第 30 卷 第 5 期
2004 年 9 月

自 动 化 学 报
ACTA AUTOMATICA SINICA

Vol. 30, No. 5
Sept., 2004

基于未确知集合的故障诊断方法[1)]

刘开第　　曹庆奎　　庞彦军
（河北工程学院不确定性数学研究所　邯郸　056038）
（E-mail：liukaidi@hebeu.edu.cn）

摘　要　为了定量描述对象具有未确知性质或处于未确知状态的程度，在可测空间上定义了满足测量准则的未确知测度概念．以未确知测度为隶属函数抽象出论域上的未确知集合概念，定义未确知集合的运算．通过论证未确知集和模糊集之间的关系与本质不同，体现研究这种新的不确定性集合的价值．在未确知集合基础上，建立了未确知逻辑系统，用以处理未确知信息．定义了指标分类权重的概念，给出了计算方法，并将其应用于未确知逻辑系统推理算法中，使得到的合成可信度具有良好的可解释性．以故障诊断领域中一个算例作为未确知逻辑系统的应用实例．

关键词　模糊集，未确知集，未确知逻辑系统，指标分类权重，故障诊断
中图分类号　TP13

A Method of Fault Diagnosis Based on Unascertained Set

LIU Kai-Di　CAO Qing-Kui　PANG Yan-Jun
(*Institute of Uncertainty Mathematics, Hebei Institute of Engineering, Handan* 056038)
(E-mail: liukaidi@hebeu.edu.cn)

Abstract　In order to describe quantitatively the degree of possessing the unascertained nature or the degree of being in the unascertained state, a concept of unascertained measure satisfying measure criteria in the measurable space is defined. Then it is used as a membership function, and based on it, the concept of unascertained set in domain is introduced, the operations of the unascertained set are defined. The usefulness of the new uncertainty set is illustrated via discussing the relationship and essential difference between the unascertained set and the fuzzy set. On the basis of unascertained set, an unascertained logic system is set up, and it can be used to deal with the uncertain information. A new concept, weight of index classification, is defined, its calculation method is given, and is applied to the reasoning algorithm in the unascertained logic system, which makes the complex reliability well explicable. Finally, an example in fault diagnosis is presented to show the effectiveness of the proposed unascertained logic system.

Key words　Fuzzy set, unascertained set, unascertained logic system, weight of classification of index, fault diagnosis

1) 国家自然科学基金（60075013）和河北省自然科学基金（601312，603407）资助
Supported by National Natural Science Foundation of P. R. China(60075013) and Natural Science Foundtion of Hebei Province(601312, 603407)
收稿日期　2003-07-02　　收修改稿日期　2004-03-19
Received July 2, 2003; in revised form March 19, 2004

1 引言

现代工业系统越来越需要安全、可靠,关键在于自动检测、诊断故障以避免系统意外停止运行. 但是,复杂系统提供给人们处理的诊断信息通常是不精确、不确定和不完整的. 所以,现代故障诊断与不确定性信息处理紧密相关,仅用建立在经典集合上的经典数学方法进行诊断是不够的,还要用到建立在不确定性集合基础上处理不确定性信息的理论与方法.

模糊性是继随机性后出现的最重要的一种不确定性. 1965 年 Zadeh 定义了模糊集合概念[1],开创了研究不确定性集合的时代. 由于模糊集的出现,逐渐形成了模糊数学学科. 对"边界不清"现象的定量描述,使模糊数学被广泛应用于包括故障诊断领域在内的各种领域,并取得巨大成功.

1.1 模糊集立论的不足

Zadeh 给出的模糊集合定义如下.

定义 1. 设研究对象构成的集合为论域 U,μ是 U 到[0, 1]的映射:

$$\mu(x) \rightarrow [0,1], \quad \forall x \in U$$

则以μ为隶属函数确定了论域 U 上的一个模糊子集$\widetilde{G}$,称$\mu(x)$为 x 关于$\widetilde{G}$ 的隶属度.

当且仅当对一切 $x \in U$ 都有$\mu(x)=1$ 或$\mu(x)=0$,$\widetilde{G}$ 才是确定性集合即 Cantor 集.

1) 模糊隶属函数$\mu(x)$的真实含意是 U 中对象 x 具有某类性质或处于某种状态的程度,如果把这类性质或状态记为 F,称 F 为性质空间,F 与 U 同时存在. 设 $F_j(j=1,2,\cdots,k)$ 是 F 的第 j 种具体性质或状态,用$\mu_{F_j}(x)$表示对象 x 具有性质 F_j的程度. 显然,隶属函数本质上是一种测量结果,而测量必须恪守测量准则:非负有界性、可加性、归一性. 否则,测量结果无法被认可.

设$\mu_{F_j}(x)$表示对象 $x \in U$ 具有性质 F_j的程度,若$\mu_{F_j}(x)$满足:

$$0 \leqslant \mu_{F_j}(x) \leqslant 1, \ \forall x \in U, \ \forall F_j \in F \tag{1}$$

$$\mu_F(x) = 1, \ \forall x \in U \tag{2}$$

$$\mu_{\cup F_i}(x) = \sum_i \mu_{F_i}(x), \ \forall x \in U, \ F_i \cap F_j = \varnothing \quad (i \neq j) \tag{3}$$

则称$\mu_{F_j}(x)$为测度.

文献[2]中关于条干均匀度使生条处于三个质量等级 $C_{优}$,$C_{中}$,$C_{劣}$的隶属函数如图 1.

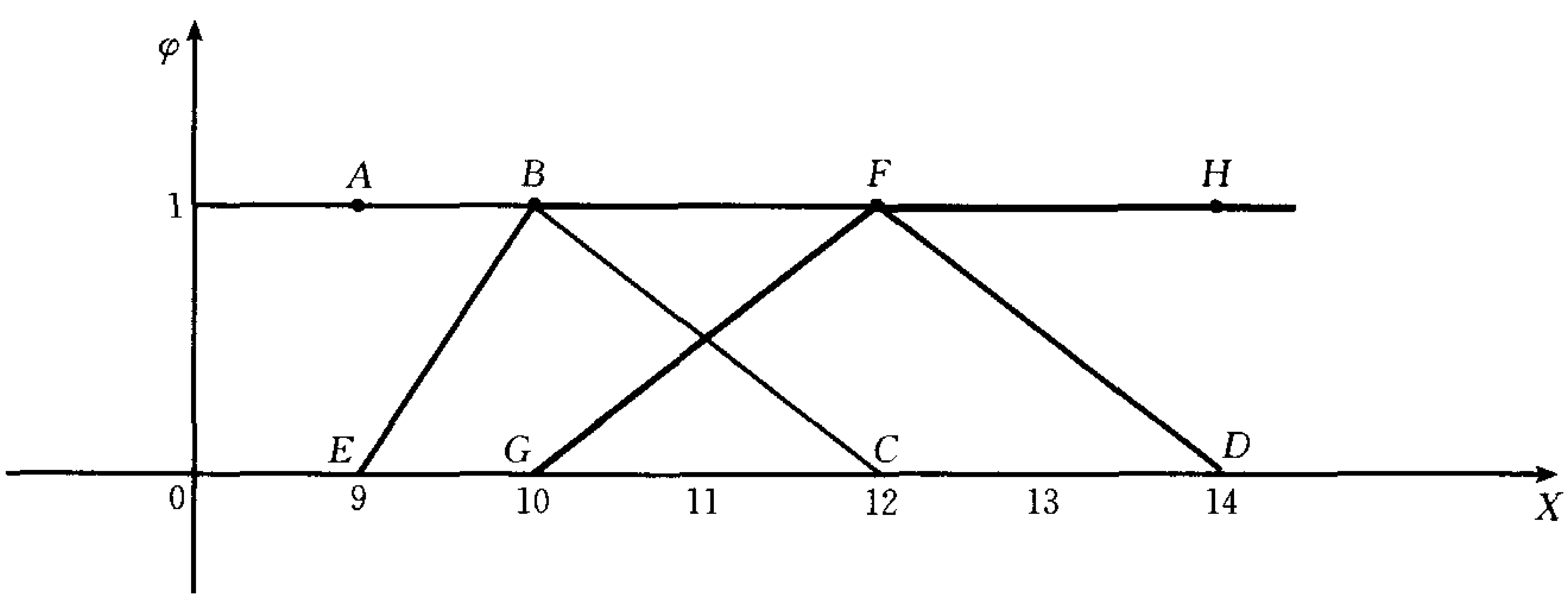


图 1 质量等级的隶属函数

Fig. 1 Membership function of quality degree

其中，隶属函数$\varphi_{优}$由折线 $ABCD$ 表示；隶属函数$\varphi_{中}$由折线 $EBFD$ 表示；隶属函数$\varphi_{劣}$由折线 $EGFH$ 表示. 显见，上述构造的隶属函数不满足三条测量准则中的任何一条. 因为对任意 x 都有 $1\leqslant\varphi_{优}(x)+\varphi_{中}(x)+\varphi_{劣}(x)\leqslant 2$.

文献[2]中的应用例子都如此，其他论著中也屡见不鲜. 其原因是 Zadeh 定义的隶属函数$\mu(x)$只是论域 U 上的一元函数，没有涉及性质空间 F，也就无法规定隶属函数满足上述三条准则.

2)模糊集的"取大取小"运算[1]定义如下

$$\mu_{A\cup B}(x)=\max(\mu_A(x),\mu_B(x)),\quad \mu_{A\cap B}(x)=\min(\mu_A(x),\mu_B(x))$$

如果"取大取小"运算是针对对象的同一种性质而言，它是精确的. 但是，应用中都是针对对象的不同性质而言的，这时"取大取小"运算都是一种近似. 是用$\mu_{A\cup B}(x)$的下界近似$\mu_{A\cup B}(x)$，用$\mu_{A\cap B}(x)$的上界近似$\mu_{A\cap B}(x)$. 用这种近似作为模糊集合的运算，将损失较多的中间信息.

上述两条常常影响模糊集的应用效果.

1.2　模糊逻辑系统推理算法中的不足

模糊逻辑系统[3]是基于模糊概念和模糊逻辑而建立的能够处理模糊信息的系统. 模糊化单元把论域 U 上的确定性输入信号 x 转换成论域 U 上的模糊集合；模糊推理算法将 U 上的模糊集转换成论域 V 上的模糊集；去模糊化单元将论域 V 上的模糊集转换成论域 V 上的确定性信号 y 作为输出. 所以，模糊逻辑系统本质上是从论域 U 到论域 V 的非线性映射. 由论域 U 上的模糊集向论域 V 上的模糊集转换的推理算法存在两点不足：一是"取大取小"算子损失较多信息；二是不恰当地用了指标的重要性权重.

1.2.1　指标分类权重概念

设样本 x_i关于指标 I_j的观测值为 $x_{ij}(i=1,2,\cdots,N,\ j=1,2,\cdots,m)$，观测值 x_{ij}使样本 x_i处于 $C_1,C_2,\cdots,C_P$类的可信度分别为$\mu_{ij1},\mu_{ij2},\cdots,\mu_{ijP}$. 且

$$0\leqslant\mu_{ijk}\leqslant 1,\quad \sum_{k=1}^{P}\mu_{ijk}=1\quad(i=1,2,\cdots,N,\ j=1,2,\cdots,m)$$

若$\mu_{ij1}=\mu_{ij2}=\cdots=\mu_{ijP}=\dfrac{1}{P}$，由于 x_{ij}使 x_i隶属于各类的可信度都一样，所以，I_j指标无法"区分开"x_i所属类别，此时，称 I_j指标对 x_i的分类权重为零.

若μ_{ijk}中有一个为 1，其余 $P-1$ 个均为 0，显然，I_j指标使样本 x_i确定地属于某一类，此时，I_j指标对 x_i的分类权重应取到最大值.

同理可说明，μ_{ijk}取值越分散，I_j指标对区分 x_i类别的贡献越小，其分类权重越小；反之，μ_{ijk}取值越集中，则 I_j指标对区分 x_i类别的贡献越大，其分类权重越大. 于是有下面定义.

定义 1. 设 I_j指标值 x_{ij}使样本 x_i处于 $C_1,C_2,\cdots,C_P$类的可信度向量为

$$(\mu_{ij1},\mu_{ij2},\cdots,\mu_{ijP})\quad(i=1,2,\cdots,N,\ j=1,2,\cdots,m)\tag{4}$$

各分量取值的"集中程度"记为 r_j^i，则称 r_j^i为指标 I_j关于样本 x_i的分类区分度.

定义 2. 设 r_j^i是指标 I_j对样本 x_i的分类区分度，令

$$w_j^i=r_j^i\Big/\sum_{\ell=1}^{m}r_\ell^i,\quad \boldsymbol{\omega}^i=(w_1^i,w_2^i,\cdots,w_m^i)\tag{5}$$

称 w_j^i为指标 I_j关于样本 x_i的分类权重，称 $\boldsymbol{\omega}^i$为 $I_1,I_2,\cdots,I_m$关于样本 x_i的分类权重向量.

1.2.2 分类权重的计算方法

指标分类权重 w_j^i 是由分类区分度 r_j^i 定义的，而 r_j^i 有多种计算方法，最典型的是信息熵[4]. 令

$$r_j^i = 1 + \frac{1}{\log P}\sum_{k=1}^{P} \mu_{ijk} \log \mu_{ijk} \tag{6}$$

由熵的性质知：当且仅当 $\mu_{ijk} = \frac{1}{P}(k=1,2,\cdots,P)$ 时，r_j^i 取到最小值 0；当且仅当 μ_{ijk} 中有一个为 1，其余 $P-1$ 个为 0 时，r_j^i 取到最大值 1. μ_{ijk} 取值越集中，则 r_j^i 越大；反之，μ_{ijk} 取值越分散，则 r_j^i 越小.

指标分类权重是根据指标观测值提供的分类信息计算得到的，说明它不能由专家主观拟定.

1.2.3 指标分类权重的用途

为了分清可信度 μ_{ijk} 对区分样本 x_i 的类别作了多少贡献，将 μ_{ijk} 改写成

$$\mu_{ijk} = w_j^i \mu_{ijk} + (1 - w_j^i) \mu_{ijk} \tag{7}$$

其中 w_j^i 是 I_j 指标关于 x_i 的分类权重.

当 $w_j^i = 0$ 时，$w_j^i \mu_{ijk} = 0$，此时，I_j 指标提供给 x_i 的可信度 μ_{ijk} 无法区分 x_i 的类别. 当 $w_j^i > 0$ 时，$w_j^i \cdot \mu_{jk}^i \geqslant 0$，由于

$$0 \leqslant \sum_{j=1}^{m} w_j^i \mu_{ijk} \leqslant 1, \quad \sum_{k=1}^{p}\Big[\sum_{j=1}^{n} w_j^i \mu_{ijk}\Big] = \sum_{j=1}^{n} w_j^i \Big[\sum_{k=1}^{p} \mu_{ijk}\Big] = \sum_{j=1}^{n} w_j^i = 1 \tag{8}$$

所以，$\sum_{j=1}^{m} w_j^i \mu_{ijk}$ 是所有 m 项指标提供的使 x_i 处于 C_k 类的合成可信度. 由此得下述定理.

定理 1. 若 $w_j^i(i=1,2,\cdots,N,\ j=1,2,\cdots,m)$ 是 I_j 指标值关于样本 x_i 的分类权重，$\mu_{ijk}(i=1,2,\cdots,N,\ j=1,2,\cdots,m,\ k=1,2,\cdots,P)$ 是 I_j 指标(值)使 x_i 处于 C_k 类的可信度，则 m 项指标提供给 x_i 样本处于 C_k 类的合成可信度为 $\sum_{j=1}^{m} w_j^i \mu_{ijk}$.

值得注意的是，指标 I_j 的重要性权重 w_j^* 显然不能替代 $\sum_{j=1}^{m} w_j^i \mu_{ijk}$ 中的 w_j^i. 因为当 $\mu_{ijk} = \frac{1}{P}(k=1,2,\cdots,P)$ 时，$w_j^i = 0$ 而 $w_j^* \neq 0$ 甚至很大. w_j^i 是由 I_j 指标值 x_{ij} 提供的分类信息计算出来的，而 w_j^* 是由专家主观拟定的，适用于所有样本，因而没给特定样本 x_i 提供分类信息.

模糊逻辑系统的模糊推理[3,5]中，无论采用 Zadeh 的简单"取大取小"算子，还是采用 Yager 的广义模糊平均算子[3]用的都是指标 I_j 的重要性权重 w_j^*.

2 未确知集合概念

2.1 可测空间

设 U 为论域，需定量描述 U 中元素具有某种性质(或处于某种状态)的程度，这种性质记作 F，称 F 为性质空间. 设 $F_i(i=1,2,3,\cdots)$ 是 F 中的第 i 种具体性质或状态，记作 $F_i \in F$. E 为 F 上的 σ 代数.

定义 3. 设 U 为论域，F 是 U 上的性质空间，E 是 F 上的 σ 代数，称 (F,E) 为可测空间.

定义 4. 设(F,E)为可测空间，$F_i\in F$，$i=1,2,3,\cdots$，并且

$$F_i\cap F_j=\varnothing(i\neq j),\ \bigcup_{i=1}F_i=F$$

称$\{F_1,F_2,F_3,\cdots\}$是 F 的一种划分.

定理 2. 设 U 为论域，F 为 U 上的性质空间，$\{F_1,F_2,\cdots,F_K\}$是 F 的一种划分，令

$$E=\left\{E_i\,\middle|\,E_i=\bigcup_{l=1}^{i}G_l,G_l\in\{\phi,F_1,F_2,\cdots,F_K\},1\leqslant i\leqslant K\right\}$$

则 E 是 F 上的 σ 代数[6].

2.2 未确知测度与未确知集合

设 U 为论域，F 为 U 上的性质空间，$\{F_1,F_2,\cdots,F_K\}$为 F 的一种划分，E 是由划分生成的 σ 代数. 对任意 $u\in U$，$A\in E$，我们想知道 u 具有性质 A（或 u 处于状态 A）的程度，即对 u 具有性质 A 的"程度"进行测量. 作为测量结果的某种测度，显然要满足非负界为 1、可加性、归一性等测量准则.

定义 5. 设(F,E)为 U 上的可测空间，若对任意 $u\in U$，$A\in E$，存在映射 μ，使 $\mu_A(u)$ 满足

$$0\leqslant\mu_A(u)\leqslant 1,\quad \forall u\in U,\ \forall A\in E \tag{9}$$

$$\mu_F(u)=1 \tag{10}$$

$$\mu_{\bigcup\limits_i A_i}(u)=\sum_i\mu_{A_i}(u),\quad A_i\cap A_j=\varnothing\quad(i\neq j) \tag{11}$$

则称 $\mu_A(u)$ 为可测空间(F,E)上的未确知测度，称$(U,E,\mu_A(x))$为未确知测度空间.

定义 6. 设(F,E)是 U 上的可测空间，$\mu_A(u)$是 u 关于 $A\in E$ 的未确知测度，则以 $\mu_A(u)$ 为隶属函数确定了论域 U 上关于 σ——代数 E 的一个不确定性集合 $\widetilde{A}$，称 $\widetilde{A}$ 为 U 上的未确知子集.

应注意，A 与 $\widetilde{A}$ 不同，A 是 E 中确定的性质集，$\widetilde{A}$ 是 U 上的未确知集.

2.3 未确知集合的运算

2.3.1 子集

设(U,E,μ)是未确知测度空间，$A_1\in E$，$A_2\in E$，若 $A_1\subseteq A_2$，$\mu_{A_1}(u)$确定的未确知集合为 $\widetilde{A}_1$，$\mu_{A_2}(u)$确定的未确知集合为 $\widetilde{A}_2$，则称 $\widetilde{A}_1$ 是 $\widetilde{A}_2$ 的子集，记作 $\widetilde{A}_1\subseteq\widetilde{A}_2$. 子集的含意是：若 $A_1\subseteq A_2$，则 $\widetilde{A}_1\subseteq\widetilde{A}_2$，且 $\mu_{A_1}(u)\leqslant\mu_{A_2}(u)$；若 $\widetilde{A}_1\subseteq\widetilde{A}_2$，则 $\mu_{A_2}(u)\leqslant\mu_{A_1}(u)$；但是，反之不然，即由 $\mu_{A_1}(u)\leqslant\mu_{A_2}(u)$ 得不出 $\widetilde{A}_1$ 是 $\widetilde{A}_2$ 的子集的结论.

2.3.2 交集

设(U,E,μ)是未确知测度空间，$A_1\in E$，$A_2\in E$，$\mu_{A_1\cap A_2}(u)$定义为

$$\mu_{A_1\cap A_2}(u)=\begin{cases}0, & \text{当 } A_1\cap A_2=\varnothing\\ \mu_C(u), & \text{当 } A_1\cap A_2=C\neq\varnothing\end{cases}$$

当 $A_1\cap A_2=\varnothing$ 时，$\mu_{A_1\cap A_2}(u)\equiv 0$. 其直观解释是：$\forall u\in U$，$u$ 不具有 E 上任何性质的测度为 0.

2.3.3 并集

设(U,E,μ)是未确知测度空间，$A_1\in E$，$A_2\in E$，$\mu_{A_1\cup A_2}(u)$定义为

$$\mu_{A_1\cup A_2}(u)=\mu_{A_1}(u)+\mu_{A_2}(u)-\mu_{A_1\cap A_2}(u)$$

并运算定义表明，u 关于性质 $A_1\cup A_2$ 的隶属度的计算等同于通常集合基数的运算.

2.3.4 未确知补集

设(U,E,μ)是未确知测度空间，$A\in E$，$\mu_A(u)$对应未确知集$\widetilde{A}$，则$1-\mu_A(u)$定义为$\widetilde{A}$的补集的隶属函数，$\widetilde{A}$的补集记作$\bar{\widetilde{A}}$.

3 未确知测度函数构造

用未确知集合描述“不确定性”或“边界不清”现象时，关键在于构造合理的未确知测度函数. 定义中虽明确了构造未确知测度须满足的规则，但定义是非构造性的，应用中除了规则必须满足外，尚需根据背景、领域知识、实测数据及决策者的经验去构造. 为了应用方便，下面列举几种常用的未确知测度函数.

$$1)\begin{cases}\mu_i(x)=\begin{cases}\dfrac{-x}{a_{i+1}-a_i}+\dfrac{a_{i+1}}{a_{i+1}-a_i}, & a_i<x\leqslant a_{i+1}\\ 0, & x>a_{i+1}\end{cases}\\ \mu_{i+1}(x)=\begin{cases}0, & x\leqslant a_i\\ \dfrac{x}{a_{i+1}-a_i}-\dfrac{a_i}{a_{i+1}-a_i}, & a_i<x\leqslant a_{i+1}\end{cases}\end{cases}$$

$$2)\begin{cases}\mu_i(x)=\begin{cases}1-\left(\dfrac{x-a_i}{a_{i+1}-a_i}\right)^2, & a_i<x\leqslant a_{i+1}\\ 0, & x>a_{i+1}\end{cases}\\ \mu_{i+1}(x)=\begin{cases}0, & x\leqslant a_i\\ \left(\dfrac{x-a_i}{a_{i+1}-a_i}\right)^2, & a_i<x\leqslant a_{i+1}\end{cases}\end{cases}$$

上述各函数表达式中，$\mu_i(x)$在点a_i左半区间上的值取0，在区间$[a_{i+1},a_{i+2}]$上与$\mu_{i+1}(x)$在$(a_i,a_{i+1}]$上的图像相同；$\mu_{i+1}(x)$在$[a_{i-1},a_i]$上的图像与$\mu_i(x)$在$[a_i,a_{i+1}]$上的图像相同，$\mu_{i+1}(x)$在a_{i+1}左半区间上取值为0.

上面构造的未确知隶属度函数$\mu_i(x)(i=1,2,\cdots,k)$作为x的函数定义在$(-\infty,+\infty)$上，每个$\mu_i(x)$在且只在两个相邻区间上取非零值，在实数轴上的其它地方均取值为零，在每个非0值区间上未确知隶属函数总是“成对”出现的，如此构造的未确知隶属函数明显满足非负界为1、可加性和归一性的限制条件.

4 未确知集与模糊集的主要区别

1)模糊隶属函数$\mu(x)$是论域U上的一元函数，不受“非负有界性，可加性，归一性”的约束. 未确知隶属函数是$U\times E$上的二元函数，严格满足测量准则.

2)模糊集合的运算是“取大取小”运算，如此定义的运算使模糊集合不具有通常集合的性质. 未确知集合定义的运算使未确知集合具有通常集合的含义.

5 未确知逻辑系统

基于未确知集合的未确知逻辑系统可以处理未确知信息. 输入论域 U 上的一个确定性信号 $x\in U$,经未确知化单元处理,转换成论域 U 上的未确知集合,未确知推理算法将 U 上的未确知集合转换成论域 V 上的未确知集合,未确知识别单元将 V 上的未确知集合转换成 V 上的确定性信号 y 作为输出. 所以,未确知逻辑系统本质上是论域 U 到论域 V 的一个非线性映射. 与摸糊逻辑系统比较,二者本质不同在于不同的推理算法,即"从 U 上的不确定性集合到论域 V 上的不确定性集合转换的推理算法不同".

在未确知逻辑系统的推理算法中,定义了指标分类权重概念,这使得"加权平均"算子合理且合成可信度具有可解释性.

6 基于未确知测度的故障诊断模型

6.1 单参数(征兆)故障测度向量

设μ_{jfk}表示故障模式 D_j关于参数 m_f处于第 k 个故障等级的故障测度,称$(\mu_{jf0},\mu_{jf1},\cdots,\mu_{jf(K-1)})$为故障 D_j关于 m_f的故障测度向量. 其中

$$0\leqslant\mu_{jfk}\leqslant 1,\quad \sum_{l=0}^{K-1}\mu_{jfl}=1\quad(j=1,2,\cdots,q,\ f=1,2,\cdots,S)$$

6.2 故障参数的权重与合成故障测度

设 $w_i^{(j)}$ 表示对故障 D_j而言参数 m_i的分类权重,$\boldsymbol{\omega}^{(j)}=(w_1^{(j)},w_2^{(j)},\cdots,w_S^{(j)})$,由定理 1 知

$$\mu_{jl}=\sum_{f=1}^{S}\mu_{jfl}\cdot w_f^{(j)},\quad l=0,1,2,\cdots,K-1\tag{12}$$

则$\boldsymbol{\mu}_j=(\mu_{j0},\mu_{j1},\cdots,\mu_{j(K-1)})$是故障模式 D_j关于参数空间 M 的合成故障测度识别向量.

6.3 识别准则

根据故障识别向量$\boldsymbol{\mu}_j=(\mu_{j0},\mu_{j1},\cdots,\mu_{j(K-1)})$来判定故障 D_j最可能发生的故障等级要进行识别. 因故障等级划分有序,最大隶属度识别准则不适用. 通常采用置信度识别准则:

设定置信度 $\lambda(0.5<\lambda<1)$,若

$$k_0=\min\left\{k\left|\sum_{l=0}^{k}\mu_{jl}\geqslant\lambda,\ 0\leqslant k\leqslant K-1\right.\right\}\tag{13}$$

则诊断 D_j为第 K_0 等级.

7 应用实例

船舶柴油主机示功图曲线可由电子示功仪实时测量,由示功图曲线得到的最高爆发压力 P_Z是反映主机运行是否发生故障的重要参数,另一个反映主机运行状况的重要参数是主机排气温度 T_r(℃),故把 T_r和 P_Z选作柴油机单缸故障诊断的故障参数. 柴油机主机燃烧系统有 7 种常见故障[3,7]:D_1:喷油器喷孔变大;D_2:喷油器喷孔稍大;D_3:喷油器喷孔堵塞;

D_4:喷油器阀座漏油;D_5:燃油喷射正时过晚;D_6:燃油喷射正时过早;D_7:排气管堵塞.

排气温度 T_r 和最高爆压 P_Z 的各自取值范围为 $T_r \in [320℃, 360℃]$,$P_Z \in [123\times10^5\,\mathrm{Pa}, 137\times10^5\,\mathrm{Pa}]$.

故障 $D_1 \sim D_7$ 与 T_r,P_Z 间影响关系如表 1.

表 1 故障引发的参数变化

Table 1 Parameter variation coming from faults

故障	故障发生时可能引发的后果	排气温度 T_r	最高爆压 P_Z
D_1	喷油孔变大 → 雾化不良→ 喷油孔严重变大→ 喷油量增多→	偏高	偏高
D_2	喷油孔稍大→雾化不良→	偏高	偏低
D_3	喷油孔堵塞→总喷油量减少→	偏低	偏低
D_4	喷油器阀座漏油→{后燃现象 燃烧不充分	偏高	偏低
D_5	喷射正时过晚→{过晚喷入的燃油后燃 过晚喷入的燃油燃烧不充分	偏高	偏低
D_6	燃油喷射正时过早→{燃烧提前,膨胀过程变长 燃油积聚,燃烧粗暴	偏低	偏高
D_7	排气管堵塞→{排气不畅,燃烧不良 排气不畅,背压升高	偏高	偏高

注:划线表示影响不明显

7.1 故障诊断模型

故障模式集 $A=\{D_1, D_2, \cdots, D_7\}$,特征参数空间 $M=\{T_r, P_Z\}$,故障空间 $F=\{F_0, F_1, F_2\}$,F_0 为零级故障即无故障,F_1 为轻微故障,F_2 为故障. 输入故障参数观测值如表 2.

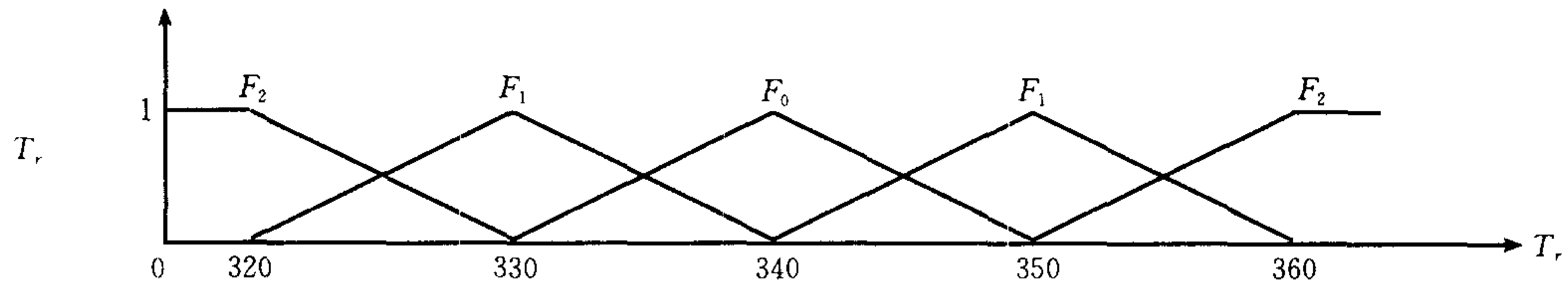
表 2 特征参数值

Table 2 Characteristic parameters

	1	2	3	4	5	6	7	8
T_r(℃)	356	356	356	340	340	340	324	324
P_Z(Pa)	137.4	131.0	124.7	137.4	131.0	124.6	137.4	131.0

7.1.1 测度函数的构造

排气温度取值范围为是[320,360];最高爆压的取值范围是$[123\times10^5, 137\times10^5]$. 没有明示无故障运行状态下参数标准值时,可认为中值是无故障运行的标准值,$T_r=340℃$,$P_Z=130\times10^5\,\mathrm{Pa}$. 偏离标准值就意味着不同程度的故障发生. 对影响明显的参数,T_r 的测度函数如图 1 所示. 同理可构造 P_Z 的测度函数. 对影响不明显的 T_r 和 P_Z,当 T_r 和 P_Z 偏离同样值时,可能发生故障的程度比"影响明显"情况下要严重,反之,若使相同的故障程度发生,则 T_r 与 P_Z 偏离标准值要相对小一些. 构造 P_Z 的测度函数如图 2 所示. 同理可构造 T_r 的测度函数.



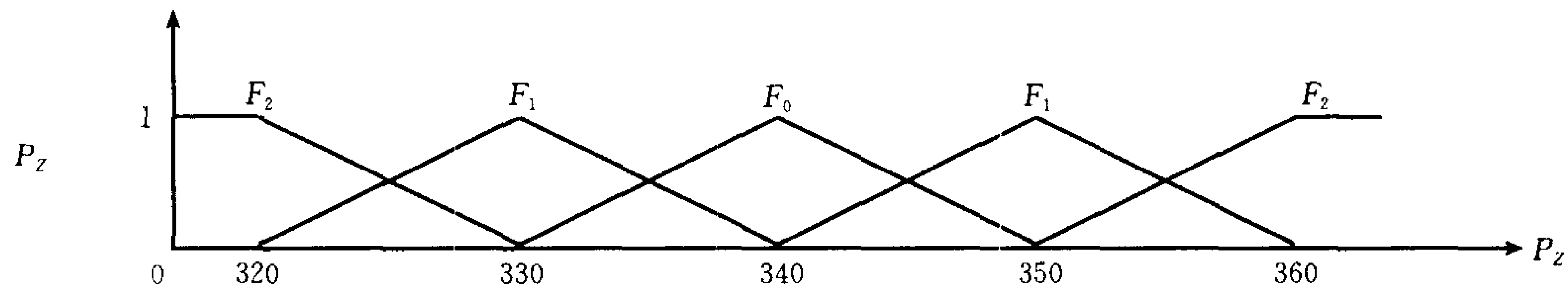


图 2　T_r，P_Z的故障测度函数

Table 2　Fault measure function of T_r，P_Z

7.1.2　单参数测度

现以第三组实测数据为例进行诊断.

实测数据(356,124.7)表明 $T_r=356$ 偏高，$P_Z=124.7$ 偏低；由表 1 知，此种情况下最可能发生的故障是 D_2，D_4，D_5，且 D_2 与 D_5 发生的可能性完全相同. 如想进一步区分，必须提供较精细的故障信息.

对故障 D_2：将(356,124.7)分别代入故障测度函数，得初始测度为

$$\mu_{210}=0,\quad \mu_{211}=0.4,\quad \mu_{212}=0.6,\quad \mu_{220}=0,\quad \mu_{221}=0.4857,\quad \mu_{222}=0.5143$$

对故障 D_4：得初始测度为

$$\mu_{410}=0,\quad \mu_{411}=0.4,\quad \mu_{412}=0.6,\quad \mu_{420}=0,\quad \mu_{421}=0,\quad \mu_{422}=1$$

7.1.3　计算参数分类权重

由公式(5)，(6)得对应 D_2，D_4 的参数分类权重分别为

$$(w_1^2,w_2^2)=(0.9989,0.0011),\quad (w_1^4,w_2^4)=(0.3795,0.6205)$$

7.1.4　计算合成可信度

$$(\mu_{20},\mu_{21},\mu_{22})=(0.9989,0.0011)\cdot\begin{pmatrix}0 & 0.4 & 0.6\\ 0 & 0.4857 & 0.5143\end{pmatrix}=(0,0.4001,0.5999)\tag{14}$$

同理可得

$$(\mu_{40},\mu_{41},\mu_{42})=(0,0.1518,0.8482)\tag{15}$$

7.1.5　故障等级识别

取置信度 $\lambda=0.7$，则故障 D_2 可能发生的故障等级为 F_1^2；故障 D_4 可能发生得故障等级为 F_2^4. 比较而言 F_2^4 发生的可能性最大. 如果提供的故障信息精细些，故障等级可细化为五级，则诊断结果会更精细. 上述诊断结果与文献[3]中结果相比，本文结果明确、简洁、直观上合理.

8　结束语

本文继模糊集、Rough 集后定义了一种新的不确定性集合，称为未确知集. 其特点是把测量准则明确在隶属函数的定义中. 定义的未确知集合运算使未确知集合具有通常集合的

性质,建立的未确知逻辑系统可以处理未确知信息.由于引入了指标分类权重概念,使得系统的推理算法合理,得到的合成可信度具有可解释性.未确知逻辑系统适用于故障诊断,用一个诊断实例说明其具体用法.

References

1 Zadeh L A. Fuzzy Sets. *Information and Control*, 1965,**9**(8):338～353

2 Wang P Z,Li H X. Fuzzy Systems Theory and Fuzzy Computers. Beijing: Science Press, 1996. 91～195(in Chinese)

3 Zhou D H, Ye Y Z. Modern Fault Diagnosis and Fault Tolerant Control. Beijing: Tsinghua University Press,2000(in Chinese)

4 Wu M S(translated). Probability and Information. Shanghai: Science and Technology Press of Shanghai, 1964. 29～88(in Chinese)

5 Lou S B, Sun Z, Chen H C. Fuzzy Mathematics. Beijing: Science Press,1983(in Chinese)

6 Cheng Q S. Attribute identification theory: Model and applications. *Journal of Peking University(Natural Science Edition)*, 1997,**33**(1):12～20(in Chinese)

7 Lin X. A power graphics and FNN intelligent method based diesel fault diagnosis system[Master dissertation]. Shanghai: Shanghai Maritime University, 1996(in Chinese)

刘开第 河北工程学院教授,目前主要研究领域为不确定信息处理方法研究.

(**LIU Kai-Di** Professor at Hebei Institute of Engineering. His research interests include processing method of unascertained information.)

曹庆奎 副教授,目前主要研究领域为系统优化方法研究.

(**CAO Qing-Kui** Associate professor at Hebei Institute of Engineering. His research interests include the optimization of systm.)

庞彦军 教授,目前主要研究领域为不确定信息处理方法研究.

(**PANG Yan-Jun** Professor at Hebei Institute of Engineering. His research interests include processing method for unascertained information.)