引用格式:解玉满,谈丛,黄红桥,等.基于MFT模型的智能电能表运行状态评估方法[J].电力科学与技术学报,2025,40(4):92-102.
Citation: XIE Yuman, TAN Cong, HUANG Hongqiao, et al. Assessment method of smart electricity meter running state based on MFT model[J]. Journal of Electric Power Science and Technology,2025,40(4):92-102.

基于MFT模型的智能电能表运行状态评估方法

解玉满[1,2],谈　丛[1,2],黄红桥[1,2],骆冰祥[1,2],贾智伟[3],孙辰昊[3]
(1.国网湖南省电力有限公司供电服务中心(计量中心),湖南 长沙 410010;2.智能电气量测与应用技术湖南省重点实验室,湖南 长沙 410082;3.长沙理工大学电气与信息工程学院,湖南 长沙 410114)

摘　要:智能电能表作为智能电网营销业务、用电信息和能源分配的末端设备,在配网运维管理、客户体验提升等多个方面都提供了强有力的数据支撑。然而,由于运行环境复杂多变,其运行状态难以准确评估。为此,首先采用改进的关联规则挖掘(modified association rules mining,MARM)方法,对传统ARM模型中的2种重要度评估标准进行相应改进,从而在提高状态评估精度的同时,提升识别潜在运行风险能力。其次,为降低不确定性,在处理连续特征时,对传统的模糊推理系统(fuzzy inference system,FIS)进行相应改进,引入模糊概率(fuzzy probability,FP)以及阶梯模糊推理系统(tiered fuzzy inference system,TFIS),通过模型集成,得到强关联规则识别兼采用概率模糊的阶梯模糊推理系统(MARM-FP-TFIS,MFT)模型,从而求解智能电能表运行状况的健康度,实现对智能电能表运行状态的评估。最后,通过算例验证所建立的模型在实际应用中的可行性和功能性,从而实现了智能电能表中多维数据下运行状况的准确评估。

关　键　词:智能电能表;运行状态评估;关联规则;概率模糊;阶梯模糊推理系统
DOI:10.19781/j.issn.1673-9140.2025.04.009　**中图分类号**:TM933.4　**文章编号**:1673-9140(2025)04-0092-11

Assessment method of smart electricity meter running state based on MFT model

XIE Yuman[1,2], TAN Cong[1,2], HUANG Hongqiao[1,2], LUO Bingxiang[1,2], JIA Zhiwei[3], SUN Chenhao[3]
(1. Power Supply Service Center (Measurement Center), State Grid Hunan Electric Power Co., Ltd., Changsha 410010, China;
2. Intelligent Electrical Measurement and Application Technology Key Laboratory of Hunan Province, Changsha 410082, China;
3. School of Electrical & Information Engineering, Changsha University of Science and Technology, Changsha 410114, China)

Abstract: The smart electricity meter, as the terminal device for smart grid marketing, electricity information, and energy distribution, provides strong data support in various aspects such as distribution network operation and maintenance management and customer experience optimization. However, due to the complex and variable operating environment, it is difficult to accurately assess its running state. Therefore, the modified association rules mining (MARM) method is employed, which improves upon two key importance evaluation criteria in the traditional ARM model. This enhancement not only increases the accuracy of state assessment but also improves the ability to identify potential operational risks. Additionally, to reduce uncertainty when dealing with continuous features, the traditional fuzzy inference system (FIS) is enhanced by introducing fuzzy probability (FP) and the tiered fuzzy inference system (TFIS). Through model integration, a MARM-FP-TFIS (MFT) model that combines strong association rule identification with probability fuzzy inference is developed to solve the health assessment of the running state of smart electricity meters, realizing the evaluation of the running state of the smart energy meter. Finally, case studies verify the feasibility and functionality of the established model in practical applications, thus achieving an accurate assessment of the running state of smart electricity meters under multidimensional data conditions.

收稿日期:2024-08-16;**修回日期**:2024-10-22
基金项目:国家自然科学基金(52207074);湖南省自然科学基金(2024JJ9175);长沙市自然科学基金(kq2208231)
通信作者:谈　丛(1992—),男,硕士,工程师,主要从事电能计量及电力大数据应用方面的研究;E-mail:13786148041@163.com

Key words: smart electricity meter; running state assessment; association rule; fuzzy probability; tiered fuzzy inference system

近年来，伴随着人们对用电需求的日益增长，智能电能表作为配电网台区的关键计量设备，在智能配电网中对确保电网稳定运行和优化能源使用发挥了重要作用[1-2]。然而，智能电能表在长期运行过程中也面临着各种潜在的问题和挑战，例如数据采集不准确、通信故障和安全漏洞等，这些问题可能严重影响电力系统的稳定性和安全性。因此，精准、及时地监测智能电能表的运行状况，不仅关系到电网的稳定，还直接影响用户的能源使用体验。对智能电能表运行状况进行准确评估，能够为电力系统的规划、优化和管理提供可靠的数据支持，提升运行效率和管理水平。

在当前的电气领域，国内外已有大量研究者对智能电能表的运行状况评估进行相关研究，主要包括3个方面：智能电能表的故障分析、智能电能表寿命预计以及智能电能表健康状态评价。

在智能电能表的故障分析的研究中，文献[3]基于收集的因故障原因拆回的智能电能表故障信息数据，融合了熵权法、TOPSIS法和灰关联分析法，对拆回的智能电能表进行了两维度评估。文献[4]利用电能表现场运行大数据分析结果，提出了基于失效物理的电能表故障定位、故障复现试验方法，为电能表的验收评价、现场故障分析和批量管理提供了一种有效的技术手段。文献[5]根据聚类算法和云理论，对数据进行挖掘，建立智能电能表故障信息的分类诊断云模型，确定智能电能表的薄弱环节或影响电能表可靠运行的关键信息。文献[6]提出了一种基于贝叶斯网络的智能电能表故障类型分类与预测模型，对智能电能表的故障类型进行预测。这一类的方法是对已发生故障的电表分析其故障类型及失效机理，但无法评估智能电能表的运行状态。

在智能电能表寿命预测的相关研究中，文献[7]使用可靠性串联模型及器件应力法计算单相智能电能表各组成单元的失效率，从而对智能电能表运行的可靠性进行评估。文献[8]研究了智能电能表在高温高湿环境下的失效机理，提出针对该环境的寿命延长建议。文献[9]提出了基于混合威布尔模型的智能电能表可靠性评估方法。这一类方法是对智能电能表工作寿命及其可靠性的一种预计性整体评估，但无法评估智能电表的运行状态。

在电能表健康状态评价的相关研究中，文献[10]使用了三角模糊数层次分析法构建了生命周期质量层次模型，并进一步通过缺陷扣分法对各层次指标进行打分，加权得到质量综合评价结果。文献[11]通过各异常电力节点的电压、电流数据，计算对应的回路阻抗特性情况，绘制相应阻抗变化曲线，并与正常情况对比，进行健康状态评估。文献[12]提炼出6个影响智能电能表运行的指标，通过变异系数赋值法得到每个智能电能表的状态评分；然后再将这6个指标的数据作为原始输入数据，并通过K-means聚类算法进行分类；最后结合这2种算法，得到新的智能电能表状态评估方法。此类方法有望对智能电能表的运行健康度进行实时评估，但未能综合考虑影响智能电能表运行环境的内部和外部特征。

基于以上问题，本文提出了一种强关联规则识别与概率模糊阶梯模糊推理系统的集成模型。先通过改进常规的支持度—置信度架构的关联规则指标，考虑规则的全局频繁程度和局部频繁程度，更全面地评估规则的关联程度，深入挖掘隐含的特征—状态指数关系；再进一步使用概率模糊的阶梯模糊推理系统降低离散化的不确定性，大大提升了模型的评估能力；最后，将二者进行整合，从而求解智能电能表运行状况的健康度，用以表明智能电能表潜在的风险状态。通过算例验证评估方法的准确性，并与实际情况进行对比，确认本文提出的智能电能表评估方法在实际应用中的可靠性。

1　特征数据库建立的建立与处理

1）数据的采集与汇总。

本文以某电网2017～2018年间置于自然环境中的智能电能表实际历史运行数据为例。样本数据共计3 839条，其包含的特征量如表1所示。

2）特征数据库的建立。

在实际应用中，智能电能表的运行状况受到了诸多因素的影响，为了准确评估其健康度，需综合考量内因和外因造成的影响。其中，内因包括元器件故障及结构损坏等可能造成智能电能表无法正常使用的因素；外因则包括供电质量、人工操作失误以及恶劣环境因素等。智能电能表的运行故障由这些内在因素和外在因素共同引起。本研

表 1 特征信息汇总

Table 1 Summary of feature information

特征信息	包含特征元素
设备类别	单相,三相
电压等级	220 V,380 V
月份	1~12
相序	A, B, C, ABC
风向	东,南,西,北,东南,东北,西南,西北
天气	阴,晴,多云,雨,雪,大风
气象特征	平均湿度(‰)、平均温度(℃)、平均气压(hpa)、平均电磁干扰强度(μT)、平均盐雾浓度(%)
运行状态	正常运行,异常运行

究综合考量内、外在因素影响,采用包含这些影响的特征信息作为输入,并进一步通过大数据挖掘其中隐含的特征—状态指数规则。其基本思路如图 1 所示。

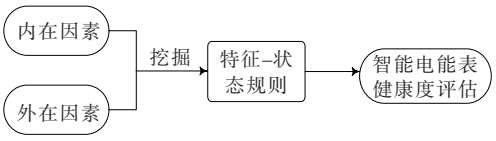

图 1 智能电能表健康度评估基本思路

Figure 1 Basic idea of health assessment of smart electricity meters

考虑到智能电能表繁复多变的运行环境,为了实现对其运行态势的准确评估,需有效融合收集到的特征信息,并进一步汇总到统一的数据处理空间。

基于此,在输入数据库 D 中,本文定义所有影响智能电能表运行态势的特征变量的集合为 W,且 $W=\{w_1, w_2, \cdots, w_k, \cdots, w_n\}$,其中,$w_k$ 由一组特征元素($y_{k,1}, y_{k,2}, \cdots, y_{k,p}, \cdots, y_{k,z}$)构成。令 $L=\{l_1, l_2, \cdots, l_i, \cdots, l_m\}$,表示一共收集了 m 次智能电能表运行的记录。此外,本文假设 S 为一个包含所有目标变量的集合,$S=\{s_1, s_2, \cdots, s_i, \cdots, s_m\}$。其中,$s_i$ 指代智能电能表正常运行或者异常运行的其中一种。

将各个集合中的关系提取出来用矩阵形式表示:

$$\boldsymbol{L}'=[l_1, l_2, \cdots, l_i, \cdots, l_m]^{\mathrm{T}} \tag{1}$$

$$\boldsymbol{W}'=[w_1, w_2, \cdots, w_k, \cdots, w_n]^{\mathrm{T}} \tag{2}$$

$$\boldsymbol{S}'=[s_1, s_2, \cdots, s_i, \cdots, s_m]^{\mathrm{T}} \tag{3}$$

构建的智能电能表运行状况评估的数据处理空间矩阵 $\boldsymbol{D}'$,具体如下:

$$\boldsymbol{D}'=\begin{bmatrix} L' & w_1 & \cdots & w_k & w_{k+1} & \cdots & w_n & S' \\ l_1 & c_{11} & \cdots & c_{1k} & c_{1k+1} & \cdots & c_{1n} & s_1 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots & \vdots \\ l_i & c_{i1} & \cdots & c_{ik} & c_{ik+1} & \cdots & c_{in} & s_i \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots & \vdots \\ l_m & c_{m1} & \cdots & c_{mk} & c_{mk+1} & \cdots & c_{mn} & s_m \end{bmatrix} \tag{4}$$

在矩阵 $\boldsymbol{D}'$ 中,l_i 表示对应记录的编号,即从矩阵的第二行开始,每一行均指代一次智能电能表运行的记录。同时,($w_1, w_2, \cdots, w_k$)表示内在因素对应的特征信息;($w_{k+1}, w_k, \cdots, w_n$)表示外在因素对应的特征信息;$c_{ik}$ 表示第 i 条记录中特征 w_k 的特征元素 $y_{k,p}$。

2 改进关联规则方法

相较于传统的关联规则挖掘(association rule mining,ARM)模型,本文在传统的基础上对支持度—置信度的重要度诊断标准阈值设定方法做出了相应改进,对于特征数据库中的每一特征变量,实现更为有效地挖掘其中的强关联规则,以加强 ARM 模型关联程度量化的可靠性。

2.1 关联规则指标选取

关联规则是一种用于挖掘 2 种及 2 种以上事物之间所隐含的内在联系的大数据分析技术[13]。通过对海量数据挖掘其中有价值有意义的联系,从而可以由一种或是多种事物对其他事物进行预测。如果对于一个前项 a 以及一个后项 b,能够得到一种形如"$a \rightarrow b$"的蕴含式,二者之间的因果关系即其关联规则。

那么对于智能电能表的运行记录,将包含其所有特征元素的集合定义为 $H=\{h_1, h_2, \cdots, h_n\}$。假设 $X \subseteq H, Y \subseteq H, Y$ 为目标变量,且 $X \cap Y=\varnothing$,则关联规则可以表示为 $X \rightarrow Y$。则可以认为,如果项集 X 出现,项集 Y 将依照一定概率出现[14]。

基于此,本文使用支持度和全置信度作为重要度诊断标准。支持度(Support)是关联规则挖掘中一个重要且广泛使用的指标,它常用于筛选高频变量集,能够衡量某一项集在数据集中出现的频率,即表示含有项集 X 的记录数量在整个输入数据库 D 中所占的比例[15]。具体来说,支持度通过计算某特定的规则在所有智能电能表运行事件中出现的频率来衡量该规则的普遍性和流行性。

支持度的计算公式为

$$\mathrm{support}(X \rightarrow Y)=\frac{\mathrm{num}(X \cap Y)}{\mathrm{num}(D)} \times 100\% \tag{5}$$

其中，num()表示集合中元素的个数。

全置信度(all-conf)同样是一个关联规则挖掘中诊断重要度的指标，传统的支持度-置信度的关联规则指标在处理海量数据时，往往不足以筛除掉无用规则，这一点在支持度水平较低的时候体现地尤为明显。全置信度具有零不变性以及向下封闭性，可有效提高智能电能表状态评估的准确性。

全置信度的计算公式为

$$\text{all-con}f(X\rightarrow Y)=\frac{\text{support}(X\cup Y)}{\max(\text{support}(X),\text{support}(Y))}\times 100\% \quad (6)$$

2.2　FRFP-Growth算法实施流程

FRFP-Growth算法是一种用于挖掘符合项约束条件的关联规则并减少冗余量的改进FP-Growth算法。FRFP-Growth算法利用FP-Growth算法挖掘出频繁项集，并按照项约束条件选择出前部频繁项集，即X。并且格外着眼于前后部频繁项集，这些项集包括同时满足前部和后部频繁项集条件的项，即X_{UY}。通过挖掘前后部频繁项集和前部频繁项集，有效地求取符合项约束条件的关联规则，并减少关联规则的冗余量，从而提升了关联规则挖掘的效率和挖掘质量。

FRFP-Growth算法的具体流程如图2所示。

图 2　FRFP-Growth算法流程

Figure 2　Flow chart of FRFP-Growth algorithm

3　阶梯概率模糊推理系统

在进行智能电能表运行状况的评估时，其特征变量包括离散特征以及连续特征。关联规则挖掘的目标是发现数据集中项之间的频繁关联或者相关性，这些项通常表示为离散的项目集，在应用关联规则挖掘算法处理连续特征时，均需进行离散化处理，即划分为若干个区间或者通过其他手段转化为离散型特征。然而，这种离散化可能会带来信息损失，并且在某些情况下可能会使挖掘结果产生偏离，导致准确性降低[16]。为了降低离散化带来的不确定性，本节采用模糊集合的方法对连续特征进行进一步处理。

模糊集合能够以连续的方式描述特征空间中的模糊性和不确定性，模糊推理系统使用的模糊规则和隶属函数可以很好地适应连续特征的变化，使得系统在面对连续特征时具有更好的鲁棒性和泛化能力，因此可以更好地处理连续特征。

常用的模糊推理系统类型包括Mamdani型模糊推理系统、Takagi-Sugeno型模糊推理系统、Sugeno型模糊推理系统等。其中，Mamdani型模糊推理系统的输出隶属度函数为一个模糊集合，可以清晰地反映模糊规则之间的不确定性，这有助于增强系统对不确定性的鲁棒性。此外，Mamdani型模糊推理系统采用模糊规则库来描述输入与输出之间的关系，规则库中的规则通常由自然语言进行表述，可令系统的设计与解释更加直观及可理解[17]。基于此，本文采用Mamdani型模糊推理系统进行运行状况健康度的评估。模糊推理系统的基本组成包括模糊化、模糊推理、去模糊化3个主要步骤[18]。

3.1　连续特征预处理

在传统的模糊推理系统中，其通常采用直接模糊来处理影响智能电能表运行状况的外部环境的连续特征，在评估需要综合考量多特征情况时，需要分别构建不同的隶属度函数，增大了运算成本[19]。对此，本文做出了相应改进，选用概率模糊方法进行处理。概率模糊的特点是以相同的标准为不同特征划分模糊集，更加准确地反映数据的实际分布情况，能够更好地拟合数据，提高了模型的预测准确性和泛化能力。

本文选取5个连续特征作为智能电能表运行状况健康度的指标：平均湿度、平均温度、平均气压、平均电磁干扰强度、平均盐雾浓度，由输入数据库中的出现概率分别计算各自的概率分布，并通过模糊推理系统转化为模糊健康度(fuzzy health degree，FHD)；将各个连续特征依次规划3个分界点，以此将每个连续特征划为4个区间；基于此，可求解出每个连续环境特征的各区间概率。连续特征及其分界点如表2所示。

表 2 连续特征及其分界点

Table 2 Continuous features and their cut-off points

连续特征	单位	分界点
平均湿度	‰	30;70;90
平均温度	℃	15;25;32
平均气压	hPa	996;1 003;1 016
平均电磁干扰强度	μT	10;15;20
平均盐雾浓度	%	3;5;10

3.2 模糊健康度的求解

模糊化是模糊逻辑中的一个重要概念,用于将输入的精确值映射到模糊集合上[20]。在模糊化过程中,通过使用隶属度函数,将输入的精确值转换为对应的隶属度值,即该值属于不同模糊集合的程度。隶属度函数通常是一个定义在输入值范围上的曲线或函数,其描述了输入值与模糊集合之间的关系。常见的隶属度函数形式有三角隶属函数、梯形型隶属函数、柯西型隶属函数等[21]。本文作为评估指标的5个连续特征均使用三角隶属函数与梯形型隶属函数相结合的方法以实现模糊化。

三角隶属函数及梯形隶属函数公式如下:

$$H(x)=\begin{cases}0, & x<a\\ \dfrac{x-a}{b-a}, & a\leqslant x<c\\ \dfrac{c-x}{c-b}, & c\leqslant x<b\\ 0, & x\geqslant b\end{cases} \tag{7}$$

$$H(x)=\begin{cases}0, & x<a\\ \dfrac{x-a}{b-a}, & a\leqslant x<b\\ 1, & b\leqslant x<c\\ \dfrac{d-x}{d-c}, & c\leqslant x<d\\ 0, & x\geqslant d\end{cases} \tag{8}$$

式中,a、b、c、d均为定义在相应数值区间上划分的间隔。

三角隶属函数及梯形型隶属函数图形如图3、4所示。各个隶属度函数同样参照概率分布划分为4个区间,将发生概率的2个极端区域分别命名为普遍(U)以及稀罕(R),中间的两区域命名为相对普遍(RU)以及相对稀罕(RR)。

单层结构的模糊推理系统(fuzzy inference systerm,FIS)在处理本文中的5个连续特征时,共需计及1 024条模糊推理规则,在复杂性、设计和调试

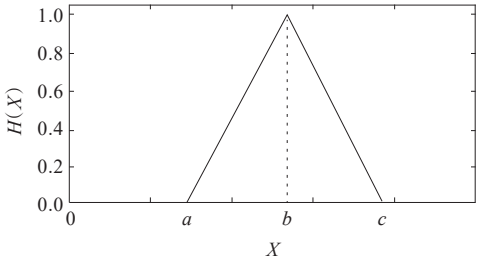

图 3 三角形隶属函数图像

Figure 3 Image of triangle membership function

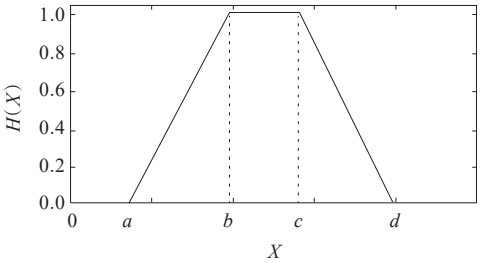

图 4 梯形型隶属函数图像

Figure 4 Ladder membership function image

难度、计算开销、资源消耗等方面均可能存在一些劣势[22]。基于此,本文采用阶梯模糊推理系统(tiered fuzzy inference system,TFIS),相较于单层结构的模糊推理系统,TFIS通过分层依次处理,将整个模糊推理系统依次划分为4个子系统,进而在每个层次上进行局部的推理和决策,从而减少了全局搜索空间,提高了推理效率[23]。采用TFIS后,本文仅需考虑64条模糊推理规则即可。其结构如图5所示。

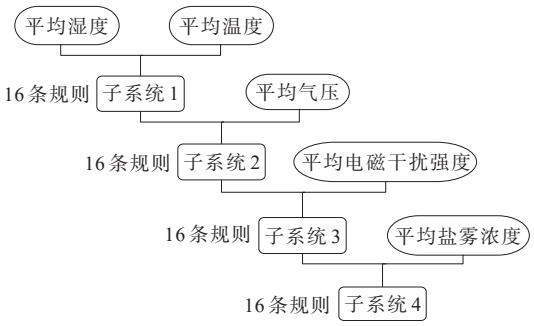

图 5 阶梯模糊推理系统结构

Figure 5 Structure diagram of TFIS

基于阶梯模糊推理系统,本文将输出的连续特征健康度依次定义为低(L)、相对较低(RL)、相对较高(RH)、高(H),其对应的模糊权重分别为0.1、0.3、0.6、0.9。对于由平均湿度与平均温度构建的子系统1,其对应模糊推理规则如表3所示。而对于子系统2、3、4,其为子系统与连续特征间的模糊推理规则,则适用以下模糊推理规则,如表4所示。其中,隶属度的计算方法为$T_{(A,B)}=\min(T_A,T_B)$。

表 3　子系统 1 模糊推理规则

Table 3　Fuzzy inference rule of subsystem 1

规则编号	输入 1	输入 2	输出	权重
1	U	U	L	0.1
2	U	RU	RL	0.3
3	U	RR	L	0.1
4	U	R	L	0.1
5	RU	U	RL	0.3
6	RU	RU	RL	0.3
7	RU	RR	RH	0.6
8	RU	R	RH	0.6
9	RR	U	L	0.1
10	RR	RU	RH	0.6
11	RR	RR	RH	0.6
12	RR	R	H	0.9
13	R	U	L	0.1
14	R	RU	RH	0.6
15	R	RR	H	0.9
16	R	R	H	0.9

表 4　其余子系统模糊推理规则

Table 4　Fuzzy inference rules for other subsystems

规则编号	输入 1	输入 2	输出	权重
1	L	U	L	0.1
2	L	RU	L	0.1
3	L	RR	L	0.1
4	L	R	RL	0.3
5	RL	U	RL	0.3
6	RL	RU	RL	0.3
7	RL	RR	RL	0.3
8	RL	R	RH	0.6
9	RH	U	RL	0.3
10	RH	RU	RH	0.6
11	RH	RR	RH	0.6
12	RH	R	H	0.9
13	H	U	RL	0.3
14	H	RU	RH	0.6
15	H	RR	H	0.9
16	H	R	H	0.9

3.3　模型集成

仅依靠单一模型评估智能电能表的运行状况可能引发精确度低等一系列问题[24]，为了提高评估精度，本文使用集成模型对智能电能表的运行状况进行评估。其中，集成模型采取的关键思路：先得出各个模型的评估结果，并为这些评估结果赋予相应的权值系数；然后，分析加了权值系数的拟合结果，并进一步分析误差；最后，通过反复改进权重，寻得最优权重，提高模型的评估精度[25]。

比如某一研究使用了n种模型，这将会得出N个评估值D。权值矩阵可表示为ϕ_i（i为第i个模型）：

$$\boldsymbol{\omega}=\left[\phi_1,\phi_2,\cdots,\phi_n\right]^{\mathrm{T}} \tag{9}$$

式中，ϕ_n为n个权值系数。

在集成的模型中，有

$$\sum_{i=1}^{n}\phi_1=1,i=1,2,\cdots,n \tag{10}$$

令第i种评估模型的评估值为

$$f_i=\sum_{i=1}^{n}\phi_1 f_1+\phi_2 f_2+\cdots+\phi_n f_n \tag{11}$$

本文将MARM模型和FP-TFIS模型进行集成。假设MARM模型评估值为X_{A}，FP-TFIS模型的评估值为X_{F}。将二者进行动态权值拟合，2种单一模型在集成后的表达式为

$$D=\Psi X_{\mathrm{A}}+(1-\Psi)X_{\mathrm{F}} \tag{12}$$

式中，Ψ为动态权值。MARM模型和FP-TFIS模型通过加权后得到集成模型D，即MFT模型。根据专家经验，Ψ取0.5时，集成效果最佳。

4　评估方法实施流程与框架

基于上述方法，本文将MARM模型与采用概率模糊的TFIS模型集成构建相应的智能电能表健康度评估模型，其具体实施流程如下所示：

1）综合考察影响智能电能表运行环境的内部与外部特征，收集相应数据，建立特征数据库；

2）使用改进的关联规则方法对数据库的数据进行筛选，对于某一输入特征的特征元素，通过式（2）、（3）构建的重要度诊断标准，筛除小于阈值的弱关联规则，仅保留大于阈值的强关联规则；

3）对于特征数据库中的每一特征变量，重复进行步骤2）；

4）处理连续特征，构建各自对应的概率分布函数曲线；

5）采用模糊概率方法，通过隶属度函数，对概率分布进行模糊化，得到输入隶属度函数；

6）采用阶梯模糊推理系统，根据相应的模糊推理规则表，得到输出隶属度函数；

7）使用重心法去模糊化，解得各连续特征的模糊健康度；

8）通过模型集成，整合各特征的健康度水平，实现智能电能表运行状况的评估；

9）将评估结果与实际智能电能表运行状况（0或1：正常运行或异常运行）进行对比，验证评估方法的准确性。

结合以上步骤，本文构建的智能电能表运行状态评估方法实施流程图6如下。

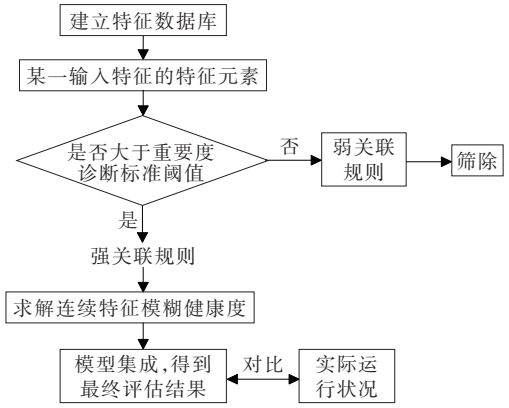

图6 评估方法实施流程

Figure 6 Flow chart of implementation of assessment method

5 算例分析

5.1 验证方法

本文使用接受者操作特性(receiver operating characteristic,ROC)曲线和精确率-召回率(precision-recall,PR)曲线进行评估结果与比对测试数据。ROC曲线是机器学习中常用的模型评估工具,展示了模型的真阳性率(true positive rate,TPR)与假阳性率(false positive rate,FPR)之间的权衡;PR曲线是另一个用于评估模型性能的指标,特别适用于不平衡数据集,能够反映模型在检测正类样本(异常状态)时的能力。其中,评估的准确性由曲线下包围面积(area under the curve,AUC)进行判断。AUC值的范围在0到1之间,数值越接近1,说明模型的分类性能越好。AUC值可以很好地反映模型在处理正类和负类样本的平衡方面的能力。本文中,智能电能表的运行状态评估任务面临正负样本(正常运行和异常运行)的比例可能极度不平衡的问题。AUC可以全面反映模型在不同阈值下区分正类和负类的能力,而不仅仅局限于单个阈值的表现。

由于样本的选择和采集也可能受到随机因素的影响,且构建分类模型时所使用的训练数据集和参数选择也可能因随机性而不同,为降低这一类不确定性带来的影响,本文引入了2个评价指标:标准误差(standard error,SE)和置信区间(confidence interval,CI)。综上,本文的算例分析将综合AUC、SE以及CI作为评价标准来衡量评估模型的性能。

5.2 模糊推理过程

5个连续特征的概率分布函数曲线如图7所示。

针对上文的2个连续特征的概率分布函数曲线,求解各自数值区间的概率,并通过隶属度函数进行概率模糊化。根据文3.2设定,将发生概率的4

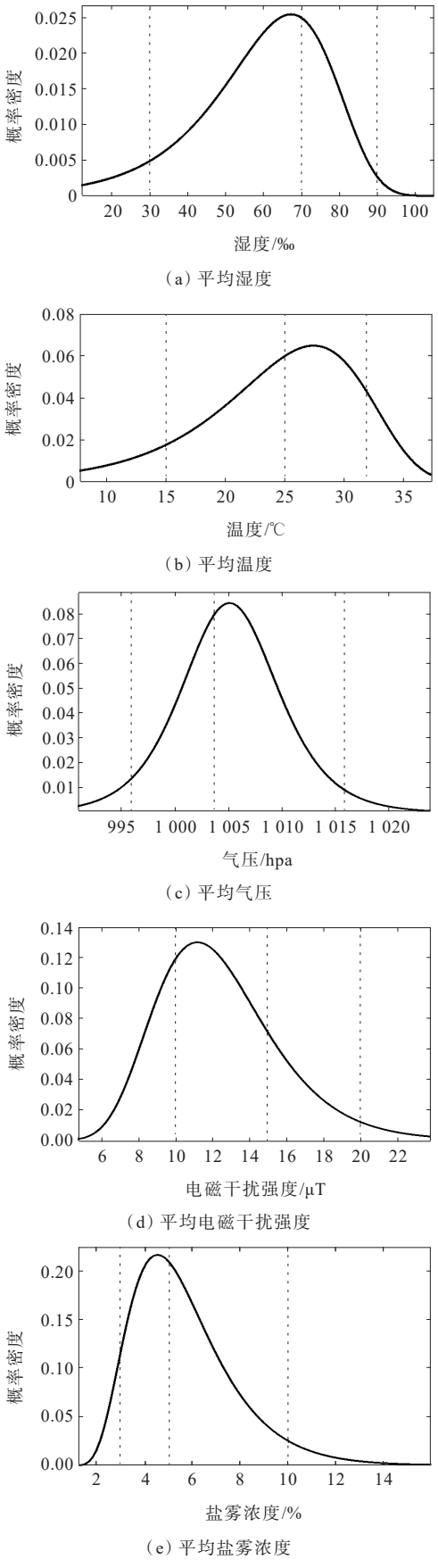

图7 连续特征概率分布函数曲线

Figure 7 A continuous feature probability distribution function curve

个区域依次命名为极其稀罕(R)、相对稀罕(RR)、相对普遍(RU)、普遍(U)。由于使用了概率模糊进行处理，每个连续特征均采用相同的输入隶属度函数。基于此，本文创建了如图8所示的输入隶属度函数(以平均湿度为例)。

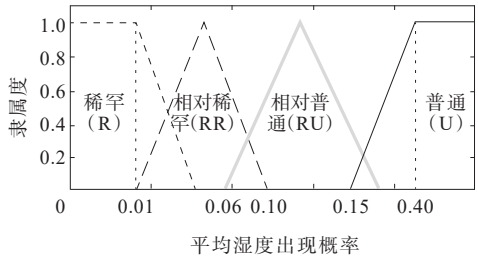

图8　输入隶属度函数图像

Figure 8　Input membership function image

根据阶梯模糊推理系统，将输入变量的隶属度值进行模糊推理规则的匹配，从而得到输出隶属度函数图像，如图9所示。得到输出隶属度函数图像后，使用重心法进行去模糊化，其示例如图10所示。

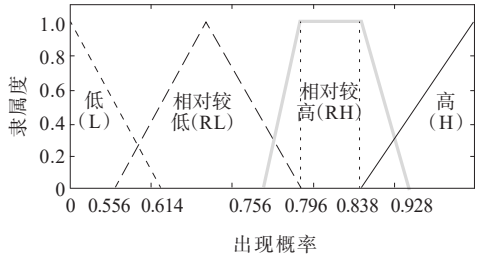

图9　输出隶属度函数图像

Figure 9　Output membership function image

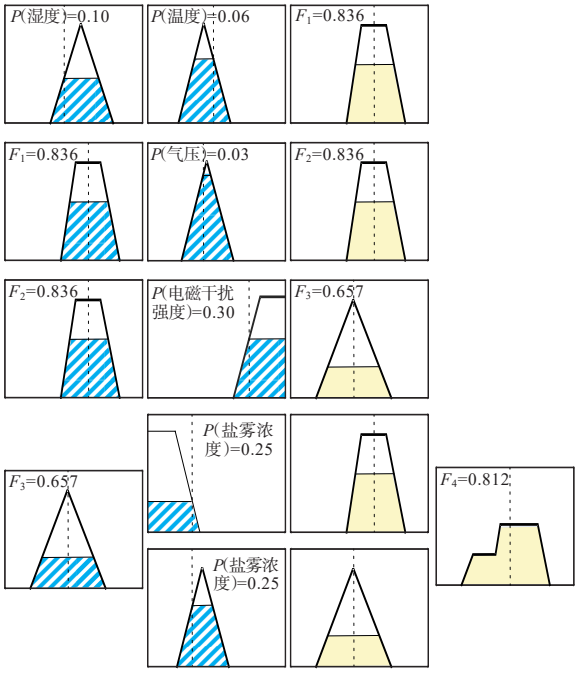

图10　去模糊化示例

Figure 10　An example of defuzzification

其中，此案例中各连续特征所对应的出现概率已于图10中标注，F_1～F_4分别为系统1～4的模糊健康度。第一行表示子系统1的去模糊化过程，其余各行以此类推。且每个子系统求得的概率健康度所表示的灰色区域面积都分别进行加权累加。虚线表示各自对应的出现概率或者模糊健康度。

由图10可知，健康度越高，智能电能表运行状况越理想；健康度越低，智能电能表运行状况越危急，须尽快安排检修。

5.3　模型对比分析

为验证方法的可靠性，本文添加了2种对比模型：传统的ARM模型兼FP-TFIS模型(ARM-PF-TFIS，APT)；改进的ARM模型兼传统的FIS模型(MARM-FIS，MF)。其中，3种模型的ROC曲线以及PR曲线分别如图11、12所示。

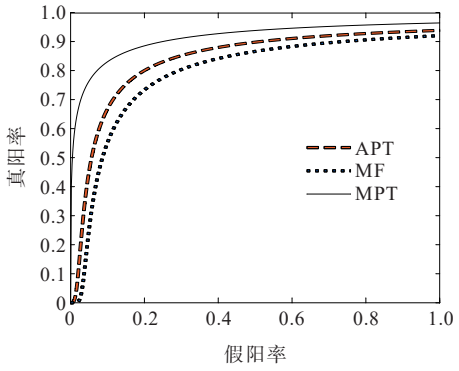

图11　ROC曲线

Figure 11　ROC curve

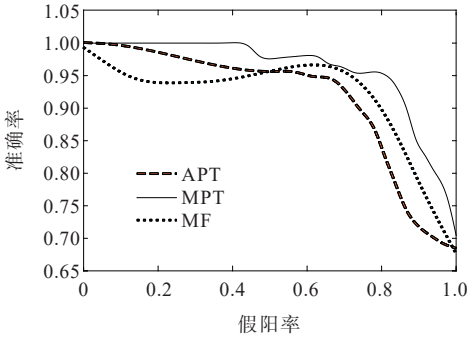

图12　PR曲线

Figure 12　PR curve

根据图11、12可以分别计算3种模型的AUC，3种模型的AUC对比如表5所示。

通过ROC曲线、PR曲线以及AUC对比可知，MPT模型评估效果明显优于APT模型和MF模型。其中，对于ROC曲线，MPT模型的AUC相较

表 5 AUC 对比

Table 5 AUC contrast

模型	AUC_ROC	AUC_PR
MPT	0.905	0.927
APT	0.823	0.785
MF	0.795	0.769

于 APT 模型和 MF 模型分别得到了 9.96% 和 16.35% 的提升；对于 PR 曲线，MPT 模型的 AUC 相较于 APT 模型和 MF 模型分别得到了 18.09% 和 20.54% 的提升。相应的 SE 以及 CI 的对比结果如图 13、14 所示。可知，在运算过程中，MPT 模型的不确定性明显低于 APT 模型和 MF 模型的，其中，MPT 模型的 SE 相较于 APT 模型和 MF 模型分别平均降低了 43.97% 和 25.73%；MPT 模型的 CI 相较于 APT 模型和 MF 模型分别平均提高了 8.64% 和 10.52%。

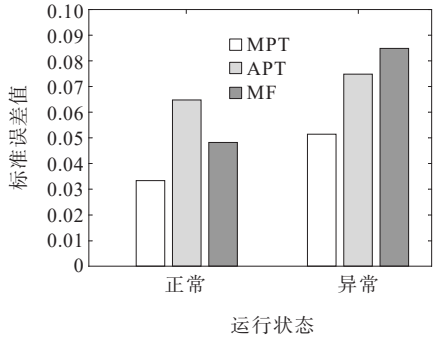

图 13 标准误差

Figure 13 Standard error

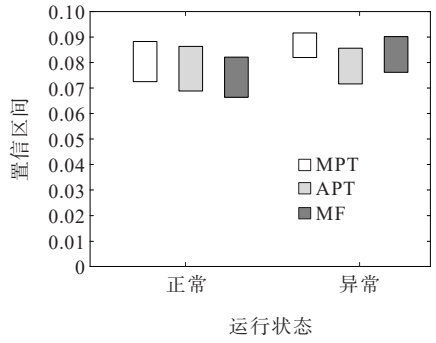

图 14 置信区间

Figure 14 Confidence interval

6 结语

基于智能电能表在运行过程中，由于其运行环境复杂多变，运行状态难以准确评估，本文提出了一种强关联规则识别兼概率模糊的阶梯模糊推理系统模型智能电能表运行状态评估方法，并对该集成模型进行了算例分析，得出如下结论。

1）实验结果表明，提出的智能电能表评估方法可以准确评估智能电能表的运行态势，在准确率和真阳率上有明显提升，展现出更好的泛化能力。能够在更广泛的应用场景中实现更高的评估价值，为智能电能表的管理与应用带来更有力度的支持。

2）相较于传统采用支持度-置信度指标的 ARM 模型，采用支持度和全置信度作为关联规则的指标提供了更全面、更准确的关联规则评估。实现了更加全面透彻得识别强关联规则，还使得关联规则的关联程度量化更可靠。

3）概率模糊以及阶梯模糊推理系统的应用能够有效解决传统模糊推理系统的计算成本较大的问题，并进一步降低了评估的不确定性。具备良好的灵活性和可扩展性，并且更能适应复杂多变的环境，提高决策的准确性和可靠性。

参考文献：

[1] 刘文宇,刘璐,刘馨然,等.基于改进 BP 神经网络的低压配电台区智能电能表误差状态评估模型[J].电测与仪表,2022,59(11): 176-181.
LIU Wenyu, LIU Lu, LIU Xinran, et al. An error estimation method of smart electricity meter in low voltage distribution area based on improved BP neural network[J]. Electrical Measurement & Instrumentation, 2022,59(11): 176-181.

[2] 申永鹏,孙嵩楠,赫婷,等.基于数字人民币的智能电表及实时电力交易新模式[J].电力系统保护与控制,2023,51(7): 178-187.
SHEN Yongpeng,SUN Songnan,HE Ting,et al.Real-time power trading mode based on an e-CNY smart electricity meter[J]. Power System Protection and Control, 2023, 51(7): 178-187.

[3] 胡婷婷,于春雨,周媛奉,等.拆回智能电能表故障二维度评估[J].环境技术,2022,40(2): 214-218+224.
HU Tingting, YU Chunyu, ZHOU Yuanfeng, et al. Two-dimension assessment of faults of removed smart meters [J].Environmental Technology,2022,40(2): 214-218+224.

[4] 陈亮,黄友朋,路韬,等.基于失效物理的电能表故障定位与复现方法研究[J].电子器件,2021,44(4): 946-952.
CHEN Liang, HUANG Youpeng, LU Tao, et al. Research on fault location and recurrence method of smart electricity energy meters fault excitation based on failure

physics[J].Chinese Journal of Electron Devices,2021,44(4): 946-952.

[5] 裴润生,赖绮瑄,梁活航.计量设备故障下交流微电网缺失电量智能追补[J].供用电,2023,40(5): 92-99.
PEI Runsheng, LAI Qixuan, LIANG Huohang. Smart catch-up for missing power in AC microgrid under metering equipment failure[J].Distribution & Utilization, 2023,40(5): 92-99.

[6] 王阳,马伟东,刘洎溟,等.基于关联规则与重构误差的二次系统故障检测方法[J].中国电力,2024,57(8): 159-167.
WANG Yang,MA Weidong,LIU Jiming,et al.Secondary system fault detection method based on association rules and reconstruction error[J]. Electric Power, 2024, 57(8): 159-167.

[7] 陈爱华,孙东琼,童旭芬,等.基于元器件应力法的智能电能表可靠性预计研究[J].中国新技术新产品,2023(13): 10-12.
CHEN Aihua, SUN Dongqiong, TONG Xufen, et al. Research on reliability prediction of intelligent watt-hour meter based on component stress method[J]. New Technology & New Products of China,2023(13): 10-12.

[8] 黄廷城,陈川,王俊.热带环境智能电能表环境技术及标准分析[J].环境技术,2023,41(2): 176-180.
HUANG Tingcheng, CHEN Chuan, WANG Jun. Environmental technology and standard analysis of intelligent electric energy meter in tropical environment [J].Environmental Technology,2023,41(2): 176-180.

[9] 黄瑞,刘小平,刘谋海,等.基于混合威布尔模型的智能电能表可靠性评价方法[J].电测与仪表,2024,61(4): 198-205.
HUANG Rui,LIU Xiaoping,LIU Mouhai,et al.Reliability evaluation method of smart electricity meter based on mixed Weibull model[J]. Electrical Measurement & Instrumentation,2024,61(4): 198-205.

[10] 孟明,舒展.基于缺陷扣分法和三角模糊数层次分析法的智能电能表全生命周期质量评价[J].电力系统保护与控制,2012,40(22): 88-93.
MENG Ming, SHU Zhan. Full quality evaluation on smart meters based on the defect deduction method and the AHP of triangular fuzzy number[J]. Power System Protection and Control,2012,40(22): 88-93.

[11] 黄瑞,肖宇,刘雄,等.基于智能电能表量测数据的低压供电线路健康状态评估[J].电测与仪表,2024,61(9): 204-208+215.
HUANG Rui, XIAO Yu, LIU Xiong, et al. Health status assessment of low voltage power supply line based on smartelectricity meter measurement data[J]. Electrical Measurement & Instrumentation, 2024, 61(9): 204-208+215.

[12] 陈洪涛.智能电能表状态评价方法和轮换策略研究[D].杭州：中国计量大学,2020.
CHEN Hongtao. Research on condition evaluation method and rotation strategy of smart watt-hour meter [D].Hangzhou: China University of Metrology,2020.

[13] 徐方维,贺东,郭凯,等.基于多元线路特征因素融合的电压暂降严重程度评估[J].电力工程技术,2024,43(2): 94-104.
XU Fangwei, HE Dong, GUO Kai, et al. Voltage sag severity evaluation based on multiple line characteristic factors fusion[J].Electric Power Engineering Technology, 2024,43(2): 94-104.

[14] 李渊,王生杰,马国祥,等.换流变压器运行状态智能诊断分析评价系统研究[J].高压电器,2023,59(8): 70-77.
LI Yuan, WANG Shengjie, MA Guoxiang, et al. Research on intelligent diagnosis analysis and evaluation system of operation status of converter transformer[J]. High Voltage Apparatus,2023,59(8): 70-77.

[15] 王增平,赵兵,李泽坤,等.基于Apriori关联规则的电能表检定质量影响因素分析[J].电测与仪表,2017,54(13): 85-92.
WANG Zengping, ZHAO Bing, LI Zekun, et al. Impact factor analysis based on Apriori association rules for verification quality of electric energy meters[J]. Electrical Measurement & Instrumentation,2017,54(13): 85-92.

[16] 白一鸣.基于数据挖掘技术的模糊推理系统设计[D].大连：大连海事大学,2013.
BAI Yiming.Design of fuzzy inference system based on data mining technology[D]. Dalian: Dalian Maritime University,2013.

[17] 郝宇,李悦,王永锁.基于Mamdani模糊推理的专家系统在常减压装置故障诊断中的应用研究[J].自动化与仪器仪表,2016(4): 1-4+8.
HAO Yu,LI Yue,WANG Yongsuo.Application research of expert system based on Mamdani fuzzy reasoning in fault diagnosis of atmospheric and vacuum distillation unit[J].Automation & Instrumentation,2016 (4): 1-4+8.

[18] 林巧红.基于模糊推理的配电网供电能力评估系统设计[J].电子设计工程,2022,30(9): 149-152+157.
LIN Qiaohong. Design of power supply capacity evaluation system of distribution network based on fuzzy reasoning[J].Electronic Design Engineering,2022, 30(9): 149-152+157.

[19] 黄锦增,段炼,邓祺.基于模糊概率的微电网短期负荷预测方法[J].微型电脑应用,2023,39(4): 187-190.
HUANG Jinzeng,DUAN Lian,DENG Qi.Short term load forecasting method of microgrid based on fuzzy probability[J]. Microcomputer Applications, 2023, 39(4):

187-190.

[20] 俞林刚,李铭,伍栋文,等.配电网拓扑参数未知场景下中压用户窃电检测方法[J].电网与清洁能源,2023,39(9): 91-100.
YU Lingang,LI Ming,WU Dongwen,et al.An electricity theft detection method of medium voltage users in the case of unknown for distribution network topology parameters[J].Power System and Clean Energy,2023,39(9): 91-100.

[21] 刘柏霖,陈卓,孙雨晴,等.基于模糊控制的高压直流输电控制策略改进研究[J].电网与清洁能源,2022,38(3): 16-23.
LIU Bolin,CHEN Zhuo,SUN Yuqing,et al.A study on control strategy improvement of HVDC transmission based on fuzzy control[J]. Power System and Clean Energy,2022,38(3): 16-23.

[22] 程学珍,庄学山,孟璐莎.基于加权模糊的时序约束Petri网电网故障诊断方法[J].智慧电力,2023,51(11): 83-90.
CHENG Xuezhen, ZHUANG Xueshan, MENG Lusha. Fault diagnosis method of power grid based on weighted fuzzy temporal constraint Petri net[J].Smart Power,2023,51(11): 83-90.

[23] 易海,吕宙安,张伶俐,等.基于改进模糊C-均值聚类的陆上风电场集电线路回路划分与拓扑结构优化[J].发电技术,2024,45(4): 675-683.
YI Hai,LÜ Zhouan,ZHANG Lingli,et al.Onshore wind farm collector circuit division and topology optimization based on improved fuzzy C-means clustering[J].Power Generation Technology,2024,45(4): 675-683.

[24] 马海滨,刘道伟,赵高尚,等.基于交替方向乘子法的电网电压相量轨迹拟合及暂态稳定评估指标构建[J].电力建设,2023,44(12): 136-147.
MA Haibin,LIU Daowei,ZHAO Gaoshang,et al.Power grid voltage phasor trajectory fitting and transient stability evaluation index construction based on alternate direction multiplier method[J]. Electric Power Construction,2023,44(12): 136-147.

[25] 周满国,黄艳国,杨训根.基于GRU神经网络与灰色模型集成的气温预报[J].热带气象学报,2020,36(6): 855-864.
ZHOU Manguo, HUANG Yanguo, YANG Xungen. Temperature forecast based on integration of gru neural network and grey model[J]. Journal of Tropical Meteorology,2020,36(6): 855-864.