

# 改进的遗传算法在汽车故障诊断中的应用

赵 明, 王英资, 侯 珏, 刘贺喜, 邓程鹏

(中国汽车技术研究中心有限公司, 天津 300300)

**摘要:** 文章提出了一种基于遗传算法的自适应模型来预测发动机部件的特征图; 将数值模型和测试数据的主要性能参数的区别函数作为目标函数, 并且考虑了元件特性图的耦合因子作为优化参数, 自适应模型和测试数据之间的主要性能的参数和过程参数差异范围显示在 0.05% 以内; 同时, 该部分的总温度和压力控制在 1% 以内; 此外, 故障诊断模型是通过小偏差方程方法实现的, 其中实现了气路分析和症状测量参数, 代表发动机性能参数的变化; 它表明了症状参数的选择值对故障诊断误差影响很大, 最佳选择值为阈值的 1/3; 故障诊断模型的症状参数与实际故障之间的变量值的相对误差可以控制在 5% 以内, 因而可以正确评估故障类型, 并且在故障诊断模型的所有执行中都不存在误诊。

**关键词:** 遗传算法; 耦合因子; 故障诊断; 症状参数; 阈值

## Application of Improved Genetic Algorithm in Automobile Fault Diagnosis

Zhao Ming, Wang Yingzi, Hou Jue, Liu Hexi, Deng Chengpeng

(China Automotive Technology and Research Center Co., Ltd., Tianjin 300300, China)

**Abstract:** An adaptive model is proposed based on genetic algorithm to predict the characteristic map of components. The difference functions of the primary performance parameters between numerical model and test data, are taken as objective function. The coupled factors of component characteristics' map as optimized parameters are considered. The difference of the main performance parameters and process parameters between the adaptive model and the test data are shown to be within the range of 0.05%. Meanwhile, the section's total temperature and pressure are controlled within 1%. Furthermore, a fault diagnosis model is developed by the small deviation equation method in which the gas path analysis is implemented and the symptom and measuring parameters represent engine performance parameters' variation. It shows that the selection and relatively variable value of symptom parameter have great effect on fault diagnosis error, and the best selection of value is 1/3 of threshold. The relative error of variable value between the symptom parameter of fault diagnosis model and the real fault can be found to be controlled within 5% and it can do the correct evaluation of fault type. And the fault diagnosis model has no misdiagnosis in all the performed conditions.

**Keywords:** genetic algorithm; coupled factor; fault diagnosis; symptom parameter; threshold

## 0 引言

几十年来, 汽车故障诊断在交通领域起着重要的作用。因为, 随着汽车保有量的持续增加, 家用汽车越来越多, 汽车故障诊断显得尤其重要, 包含着人身等重要安全问题, 尤其是发动机和发动机零件等的可靠性<sup>[1]</sup>。伴随着汽车数量的增多, 交通事故发生的概率也逐渐增加, 有相关部门统计, 我国每年因交通事故死亡的人数高达几百万, 这样的数据是故障诊断技术成为加强汽车安全的必要措施, 也是行车安全所必须的必要途径<sup>[2]</sup>。汽车故障诊断技术是指不对车辆进行拆解的情况下, 利用车辆的一些特征值来确定汽车系统的运行状态, 查明汽车的故障原因和发生故障的部位。汽车在使用的过程中, 由于行驶情况, 其系统会随之变化, 比如动力、可靠性、安全性都将呈现出下降的趋势, 这使得汽车发生故障的概率增大, 这也将直接影响到汽车的使用寿命, 采用定期检测的手段能够有助于对汽车的性能进行检测, 及时发现并检测到故障发生的

原因和部位, 从而排除故障, 这也成为汽车使用技术中一项重要的检测。遗传算法作为一种模拟生物界自然选择和自然遗传的随机搜索算法, 成为了故障诊断中必不可少的解决方案, 相比于那些传统数学模型, 遗传算法为那些很难用数学模型勾勒的难题找到了一个解决方案<sup>[3]</sup>。

对于汽车故障检测, 通过新的理论与技术的结合, 促进了汽车故障诊断的研究与发展, 尤其是对于汽车的发动机模型开辟了新的途径。但是, 由于汽车制造商和用户使用上的约束, 很难获得关于发动机组件的真实的特征图。因此, 如何生成基于测量和症状参数的特征图, 提供精确的故障诊断成为汽车故障诊断关键的问题。为解决上述问题, 本文提出了一种自适应的遗传算法优化方案, 用于生成准确的特征图, 并设置了耦合因子校正组件特性作为优化的参数, 根据气路分析计算并验证用于故障诊断的偏差方程。

本文的其余内容组织如下。第二节分析并总结了现有的国内外研究和发展的现状; 第三节详细介绍了本文的自适应模型的发动机部件特性; 第四节详细介绍了遗传算法在自适应模型的应用; 第五节讲述了本文所采用的故障诊断方程; 第六节介绍了基于遗传算法的故障诊断; 最后一

收稿日期: 2019-06-06; 修回日期: 2019-07-10。

作者简介: 赵 明(1986-), 男, 河北人, 硕士, 工程师, 主要从事模型计算、诊断算法、故障分析方向的研究。

节总结了全文的工作,并对下一步工作做出展望。

## 1 国内外研究和发展概况

### 1.1 国外研究和发展概况

在 20 世纪 70 年代,西方的汽车工业发展迅猛,产生了日新月异的变化,也使得汽车故障诊断变得复杂化。随着汽车保有量的逐渐增加,西方国家对汽车安全越来越重视,因为汽车安全涉及到人身安全,但相关的维修人员却显得稀缺,尤其是熟练的维修技术人员,这使得汽车诊断和检测成为一个重要的课题<sup>[4]</sup>。

对于汽车诊断,目前分为两种方式<sup>[5]</sup>:一种是利用装载在车上的诊断仪器对汽车进行故障诊断;一种是利用独立于车辆之外的诊断仪器进行故障诊断。

当西方国家刚产生汽车的时候,期初是采用一些专门的仪器对车辆进行故障检测,主要是一些测试仪,但是这些都是些辅助工具,当采集到汽车相关的数据之后,需要人为去分析和理解这些数据,根据人工的经验完成诊断评估。后来,随着汽车事业的不断发展,国家也越来越重视汽车故障诊断这一技术应用,在 1972 年召开的第一次国际汽车安全会议将汽车诊断标准问题作为重要的议题开展了讨论。德国大众公司利用传感器与连接器与微机相连接,将汽车相关的数据转发出去,但是微机诊断仪器的数据存储量较小,对数据的分析能力有限,不具有普适性,从而限制了其发展,而且这个使用成本比较高<sup>[6]</sup>。

西方国家在 20 世纪 80 年代中期,随着互联网的逐渐深入,人工智能领域也不断发展,因而美国通用汽车公司利用专家系统进行汽车故障诊断,虽然在一定时期内产生了影响,但是传统的基于知识的诊断系统毕竟与现实存在偏差,以为专家系统不能涵盖全部的诊断案例,所以基于专家系统的诊断方案存在限制,还存在很多问题亟待解决。

在 20 世纪 80 年代后期,出现了装置在发动机中的电子控制器 (ECU), ECU 内部设计了一些故障自诊断的程序,能够在出现故障时,将故障以故障码的方式保存到 ECU 的 ROM 当中,并通过相应的故障指示灯在车内进行显示,这也是目前比较普遍的一种方式,当故障灯显示后,就能定位到发生故障的部位<sup>[7]</sup>。1986 年通用公司推出了故障诊断设备,能够显示出车内诊断的结果,而且 ECU 能够对车体的运行状态进行检测。

此外,汽车的状态参数检测与测试仪技术也受到了研究者广泛的关注,成为一个热点问题。

### 1.2 国内研究和发展概况

我国的汽车事业起步较晚,因而相应的汽车故障诊断技术也发展较晚,直到 20 世纪 70 年代末期,我们国家才发布了关于检测汽车方面的国家级课题:汽车不解体测试技术<sup>[8]</sup>。后来,伴随着改革开放的步伐,国外的先进技术也引入了国内市场,推动了汽车故障诊断的发展。20 世纪 80 年代之后,汽车诊断技术不断发展,出现了一系列汽车自检测的技术,包括发动机故障诊断、数字转速表、发动机漏气量分析仪等诊断设备。

以发动机测试仪为例,该设备能够对发动机点火等操作进行检测,并具有打印功能,目前,汽车的诊断能够直接连接到个人设备,例如移动端手机,使得汽车故障检测成为一个发展热潮。如武汉理工大学利用内燃机的振动信号判断气体压力,西安交通大学通过对离子电流的研究以实现发动机燃烧过程的控制,华中科技大学也不断推进了故障诊断的专家系统等等。

尽管我国的汽车故障诊断得到了发展,但是与西方国家相比,仍然存在较大的差距。

## 2 自适应模型的发动机部件特性

发动机是汽车的核心部件,本节模拟了汽车发动机部件的特征图,以表示特征之间的关系参数。对于一般的特征图,可以利用耦合因子 MF 得到真实特征图。

$$X_{act} = MF \times X_{ref} \quad (1)$$

其中:  $X_{act}$  是特征参数的行为值,  $X_{ref}$  是特征参数的参考值。对于每个特征参数,可以参考一般特征图确定其耦合因子,并确定其行为值,然后获得真实的特征图。在本文中,选取了几个参数:压缩机涡轮的压力比效率和质量流量,燃烧室的效率、压力和单位焓降,即  $MF_1 \sim MF_{13}$ 。因此,通过考虑上诉耦合因子作为优化参数,用以遗传算法实现自适应模型,从而获得发动机部件的特征图。

我们使用基于的归一化参数设计条件,因此耦合系数<sup>[9]</sup>应归一化设计状态表示如下。

$$MFD_I = \frac{(X_{act,I})_{DES}}{(X_{ref,I})_{DES}} \quad (I = 1, \dots, 13) \quad (2)$$

其中:  $(X_{act,I})_{DES}$  是设计状态特征参数的值,  $(X_{ref,I})_{DES}$  是一般特征参数的值,那么耦合因子  $MF_I$  可以表示为

$$MF_I = MFD_I \times MX_I \quad (I = 1, \dots, 13) \quad (3)$$

$MX_I$  为是二次耦合因子。另外,优化迭代中的引擎性能参数偏差定义如下,

$$e_I = ((Y_{cal} - Y_{act})/Y_{act})_I \quad (I = 1, \dots, 6) \quad (4)$$

其中:  $Y_{cal}$  是优化迭代中性能或工艺参数的计算值,  $Y_{act}$  是行为或测量值,也称标准值。另外,选择性能和工艺参数,包括推力  $F$ , 特定燃料消耗  $sfc$ , 涡旋入口温度  $T$ , 风扇压力比  $\pi_F$ , 压缩机压力比  $\pi_C$  和旁通比  $\beta$ 。偏差性能和工艺参数 FC 的功能定义如下:

$$FC = \sum_{I=1}^6 a_I e_I^2 \quad (5)$$

其中:  $a_I$  代表校正因子,其大小代表相应参数的意义。此外,设置修正参数  $F, sfc, T, \pi_F, \pi_C, \beta$  的值分别为 10.0, 10.0, 1.0, 1.0, 1.0 和 1.0。

综上所述,偏差函数 FC 使用汽车发动机模型计算出性能和工艺参数,而发动机模型取决于组件特征,而组件特征由耦合因子控制,因此 FC 的偏差参数的约束条件为耦合因子  $MF_I$ 。

$$FC = FC(MX_1, MX_2, \dots, MX_{13})FC = \sum_{I=1}^6 a_I e_I^2 \quad (6)$$

我们使用遗传算法设计了自适应模型<sup>[10]</sup>,采用 FC 作为

目标函数, 并利用  $MX_i$  作为优化参数。

### 3 遗传算法及其在自适应中的应用模型

#### 3.1 遗传算法

遗传算法是在 20 世纪 60 年代形成的比较完整的理论, 是一种优化的随机搜索算法, 是复杂优化问题的好的解决工具, 尤其是对于故障诊断的检测。遗传算法的主要思想来自于种群的逐代演化, 借助于遗传算子进行组合从而产生出新的种群, 而处于最末代种群中的最优个体通过解码便可以得到问题的最优解<sup>[11]</sup>。

遗传算法流程主要分为以下 5 个步骤<sup>[12]</sup>。

Step1: 首先, 随机产生  $n$  个初始种群, 每个个体为染色体的基因编码。

Step2: 然后, 计算出每个个体的适应程度, 看看其是否符合优化的准则, 如果符合, 那么, 输出最优个体的最优解, 那么问题得到解决; 否则, 转向 step3。

Step3: 根据适应程度再次选择个体, 找出适应度最高的个体。

Step4: 执行交叉和变异的操作, 从而产生新的个体。

Step5: 找到新一代的种群, 转向 step2。

#### 3.2 自适应模型的优化算法

为了减少计算时间资源和优化自适应模型的过程, 本文设计了以下几个步骤用于实现自适应模型发动机组件的特征图预测<sup>[13-14]</sup>。

##### 3.2.1 优化迭代的变量

在选择完优化变量后, 我们需要对其进行编码。基于上限和下限约束  $L_i, U_i (i=1, \dots, 13)$ , 可以根据设定的精度值 (本文中, 设定有效值为 15) 得到每个变量 ( $MX_1, MX_2, \dots, MX_{13}$ ) 的二进制编码数字 ( $M_1, M_2, \dots, M_{13}$ )<sup>[15]</sup>, 然后我们随机连接这 13 个二进制数字串并构成染色体编码, 染色体总数为  $m = m_1 + m_2 + m_3 + \dots + m_{13}$ 。优化变量的选择值范围  $[L_i, U_i]$  对优化结果有显著影响, 若求解区域限制在一个小的范围内, 那么有一些有效的解决方案可能会被忽略。但是, 广泛的搜索范围可能会使得优化变得困难, 并降低搜索效率, 也会使得在某些情况下, 没有解决方案, 所以, 本文中, 13 个优化变量都限制在  $[0.95, 1.05]$  之间。

##### 3.2.2 遗传算法中的控制参数

在本研究中, 控制参数选择如下, 种群规模 (30), 每个参数的位 ( $2^{15}$ ), 交叉概率 (0.5), 突变概率 (0.01) 和最大代数 (100)<sup>[16]</sup>。

##### 3.2.3 初始种群

最初的种群是祖先, 它在遗传操作后繁殖子代种群。因此, 进化的子孙后代只能在生成期望的初始种群生成之后才能进化。在本文中, 初始种群是随机生成的。

##### 3.2.4 数值模型和子程序

本文使用最小偏差函数作为优化目标函数<sup>[17]</sup>, 其中最小偏差函数依赖于发动机的性能和工艺参数。而且每个个

体的适应度都可以获取到, 适应性是评估个体的唯一标准。如果个体违反约束, 则应通过申请减少对个体的耦合因素。而且, 这些不满意的个体可以通过选择机制消除。

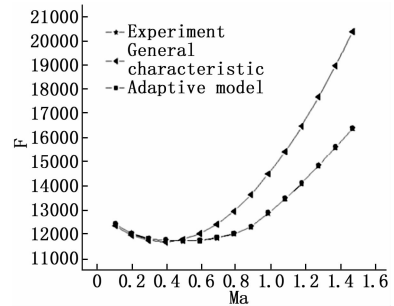


图 1 推力比较图

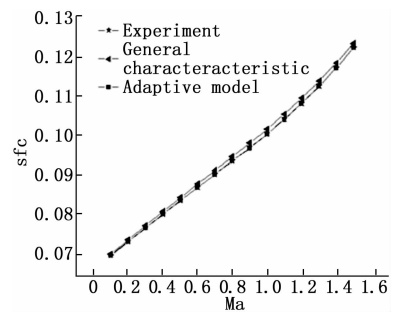


图 2 具体燃料消耗比较图

##### 3.2.5 惩罚功能

为了使优化满足给定的约束条件, 违反约束的个体将受到惩罚, 并在选择机制中将其删除。然后, 转换约束优化问题进入无约束优化的惩罚。

另外, 在进化工艺中, 为避免过早收敛和停滞, 本文改变了原始的自适应值的比例关系。对于早收敛, 个体的自适应值被削减, 从而减少他们的竞争力。对于停滞, 增加相应的自适应值提升竞争力。

##### 3.2.6 遗传算法在自适应模型中的实现

遗传算法自适应模型的优化工艺通过以下步骤完成。

- 1) 二进制编码; 2) 通过随机二次耦合生成初始种群因素;
- 3) 根据比赛选择一个好的个体作为父辈; 4) 通过选择, 交叉和变异父辈个体, 进化耦合因子的子代产生; 5) 通过几代演变, 实际可以获得组件特征图。

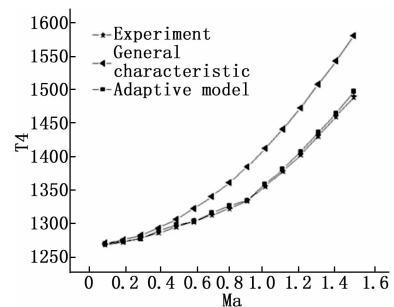


图 3 涡轮机入口总温度比较图

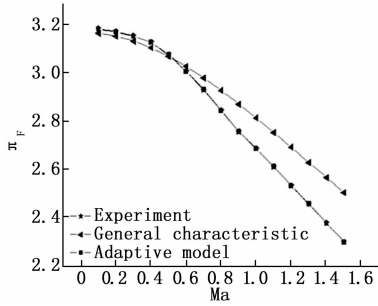


图 4 风机压力比对比图

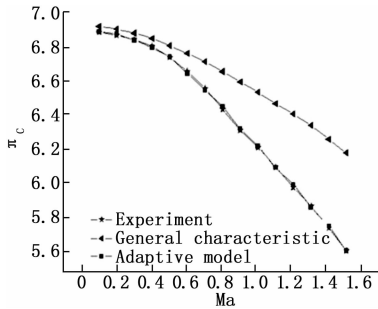


图 5 压缩机压力比对比图

### 3.3 自适应模型的结果

使用自适应模型的模拟验证发动机的性能。图 1~6 展示了在给定  $S = 30 \text{ km/h}$  的车速和不同的  $Ma$ ，在低压调整规则  $NF$  的旋转速度  $= 85\% * NF_{max} = \text{常数}$  的情况下，性能和工艺参数的结果。可以看出，自适应模型与实验测量结果一致。在  $Ma = 1.5, S = 30 \text{ km/h}$  的条件下，图 7~8 中给出结果轴向截面中总温度和压力的偏差误差。这些轴向部分包括自由入口，风扇入口，压缩机入口，高压涡轮入口，低压涡轮入口，混合室入口，喷嘴入口和喷嘴出口。可以观察到自适应模型的结果与实验数据几乎相同，错误控制在 1% 以内。

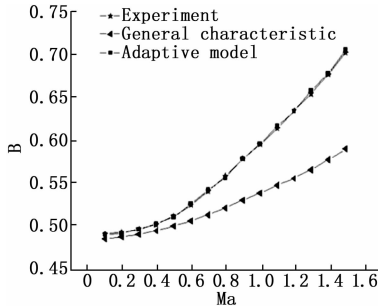


图 6 旁通比率比较图

从验证中，可以看出从自适应模型中获得的结果与实验数据参数几乎相同，包括性能和工艺参数，总温度和压力。因此，从自适应模型得到的发动机组件的特征图是真实的图。图 9~12 给出了使用自适应模型和一般特征图下，风扇和压缩机特性图。

### 4 故障诊断方程

在本研究中，故障诊断方程包括一系列小偏差方程 1，

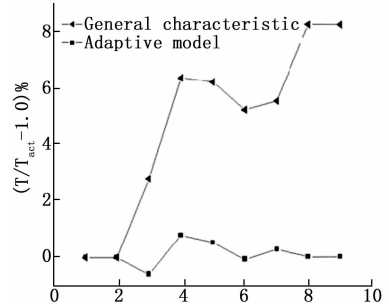


图 7 发动机部分的总温度结果比较图

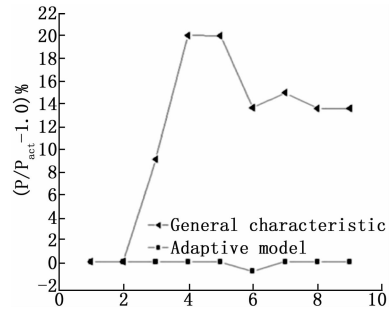


图 8 发动机部分的总压力结果比较图

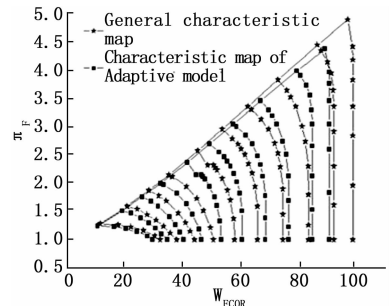


图 9 风机压力比特性校正图

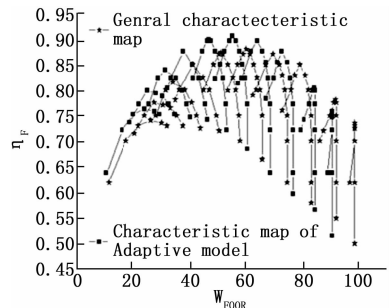


图 10 风扇效率特性校正图

2，其中，症状变量被视为自变量，模拟与测试数据之间的偏差被视为一个因变量。其矩阵形式可表示为，

$$\delta Y = A \delta X \tag{7}$$

其中： $\delta Y$  是测量参数的偏差矢量。 $A$  是故障系数矩阵， $\delta X$  是症状参数的偏差向量。

对于汽车发动机故障诊断，测量和症状参数的选择至关重要<sup>[18]</sup>。测量参数应该很好代表性性能参数的显著变化。另外，测量参数之间的差距应该很小。由于数据通常是在

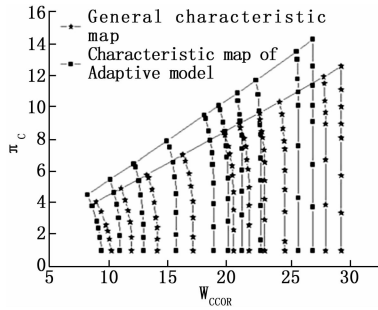


图 11 压缩机压力比特性校正图

汽车行驶状态下获得的, 本文选择测量参数  $y_1 \sim y_7$  作为压缩机入口压力, 压缩机出口压力, 涡轮机出口压力, 压缩机进口总温度, 压缩机出口总温度, 涡轮机入口总温度和燃料质量。此外, 我们选择了症状参数  $x_1 \sim x_7$  分别为风扇效率, 校正质量风机流量, 压缩机效率, 风机修正质量流量压缩机, 高压涡轮机效率, 低压涡轮机效率和高压涡轮机的校正质量流量。

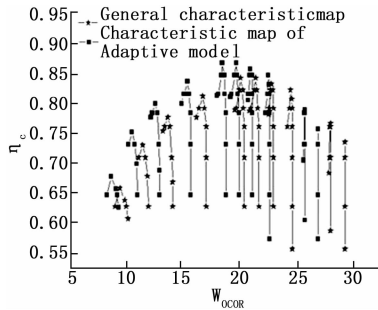


图 12 压缩机效率特性校正图

选择测量和症状参数后, 根据发动机的数值模型解决矩阵故障诊断。首先, 根据从自适应模型中获得的部件特性图, 计算测量值参数  $y_1 \sim y_7$  和正常状态下的症状参数  $x_1 \sim x_7$ 。

在正常运行状态下完成发动机计算后, 选择一个症状参数并给它一个小的增量, 并保持其他症状参数不变。测量参数的相应增量使用发动机的数值模型计算。计算得到的结果表明症状增量的大小参数对故障诊断方程有重要影响, 直接影响故障诊断的误诊率。此外, 结果还表明了相对增量应该是约为该阈值的  $1/3$ 。选择症状参数  $x_1$  并给它增量  $\delta x_1$ , 并将所有症状参数设置为  $x_1 + \delta x_1, x_2, x_3, x_4, x_5, x_6, x_7$ , 然后计算测量参数的增量  $\delta y_1, \delta y_2, \delta y_3, \delta y_4, \delta y_5, \delta y_6, \delta y_7$ 。

完成上述计算后, 我们利用  $\delta y_1, \delta y_2, \delta y_3, \delta y_4, \delta y_5, \delta y_6, \delta y_7$  使用以下公式得到  $A_{11}, A_{21}, A_{31}, A_{41}, A_{51}, A_{61}, A_{71}$ ,

$$\delta Y_I = \frac{\delta y_I}{y_I}, \delta X_I = \frac{\delta x_I}{x_I}, A_{11} = \frac{\delta Y_I}{\delta X_I} (I = 1, 2, \dots, 7) \quad (8)$$

然后, 选择症状参数  $x_2, \dots, x_7$  和它们的增量分别为  $\delta x_2, \delta x_3, \delta x_4, \dots, \delta x_7$ , 计算得到故障诊断矩阵系数  $A_{I,J}$  ( $I = 2, \dots, 7, J = 1, \dots, 7$ )。当完成所以步骤, 故障

诊断矩阵和方程式得以实现。

### 5 故障诊断结果与分析

在汽车故障诊断中, 症状参数通过基于测量参数的故障诊断方程求解, 表示为

$$\delta X = A^{-1} \delta Y \quad (9)$$

- 1) 测量所选的测量参数  $y_1, y_2, \dots, y_7$ ;
- 2) 计算测量参数的变化:

$$\delta Y_I = \frac{y'_I - y_I}{y_I} (I = 1, 2, \dots, 7) \quad (10)$$

其中:  $y_I$  是指正常状态操作下所选测量参数的值;

- 3) 通过故障诊断方程  $\delta X = A^{-1} \delta Y$  解决症状参数  $\delta x_1, \delta x_2, \delta x_3, \delta x_4, \delta x_5, \delta x_6, \delta x_7$ ;
- 4) 比较症状参数  $\delta y_1, \delta y_2, \delta y_3, \delta y_4, \delta y_5, \delta y_6, \delta y_7$  及其各自的阈值, 以此来判断故障类型。

但是, 确定故障诊断的阈值的过程比较复杂。根据以往的经验, 有以下两种方法来确定阈值:

1) 测试方法 — 该方法成本高且准确, 通过测试相同类型的发动机, 分析测量数据并找出故障诊断的阈值。

2) 计算方法 — 这种方法反过来减少了计算过程中的症状参数, 并在发动机的不稳定运行条件下确定他们的阈值。

本研究通过实施第二种方法依次给出风扇效率和质量流量, 压缩机的阈值效率和质量流量, 高压和低压涡轮机效率以及高压涡轮机的质量流量, 结果数值即  $-5.0\%, -8.0\%, -4.5\%, -8.0\%, -5.0\%$  和  $-6.0\%$ 。

根据发动机故障数据, 我们分析了不同的故障结果。在表 1 中, 我们给出了在  $Ma = 0.5, S = 30 \text{ Km/h}$  和  $NF = 97.83\% * NF_{max}$  条件下的检查结果 (表 1 中, 单组分故障变量  $x_1, x_2, x_3, x_4, x_5, x_6, x_7$  指的是风扇效率, 风扇校正质量流量, 压缩机效率, 压缩机校正质量流量, 高压涡轮效率, 低压涡轮效率和高压涡轮机校正质量流量。相对的实际故障与诊断故障之间的误差小于  $5\%$ , 与阈值相比, 这样的差距对判断故障类型没有影响。本文对发动机故障检查进行了多次测试, 测试数据表明目前的故障诊断模型没有误诊的情况。达到了通过算法应用到故障诊断的目的具有一定的实用指导意义。

表 1 故障诊断模型结果

症状参数	症状参数方差/%	阈值/%
$\delta x_1$	-6.12	-5.0
$\delta x_2$	-9.15	-8.0
$\delta x_3$	-5.20	-4.5
$\delta x_4$	-8.99	-8.0
$\delta x_5$	-6.15	-5.0
$\delta x_6$	-6.47	-5.0
$\delta x_7$	-7.22	-6.0

### 6 结束语

本文通过遗传算法, 研究了用于预测发动机部件特征图准确性的自适应模型。该结果总结如下:

- 1) 通过气路分析方法提炼出了发动机故障诊断方程。
- 2) 合成每个症状参数的阈值。
- 3) 在验证中, 真实误差与由故障诊断方程式得到的症状参数方差的相对误差, 控制在 5% 以内。所以, 它不会影响评判故障类型。此外, 在数据测试期间使用故障诊断模型没有出现误诊, 相对于传统算法提升了故障诊断的精度。

本文取得的研究成果有待进一步扩展, 一些理论和实际工程有待进一步探索, 后续的研究工作可以考虑从以下几个方面入手: 1) 故障诊断理论方法的融合, 结合神经技术、聚类技术等技术。2) 目前汽车故障可能由于多种原因引起, 需要应用合理的容错控制方法理论, 相关参数进一步优化。

**参考文献:**

[1] 成 英, 高鲜萍, 刘洪飞. 基于信息熵的汽车故障诊断复杂性评价 [J]. 数学的实践与认识, 2017, 47 (5): 106 - 113.

[2] 孙 建. 关于汽车故障诊断技术的相关探讨 [J]. 汽车实用技术, 2017 (6): 126 - 128.

[3] 尹邵峰. 基于模糊依赖度算法汽车故障诊断仿真研究 [J]. 计算机仿真, 2011, (9): 354 - 356.

[4] 曾锐利, 梅检民, 赵慧敏, 等. 新形势下《汽车故障诊断学》教学改革研究 [J]. 教育教学论坛, 2017 (10): 135 - 136.

[5] 郑太雄. 汽车发动机失火故障诊断方法研究综述 [J]. 时代农机, 2018, 45 (8): 225.

[6] 詹凯旋. 汽车诊断技术在电喷发动机中的应用 [J]. 大众科技, 2005 (9): 74 - 75.

[7] 崔岩岩, 霍亮生, 李 响. 基于 VC++ 的发动机 ECU 测试系统的研究与设计 [J]. 电子设计工程, 2011, 19 (10): 28 - 30.

[8] 肖永清, 杨志敏. 汽车制动系统的使用与维修 [M]. 北京: 中国电力出版社, 2004.

(上接第 20 页)

了准确的复现, 体现了离线检测对于设备故障检测的优越性, 为列车测速测距设备的故障检测提供参考和借鉴。

本文通过离线设备对列车速度传感器及测速测距处理单元进行检测, 但这与设备离线检测与故障诊断问题的完美解决尚有一定差距, 存在进一步改进的空间。在检测方面可以引入多传感器信息融合技术对速度传感器的输出信号波形及震动状态进行采集<sup>[9]</sup>, 通过时频域与小波分析进行故障诊断。在故障诊断方法上也可利用神经网络、随机森林、支持向量机等机器学习算法对故障进行分类<sup>[10]</sup>。

综上, 对于列车测速测距设备故障诊断和维修策略优化这方面的研究, 应遵循理论研究、模型验证、实际应用等步骤。并在这一过程中不断引入新的方法和手段, 从而逐步降低运维人员劳动强度, 提高运维效率。

**参考文献:**

[1] 汤璐洁. 便携式速度传感器测试台在上海地铁 6、8 号线的应用 [J]. 城市轨道交通研究, 2015 (z2): 50 - 52.

[2] 陶汉卿. 基于轮轴和雷达传感器的列车测速测距系统设计与

[9] 王清芬, 马廷爽. 耦合系数法设计微波带通滤波器及 CAD 实现 [J]. 无线电通信技术, 2008, 34 (1): 43 - 44.

[10] 谢歌勋. 基于遗传算法的形状误差算法的研究 [D]. 沈阳: 东北大学, 2012.

[11] 杨淑媛, 刘 芳, 焦李成. 一种基于量子染色体的遗传算法 [J]. 西安电子科技大学学报, 2004 (1): 76 - 81.

[12] 袁丽华, 黎 明, 李军华. 进化优化小生境遗传算法控制参数的研究 [J]. 计算机工程, 2006, 32 (13): 206 - 208.

[13] 吉根林. 遗传算法研究综述 [J]. 计算机应用与软件, 2004, 21 (2): 69 - 73.

[14] Kumar S, Avaniish Kumar Dubey, et al. Computer-aided genetic algorithm based multi-objective optimization of laser trepan drilling [J]. International Journal of Precision Engineering & Manufacturing, 2013, 14 (7): 1119 - 1125.

[15] Lin C W. Simultaneous optimal design of parameters and tolerance of bearing locations for high-speed machine tools using a genetic algorithm and Monte Carlo simulation method [J]. International Journal of Precision Engineering & Manufacturing, 2012, 13 (11): 1983 - 1988.

[16] Deb K, Anand A, Joshi D. A Computationally Efficient Evolutionary Algorithm for Real-Parameter Optimization [J]. Evolutionary Computation, 2002, 10 (4): 371 - 395.

[17] Wang Y J, Zhang J S, Zhang G Y. A dynamic clustering based differential evolution algorithm for global optimization [J]. European Journal of Operational Research, 2007, 183 (1): 56 - 73.

[18] Potts J C, Giddens T D, Yadav S B. The development and evaluation of an improved genetic algorithm based on migration and artificial selection [J]. IEEE Transactions on Systems Man & Cybernetics, 1994, 24 (1): 73 - 86.

[19] Zhou M, Xue A, Jian W. Fault Diagnosis of Automobile Based on CAN Bus [Z]. Information and Automation, 2011.

[20] 柳铁. 基于遗传算法的列车测速测距仿真 [J]. 柳州铁道职业技术学院, 2017, 20 (5): 63 - 68.

[3] 秦科强. 机车速度传感器校验仪的研制 [D]. 武汉: 武汉理工大学, 2004.

[4] 段永魁, 何伟靖. 地铁列车轴端速度传感器故障诊断 [J]. 通讯世界, 2015, (1): 209 - 210.

[5] 高 天. 列车控制系统定位技术的研究 [D]. 北京: 北京交通大学, 2014.

[6] 丁卫东, 朱卫民, 曹玲芝. 基于增量式光电编码器电机测速系统的设计 [J]. 郑州轻工业学院学报 (自然科学版), 2013, (6): 95 - 97, 108.

[7] 吴承书, 米智楠, 叶明盛, 等. 机车轴端光电转速传感器优化设计 [J]. 机车电传动, 2013, (3): 22 - 25.

[8] Allotta B, Colla V, Malvezzi M. Train position and speed estimation using wheel velocity measurements [J]. Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers, Part F. Journal of rail and rapid transit, 2002, F3 (F3): 207 - 225.

[9] 周达天. 基于多传感器信息融合的列车定位方法研究 [D]. 北京: 北京交通大学, 2007.

[10] 蔡 焯, 王长林, 林 颖. 基于轮轴速度传感器和加速度传感器的混合测速测距算法研究 [J]. 城市轨道交通研究, 2015, (3): 32 - 37.