

# 不确定服役环境下废旧零部件损伤-质量状态映射模型

郭洪飞<sup>1,2</sup> 钟方<sup>4</sup> 任亚平<sup>3\*</sup>

1.暨南大学广东省大湾区智慧物流国际科技合作基地,珠海,519070

2.内蒙古工业大学数据科学与应用学院,呼和浩特,010051

3.北京理工大学(珠海),珠海,519085

4.暨南大学管理学院,广州,510632

**摘要:**服役环境的不确定性使得废旧零部件的质量评估变得复杂。提出了一种基于Dirichlet分布的损伤-质量状态映射模型,该模型通过分析废旧零部件失效行为来确定主要失效特征,采用多项分布对零部件损伤量数据进行数学抽象,选取Dirichlet分布作为先验概率分布,结合贝叶斯公式更新得到后验分布参数,从而获得将损伤量数据映射到不同质量等级的后验概率期望值。进一步,引入D-S证据理论融合损伤信息来综合评估废旧零部件质量状况。为了验证模型的可行性和有效性,以废旧蜗轮蜗杆为案例研究对象,并与现有方法进行对比,实验结果显示,该模型在预测精度和泛化能力上具有优势。

**关键词:**不确定服役环境;废旧零部件;质量评估;Dirichlet分布

中图分类号:TH16

DOI:10.3969/j.issn.1004-132X.2025.10.024

开放科学(资源服务)标识码(OSID):



## Damage-quality State Mapping Model of Scrap Parts under Uncertain Service Environment

GUO Hongfei<sup>1,2</sup> ZHONG Fang<sup>4</sup> REN Yaping<sup>3\*</sup>

1.Guangdong Greater Bay Area Intelligent Logistics International Science and Technology Cooperation Base, Jinan University, Zhuhai, Guangdong, 519070

2.School of Data Science and Application, Inner Mongolia University of Technology, Hohhot, 010051

3.Beijing Institute of Technology(Zhuhai), Zhuhai, Guangdong, 519085

4.School of Management, Jinan University, Guangzhou, 510632

**Abstract:** Given the uncertainty of the service environment, the quality assessment of scrap parts became more complex. A damage-based multi-state mapping model (DBMS) was proposed herein based on Dirichlet distribution. The model determined the main failure characteristics by analyzing the failure behaviors of the scrap parts, adopted multinomial distribution for mathematical abstraction of the damage data of parts, and selected Dirichlet distribution as the prior probability distribution. The posterior distribution parameters were updated by Bayes formula, and the posterior probability expected value of damage data mapped to different quality levels was obtained. Further, D-S evidence theory was introduced to integrate damage information to realize the comprehensive assessment of the quality of scrap parts. In order to verify the feasibility and effectiveness of the model, waste worm gear was taken as the case study object and compared with existing literature methods. The experimental results show that the model has advantages in prediction accuracy and generalization ability.

**Key words:** uncertain service environment; scrap part; quality assessment; Dirichlet distribution

收稿日期:2024-10-18

基金项目:国家自然科学基金(52205526,52465061);广州市科技计划(202201010284);中央高校基本科研业务费专项资金(21623219);内蒙古自治区科技创新重大示范工程“揭榜挂帅”项目(2024JBGS0035);内蒙古自治区自然科学基金重点项目(2024ZD26);内蒙古自治区社会科学基金重大专项(2024WTZD03);内蒙古自治区重点研发和成果转化计划(2023YFJM0007);贵州省教育厅联合开放基金(黔教技[2022]438号)

## 0 引言

工业技术的飞速进步与全球经济活动的不断扩张,促使机电产品的生产与使用达到了前所未有的规模。面对资源有限的现实挑战与环境保护的迫切需求,退役机电产品的回收再利用已成为推动循环经济、实现可持续发展的重要途径之一<sup>[1]</sup>。退役机电产品中蕴含着大量的废旧零部件,这些零部件在不同的服役环境下历经了长时

间的使用,其质量状况往往成为制约其再制造或再利用的关键因素<sup>[2-3]</sup>。准确、高效地评估废旧零部件的质量状况,对提高再制造产品质量、实现资源的分类利用和高效配置具有重要意义。

与生产制造零部件相比,由退役机电产品拆解得到的废旧零部件经历了复杂多变的服役环境,受到各种条件如温度、湿度、负载和运行时间的影响,其损伤模式和损伤程度呈现出显著差异,致使其质量状况具有较高的随机性,增加了再制造工艺规划的复杂度,也导致再制造产品的质量不稳定<sup>[4]</sup>。不少学者已经认识到在废旧零部件的再制造过程中进行质量评估的必要性。PONTE等<sup>[5]</sup>从供应链动力学的角度分析零部件质量评估的价值,强调了质量评估在操作层面的经济效益。SUN等<sup>[6]</sup>将零部件质量水平引入再制造批量调度问题,构建出同时适用于确定性和随机质量水平的最优调度模型。YANIKOĞLU等<sup>[7]</sup>针对零部件质量评估过程中固有的不确定性,通过数值分析方法讨论了质量评估操作所带来收益的变化趋势。鉴于此,探索并构建科学的废旧零部件质量评估方法对再制造领域而言至关重要。在早期的研究中,质量评估往往依赖于主观判断和经验,缺乏系统的评估方法和量化标准。随着智能技术的发展,不少学者开始探索更为科学和客观的质量评估方法。FERGUSON等<sup>[8]</sup>提出一种基于模糊逻辑的质量评估方法,通过构建三角形模糊数来表示不同质量水平的废旧零部件。ZHANG等<sup>[9]</sup>采用模糊扩展层次分析过程和模糊综合评价方法,建立综合评价指标体系,以评估废旧零部件的质量状况。OMWANDO等<sup>[10]</sup>在确定退役产品废旧零部件质量状态时,结合定性和定量属性设计一种双层模糊计算方法。考虑专家意见的主观性和不确定性,AKRAM等<sup>[11]</sup>在区间粗糙数模型基础上提出一种创新的多准则决策方法,将其应用于废旧机床的质量评估。

根据现有文献资料,当前质量评估的研究较少聚焦于机电设备的关键零部件。数据显示每年因磨损、变形导致机电设备故障报废所造成的损失高达1000亿元,由此产生的资源浪费也对生态环境有着难以估计的影响。此外,现有研究主要集中在通过模糊集、粗糙集、随机集等方法来对废旧零部件质量进行分类,通常缺少灵活的调整机制,且未能充分利用损伤数据精确量化废旧零部件的质量状况,其适用性在大规模废旧零部件再制造过程中受到限制。鉴于上述不足,本文提出损伤-质量状态映射模型(damage-based multi-

state mapping model, DBMS)进行废旧零部件质量评估,将失效形式的损伤量映射到不同质量等级的后验概率期望值上。

## 1 理论基础

### 1.1 D-S证据理论

D-S证据理论是一种用于处理不确定信息的数学框架,通过组合规则整合来自不同信息源的证据,适用于各种不确定性环境下的决策和推理。辨识框架 $\Theta$ 是D-S证据理论的基础,它表示了问题所有可能结果的完备集合, $\Theta$ 中的元素数量有限且相互排斥。辨识框架的幂集 $2^\Theta$ 包含了 $\Theta$ 的所有子集,每个子集对应一个命题。基本概率分配(basic probability assignment, BPA)是赋予幂集内不同命题可能性的映射函数,数学表达式为 $m: 2^\Theta \rightarrow [0, 1]$ ,且满足以下条件:

$$\sum_{A \in 2^\Theta} m(A) = 1 \quad m(\emptyset) = 0$$

其中,基本概率质量 $m(A)$ 量化了证据对命题 $A$ 真实性的支持程度。当 $m(A) > 0$ 时,命题 $A$ 被称为一个焦点。D-S证据理论通过Dempster合成规则融合来自不同证据源的不确定性信息,其数学表达式如下:

$$m_1 \oplus m_2 \oplus \dots \oplus m_n(A) = \begin{cases} \frac{1}{1-K} \sum_{B_1 \cap \dots \cap B_n = A} \prod_{i=1}^n m_i(B_i) & A \neq \emptyset \\ 0 & A = \emptyset \end{cases} \quad (1)$$

其中, $A$ 和 $B_i$ 为幂集 $2^\Theta$ 中的命题; $m_i(B_i)$ 为命题 $B_i$ 在第 $i$ 个证据源下的基本概率质量; $K$ 为归一化系数,计算公式为

$$K = \sum_{B_1 \cap \dots \cap B_n = \emptyset} \prod_{i=1}^n m_i(B_i)$$

### 1.2 Dirichlet分布

Dirichlet分布是一种广泛使用的多变量概率分布,其参数是一组正实数向量 $\alpha = (\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_k)$ ,且 $\alpha_i > 0$ 。Dirichlet分布的概率密度函数定义为

$$D(\theta|\alpha) = \frac{1}{B(\alpha)} \prod_{i=1}^k \theta_i^{\alpha_i - 1}$$

其中, $\theta = (\theta_1, \theta_2, \dots, \theta_k)$ ,是多元随机变量; $\theta_i$ 表示在第 $i$ 个类别上随机变量的概率值,且满足 $\sum_{i=1}^k \theta_i = 1$ ;  $B(\alpha)$ 为多变量Beta函数,定义为

$$B(\alpha) = \frac{\prod_{i=1}^k \Gamma(\alpha_i)}{\Gamma(\sum_{i=1}^k \alpha_i)}$$

其中,伽马函数 $\Gamma(\cdot)$ 用于归一化参数,确保Dirichlet分布的积分总和为1。Dirichlet分布的一个重要特性是它与多项分布的共轭关系,常作为

多项分布的共轭先验分布使用。在贝叶斯统计中,如果一个分布是另一个分布的共轭先验,那么在给定数据后,后验分布将与先验分布属于同一类型。具体而言,当一个随机变量  $X$  服从多项分布  $M(n, \theta)$ , 其中  $n$  是试验次数,  $\theta$  是一组概率参数, 对于给定样本数据  $x$ , 参数  $\theta$  的似然函数表示为

$$P(x|\theta) = \prod_{i=1}^k \theta_i^{n_i} \quad (2)$$

采用 Dirichlet 分布作为  $\theta$  的先验分布, 根据贝叶斯定理,  $\theta$  的后验分布与似然函数和先验分布的乘积成比例, 即后验分布可以表示为

$$P(\theta|x) \propto \prod_{i=1}^k \theta_i^{n_i} \frac{1}{B(\alpha)} \theta_i^{\alpha_i-1} = \frac{1}{B(\alpha+n)} \prod_{i=1}^k \theta_i^{\alpha_i+n_i-1} = D(\theta|\alpha+n) \quad (3)$$

这表明, 由于 Dirichlet 分布与多项分布的共轭性,  $\theta$  的后验分布仍然是一个 Dirichlet 分布, 其参数根据样本数据调整为  $\alpha+n$ 。

## 2 DBMS 模型

### 2.1 模型评估框架

机电产品再制造研究领域内, 零部件的失效现象被普遍视为驱动产品退役的关键因素, 涵盖了从彻底的功能丧失到部分功能退化的广泛情况。机电产品在运行期间, 因多种服役环境因素的不确定性, 包括气候条件、工作载荷以及维护质量等方面的波动与变化, 其内部零部件失效行为具有显著的随机性和分散性, 即便是相同型号的零部件, 也可能因为失效特征的差异性而呈现出不同的质量状态。因此, 失效特征表征与量化是评估零部件质量状况的基础, 通过深入分析并测量废旧零部件的失效形式和失效程度, 可以构建出零部件失效行为的具体画像。

废旧零部件质量评估流程如图 1 所示。首先, 通过智能检测手段对废旧零部件的失效特征进行量化, 包括磨损、断裂和变形等, 构建废旧零部件失效样本数据集; 随后, 采用多项分布对损伤

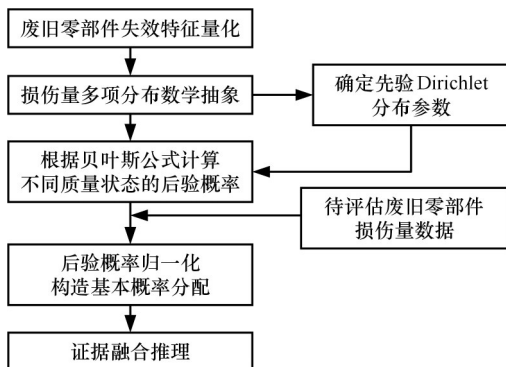


图 1 废旧零部件质量评估流程图

Fig.1 Scrap parts quality assessment flow chart

量数据进行数学抽象, 并选取 Dirichlet 分布作为先验概率分布; 然后, 利用贝叶斯公式计算失效特征隶属于不同质量状态的后验概率, 并通过差异化调整策略构造基本概率分配; 最终, 通过证据融合推理, 综合评估废旧零部件的质量状况。

### 2.2 废旧零部件失效特征

废旧零部件中磨损、断裂、变形是最常见的三种失效特征, 不仅普遍存在于各类退役机电产品中, 而且深刻影响着零部件的服役寿命与可靠性。在再制造实践中, 废旧零部件所呈现的各种失效特征及其损伤程度常采用定性或模糊的语言进行描述, 导致质量状况评估的主观性和不确定性, 增加了再制造后零部件性能退化的风险。为此, 本文将退役机电产品拆解后得到的废旧零部件先进行适当的清洗, 再通过无损检测技术获取相关失效特征的定量信息, 进而评估零部件的质量状况。

表 1 提供了废旧机床传动主轴三种主要失效特征的量化数据, 对应的量化区间以具体的数值范围表示。例如, 某传动主轴零件存在磨损失效, 当其磨损量  $w$  小于  $1.0 \text{ mm}^3$  时, 视为轻微磨损, 表示损伤量在可接受的低水平范围内; 当磨损量  $w$  介于  $1.0 \sim 2.0 \text{ mm}^3$  之间时, 磨损程度被定义为中等; 而当磨损量  $w$  超过  $2.0 \text{ mm}^3$  时, 则认为是严重磨损。对于轻微和中等磨损的传动主轴零件, 可通过再制造加工恢复其原始性能, 严重磨损的传动主轴零件则采取材料回收策略, 不再进行进一步研究。鉴于失效特征在属性和量纲上存在的差异, 对失效特征数据实施最值归一化, 将所有失效特征的数值范围缩放到  $[0, 1]$  区间, 便于后续建模分析。

表 1 传动主轴失效特征量化

Tab.1 Drive spindle failure characteristics quantization

失效特征	失效程度	量化区间	处理类型
磨损量 $w/\text{mm}^3$	轻微	$0 < w \leq 1.0$	再制造加工
	中等	$1.0 < w \leq 2.0$	
	严重	$2.0 < w$	材料回收
裂纹 $c/\text{mm}^3$	轻微	$0 < c \leq 0.6$	再制造加工
	中等	$0.6 < c \leq 1.2$	
	严重	$1.2 < c$	材料回收
变形量 $d/\text{mm}$	轻微	$0 < d \leq 0.01$	再制造加工
	中等	$0.01 < d \leq 0.02$	
	严重	$0.02 < d$	材料回收

### 2.3 废旧零部件失效数据多项分布数学抽象

在证据理论中, BPA 是计算辨识框架  $\Theta$  中每一条证据基本概率的过程, 这一过程通过基本概率分配函数完成。在实际应用中, 基本概率分配的确定是一个关键问题。传统的 BPA 方法往往

依赖于专家经验或启发式规则,难以保证分配的一致性和客观性,为此,提出一种基于Dirichlet分布的证据理论基本概率分配方法。

基于智能检测手段与数字化技术,系统地构建废旧零部件失效样本数据集 $U$ ,通过结构化的方式整合废旧零部件磨损 $F_w$ 、断裂 $F_c$ 、变形 $F_d$ 三类关键失效特征,并附带质量等级标签 $H$ ,以反映各废旧零部件的综合性能状况:

$$U = \{F_w, F_c, F_d, H\}$$

单一失效特征如磨损,可能涵盖多种具体失效形式,其失效数据可通过以下矩阵形式表示:

$$F_w = \begin{bmatrix} w_{11} & w_{12} & \cdots & w_{1j} \\ w_{21} & w_{22} & \cdots & w_{2j} \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ w_{i1} & w_{i2} & \cdots & w_{ij} \end{bmatrix}$$

其中, $w_{ij}$ 表示第 $i$ 个废旧零部件在第 $j$ 种失效形式下经过归一化的磨损量。同理,断裂和变形也可以通过类似的矩阵结构来详细描述。以废旧零部件失效样本数据集为基础,从质量等级 $h$ 中随机抽取 $n$ 个实例作为训练数据,每种失效形式都包含 $n$ 个值,对其进行区间划分,以识别不同失效形式下损伤量的具体分布。Freedman-Diaconi规则提供了一种自适应的区间划分策略,能够综合考量数据的四分位数间距 $I$ 与样本量大小 $n$ 之间的比例关系,适用于不同分布形态的数据。利用该规则可以为每种失效形式 $f$ 确定适当的区间数量 $k$ ,从而将连续的损伤量数据离散化为有限的区间类别,计算表达式如下:

$$k = \text{ceil}\left(\frac{\sqrt[3]{n}(\max f - \min f)}{2I}\right) \quad (4)$$

废旧零部件在发生失效时,特定失效形式的损伤量必然落在某一区间内,因此,可以将不同失效形式下损伤量数据点视为一次试验的结果,而落在特定区间内的观测值则对应于该区间类别的事件频次。通过对事件频次的统计分析,可以估计出每个区间类别的概率分布,将落在第 $i$ 个区间内的频次表示为 $n_i$ ,与之相关联的概率为 $\theta_i$ ,则该组损伤量数据可以形式化地表示为 $(n_1, n_2, \dots, n_k) \sim M(\theta_1, \theta_2, \dots, \theta_k)$ ,且满足 $\sum_{i=1}^k \theta_i = 1$ ,从而构建出描述废旧零部件特定失效形式下损伤量分布的多项分布模型。

### 2.4 模型先验Dirichlet分布参数的确定

在贝叶斯非参数方法中,Dirichlet分布被认定为多项分布的自然共轭先验。引入参数为 $\mathbf{a} = (a_1, a_2, \dots, a_k)$ 的Dirichlet分布作为多项分布零部件损伤量数据的先验概率模型,概率向量 $\theta$ 被视为

在先验基准 $\mathbf{a}$ 条件下的随机变量,即 $P(\theta) \sim D(\mathbf{a})$ 。

在多数实际应用场景中,直接估计先验Dirichlet分布参数 $\mathbf{a}$ 常常受限于废旧零部件失效数据的稀缺或信息不足,为降低对先验知识或假设的过度依赖,采用非信息性先验推断方法以得到稳健且有效的先验分布。Jeffreys先验是一种常用的非信息先验<sup>[12-13]</sup>,基于Fisher信息矩阵来进行构造,不依赖于任何特定的参数值。根据文献[14]中的数学推导,在废旧零部件失效损伤量多项分布的情境下,Jeffreys先验遵循以下关系:

$$P(\theta_1, \theta_2, \dots, \theta_k) \propto \prod_{i=1}^k \theta_i^{-1/2} \quad (5)$$

此外,依据贝叶斯非参数统计方法,当指定废旧零部件多项分布概率参数的先验分布为Dirichlet分布时,概率密度函数同时具备以下特性:

$$P(\theta_1, \theta_2, \dots, \theta_k) \propto \prod_{i=1}^k \theta_i^{a_i-1} \quad (6)$$

由式(5)和式(6)可以推导出,当采用Jeffreys非信息先验时,Dirichlet分布的参数 $\mathbf{a}$ 可被唯一确定,且 $a_1 = a_2 = \dots = a_k = 1/2$ 。确定先验Dirichlet分布参数后,根据贝叶斯后验分布与似然函数和先验分布的乘积成比例的性质可得

$$P(\theta_1, \theta_2, \dots, \theta_k | n_1, n_2, \dots, n_k) \propto D(1/2 + n_1, 1/2 + n_2, \dots, 1/2 + n_k) \quad (7)$$

即当观察到废旧零部件损伤量多项分布数据为 $\mathbf{n} = (n_1, n_2, \dots, n_k)$ 时,可以推导出其后验分布是参数更新为 $\mathbf{a} = (1/2 + n_1, 1/2 + n_2, \dots, 1/2 + n_k)$ 的Dirichlet分布。由文献[15]可知,此时Dirichlet分布的后验概率期望值可以由下式计算得出:

$$u_{\theta_i} = \frac{a_i + n_i}{\sum_{i=1}^k (a_i + n_i)} = \frac{1/2 + n_i}{\sum_{i=1}^k (1/2 + n_i)} \quad (8)$$

### 2.5 基本概率质量的匹配与赋值

经过上述步骤,可以构建出既定失效形式 $f$ 、质量等级 $h$ 条件下的概率模型,记作 $F_{\text{DBMS},f,h}$ ,用于提供各个区间类别的后验概率期望值,表示为

$$F_{\text{DBMS},f,h} = E(\theta | f, h) = \{u_{\theta_1}, u_{\theta_2}, \dots, u_{\theta_k}\}$$

为确定失效形式在不同质量等级上的基本概率质量分配,将 $H$ 个概率模型进行整合,得到失效形式 $f$ 下的组合概率模型 $F_{\text{DBMS},f}$ ,对失效形式 $f$ 的全面概率描述为

$$F_{\text{DBMS},f} = \{F_{\text{DBMS},f,1}, F_{\text{DBMS},f,2}, \dots, F_{\text{DBMS},f,H}\}$$

以此类推,得到所有失效形式的组合概率模型 $\{F_{\text{DBMS},1}, F_{\text{DBMS},2}, \dots, F_{\text{DBMS},F}\}$ 。在评估废旧零部件的质量状况时,对于每一种失效形式 $f$ ,将其相应的损伤量数据作为输入参数,通过对应DBMS模型进行处理,匹配得到给定失效形式 $f$ 分配至不同质量等级的后验概率期望值,记作 $\theta_f = \{\theta_{f,1},$

$\theta_{j2}, \dots, \theta_{jH}$ 。这些期望值直接反映了在该失效形式  $f$  条件下废旧零部件属于各质量等级的可能性。为确保基本概率分配的一致性和完备性,计算失效形式  $f$  下所有质量等级后验概率期望值的总和  $T_f = \sum_{h=1}^H \theta_{jh}$ , 根据  $T_f$  取值情况采取不同的基本概率分配策略。

1) 补余分配。当  $T_f < 1$  时, 将  $1 - T_f$  分配给辨识框架  $\Theta$ , 表示对全局不确定性的度量, 反映由于失效形式  $f$  信息不足而无法精确分配到具体质量等级的不确定性。

2) 完全分配。当  $T_f = 1$  时, 满足基本概率函数的约束条件,  $\theta_j$  直接作为有效的基本概率分配结果, 即所有概率均被完全分配给各个质量等级。

3) 归一化调整。当  $T_f > 1$  时, 表明多个质量等级所分配的概率期望值较高, 为了维持概率分布的合理性, 对后验概率期望值进行归一化处理。

上述方法能够为每一种失效形式  $f$  生成一组满足要求的基本概率分配, 为废旧零部件的质量状况评估提供量化的、结构化的概率框架。

### 3 案例分析

为具体说明所提出的BPA生成方法的计算过程, 并验证该方法在废旧零部件质量状况评估中的有效性, 选择废旧蜗轮蜗杆作为主要研究对象, 以验证所提方法在实际工程问题中的应用价值和准确性。同时, 为进一步验证所提方法的普适性和稳健性, 引入经典的鸢尾花(Iris)数据集作为辅助验证工具。所有的实验都在MATLAB 2016a软件上编程, 并在装有Intel(R) Core(TM) i5-8265U CPU、主频1.60GHz、内存16GB的计算机上运行。

#### 3.1 案例数据描述

蜗轮蜗杆是机电设备中常见的传动组件, 由于工作环境和运转条件的复杂性, 其失效行为呈现出多样化。经分析检测, 废旧蜗轮蜗杆的主要失效特征为磨损、断裂、变形, 相应的失效形式和标识符号如表2所示。

经过对相关文献<sup>[16-18]</sup>的系统收集与整理, 获得60组废旧蜗轮蜗杆的失效样本数据集  $U$ , 包含8个特征变量, 分别对应不同失效形式, 根据实际再制造成本的高低, 废旧蜗轮蜗杆的质量状况划分为质量良好(G)、质量中等(M)、严重退化(B)三个等级, 归一化后的废旧蜗轮蜗杆失效样本数据集如表3所示。

Iris数据集是一个经典的多变量数据集, 可以

表2 废旧蜗轮蜗杆失效信息

Tab.2 Failure information of waste worm gear

失效特征	失效形式	符号
磨损	平面磨损	$w_1$
	齿面磨损	$w_2$
	齿面疲劳破损	$w_3$
	外锥面磨损	$w_4$
	自由曲面磨损	$w_5$
断裂	齿面裂纹	$c_1$
	齿根裂纹	$c_2$
变形	蜗杆变形	$d$

表3 废旧蜗轮蜗杆失效样本数据集

Tab.3 Failure sample data set of waste worm gear

序号	特征变量					质量等级
	$w_1$	$w_2$	...	$c_2$	$d$	
1	0.066	0.116	...	0.050	0.018	G
2	0.839	0.736	...	0.809	0.743	B
3	0.707	0.624	...	0.660	0.211	M
4	0.732	0.564	...	0.378	0.505	M
5	0.814	0.715	...	0.660	0.505	B
6	1.000	1.000	...	0.921	0.982	B
⋮	⋮	⋮	...	⋮	⋮	⋮
58	0.130	0.262	...	0.228	0.138	G
59	0.306	0.508	...	0.357	0.266	M
60	0.538	0.533	...	0.324	0.330	M

从UCI学习库中公开获取。数据集包含了150个样本, 样本被分为三类, 标记为S、E、V, 分别对应三种鸢尾花属植物, 每个样本基于4个特征维度进行描述: 花萼长度(SL)、花萼宽度(SW)、花瓣长度(PL)和花瓣宽度(PW), 所有测量均以厘米为单位, 这些特征均为连续数值型数据, 归一化后的Iris数据集如表4所示。

表4 鸢尾花数据集

Tab.4 Sample data set of Iris

序号	特征变量				类别
	SL	SW	PL	PW	
1	0.222	0.625	0.068	0.042	S
2	0.167	0.417	0.068	0.042	S
3	0.111	0.500	0.051	0.042	S
4	0.750	0.500	0.627	0.542	E
5	0.583	0.500	0.593	0.583	E
6	0.722	0.458	0.661	0.583	E
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
58	0.556	0.542	0.847	1.000	V
59	0.417	0.292	0.695	0.750	V
150	0.778	0.417	0.831	0.833	V

针对废旧蜗轮蜗杆以及Iris数据集, 采用分层随机抽样法, 从每种类别中随机选取80%的数据作为训练样本集, 以构建DBMS模型; 剩余20%的数据作为测试样本集, 用于计算生成基本

概率分配,以评估模型性能。

### 3.2 建立特征变量的DBMS模型

在废旧蜗轮蜗杆的质量评估过程中,构建辨识框架 $\Theta=\{G,M,B\}$ ,包含了三种不同的质量等级。运用式(4)并结合预先建立的训练样本集,计算确定不同失效形式在各个质量等级内的区间数量。依据不同失效形式的区间数量得到每个区间的边界值,继而对训练样本集中的失效形式损伤量进行频次统计,以识别其在各个区间内的分布。进一步,基于式(8)计算得到失效形式在不同质量等级下的后验概率期望值,从而为每个失效形式构建相应的DBMS模型,实现从损伤量到质量状况的概率映射。

表5展示了蜗轮蜗杆失效形式 $w_1$ 在不同质量等级下的区间划分及其后验概率,区间划分反映在不同质量等级下失效形式 $w_1$ 的数据分布特性,后验概率期望值反映了蜗轮蜗杆失效形式 $w_1$ 损伤量数据落入特定区间内对各质量等级的隶属度。例如,区间 $[0.026,0.168)$ 的后验概率期望值为0.6190,表示当蜗轮蜗杆失效形式 $w_1$ 损伤量数值位于该区间内时,传动主轴有61.90%的隶属度被归类为质量等级G。

表5 失效形式 $w_1$ 的区间划分及其后验概率

Tab.5 Interval division of failure form  $w_1$  and its posterior probability

质量等级	区间划分	后验概率期望值
G	$[0.026,0.168)$	0.6190
	$[0.168,0.310)$	0.2381
	$[0.310,0.452)$	0.1429
M	$[0.263,0.424)$	0.3778
	$[0.424,0.586)$	0.1556
	$[0.586,0.747)$	0.4667
B	$[0.656,0.770)$	0.3333
	$[0.770,0.885)$	0.5238
	$[0.885,1.000)$	0.1426

图2以条形图的形式展示废旧蜗轮蜗杆失效形式 $w_1$ 在不同质量等级下的后验概率分布。由图2可知,当失效形式 $w_1$ 损伤量取值为0.4时,其对质量等级G的隶属度,即后验概率期望值为0.1429,表明在该损伤量下,蜗轮蜗杆被归类为质量等级G的可能性相对较低。相对而言,对质量等级M的隶属度为0.3778,显示了在相同损伤量下,蜗轮蜗杆更有可能被分类为质量等级M。

以废旧蜗轮蜗杆测试样本 $T_1$ 为例,其特征变量及质量等级数据如表6所示。根据样本 $T_1$ 在不同失效形式下所表现出的损伤量,从相应的DBMS模型中匹配得到隶属于不同质量等级的后验概率期望值,然后根据计算得到的后验概率

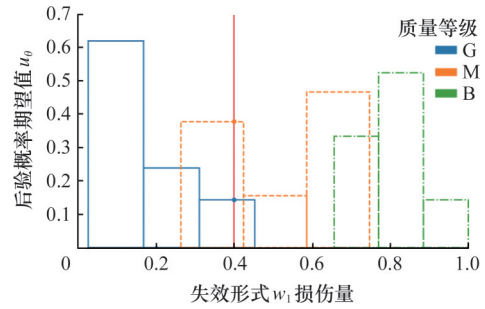


图2 失效形式 $w_1$ 的后验概率分布

Fig.2 Posterior probability distribution of failure form  $w_1$

表6 废旧蜗轮蜗杆测试样本 $T_1$ 数据

Tab.6 Waste worm gear test sample data set

序号	特征变量					质量等级
	$w_1$	$w_2$	...	$c_2$	$d$	
$T_1$	0.224	0.502	...	0.398	0.440	M

之和,采取差异化的基本概率分配策略,计算得到最终的基本概率分配结果。

表7展示了废旧蜗轮蜗杆样本 $T_1$ 的基本概率分配及融合结果,每种失效形式视为一个证据源,数值表示证据源对特定质量等级的基本概率分配。根据式(1)中的Dempster合成规则,对不同证据源的基本概率分配进行合成。融合结果显示,对于废旧蜗轮蜗杆样本 $T_1$ ,其质量状况属于M等级的置信度为92.27%,而属于G、B等级的置信度相对较低,分别为4.56%和1.05%。这表明在当前评估框架下,根据所有证据信息,结合最大隶属原则可得,测试样本 $T_1$ 质量状况被判定为M等级,与表6中实际质量等级结果相符。

表7 废旧蜗轮蜗杆样本 $T_1$ 基本概率分配及融合结果

Tab.7 Basic probability distribution and fusion results of waste worm gear sample  $T_1$

证据	$m(G)$	$m(M)$	$m(B)$	$m(\Theta)$
$w_1$	0.2381	0	0	0.7619
$w_2$	0	0.6444	0	0.3556
$w_3$	0	0.4130	0	0.5870
$w_4$	0.2273	0	0	0.7727
$w_5$	0.1364	0	0	0.8636
$c_1$	0.1364	0.5000	0	0.3636
$c_2$	0.0455	0.5435	0.1364	0.2747
$d$	0	0.2391	0	0.7609
置信度	0.0456	<b>0.9227</b>	0.0105	0.0212

### 3.3 方法对比与评估

为了验证所提出的DBMS模型的有效性与其可行性,将其与基于广义模糊数的方法(GFN<sup>[19]</sup>)、基于三角模糊数的方法(TFN<sup>[20]</sup>)以及粗糙集方法进行对比分析。对比实验在废旧蜗轮蜗杆数据集U和Iris数据集上展开,每个数据集

均进行了10组独立实验,在每一组实验中,数据集被随机分割100次,以此计算平均识别准确率。不同方法在处理数据集  $U$  和 Iris 数据集的平均识别准确率对比如图3和图4所示。

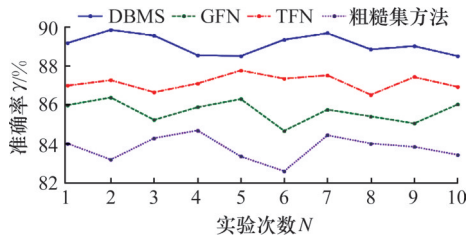


图3 不同方法在数据集  $U$  上的平均识别准确率对比  
Fig.3 Comparison of average recognition accuracy of different methods on data set  $U$

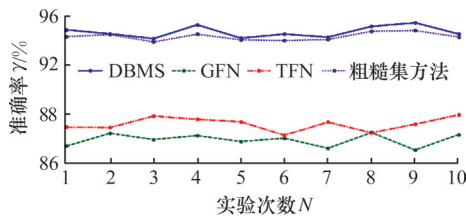


图4 不同方法在 Iris 数据集上的平均识别准确率对比  
Fig.4 Comparison of average recognition accuracy of different methods on data set Iris

由图3可以看出, DBMS模型在10组独立实验中展现出了相对较高的识别准确率,显示出它在处理蜗轮蜗杆数据集  $U$  时的优越性。相比之下, GFN和TFN方法的准确率略低于DBMS模型,而粗糙集方法的准确率则相对较低,通常低于85%。蜗轮蜗杆数据集  $U$  的不均匀样本分布以及复杂的特征空间可能对粗糙集方法处理不确定性信息处理能力造成较大影响。由图4可以看出, DBMS模型在 Iris 数据集上的表现同样优于其他三种方法,粗糙集方法的准确率与DBMS模型相接近,但在某些实验中略低于DBMS模型。GFN和TFN方法在此数据集上的表现远逊于DBMS模型和粗糙集方法,但仍然保持了相对稳定的准确率。综合图3和图4的结果可以看出, DBMS模型在不确定性建模任务中能提供较高的识别准确率,尤其在处理特征空间相对复杂的数据集上具有一定优势,且在稳定性方面表现优异。

为比较DBMS方法与其他方法在计算效率方面的表现,在每个数据集上执行方法100次,记录每次的运行时间,得到不同方法在该数据集上的平均计算时间,如图5所示。DBMS方法的平均计算时间短于GFN方法,略长于TFN方法。由于Iris数据集的规模大于数据集  $U$ , DBMS、GFN、TFN方法在 Iris 数据集上的计算时间长于数据集  $U$ 。粗糙集方法的计算时间显著短于其他方法,且在两个数据集上的表现差异较小,这可能

归因于粗糙集理论在处理数据时的特征属性约简能力。上述实验结果表明, DBMS方法能够在较小的时间开销下实现较高的识别准确率,为废旧零部件的回收流转提供参考。

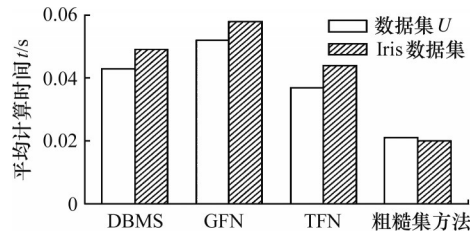


图5 不同方法的平均计算时间对比  
Fig.5 The average calculation time of different methods is compared

#### 4 结论与展望

本文提出一种融合Dirichlet分布和证据理论的损伤-质量状态映射模型,通过零部件失效行为分析确定主要失效特征,基于所获取的损伤量数据样本,结合多项分布和Dirichlet分布在贝叶斯框架下的应用,对废旧零部件质量概率进行建模,并将其引入证据理论中构造每种失效形式的基本概率质量,运用组合规则融合不同证据体得到最终概率输出,从而建立从失效形式损伤量到质量状态的概率映射机制,为退役机电产品废旧零部件质量状况评估提供决策支持。选取废旧蜗轮蜗杆为案例研究对象,辅以经典鸢尾花数据集,将本文方法与两种现有文献方法进行对比,验证了所建立模型的可行性和有效性。实验结果表明,模型在预测精度和泛化能力方面具有一定优势。

鉴于高质量废旧零部件损伤量数据在实际应用中往往难以轻易获取,进一步的研究可着重于通过整合历史维修记录与实际使用工况等现有数据资源,降低对单一数据源的高度依赖。同时致力于探索将该模型集成到现有的再制造质量控制流程中,以实现更广泛的实际应用。

#### 参考文献:

[1] 郭洪飞,陆鑫宇,任亚平,等. 基于强化学习的群体进化算法求解双边多目标同步并行拆解线平衡问题[J]. 机械工程学报,2023,59(7):355-366.  
GUO Hongfei, LU Xinyu, REN Yaping, et al. A Group Evolutionary Algorithm Based on Reinforcement Learning for Solving Bilateral Multi-objective Simultaneous Parallel Disassembly Line Balance Problem [J]. Chinese Journal of Mechanical Engineering, 2019,59(7):355-366.

[2] 程贤福,周健,游敏华,等. 基于失效模式传递网络

- 模型的产品再制造模块化方法[J]. 计算机集成制造系统, 2023, 29(3):896-909.
- CHENG Xianfu, ZHOU Jian, YOU Minhua, et al. Modular Approach to Product Remanufacturing Based on Failure Mode Transfer Network Model [J]. Computer Integrated Manufacturing Systems, 2023, 29(3):896-909.
- [3] 舒林森, 巩江涛, 董月, 等. 阀芯零件激光再制造工艺方法及试验研究[J]. 中国机械工程, 2023, 34(4):446-453.
- SHU Linsen, GONG Jiangtao, DONG Yue, et al. Process Method and Experimental Study of Laser Remanufacturing of Valve Spool Parts[J]. China Mechanical Engineering, 2023, 34(4):446-453.
- [4] 郭洪飞, 陈志彬, 任亚平, 等. 基于零件回收综合评价的废旧产品拆解序列与拆解深度集成决策研究[J]. 机械工程学报, 2022, 58(4):258-268.
- GUO Hongfei, CHEN Zhibin, REN Yaping, et al. Research on Disassembly Sequence and Disassembly Depth Integration Decision Based on Comprehensive Evaluation of Parts Recovery[J]. Chinese Journal of Mechanical Engineering, 2019, 58(4):258-268.
- [5] PONTE B, CANNELLA S, DOMINGUEZ R, et al. Quality Grading of Returns and the Dynamics of Remanufacturing[J]. International Journal of Production Economics, 2021, 236(1/2):108129.
- [6] SUN H, CHEN W, LIU B, et al. Economic Lot Scheduling Problem in a Remanufacturing System with Returns at Different Quality Grades[J]. Journal of Cleaner Production, 2018, 170:559-569.
- [7] YANIKOĞLU İ, DENİZEL M. The Value of Quality Grading in Remanufacturing under Quality Level Uncertainty[J]. International Journal of Production Research, 2020, 59(3):839-859.
- [8] FERGUSON M, GUIDE V D, KOCA E, et al. The Value of Quality Grading in Remanufacturing [J]. Production and Operations Management, 2009, 18(3):300-314.
- [9] ZHANG Xugang, WANG Yuling, XIANG Qin, et al. Remanufacturability Evaluation Method and Application for Used Engineering Machinery Parts Based on Fuzzy-EAHP[J]. Journal of manufacturing systems, 2020, 57:133-147.
- [10] OMWANDO T A, OTIENO W A, FARAHANI S, et al. A Bi-level Fuzzy Analytical Decision Support Tool for Assessing Product Remanufacturability [J]. Journal of Cleaner Production, 2018, 174:1534-1549.
- [11] AKRAM M, ILYAS F, DEVECI M. Interval Rough Integrated SWARA-ELECTRE Model: an Application to Machine Tool Remanufacturing [J]. Expert Systems with Applications, 2024, 238:122067.
- [12] SAPUTRO D R S, AMALIA F, WIDYANINGSIH P, et al. Parameter Estimation of Multivariate Multiple Regression Model Using Bayesian with Non-informative Jeffreys' Prior Distribution[J]. Journal of Physics:Conference Series, 2018, 1022(1):012002.
- [13] LI Mingming, SUN Huafei, PENG Linyu. Fisher-rao Geometry and Jeffreys Prior for Pareto Distribution[J]. Communications in Statistics—Theory and Methods, 2022, 51(6):1895-1910.
- [14] 茆诗松, 汤银才. 贝叶斯统计[M]. 北京:中国统计出版社, 2012.
- MAO Shisong, Tang Yincui. Bayesian Statistics [M]. Beijing:China Statistics Press, 2012.
- [15] GELMAN A, CARLIN J B, STERN H S, et al. Bayesian Data Analysis [M]. Boca Raton: CRC Press, 2013.
- [16] WANG Han, JIANG Zhigang, ZHANG Xugang, et al. A Fault Feature Characterization Based Method for Remanufacturing Process Planning Optimization[J]. Journal of Cleaner Production, 2017, 161:708-719.
- [17] ZHANG Xugang, AO Xiuyi, JIANG Zhigang, et al. A Remanufacturing Cost Prediction Model of Used Parts Considering Failure Characteristics [J]. Robotics and Computer-Integrated Manufacturing, 2019, 59:291-296.
- [18] WANG Yanhong, JIANG Zhigang, HU Xiaoli, et al. Optimization of Reconditioning Scheme for Remanufacturing of Used Parts Based on Failure Characteristics [J]. Robotics and Computer-integrated Manufacturing, 2020, 61:101833.
- [19] JIANG Wen, DUANMU Dejie, FAN Xin, et al. A New Method to Determine Basic Probability Assignment under Fuzzy Environment[C]//2012 International Conference on Systems and Informatics. Yantai, 2012:758-762.
- [20] ZHANG Shengjia, XIAO Fuyuan. A TFN-based Uncertainty Modeling Method in Complex Evidence Theory for Decision Making [J]. Information Sciences, 2023, 619:193-207.

(编辑 袁兴玲)

作者简介:郭洪飞,男,1980年生,教授、博士研究生导师。研究方向为智能制造、工业物联网、数字孪生等。E-mail:ghf-2005@163.com。任亚平\*(通信作者),男,1995年生,博士、教授。研究方向为可持续设计与制造、产品拆解决策理论与方法、优化算法设计及应用等。E-mail:renyp1@163.com。

#### 本文引用格式:

郭洪飞,钟方,任亚平. 不确定服役环境下废旧零部件损伤-质量状态映射模型[J]. 中国机械工程, 2025, 36(10):2351-2358.

GUO Hongfei, ZHONG Fang, REN Yaping. Damage-quality State Mapping Model of Scrap Parts under Uncertain Service Environment[J]. China Mechanical Engineering, 2025, 36(10):2351-2358.