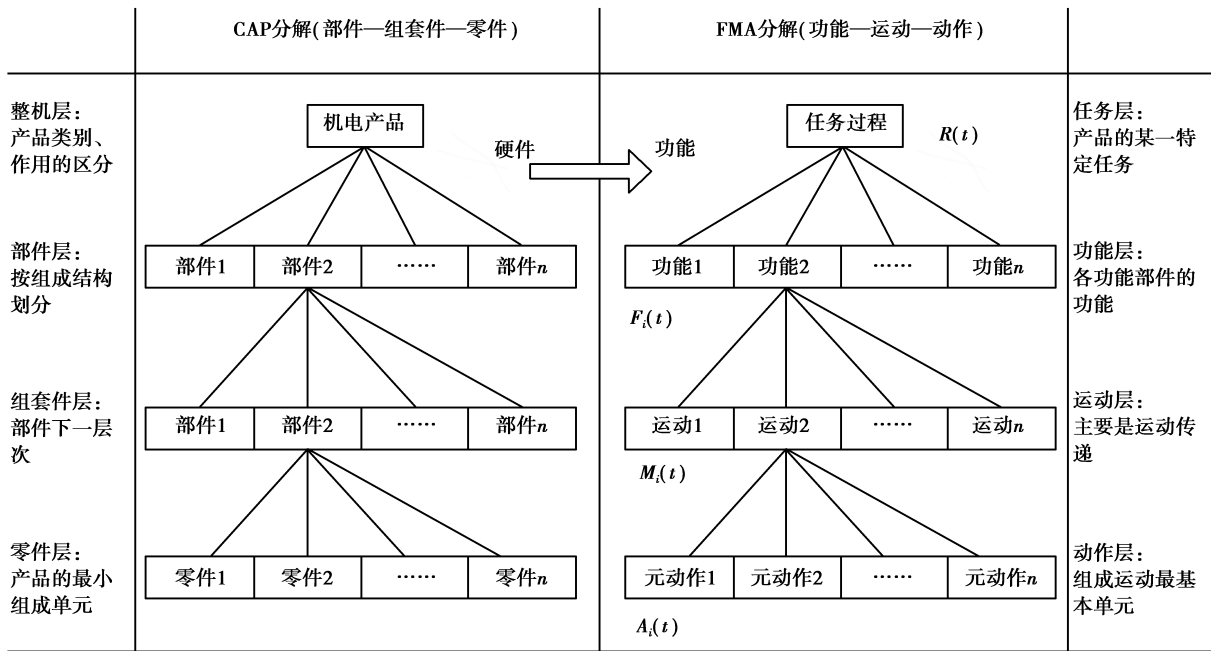


图 1 系统分解的过程

Fig.1 Process of system decomposing

1.2 FMA-FTA 故障率函数建模

故障树一般用于产品质量改进,针对产品在使用过程中出现的故障进行建树,而元动作的故障模式都是根据设计要求推导出来,实际过程中可能发生,也可能不发生。因此,元动作故障树分析既要利用故障树分析思路,又要在过程中体现元动作故障模式的特点,基于 FMA 模型的可靠性建模过程如下:

1) 确定顶事件,绘制元动作故障树。在对机床进行 FMA 分解后,通过 FMECA 分析元动作的故障模式及其影响,确定所有元动作的关键故障模式 A^* ,其中 A^* 为向量 $\{A_1^*, A_2^*, \dots, A_n^*\}$,在此基础上以各关键元动作故障模式为顶事件,利用 FTA 逻辑门将各项事件分解至基本事件 X ,其中 X 为向量组 $\{x_1, x_2, x_3, \dots, x_k\}$,图 2 是选取某一元动作单元故障 A_h^* 建立的故障树。

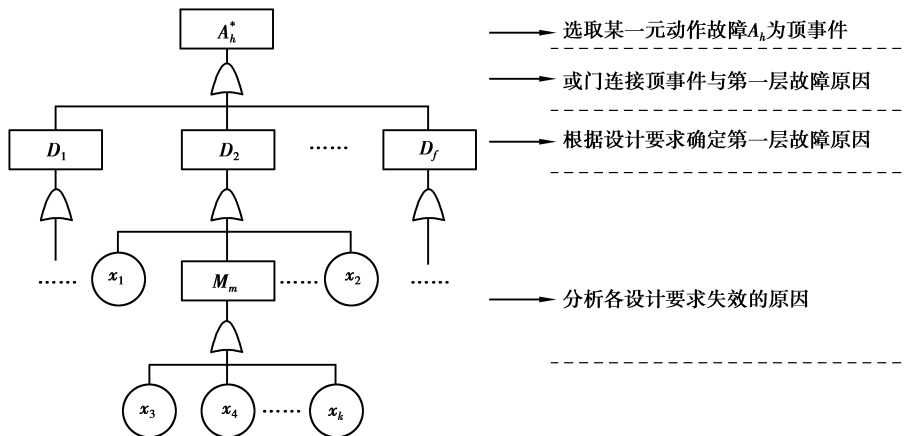


图 2 元动作故障树的建立

Fig.2 Process of action fault tree

2)故障树定性分析。通过对树进行逻辑简化,求得导致顶事件发生的最小割集。

3)顶事件概率计算。设 x_l 和 φ_l 分别表示底事件和顶事件的状态变量,且取值为 0(底事件或顶事件不发生)和 1(底事件或顶事件发生)2 种状态。由于顶事件的发生状态取决于底事件,且一般机械系统的故障树最小割集就是底事件本身,因此,文中故障树的分析对象为最小割集,故定义:

$$\mathbf{A}_h^* = \varphi(X) = \bigcup_{i=1}^{k_h} x_i, \quad (1)$$

$$p(\mathbf{A}_h^*) = p\left(\bigcup_{i=1}^{k_h} x_i\right) = p(x_1 \cup x_2 \cup \cdots \cup x_{k_h}) = \sum_{i=1}^{k_h} p(x_i) - \sum_{i<j=2}^{k_h} p(x_i x_j) + \sum_{i<j<l}^{k_h} p(x_i x_j x_l) - \cdots + (-1)^{k_h-1} p(x_1 x_2 \cdots x_{k_h}). \quad (2)$$

在实际运用过程中,一般忽略掉三次项^[19],可得顶事件近似计算值

$$p(\mathbf{A}_h^*) = \sum_{i=1}^{k_h} p(x_i) - \sum_{i<j=2}^{k_h} p(x_i x_j), \quad (3)$$

式中: k_h 为系统第 h 个元动作所对应的底事件总数; $p(x_i)$ 表基本事件 x_i 发生的概率; $p(x_i x_j)$ 表示共因事件的发生概率。

4)系统故障概率函数。从功能过程上来说,机电产品是一个多动作的串联系统,组成功能的基本动作都是该串联系统的独立组成单元,任何一个动作故障都会导致其功能失效,且元动作故障树的各底事件两两互不相交。因此,根据系统的 FMA-FTA 分解树可以构建系统功能过程的故障概率函数

$$p(S) = \sum_{h=1}^n \sum_{i=1}^{k_h} p(x_i^h), \quad (4)$$

式中: n 为系统按功能分解后的元动作总数; $p(x_i^h)$ 为系统第 h 个元动作所对应的第 i 个底事件发生的概率; k_h 为系统第 h 个元动作所对应的底事件总数。

1.3 系统可靠性费用函数

产品的可靠性与其费用息息相关^[20],需将两者综合考虑,既要保证产品满足使用者的要求,又要能使其投入费用最低,这就是费用与可靠性的优化问题。费用函数表示了可靠性与费用之间的关系,包含了提高单元可靠性所花费的各种人力、物力、财力总和。各元动作设计单元的可靠性费用与其故障概率密切相关,故障概率越低,可靠性费用越高。借鉴文献^[21-22]中的方法,构造元动作设计单元的可靠性费用函数

$$C(x_i^h) = \alpha_i \left(\frac{-t}{\ln[1 - p(x_i^h)]} \right)^{\beta_i}, i = 1, 2, \dots, k_h; h = 1, 2, \dots, n, \quad (5)$$

式中: α_i 和 β_i 为元动作单元 i 的可靠性成本函数曲线的尺度和形状因子,用来描述曲线特征; t 为元动作设计单元的无故障运行时间; k_h 为系统第 h 个元动作所对应的底事件总数; $p(x_i^h)$ 为系统的第 h 个元动作所对应的第 i 个底事件的故障概率。

系统的可靠性费用是各个元动作设计单元的可靠性费用的总和,因此,整个系统的可靠性费用

$$C = \sum_{i=1}^{k_h} \sum_{h=1}^n \alpha_h \left(\frac{-t}{\ln[1 - p(x_i^h)]} \right)^{\beta_h}. \quad (6)$$

1.4 系统可靠性优化模型

在式(5)和式(8)所示的故障概率函数和可靠性费用函数的基础上,以系统故障概率最小为目标函数,可靠性费用为约束条件,构造出基于 FMA 故障树的可靠性优化模型

$$\left. \begin{aligned} \min p(S) &= \sum_{h=1}^n \sum_{i=1}^{k_h} p(x_i^h) \\ \text{s.t. } C &= \sum_{i=1}^{k_h} \sum_{h=1}^n \alpha_h \left(\frac{-t}{\ln[1 - p(x_i^h)]} \right)^{\beta_h} - C_0 \leq 0 \\ 0 &< p(x_i^h) < 1 \end{aligned} \right\}. \quad (7)$$

2 GA-PSO 算法优化求解

2.1 传统优化算法

1) GA 算法

GA 算法是通过模仿生物界的进化规律总结出来的一种最优化方法。由美国的 J. Holland 教授 1975 年最先提出^[23]。其主要特点是对优化目标函数没有连续、可导的限制,且具有很好的全局寻优特性,标准的遗传算法主要包括种群初始化、交叉、变异和寻优比较,直到满足收敛条件。

2) PSO 算法

PSO 算法是一种模仿鸟群和鱼群觅食的群智能算法,由 Kennedy 等^[24]于 1995 年首次提出,该算法和 GA 算法类似,都是通过对群体迭代进行寻优求解,但它没有交叉、变异的处理过程,也不需要调整很多参数,由于其简单易实现而受到广大学者和工程人员的关注。假设在某个 D 维的搜索空间上,种群 $\mathbf{X}_i = (x_{i1}, x_{i1}, \dots, x_{iD})^T$ 由 M 个粒子组成,其中每个问题的可能解由对应粒子在 D 维搜索空间中的位置进行表达。第 i 个粒子的速度为 $\mathbf{V}_i = (v_{i1}, v_{i1}, \dots, v_{iD})^T$,其个体极值为 $\mathbf{P}_i = (p_{i1}, p_{i1}, \dots, p_{iD})^T$,种群的群体极值为 $\mathbf{P}_g = (p_{g1}, p_{g1}, \dots, p_{gD})^T$,种群的适应度值则可以根据粒子所在位置进行计算。

在每次迭代过程中,粒子通过个体极值和群体极值更新自身的速度和位置,即

$$v^{k+1id} = v_{id}^k + c_1 r_1 (p_{id}^k - x_{id}^k) + c_2 r_2 (p_{gd}^k - x_{gd}^k), \quad (8)$$

$$x^{k+1id} = x_{id}^k + v_{(k+1)id}, \quad (9)$$

式中: $d=1, 2, \dots, D$; $i=1, 2, \dots, M$; k 表示目前的总迭代次数; V_{id} 表示第 i 个粒子的飞行速度; c_1 为非负常数,称为加速因子; r_1 是分布于 $[0, 1]$ 区间的随机数。为避免粒子在空间中盲目搜索,一般给粒子的位置和速度设置为 $[-x_{\max}, x_{\max}]$ 的限制区间。

传统的 PSO 算法虽然全局寻优能力强,算法也简单易实现,但是在搜索后期容易出现因粒子趋同现象,可能导致求解目标值存在较大的偏差。

2.2 混合 PSO 算法

为了改善传统优化算法的不足,文中提出 GA-PSO 混合算法:1)算法运行初期,通过把随机选出的 M 个粒子的当前位置、个体极值,以及按适应度值排序后的 M 个个体极值进行交叉、变异,得到新的种群。如果新位置的适应值优于排序后对应的历史最优适应值,则用新的适应值取代历史最优适应度值,同时更新粒子位置。显然,这样的交叉和变异使得粒子在每次进化中同时利用了自己和种群中优良个体的经验信息,增加了粒子的多样性,扩大了搜索范围,从而增加了种群的进化质量,使粒子找到全局最优的可能性增大,避免算法过早收敛于局部最优解;2)在算法运行后期,通过 PSO 算法优异的局部寻优能力进行更加精细化的局部搜索,从而加快算法收敛速度,找到最优极值点。通过遗传算法对种群的个体极值和群体极值进行交叉、变异处理,不仅把遗传算法的全局寻优能力与粒子群算法的局部寻优能力结合起来,也加快了算法的进化速度,同时避免了算法陷入局部最优或过早收敛的现象。混合 PSO 算法的具体步骤如下,算法流程如图 3 所示。

Num.1 种群初始化。根据实际问题对种群的规模 M 、变异概率 P_m 、交叉概率 P_c ,以及最大迭代次数 N 进行初始化赋值,产生初始种群 pop_1 ,给出惯性权重 ω, c_1, c_2 。

Num.2 种群更新。求出初始种群 pop 中全部个体的适应度值,并计算个体极值 P_i 和群体极值 P_g ,按式(9)、式(10)对粒子的速度和位置进行更新,得到新的种群 pop_0 。

Num.3 交叉操作。从新种群 pop_0 中按轮盘赌选择算子选出 M 个个体,并以交叉概率 P_c 两两进行交叉操作,得到种群 pop_1 。

Num.4 变异操作。从 pop_1 中继续按轮盘赌选择算子选出 M 个个体,并以变异概率 P_m 依次对个体进行变异,得到新种群 pop_2 。

Num.5 选择操作。利用精英算子从 pop_1 和 pop_2 中选出 M 个个体组成下一代种群 pop ,同时更新全局最优极值 P_g 。

Num.6 结果判断。假如满足最大迭代次数或最优个体所对应的网络输出误差满足精度要求,程序停止;否则,转向 Num.2。

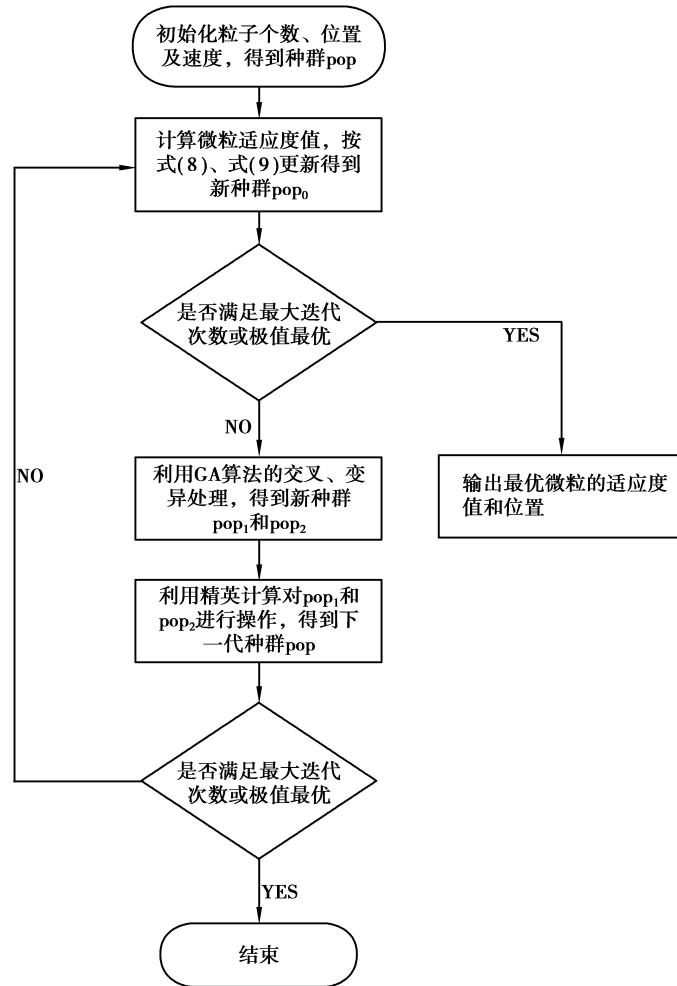


图 3 GA-PSO 算法流程图

Fig.3 Algorithm flowchart of GA-PSO

3 应用

以某机床厂型号为 YK7236A 的高精度数控磨齿机为例,针对齿轮磨削加工过程,对整机功能进行 FMA 分解,如图 4 所示。从图 4 中可以对整个磨削过程中运动的传递方式进行分析,并将整个功能分解成主运动和辅助运动。

1) 主运动系: $C_p = \{M_1\} = \{A_1 \rightarrow A_2 \rightarrow A_3\}$, 其中“ \rightarrow ”是元动作间的连接符,用来表示动作间的先后逻辑关系以及动作之间的串联关系。其中,砂轮主轴是由功率电机直接带动,没有齿轮变速传动,所以电机转动、主轴转动及砂轮转动就是组成主运动的元动作。因此,从主运动的动作分解中可以发现,虽然按照“功能—运动—动作”的流程,但并不是每个运动、每个功能都严格具有这 3 个层次,应该根据部件具体结构具体分析。

2) 辅助运动系: $X_p = \{M_2, M_3, M_4, M_5\}$, 其中 F_2 负责砂轮对刀运动,并控制砂轮的吃刀量, F_3 用于在加工斜齿时保证齿坯与砂轮正确啮合, F_4 用于控制砂轮磨削时的进给量, F_5 用于控制砂轮进行连续磨削。从图 4 中可以得出各个辅助运动间的运动逻辑关系

$$M_2 = (A_4 \rightarrow M_2 - 1 \rightarrow A_5) = (A_4 \rightarrow A_{12} \rightarrow A_{13} \rightarrow A_{14} \rightarrow A_5),$$

$$M_3 = (A_6 \rightarrow M_3 - 1 \rightarrow A_7) = (A_6 \rightarrow A_{15} \rightarrow A_{16} \rightarrow A_{17} \rightarrow A_7),$$

$$M_4 = (A_8 \rightarrow A_9),$$

$$M_5 = (A_{10} \rightarrow M_{5-1} \rightarrow M_{5-2} \rightarrow M_{5-3} \rightarrow A_{11}) = (A_{10} \rightarrow A_{18} \rightarrow A_{19} \rightarrow A_{20} \rightarrow A_{21} \rightarrow A_{22} \rightarrow A_{23} \rightarrow A_{24} \rightarrow A_{11})。$$

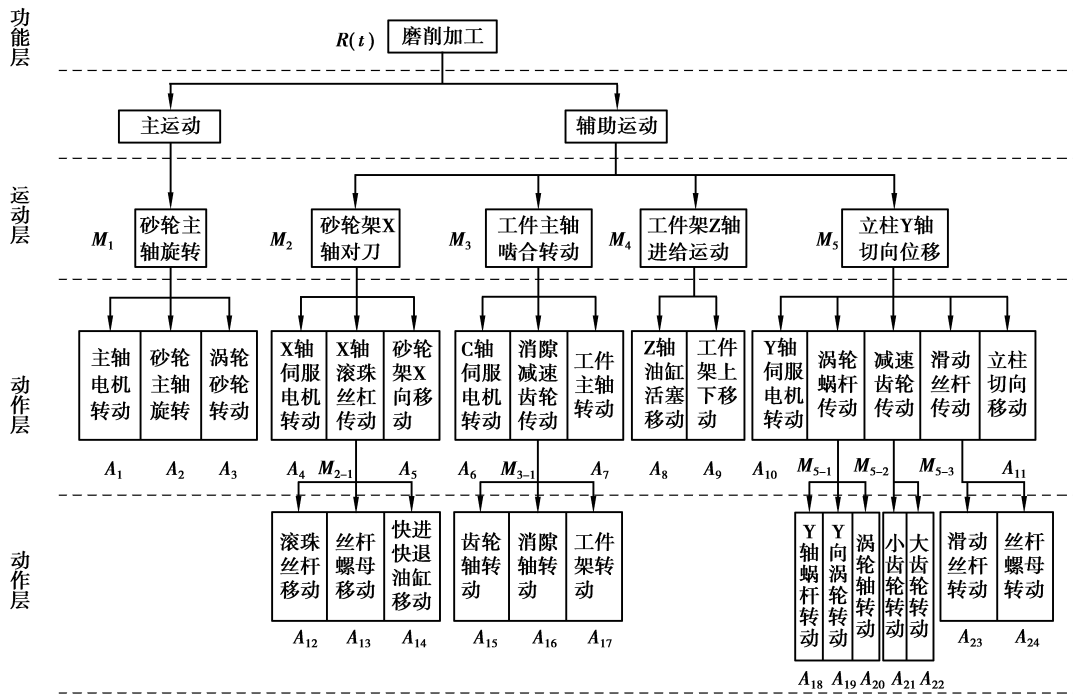


图 4 YK7236A 磨削加工 FMA 分解图

Fig.4 Decomposing diagram of YK7236

FMA 分解后,通过功能 FMECA 分析得到了各元动作故障模式,并通过危害性分析获取影响磨齿机磨削过程各元动作的关键故障模式: $\{A_1^*, A_2^*, \dots, A_{24}^*\}$ 。考虑到元动作单元的固有质量主要取决于设计,且上述元动作失效对系统的危害性较大,因此,本例针对这 24 个元动作关键故障模式进行 FTA 分析,并建立基于元动作故障的系统加工过程的可靠性优化数学模型。模型建立如下:

假设各元动作故障模式只有发生和不发生 2 种状态,系统磨削加工只有故障和正常 2 种状态。由 FTA 分析可知,各元动作故障模式两两互不相关,设各元动作故障模式的故障概率为 $p(y_1), p(y_2), \dots, p(y_{24})$, 系统加工过程的故障概率函数为 $p(S)$, 根据磨齿机磨削过程的故障机理以及式(5)构建系统加工过程的故障概率函数

$$p(S) = 1 - \prod_{i=1}^{24} [1 - p(y_i)] \tag{10}$$

根据式(8)可构造可靠性费用函数

$$C = \sum_{i=1}^{24} \alpha_i \left(\frac{-t}{\ln[1 - p(y_i)]} \right)^{\beta_i} \tag{11}$$

其中: $t = 600 \text{ h}$, $\beta_1 = \beta_2 = \dots = \beta_{24} = 1.5$, $\alpha_1 = \alpha_2 = \dots = \alpha_{24} = 4.45 \times 10^{-5}$, 取 $C_0 = 350$, 联合式(10)、式(11)可得系统的可靠性优化模型

$$\begin{cases} p(S) = 1 - \prod_{i=1}^{24} [1 - p(y_i)], \\ C = \sum_{i=1}^{24} \alpha_i \left(\frac{-t}{\ln[1 - p(y_i)]} \right)^{\beta_i} - 350 \leq 0, \\ 0 < p(y_i) < 1, i = 1, 2, \dots, 24. \end{cases} \tag{12}$$

文中分别选取了 GA 算法、PSO 算法以及混合 GA-PSO 算法对磨齿机的可靠性函数进行了优化求解。为验证混合 GA-PSO 算法的优化性能,分别与 GA 算法优化、PSO 算法优化进行对比,设置 3 种优化算法的最大迭代次数为 200,其他参数设置见表 1。

表 1 参数设置表

Table 1 Parameter setting

参数	GA 算法	PSO 算法	GA-PSO 算法
种群规模 popsize	20	—	20
交叉概率 P_c	0.7	—	0.7
变异概率 P_m	0.1	—	0.1
粒子个数 M	—	20	20
加速常数 c_1, c_2	—	1.494 45	1.494 45

通过 MATLAB 运行各算法,得到的参数优化结果见表 2。

表 2 优化结果

Table 2 Optimization result

优化参数	GA 算法	PSO 算法	GA-PSO 算法
$p(y_1)$	0.064 31	0.012 69	0.006 46
$p(y_2)$	0.050 39	0.026 95	0.026 33
$p(y_3)$	0.031 72	0.024 20	0.026 63
$p(y_4)$	0.048 46	0.020 09	0.016 21
$p(y_5)$	0.009 83	0.030 28	0.013 02
$p(y_6)$	0.031 57	0.066 70	0.091 88
$p(y_7)$	0.015 73	0.039 44	0.061 70
$p(y_8)$	0.005 00	0.041 15	0.024 89
$p(y_9)$	0.020 07	0.034 06	0.043 00
$p(y_{10})$	0.040 15	0.019 55	0.011 89
$p(y_{11})$	0.008 89	0.065 94	0.024 25
$p(y_{12})$	0.098 86	0.039 04	0.020 88
$p(y_{13})$	0.046 28	0.011 05	0.030 83
$p(y_{14})$	0.030 48	0.017 40	0.038 67
$p(y_{15})$	0.034 49	0.033 42	0.035 58
$p(y_{16})$	0.084 98	0.009 14	0.029 92
$p(y_{17})$	0.039 06	0.010 51	0.009 26
$p(y_{18})$	0.013 19	0.024 70	0.013 49
$p(y_{19})$	0.060 40	0.023 87	0.021 42
$p(y_{20})$	0.025 49	0.071 26	0.007 91

续表

优化参数	GA 算法	PSO 算法	GA-PSO 算法
$p(y_{21})$	0.039 15	0.018 34	0.029 82
$p(y_{22})$	0.007 81	0.010 59	0.020 14
$p(y_{23})$	0.018 60	0.028 30	0.020 75
$p(y_{24})$	0.006 78	0.025 62	0.047 39
$p(y_{25})$	0.574 30	0.512 60	0.496 60
$p(y_{26})$	349.724 90	349.163 30	349.036 50
运行时间/s	3.087 40	1.076 50	2.429 10

上述优化结果表明:在同样的可靠性投入费用约束下,GA 算法、PSO 算法运行时间分别为 3.087 4 s 和 1.076 5 s,混合 GA-PSO 算法运行时间为 2.429 1 s。表面上看,混合 GA-PSO 算法的运行时间居中,但是结合最终优化结果来看,混合 PSO 算法优化求解得到的系统失效概率最小。综上所述,混合 GA-PSO 算法在较短的运行时间内搜索能力更强、结果更优。

4 结 论

1)通过提出以故障概率替代可靠度、结合 FMA-FTA 故障树来构造系统任务过程的故障概率函数,从元动作单元出发对系统的可靠性进行优化的方法,拓宽了复杂机电产品的可靠性优化思路,使优化更具有针对性;

2)将 GA 有约束非线性算法与 PSO 算法有约束非线性算法进行了比较,在分析了单独算法的局限后提出将二者算法有机结合。通过对 PSO 算法引入交叉和变异操作增强了粒子群优化算法的全局寻优能力,加快了算法的进化速度,提高了收敛精度;

3)通过对数控磨齿机进行仿真分析,结果证明,混合 GA-PSO 算法的优化结果更为理想,针对故障率较大的元动作故障模式可以为工程设计人员提供改进方向,从而提高复杂机电产品的固有可靠性水平。

参考文献:

- [1] Ridwan M I, Yen K L, Musa I A, et al. Reliability and availability assessment of transmission overhead line protection system using reliability block diagram[C]// IEEE International Conference on Power and Energy, Kuala Lumpur, Malaysia; IEEE, 2010:964-969.
- [2] Li H, Liu S, Cong M. Reliability estimation based on moving average and state space model for rolling element bearing[J]. International Journal of Performability Engineering, 2015, 11(3):243-256.
- [3] Ramabhotla S, Bayne S, Giesselmann M. Reliability optimization using fault tree analysis in the grid connected mode of microgrid[C]// Green Technologies Conference, April 6-8, 2016, Kansas City, MO, USA; IEEE, 2016:136-141.
- [4] Kharchenko V, Butenko V, Odarushchenko O, et al. Markov's modeling of NPP I&C reliability and safety: Optimization of Tool-and-Technique selection[C]// Second International Symposium on Stochastic MODELS in Reliability Engineering, Life Science and Operations Management, February 15-18, 2016. Beer-Sheva, Israel; IEEE, 2016:328-336.
- [5] Gurov S V, Utkin L V. A new method to compute reliability of repairable m-out-of-n systems by arbitrary distributions[J]. Microelectronics Reliability, 1995, 34(12):1877-1889.
- [6] Perez-Ocon R, Montoro-Cazorla D. Transient analysis of a repairable system, using phase-type distributions and geometric processes[J]. IEEE Transactions on Reliability, 2004, 53(2):185-192.
- [7] Bourouni K. Availability assessment of a reverse osmosis plant: comparison between reliability block diagram and fault tree analysis methods[J]. Desalination, 2013, 313(7):66-76.

- [8] Hajeeh M, Chaudhuri D. Reliability and availability assessment of reverse osmosis[J]. *Desalination*, 2000, 130(2): 185-192.
- [9] 张根保,王新,冉琰,等.复杂机电产品基于元动作分解的可靠性建模及故障诊断[J].*重庆大学学报*,2017,40(8):9-18.
ZHANG Genbao, WANG Xin, RAN Yan, et al. Reliability modeling and fault diagnosing method of complex electromechanical products based on meta[J]. *Journal of Chongqing University*, 2017, 40(8):9-18.(in Chinese)
- [10] 张根保,葛红玉,刘佳,等.可靠性驱动的装配过程建模及预测方法[J].*计算机集成制造系统*,2012,18(2):349-355.
ZHANG Genbao, GE Hongyu, LIU Jia, et al. Assembly process and prediction method of reliability-driven[J]. *Computer Integrated Manufacturing Systems*, 2012, 18(2):349-355. (in Chinese)
- [11] Bhunia A K, Sahoo L. Genetic algorithm based reliability optimization in Interval environment[J]. *Computers & Industrial Engineering*, 2011, 62(1):152-160.
- [12] Shakerian R, Tavakkolaii H, Kamali S H, et al. Improved genetic algorithm for loss and simultaneously reliability optimization in radial distribution systems [C]// *International Conference on Advanced Computer Theory and Engineering*. [S.l.]: IEEE, 2010; V4-325-V4-329.
- [13] Coelho L D S. An efficient particle swarm approach for mixed-integer programming in reliability-redundancy optimization applications[J]. *Reliability Engineering & System Safety*, 2009, 94(4):830-837.
- [14] Huang C L, Yeh W C. Simplified Swarm Optimization Algorithm for reliability redundancy allocation problems[C]// *Telecommunication Networks and Applications Conference*, Sydney, NSW, Australia: IEEE, 2015:1-4.
- [15] Kuo W, Wan R. Recent advances in optimal reliability allocation [J]. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics-Part A: Systems and Humans*, 2007, 37(2):143-156.
- [16] Shi X H, Lu Y H, Zhou C G, et al. Hybrid evolutionary algorithms based on PSO and GA [C]// *Evolutionary Computation*, 2003. *Congress on Evolutionary Computation*, Canberra, ACT, Australia: IEEE, 2003, 4: 2393-2399.
- [17] Zhang G B, Lou J H, Li D Y, et al. Fault diagnosis study of complex mechanism based on FMA function decomposition model [J]. *Procedia Cirp*, 2015, 27:176-180.
- [18] 张根保,张恒,范秀君,等.数控机床基于 FMA 的功能分解与可靠性分析[J].*机械科学与技术*,2012,31(4):528-533.
ZHANG Genbao, ZHANG Heng, FAN Xiujun, et al. Function decomposition and reliability analysis of CNC machine using function-motion-action[J]. *Mechanical Science and Technology*, 2012, 31(4):528-533. (in Chinese)
- [19] 龚庆祥.型号可靠性工程手册[M].北京:国防工业出版社,2007.
GONG Qingxiang. Model reliability engineering manual[M]. Beijing: National Defense Industry Press, 2007.
- [20] Jiang Z, Zhou T, Zhang H, et al. Reliability and cost optimization for remanufacturing process planning[J]. *Journal of Cleaner Production*, 2016, 135(4):1602-1610.
- [21] Wu P, Gao L, Zou D, et al. An improved particle swarm optimization algorithm for reliability problems [J]. *Isa Transactions*, 2011, 50(1):71-81.
- [22] Garg H. An approach for solving constrained reliability-redundancy allocation problems using cuckoo search algorithm[J]. *Beni-Suef University Journal of Basic and Applied Sciences*, 2015, 4(1):14-25.
- [23] 余胜威.MATLAB 优化算法案例分析与应用[M].北京:清华大学出版社,2015.
YU Shengwei. Case analysis and application of matlab optimization algorithm [M]. Beijing: Tsinghua University Press, 2015.
- [24] Kennedy, Erbthart R C. Particle swarm optimization[C]//*IEEE International Conference on Neural Networks*. Perth, WA, Australia: IEEE, 1995:1942-1948.