

DOI: 10.13718/j.cnki.xdzk.2024.04.016

吴达雷, 梁树华, 陈长基, 等. 基于多维赋权威布尔分布的智能电表可靠性评价方法 [J]. 西南大学学报(自然科学版), 2023, 46(3): 164-173.

# 基于多维赋权威布尔分布的 智能电表可靠性评价方法

吴达雷<sup>1</sup>, 梁树华<sup>1</sup>, 陈长基<sup>2</sup>, 于秀丽<sup>3</sup>,  
陈育培<sup>1</sup>, 王丕适<sup>1</sup>, 龙致远<sup>2</sup>

1. 海南电网有限责任公司电能计量中心, 海口 570100; 2. 海南电网有限责任公司, 海口 570100;  
3. 北京邮电大学 自动化学院, 北京 100876

**摘要:** 智能电表作为电力系统中的关键组成部分, 用于测量和监控电能消耗, 其可靠性是确保电力系统正常运行和供电质量的重要指标. 该文提出一种基于多维赋权威布尔(Weibull)分布的智能电表可靠性评价方法, 结合多维赋权分析得到各个影响因素的权重和威布尔分布模型拟合故障率, 构建电表的可靠性函数, 实现对智能电表可靠性的准确度评价. 首先, 提出多维赋权分析方法, 将电表的多个关键指标进行权重赋值, 以反映不同指标对可靠性的重要程度; 通过专家调查和层次分析法(AHP)建立权重体系, 为后续的可靠性评价提供依据. 其次, 引入威布尔分布模型计算智能电表的故障率和使用寿命, 通过拟合电表数据与威布尔分布模型得到智能电表的可靠性函数. 最后, 使用不同的参数分布分析模型对智能电表的可靠性进行评估, 并根据 Anderson-Darling 调整值选择最佳拟合分布. 实验结果表明, 基于多维赋权威布尔分布的方法能够更准确地评估智能电表的可靠性, 且相比其他算法具有更好的预测性能和稳定性.

**关键词:** 多维赋权; 威布尔分布; 层次分析法; 可靠性

中图分类号: TP393

文献标志码: A

文章编号: 1673-9868(2024)04-0164-10

开放科学(资源服务)标识码(OSID):



## Smart Meter Reliability Evaluation Method Based on Multidimensional Assigned Authority Boolean Distribution

WU Dalei<sup>1</sup>, LIANG Shuhua<sup>1</sup>, CHEN Changji<sup>2</sup>, YU Xiuli<sup>3</sup>,  
CHEN Yupei<sup>1</sup>, WANG Pishi<sup>1</sup>, LONG Zhiyuan<sup>2</sup>

1. Energy Measurement Center of Hainan Power Grid Co. Ltd., Haikou 570100, China;

2. Hainan Power Grid Co. Ltd., Haikou 570100, China;

3. School of Automation, Beijing University of Posts and Telecommunications, Beijing 100876, China

**Abstract:** Smart meter plays a crucial role in the power system as it is responsible for measuring and monitoring the power consumption. The reliability of smart meter is vital for ensuring the smooth operation of the power system and maintaining the quality of power supply. This paper presents an innovative method for evaluating the reliability of smart meter, which is based on multidimensional assigned authority Boolean distribution. The proposed method combines the weights obtained from multidimensional assignment analysis with the failure rate derived from fitting the Weibull distribution model. This enables the construction of a reliability function for the smart meter to facilitate accurate evaluation of its reliability. Initially, a multidimensional assignment analysis method was introduced to assign weights to various key indicators of the meter, thereby reflecting the relative importance of each indicator in assessing reliability. Expert surveys and the Analytic Hierarchy Process (AHP) were utilized to establish a reliable weighting system, which serves as a solid foundation for subsequent reliability evaluation. Furthermore, the Weibull distribution model was applied to calculate the failure rate and service life of smart meter. By fitting the meter data to the Weibull distribution model, the reliability function for the smart meter was derived. Finally, different parametric distribution analysis models were employed to evaluate the reliability of smart meters, and the best-fitting distribution was determined based on the Anderson-Darling adjustment value. Experimental results demonstrate that the proposed method, based on multidimensional assigned authority Boolean distribution, achieved more accurate reliability evaluation for smart meters, outperforming other algorithms in terms of prediction performance and stability.

**Key words:** multidimensional empowerment; Weibull distribution; AHP; reliability

近年来,随着电力体制改革的推进,增强和扩大了智能电网建设规模.我国在智能电网发展的背景下,智能电表的使用已在全国范围内得到推广和普及<sup>[1]</sup>.随着科学技术的发展,在为智能电表添加电子元件使其更加智能便捷的同时,也导致了智能电表的结构更加复杂,由此产生的故障也随之增加.可靠性是衡量智能电表质量的重要指标,直接影响智能电网的正常运行,甚至关系到用户切身利益和社会的和谐稳定.因此,迫切需要一套有效的智能电表可靠性和剩余寿命预测方法,为批量电表验证和轮换周期优化提供决策依据,最大限度地减少不必要的预防性点检和轮换,提升用户体验,节约运维成本<sup>[2]</sup>.

在过去几年中,先进计量基础设施的发展有力地促进了电网的智能化.作为先进计量基础设施中的关键设备,智能电表已成为电力交易结算中最重要的设备.电力用户中电能数据采集系统的出现,为电力数据传输、存储和管理做出了贡献,该系统的主要功能包括智能电表数据自动采集、测量异常的自动报告和数据双向传输.

目前,智能电表已在全球许多国家广泛部署<sup>[3]</sup>,自动抄表数据处理的研究与应用进展迅速,相关应用包括负载预测、功率控制、能源盗窃检测、能源交易和市场策略开发等.为了在这些应用中获得令人满意的结果,必须从智能电表获得连续和准确的数据.作为先决条件,应保证智能电表的性能和状态.

在我国,99%的电力用户覆盖了智能电表和电能数据采集系统<sup>[4]</sup>.为了保证电力结算的准确性,电力公司通常采用定期检测和更换的方式来维护智能电表.例如,浙江省安装了26万台智能电表,每年更换其中的4万台智能电表,因此出现了一些性能良好的智能电表被替换,而一些有故障的智能电表仍在使用的问题.而且,智能电表的更换工作量大、成本高、效率低.

因此,电力公司的下一个迫切目标是充分利用实时智能电表数据中包含的信息和价值,进行智能电表状态评估,实现基于状态的更换,而不是传统的周期性更换智能电表.该评估代表了智能电表的实时状态,并能准确判断智能电表在一段时间内是否稳定运行.此外,智能电表状态评估也是公用事业公司为故障或可能发生故障的电表制定智能更换策略的基础.

智能电表和其他相关计量装置的可靠性评价研究有两个方向:一个方向专注于智能电表监控设备.

例如,王乐<sup>[5]</sup>介绍了用作监测系统的电能表设计、实现和计量验证,以便与安装在房屋中的电能表进行在线比较.另一个方向基于不同来源的数据分析,并且已经提出了智能电表的可靠性评估方法.该方法将智能电表的状态表示为分数.例如:Wang等<sup>[6]</sup>分析测量箱的故障因素,形成了测量箱灰色加权多指标综合运行状态评价方案.考虑到当前智能电网建设的现状,Zhao等<sup>[7]</sup>构建了基于模糊层次分析过程和动态变权的电能表可靠性评估模型.Xing等<sup>[8]</sup>提出一种融合安全区域的电能表可靠性评估方法,并设计了虚拟负载网络模型下的安全区域算法模型和评估指标体系.总的来讲,第一个方向受限于大规模实施的置换成本高,仅适合公用事业公司长期发展的考虑.从电网的实际情况来看,第二个方向的可行性更好.

然而,近年来大多数关于智能电表和其他相关计量设备可靠性评价的研究都是以很强的主观性进行的,没有关于验证可靠性评估结果的相关报道,使得这些研究没有足够的说服力.此外,这些方法往往忽视了不同因素之间的权重和相互关系,导致评价结果的准确性有限.因此,本文提出一种基于多维赋权威布尔分布的智能电表可靠性评价方法.应用多维赋权 AHP 方法对影响电表故障的多个因素进行了权重赋值和量化.引入威布尔分布模型分析智能电表的故障行为,该模型具有灵活的形状和适应性,能够更好地拟合电表数据并提供准确的故障概率估计.通过与电表数据的拟合,能够更全面地了解电表的可靠性特征以及寿命趋势.

本研究的创新点和优势主要体现在以下几个方面:

1) 引入多维赋权分析方法,将多个影响电表故障的因素进行量化和权重赋值.通过这种方法,能够更全面地考虑各个因素对智能电表可靠性的影响程度,从而提高评价结果的准确性.

2) 采用威布尔分布模型来描述电表的故障行为,威布尔分布具有灵活的形状,能够适应不同类型的故障模式.通过拟合电表数据与威布尔分布模型能够更准确地描述电表的可靠性特征,并进行可靠性评价.

通过实验结果分析,可以看到本文所提出的方法相较于其他可靠性评价方法具有以下优势:

1) 该方法能够更全面地考虑各个因素对电表可靠性的影响,避免了传统方法中对各个因素简单加权求和的问题.通过权重赋值和综合评价方法,我们能够更准确地评估电表的可靠性水平.

2) 威布尔分布模型的引入使评价结果更加准确.威布尔分布能够适应不同的故障模式,具有更灵活的形状,可以更好地描述电表的故障行为.

本文提出的可靠性函数能够为电力系统的运行和管理提供更直观、更可操作的评价结果.通过该函数系统运维人员能够更好地了解电表的可靠性水平,及时采取相应的维护和修复措施,提高电力系统的稳定性和可靠性.

## 1 文献综述

近年来,研究人员提出了许多可靠性分析方法,这些方法可以分为两大类:直接评估和数据驱动.直接评估法是利用电子设备各部件的故障率直接分析其可靠性或剩余寿命.例如,将不同阶段的设备检测数据映射到基于指数模型的故障率函数,然后结合设备情况得到故障率.在文献[9]中,利用可靠性预测手册建立元器件级可靠性评估模型,对功率变换器的可靠性进行预测和计算.故障树分析作为一种经典的可靠性分析方法,在电力系统中也有很多应用<sup>[10]</sup>.然而,直接评估方法难以应用于系统级故障分析,因为需要组件故障数据.

数据驱动方法可以使用系统的故障数据来评估其可靠性,不需要仪器的结构组成.数据驱动方法可以进一步分为确定性方法和概率方法.确定性方法包括人工神经网络(ANN)和支持向量回归.例如,将ANN和威布尔分布相结合来预测轴承剩余寿命<sup>[11]</sup>.然而,故障率数据的样本量太小,在大多数情况下无法生成准确的预测,因此需要采用其他方法.

概率方法可以有效地处理参数不确定的问题,常见的概率方法包括退化模型、比例风险模型和贝叶斯

模型. 例如, 马江泓等<sup>[12]</sup>提出了比例风险模型, 利用健康指标分析电力设备的故障率. 贝叶斯模型是一种特别适用于小样本的数据分析方法, 经常用于故障分析<sup>[13-14]</sup>. 将不同的回归分析方法融入贝叶斯以融合多个年龄和环境变量, 例如线性回归和指数回归. 这种线性叠加很难准确描述多元关系, 需要进一步提出非线性回归来增强数据拟合能力. 然而, 大多数数据驱动的方法都忽略了样本数据中异常值的影响.

目前, 国内外学者对智能电表可靠性预测进行了大量研究. 文献[15]利用 FP-GA 仿真模拟技术开展智能电表软件测试; 文献[16]结合  $k$  均值聚类和双向长短期神经网络来预测内置电表继电器的性能下降趋势, 然后评估其可靠性; 文献[17]结合平均冲击值(MIV)算法, 通过自适应 BP 神经网络模型预测接触器的可靠寿命; 文献[18]根据贝叶斯方法使用加速退化数据评估智能电表的可靠性; 文献[19]基于 VC++ 平台分析和预测电表每个模块的可靠性; 文献[20]建立了基于哈里斯鹰优化的 LSTM 模型, 并通过测量接触电阻值预测其可靠寿命; 文献[21]使用最小二乘法计算威布尔分布参数, 然后评估批量电表的可靠性; 文献[22]检查外部应力条件下的故障数据, 以预测智能电表在运行中的剩余寿命. 现有的研究基于实验室测试分析电表可靠性, 且一些调查侧重于历史故障数据. 此外, 以往的研究侧重于可靠性估计和寿命预测, 而不是故障数据预测.

## 2 多维赋权分析

层次分析法(Analytic Hierarchy Process, AHP)是一种常用的方法, 用于确定多维赋权分析中各个因素的权重, 通过构建判断矩阵进行成对比较和排序, 最终得到各个影响因素的权重值. AHP 是可再生能源和可持续能源研究中最受欢迎的方法. 本研究根据专家意见和领域知识, 综合考虑多个影响因素的重要性并将其量化为权重值, 使用 Saaty 的 AHP 构建了与智能电表及其故障影响因素相关的判断矩阵, 并利用特征向量法计算各个影响因素的权重.

为了实现智能电表影响因素的多维分析与诊断, 首先需要知道智能电表出现了哪些异常, 然后才能针对这些异常进行多维分析, 或者根据这些异常特点进行智能电表的故障诊断. 在电表异常因素分析中, 可以将其划分为不同的层次, 即从总体层次到具体层次, 通过两两比较各个因素的重要性, 构建判断矩阵.

权重  $w_d$  代表多维影响因素对故障率的影响程度. 为了确定  $w_d$ , 本文引入 Spearman 相关系数. 对于样本量为  $n$  的故障率数据  $d_r$ , 可以得到权重函数为:

$$w_d = 1 - \frac{6 \sum d_i^2}{n(n^2 - 1)} \quad (1)$$

式(1)中,  $d_i$  是影响因素和故障率的等级差.

影响智能电表异常特征的主要因素为温度、湿度、磁场、负荷、元器件质量及软件故障, 结果以矩阵形式组装, 然后通过特征值法判断矩阵的权重向量, 得到各因素的权重(表 1), 其中标准的数量定义了行数和列数. 获得的相对权重作为矩阵每一行归一化值(即矩阵的每个值除以其列总和)的平均值.

表 1 Saaty 矩阵和标准权重

| 影响因素  | 温度   | 湿度   | 磁场   | 负荷   | 元器件质量 | 软件故障 | 权重       |
|-------|------|------|------|------|-------|------|----------|
| 温度    | 1.00 | 3.00 | 7.00 | 6.00 | 3.00  | 4.00 | 0.071 65 |
| 湿度    |      | 1.00 | 5.00 | 5.00 | 2.00  | 3.00 | 0.062 76 |
| 磁场    |      |      | 1.00 | 0.50 | 0.14  | 0.20 | 0.038 20 |
| 负荷    |      |      |      | 1.00 | 0.20  | 0.25 | 0.040 58 |
| 元器件质量 |      |      |      |      | 1.00  | 2.00 | 0.047 93 |
| 软件故障  |      |      |      |      |       | 1.00 | 0.119 55 |

通过使用 Saaty 给出的式(2)和式(3), 计算一致性指标(CI)和一致性比率(CR)来检查所得结果的一致性.

$$CI = \frac{\lambda_{\max} - n}{n - 1} \quad (2)$$

$$CR = \frac{CI}{RI} \quad (3)$$

式(2)、式(3)中,  $\lambda_{\max}$  是比较矩阵的最大特征值,  $n$  是评价标准的数量,  $RI$  是 Saaty 给出的矩阵大小( $n \times n$ )的随机指数值.  $\lambda_{\max}$  被计算为矢量元素的平均值, 其中每个元素作为分子成对比较矩阵权重和结果的乘积, 而权重矢量作为分母. 一致性指标用  $CI$  计算,  $CI$  越小, 说明一致性越大.  $CI=0$ , 为完全一致性;  $CI$  接近于 0, 为满意一致性;  $CI$  越大, 为不一致越严重. 如果  $CR$  值大于 0.10, 表示成对比较不一致, 需要修改.

### 3 威布尔分布模型

威布尔分布是一种广泛应用于拟合和分析故障时间数据的方法, 由于它具有不同其他分布的特征, 从而可以灵活地拟合不同的数据集, 其主要优势是能够以有限的样本大小进行故障预测. 本文首先对智能电表的历史统计故障数据进行收集和分析, 然后对故障事件的顺序进行排序. 故障事件“ $x$ ”的中位秩  $I_x$  由式(4)计算所得.

$$I_x = \frac{x - 0.3}{t + 0.4} \quad (4)$$

式(4)中,  $t$  为数据总数.

威布尔参数可以通过式(5)、式(6)来确定.

$$j_x = \omega i_x + c \quad (5)$$

和

$$i_x = lt (n_x) \quad (6)$$

式(6)中,  $n_x$  是第  $x$  级此类故障电表的独立年龄,  $j_x$  可由式(7)确定.

$$j_x = lt \left( \frac{1}{1 - F(n)} \right) \quad (7)$$

依据式(5)到式(7), 威布尔形状参数  $\beta$  或威布尔图的斜率可以通过式(8)、式(9)计算得到.

$$\beta = \omega = \frac{\sum_{x=1}^t (i_x) j_x - \frac{\sum_{x=1}^t (i_x) \sum_{x=1}^t j_x}{t}}{\sum_{x=1}^t (i_x)^2 - \frac{(\sum_{x=1}^t (i_x))^2}{t}} \quad (8)$$

以及线性方程的截距  $c$

$$c = \frac{\sum_{x=1}^t j_x}{t} - \omega \left( \frac{\sum_{x=1}^t i_x}{t} \right) \quad (9)$$

那么, 寿命特征或尺度参数  $\eta$  可以通过式(10)计算得到.

$$\eta = e^{-\frac{c}{\omega}} \quad (10)$$

威布尔概率分布函数  $f(n)$  表示在特定时间  $n$  的故障概率, 如式(11)所示.

$$f(n) = \left( \frac{\beta}{\eta} \right) \left( \frac{n}{\eta} \right)^{\beta-1} e^{-\left( \frac{n}{\eta} \right)^\beta} \quad (11)$$

威布尔累积分布函数  $F(n)$  表示在特定时间  $n$  发生故障的概率, 可以用式(12)表示; 而可靠性函数  $R(n)$  和故障率  $\lambda(n)$  (单位时间内发生的故障数) 分别用式(13)和式(14)表示.

$$F(n) = 1 - e^{-\left(\frac{n}{\eta}\right)^\beta} \quad (12)$$

$$R(n) = 1 - F(n) = e^{-\left(\frac{n}{\eta}\right)^\beta} \quad (13)$$

$$\lambda(n) = \frac{f(n)}{R(n)} = \left(\frac{\beta}{\eta}\right) \left(\frac{n}{\eta}\right)^{\beta-1} \quad (14)$$

表2和表3显示了威布尔参数计算的示例. 参数  $I_x, j_x$  和  $i_x$  由式(4)一式(6)计算所得. 参数  $\beta, c, \eta, f(n), F(n), R(n)$  和  $\lambda(n)$  则分别通过式(8)一式(14)计算所得. 所有公式中使用的参数“ $t$ ”均为2. 形状参数  $\beta$  是威布尔分布的关键因素, 能够应用于浴盆曲线的任何周期. 这种曲线可以分为3个时期或故障模式: 老化期、正常运行期和磨损期. 当  $0 < \beta < 1$  时, 会发生早期故障, 也称为产品寿命周期中的早期故障; 当  $\beta = 1$  时, 故障被认为是随机的且与年龄无关.  $\beta > 1$  时, 表示磨损故障.

表2 可靠性参数

| $t$ | $n_x$ | $i_x$  | $I_x$ | $j_x$  |
|-----|-------|--------|-------|--------|
| 1   | 47.3  | 3.76   | 0.111 | -2.145 |
| 2   | 59    | 4.05   | 0.255 | -1.186 |
| 3   | 68.6  | 4.24   | 0.413 | -0.612 |
| 4   | 87.7  | 4.365  | 0.567 | -0.145 |
| 5   | 94.8  | 4.463  | 0.729 | 0.273  |
| 总和  | 357.4 | 20.878 | 2.075 | -3.815 |

表3 可靠性参数结果

| 参数 | 形状参数 $\beta$ | $c$     | 尺度参数 $\eta$ | $f(n)$      | $F(n)$ | $R(n)$ | $\lambda(n)$ |
|----|--------------|---------|-------------|-------------|--------|--------|--------------|
| 值  | 3.705        | -15.842 | 84.754      | 0.000 002 5 | 0.192  | 1.029  | 0.000 002 7  |

从某种意义上说, 较旧的电表比较新的电表发生故障的可能性更高, 受老化的影响, 故障的可能性越大. 因此, 可以通过在智能电表发生故障之前进行更换和预防性维护来提高系统的可靠性. 威布尔分布可用于多种情况, 并且取决于  $\beta$  值等于或近似于其他几种分布, 例如指数分布 ( $\beta=1$ )、瑞利分布 ( $\beta=2$ )、正态分布 ( $\beta=3.6$ ) 和峰值正态分布 ( $\beta=5$ ).

## 4 结果分析与方法评估

### 4.1 实验设置

为了验证本文所提方法的有效性, 根据真实世界的智能电表数据验证了各种实验. 交叉验证方法用于模型训练过程, 每个区域80%的样本数据用于训练, 其余数据用于预测. 仿真环境为 Pymc3, 是一个基于概率编程的 Python 库. 我们将样本总数设置为 10 000, 其中 3 000 个为老化样品.

### 4.2 实验结果分析

#### 4.2.1 寿命预测分析

在寿命预测分析中常用最大似然估计(MLE)和最小二乘估计(LSE)方法来估计参数, 这两种方法都为大型、完整的数据集提供了一致的结果. 然而, 大多数可靠性数据集的样本量比较适中, 且大量的模拟研究表明 MLE 方法比 LSE 方法更适合. 使用 MLE 方法分布参数估计更精确, 估计方差更小. MLE 计算使用更多来自数据的信息, 而不是来自估计的信息. 而 LSE 方法在计算中忽略了被删减观测的信息, 其中40%的数据被删减. 因此, 最大似然估计是寿命分析的最佳方法.

一些智能电表的确切故障时间未知, 对于这种情况的数据已被审查. 将循环寿命测试数据拟合成威布

尔分布、指数分布、正态分布和对数逻辑分布,如图 1 所示.该分布图有助于对电表样本的寿命数据进行建模并估计可靠性参数.

为了测试分布图的拟合优度,使用 Anderson-Darling(A-D)正态性检验来评估拟合度.分布图对数据的拟合越好,A-D 值越低.结果表明,对智能电表寿命周期预测最有效的是威布尔分布.尽管对数逻辑分布具有较低的 A-D 值,但它具有较高的标准误差,如表 4 所示.因此,选择威布尔分布对数据的寿命周期进行建模具有更好的可行性.

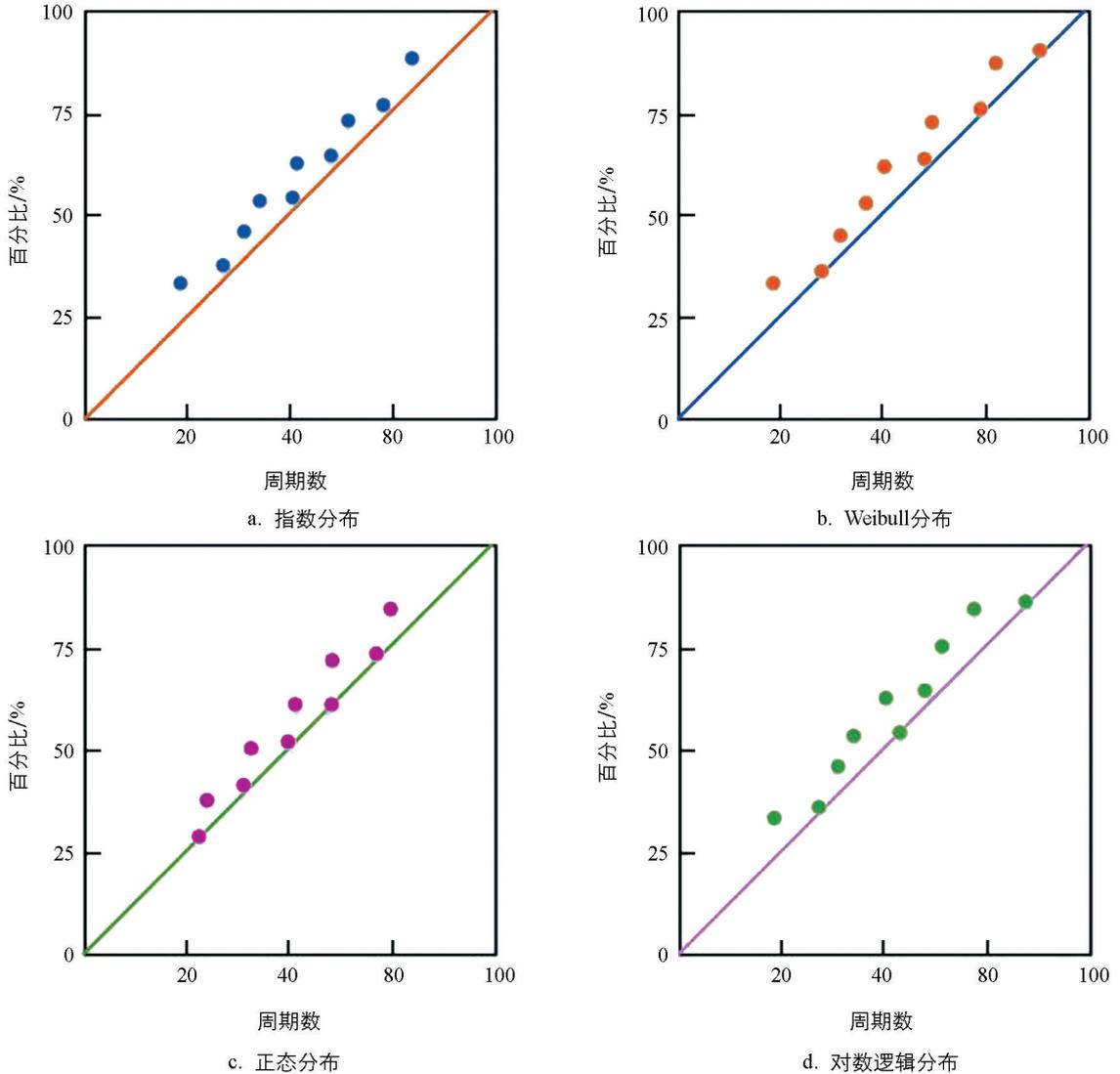


图 1 智能电表寿命周期数据的概率分布图

表 4 拟合优度统计

| 分布方式   | A-D 值 | 平均故障时间/循环周期 | 标准误差/循环周期 |
|--------|-------|-------------|-----------|
| 威布尔分布  | 11.58 | 68          | 20.68     |
| 指数分布   | 11.66 | 74          | 26.75     |
| 正态分布   | 11.52 | 104         | 103.61    |
| 对数逻辑分布 | 11.76 | 71          | 19.84     |

图 2 显示了故障时间数据的威布尔拟合与相应的双侧近似 95%置信区间。

#### 4.2.2 与常用方法的性能比较

为了进一步验证本文方法的故障预测能力, 使用文献[23]方法(ANN)、文献[24]方法(贝叶斯指数模型, BEM)和文献[25]方法(基于朴素贝叶斯的加权融合方法, WFB-NB)这 3 种常用可靠性评价方法进行比较。

均方根误差(RMSE)和平均绝对误差(MAE)通常用于量化拟合误差, 同时本文采用平均置信区间宽度(ACIW)来确定概率模型的置信区间, 其计算式为:

$$ACIW = \frac{1}{t} \sum_{x=1}^t [u_t(D_r^t | D_r^m)_{97.5} - u_t(D_r^t | D_r^m)_{2.5}] \quad (15)$$

式(15)中,  $u_t(D_r^t | D_r^m)_{97.5}$  和  $u_t(D_r^t | D_r^m)_{2.5}$  分别表示故障率预测分布的 97.5 和 2.5 分位数。

预测误差的比较如图 3—图 5 所示。结果表明, 文献[25]方法的 RMSE 和 MAE 均低于文献[24]方法和文献[23]方法, 而本文方法与文献[25]方法相比预测误差更小, 说明本文的威布尔分布可以降低拟合误差。此外, ACIW 表示拟合结果的确定程度, ACIW 越窄意味着结果越确定。实验结果表明, 本文方法具有更窄的 ACIW, 意味着故障率预测的不确定性更小。总体而言, 本文方法更适合有噪声干扰的数据模型。

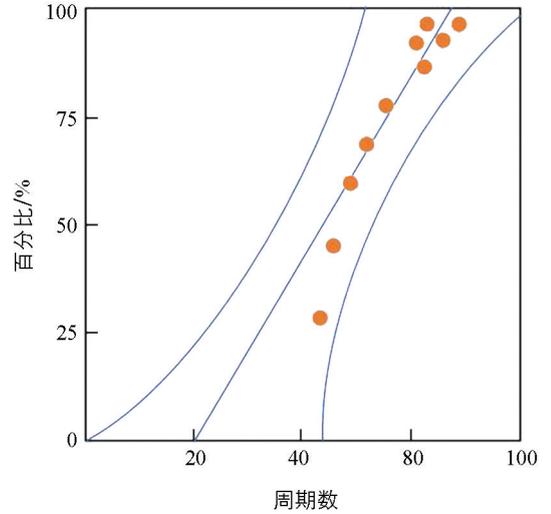


图 2 威布尔分布图与智能电表的寿命周期数据

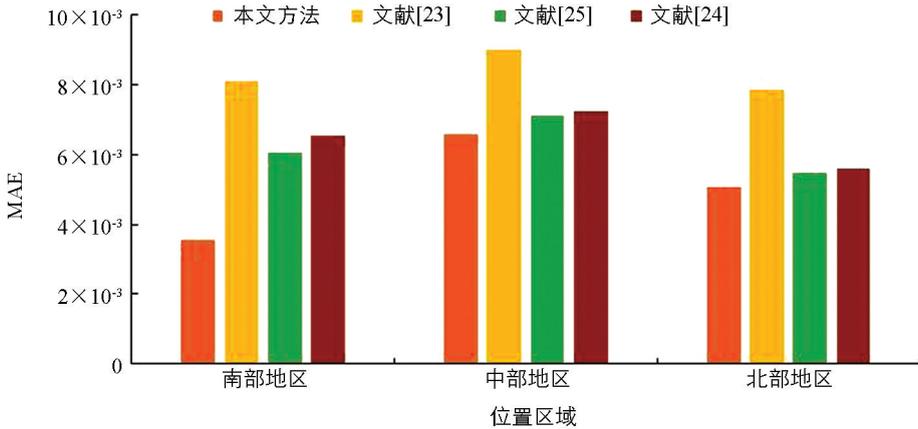


图 3 不同方法的 MAE 预测误差比较

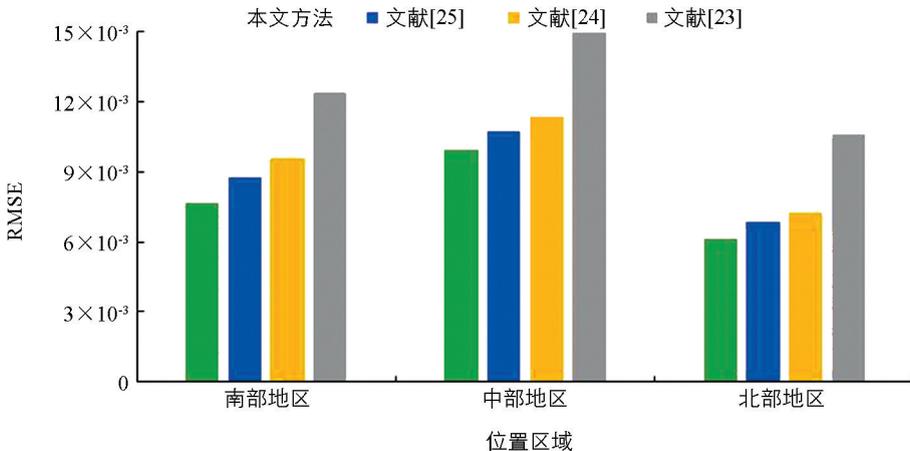


图 4 不同方法的 RMSE 预测误差比较

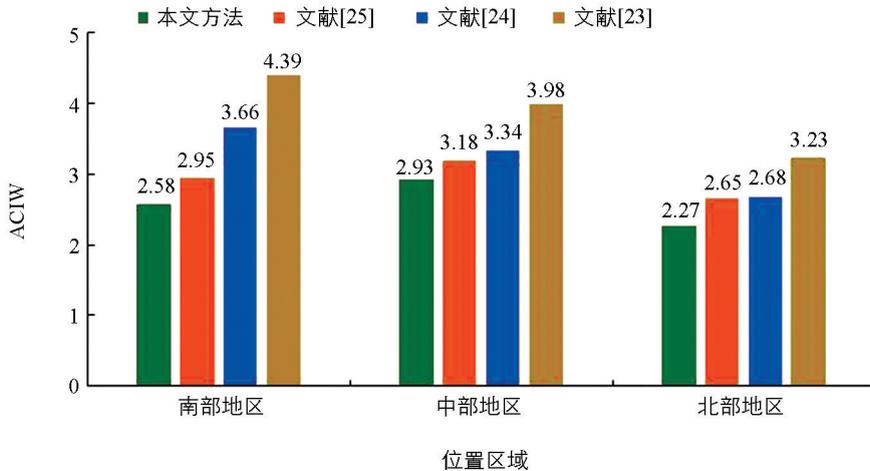


图 5 不同方法的 ACIW 预测误差比较

### 4.3 可靠性评估

根据可靠性公式计算出智能电表的预测结果,如图 6 所示,在典型环境下可靠性随着时间增长呈下降趋势.预测的可靠性曲线与实际的可靠性曲线越接近,表明故障评估结果越准确.在设备运行后期,可靠性下降速度加快,意味着随时间推移需要更换更多的智能电表.

由图 6 可知,经过 6 年的运行本文方法预测智能电表在典型环境下的可靠性约为 0.95,说明该智能电表在典型区域环境下具有较高的可靠性,满足

电网公司规定的智能电表轮转周期.未来可根据本研究的可靠性评估结果建立智能电表更换机制,确保电网安全、经济地运行.

## 5 结论

可靠性和稳定性是智能电表的薄弱环节,不仅关系到智能电网的安全可靠运行,而且是制约电能表产业转型升级的技术难点.传统的智能电表可靠性评价方法主要基于故障率和故障时间分布,忽视了不同因素之间的相互影响和权重差异.随着电力系统复杂性增加,传统方法难以准确地评估电表的可靠性.因此,本文提出一种基于多维赋权威布尔分布的智能电表可靠性评价方法,通过 AHP 构建交叉矩阵的关联关系,得到各个影响因素的权重值.为了实现典型环境下智能电表故障率信息的有效融合与评估,首先引入威布尔分布模型,实现了对智能电表可靠性的全面评估;然后基于现有智能电表的历史数据,进行智能电表的可靠性评价和寿命预测,验证了本文方法的可行性和优越性.该可靠性预测结果可以为实际的智能电网可靠性监管和管理提供策略.本文结果还可以用于支持智能电表生产企业进行故障分析,提高产品可靠性设计水平,同时也能更好地服务于电网企业制定维护计划,及时更换批量智能电表.尽管本文在智能电表可靠性评价方面取得了一定的成果,但仍存在可以改进和深入研究的方向.例如,多维赋权分析方法中权重的确定可能存在主观性和不确定性.在未来的研究中可以探索更科学的权重确定方法,如基于数据的权重计算或专家系统权重推导,以提高评价结果的客观性和准确性.

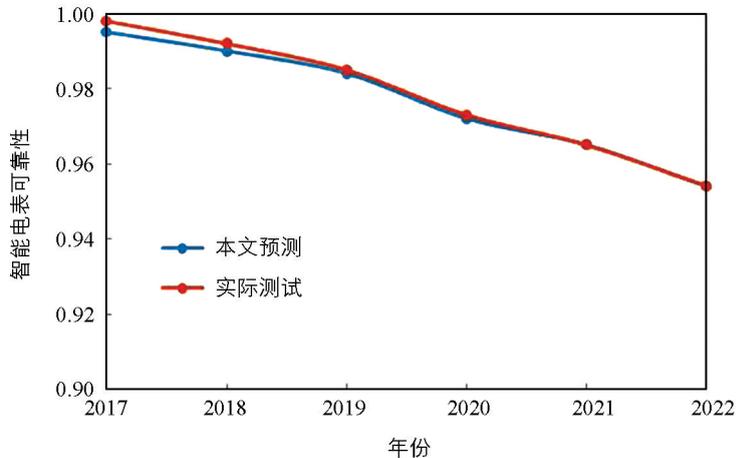


图 6 基于多维赋权威布尔分布的智能电表可靠性预测结果

## 参考文献:

- [1] 贺青,邵海明,梁成斌. 电磁计量学研究进展评述 [J]. 计量学报, 2021, 42(11): 1543-1552.
- [2] 韩翔宇, 纽春萍, 何海龙, 等. 电磁式断路器状态监测与智能评估技术综述 [J]. 电工技术学报, 2023, 38(8): 2191-2210.
- [3] ESKANDARNIA E, AL-AMMAL H, KSANTINI R, et al. Deep Learning Techniques for Smart Meter Data Analytics: a Review [J]. SN Computer Science, 2022, 3(3): 243.
- [4] 黄彦钦, 余浩, 尹钧毅, 等. 电力物联网数据传输方案: 现状与基于 5G 技术的展望 [J]. 电工技术学报, 2021, 36(17): 3581-3593.
- [5] 王乐. 面向居民的智能远程抄表系统的应用 [J]. 工程研究与实用, 2022, 3(17): 224-226.
- [6] WANG J H, LIU S Q, WANG S X, et al. Multiple Indicators-Based Health Diagnostics and Prognostics for Energy Storage Technologies Using Fuzzy Comprehensive Evaluation and Improved Multivariate Grey Model [J]. IEEE Transactions on Power Electronics, 2021, 36(11): 12309-12320.
- [7] ZHAO Z Y, CHEN Y, LIU J N, et al. Evaluation of Operating State for Smart Electricity Meters Based on Transformer-Encoder-BiLSTM [J]. IEEE Transactions on Industrial Informatics, 2023, 19(3): 2409-2420.
- [8] XING X M, TAN J W, LI Y T, et al. Health Status Assessment of Smart Meters Based on Variable Weight and Index Cloud Matter-Element Model [J]. Cognitive Computation and Systems, 2022, 4(3): 229-241.
- [9] 姚婷婷, 管乐诗, 石恩达, 等. 一种低母线电压尖峰的改进型 Y 源逆变器及其可靠性分析 [J]. 电工技术学报, 2021, 36(S1): 209-217.
- [10] 高晨, 赵勇, 汪德良, 等. 海上风电机组电气设备状态检修技术研究现状与展望 [J]. 电工技术学报, 2022, 37(S1): 30-42.
- [11] YANG J S, PENG Y Z, XIE J S, et al. Remaining Useful Life Prediction Method for Bearings Based on LSTM with Uncertainty Quantification [J]. Sensors, 2022, 22(12): 4549-4564.
- [12] 马江泓, 马龙涛, 范越. 计及多维隐患因素的输变电设备中长期故障率建模方法 [J]. 电气技术, 2023, 24(2): 32-40.
- [13] 王永超, 唐求, 马俊, 等. 基于复合核 SVM 的智能电表基本误差预测方法 [J]. 电子测量与仪器学报, 2021, 35(10): 209-216.
- [14] 敖邦乾, 曾丽娟, 陈孝玉, 等. 融合注意力机制的电机故障检测系统设计 [J]. 西南大学学报(自然科学版), 2022, 44(12): 163-175.
- [15] LI F, WANG Y C, WU F, et al. Review of Real-Time Simulation of Power Electronics [J]. Journal of Modern Power Systems and Clean Energy, 2020, 8(4): 796-808.
- [16] CHEN J Y, ZHONG C C, CHEN J, et al. K-Means Clustering and Bidirectional Long- and Short-Term Neural Networks for Predicting Performance Degradation Trends of Built-in Relays in Meters [J]. Sensors, 2022, 22(21): 8149-8161.
- [17] DONG X G, JING Z, DAI Y J, et al. Failure Prediction and Replacement Strategies for Smart Electricity Meters Based on Field Failure Observation [J]. Sensors, 2022, 22(24): 9804-9822.
- [18] MASSIDDA L, MARROCU M. A Bayesian Approach to Unsupervised, Non-Intrusive Load Disaggregation [J]. Sensors, 2022, 22(12): 4481-4495.
- [19] ELSISI M, MAHMOUD K, LEHTONEN M, et al. Reliable Industry 4.0 Based on Machine Learning and IoT for Analyzing, Monitoring, and Securing Smart Meters [J]. Sensors, 2021, 21(2): 487-502.
- [20] SUN Y S, HUANG Q, LIU T, et al. Multi-Strategy Enhanced Harris Hawks Optimization for Global Optimization and Deep Learning-Based Channel Estimation Problems [J]. Mathematics, 2023, 11(2): 390-417.
- [21] MA L S, MENG Z Q, TENG Z S, et al. A Reliability Evaluation Framework for Smart Meters Based on AGG-ARIMA and PFR [J]. Measurement Science and Technology, 2022, 33(4): 045006.
- [22] MA J, TENG Z S, TANG Q, et al. Measurement Error Prediction of Power Metering Equipment Using Improved Local Outlier Factor and Kernel Support Vector Regression [J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2022, 69(9): 9575-9585.
- [23] 史鹏博, 李蕊, 李铭凯, 等. 基于决策树和聚类算法的智能电表误差估计与故障检测 [J]. 计量学报, 2022, 43(8): 1089-1094.
- [24] 葛峰, 韩建立, 高松. 灰色-支持向量回归模型在多应力加速寿命试验寿命预测中的应用 [J]. 舰船电子工程, 2020, 40(9): 138-141.
- [25] 韩彤, 杨正宇, 陈叶, 等. 改进人工蜂群算法优化 SVM 的电表故障诊断研究 [J]. 机床与液压, 2022, 50(6): 192-196.