

语言标记 Vague 集及其应用¹⁾

徐川育

(杭州商学院数学系 杭州 310035)

(E-mail: won-xu@yahoo.com)

摘 要 为了解决不确定环境有时不能提供给 Vague 集的真、假隶属度以精确数字值的问题, 文中提出了语言标记 Vague(Linguistic Label Vague, LLV) 集. 其论域对象的真、假隶属度均是意义为模糊集的语言标记. 文中还定义了 LLV 集的补、并、交和包含运算. 作为应用, 构造了 LLV 决策表; 获取了 LLV 决策规则; 通过 LLV 集包含程度和相交程度度量了规则的强度, 用 LLV 值记分函数对强度排序. 仿真结果表明: LLV 集有时比 Vague 集更为现实地表示不精确信息.

关键词 语言标记 Vague 集, LLV 决策表, LLV 决策规则和强度

中图分类号 TP181

Linguistic Label Vague Set and Its Application

XU Chuan-Yu

(Department of Mathematics, Hangzhou Institute of Commerce, Hangzhou 310035)

(E-mail: won-xu@yahoo.com)

Abstract In order to solve the problem that uncertain circumstances sometimes can not supply precise numerical values to the truth and false membership degrees of vague set, this paper puts forward the linguistic label vague (LLV) set. The truth and false membership degrees of any generic element of the universe are linguistic labels whose meanings are fuzzy sets. This paper also defines the complement union, intersection, and containment of LLV sets. As its application, this paper constructs a LLV decision table, acquires LLV decision rules, measures the strength of each rule by the degree of containment or intersection, and sorts the strengths of rules by the score function of LLV value. The result shows that the LLV set sometimes is more realistic in representing the imprecise information than the vague set.

Key words Linguistic label vague set, LLV decision table, LLV decision rule and its strength

1) 国家自然科学基金(79670026)资助

Support by National Natural Science Foundation of P. R. China (79670026)

收稿日期 2002-03-25 收修改稿日期 2002-09-24

Received March 25, 2002; in revised form September 24, 2002

1 引言

Vague 集^[1]虽然能改进模糊集隶属度不能区分支持证据和反对证据的不足,然而,Vague 集的真、假隶属度被要求赋予精确的数字值.可是不确定环境有时不能确定精确隶属度^[2,3].在精确值隶属度表示的改进方面,一些工作是区间值隶属度^[3,4].然而,区间值是模糊集的特例^[3].模糊集比区间值能更一般地对不确定性现象模型化.模糊集表示的语言标记能方便和有效地描述那些用准确术语定义得不好或定义得复杂的隶属度^[5].由模糊集定义的语言标记和 Vague 集的融合,有望可以克服上述问题.有关的研究尚未见报道.

为此,本文提出了语言标记 Vague(Linguistic Label Vague,LLV)集. LLV 集和同类研究的主要不同点是,Vague 集只能用精确的数字值表示真、假隶属度.区间值 Vague 集仅用非“0”即“1”表示对象的二次隶属度,未用介于 0 和 1 之间的值表示对象的二次隶属度^[3].与前二者不同,LLV 集用由模糊数定义的语言标记表示真、假隶属度.上述三者的关系是:区间值 Vague 集是 Vague 集的扩展;LLV 集又是 Vague 集和区间值 Vague 集的进一步扩展. LLV 集有时能更为现实地表示不精确信息.以投票表决为例,LLV 值能用如“大多数”、“少数”和“几乎没有”等语言标记来分别表示赞成票、反对票和弃权票.

2 语言标记预备知识

语言标记是定性语言估计的言语尺度^[6],以便专家根据证据,表达支持命题和否定命题的主观判断.参照文献[2,7],本文定义了 7 个语言标记 $l_i, i=0,1,\dots,6$. 记语言标记集 $T = \{l_0, l_1, l_2, l_3, l_4, l_5, l_6\}$. 语言标记 l_i 和 l_j 的排序为 $l_i > l_j \Leftrightarrow i > j, i, j = 0, \dots, 6$. l_6 和 l_0 分别为 T 的上、下界.本文语言标记的意义用 $[0,1]$ 上的三角模糊数(Triangle Fuzzy Number, TFN)表示. TFN 是由三角形隶属函数定义的正规凸模糊集.一个 TFN 被记为 (a_1, a_2, a_3) , 其中 $0 \leq a_1 \leq a_2 \leq a_3 \leq 1$. 语言标记与 TFN 的对应关系见表 1.

定义 1^[8]. 语言标记的逆算为 $N(l_i) = L - l_i = l_6 - l_i, i=0, \dots, 6$. 在本文中 $L = l_6$ 表示肯定.

两个语言标记的加法和减法就是与它们对应的 TFN 的同种运算^[2].

两个 TFN 的加法: $(a_1, a_2, a_3) + (b_1, b_2, b_3) = (a_1 + b_1, a_2 + b_2, a_3 + b_3)$;

两个 TFN 的减法: $(a_1, a_2, a_3) - (b_1, b_2, b_3) = (a_1 - b_3, a_2 - b_2, a_3 - b_1)$.

如果合成的模糊集被要求赋予一个语言标记,则语言逼近(Zade 1975; Perdrycz 1993)^[5]可被用于选择一个恰当的语言标记.对于合成的 TFN,本文采用重心法语言逼近,即从已知的语言标记集 T 中,选择重心最接近于该 TFN 重心的语言标记 $l_i \in T, 0 \leq i \leq 6$, 并把 l_i 赋予它.

表 1 语言标记与对应模糊数的映射
Table 1 The mapping of the linguistic label into corresponding TFN

语言标记	符号	TFN
肯定	l_6	(1.000, 1.000, 0.000)
非常像	l_5	(0.664, 0.828, 1.000)
相当像	l_4	(0.500, 0.664, 0.882)
像	l_3	(0.332, 0.500, 0.664)
有点像	l_2	(0.164, 0.332, 0.500)
不像	l_1	(0.000, 0.164, 0.336)
不可能	l_0	(0.000, 0.000, 0.000)

3 语言标记 Vague 集

3.1 语言标记 Vague 集的定义

定义 2. 设 U 是对象的集合. 记 U 的任一元素为 x . 在 U 中的语言标记 Vague 集 \underline{V} 可用真隶属函数 t 和假隶属函数 f 表示

$$t:U \rightarrow T, \quad f:U \rightarrow T$$

这里 T 是语言标记集, $t(x)$ 和 $f(x)$ 分别为属于 T 的语言标记, $t(x)$ 是由支持 x 的证据导出的、对象 x 的、隶属度下界, $f(x)$ 是由反对 x 的证据导出的、对象 x 的逆的、隶属度下界. $t(x) \leq L - f(x)$, L 表示肯定. 记 $t^*(x) = L - f(x)$.

当 U 是连续时, LLV 集为

$$\underline{V} = \int_{x \in X} [t(x), t^*(x)] / x, x \in U \quad (1)$$

当 U 是离散时, LLV 集为

$$\underline{V} = \sum_i [t(x_i), t^*(x_i)] / x_i, x_i \in U \quad (2)$$

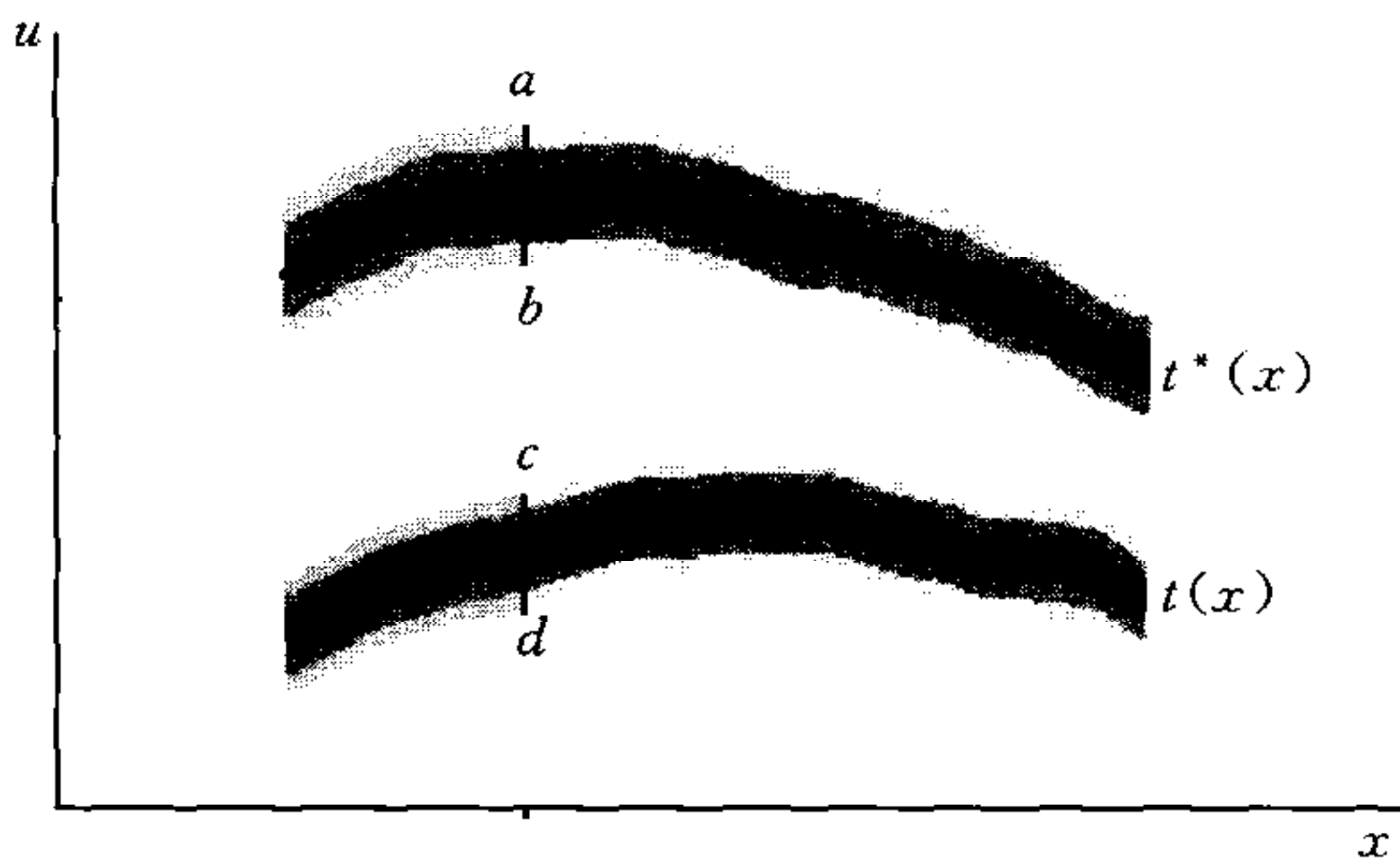


图 1 语言标记 Vague 集示意图

Fig. 1 Illustration of LLV set

图 1 示意了 LLV 集. 设有一个 $x-u$ 直角坐标系, LLV 集的台集 (universe of discourse) 落在横轴 x 上, 语言标记的支集 (Support set) 落在纵轴 u 上. 在图 1 中, 下面和上面带子分别表示 t 和 t^* . 对象 x 的 LLV 值为 $[l_i, l_j]$, 其中语言标记 l_i 和 l_j 的支集分别是在下带和上带上的两个纵向子区间 $[c, d]$ 和 $[a, b]$. 在下带和上带中的每一个点子的颜色深浅, 表示对象 x 的二次隶属度. 白色的点子表示二次隶属度等于 0, 灰色的点子表示二次隶属度介于 0 与 1 之间, 点子颜色愈深, 二次隶属度愈大, 黑色的点子表示二次隶属度等于 1.

对象 x 的 LLV 值 $[t(x), t^*(x)]$ 表示: 对象 x 的取值于语言标记的隶属度可以未知, 但它被限制在语言标记区间 $[t(x), t^*(x)]$ 中, 差 $t^*(x) - t(x)$ 显式地表示 x 的语言标记隶属度未知的程度. 当差较大时, 语言标记隶属度的不知道性较大, 精度较低; 反之, 语言标记隶属度的不知道性较少, 精度较高. 当 $t(x)$ 等于 $t^*(x)$ 时, LLV 集就退化为语言标记模糊集.

以投票表决为例, 设语言标记集 $T = \{\text{没有}(l_0), \text{极少数}(l_1), \text{少数}(l_2), \text{半数}(l_3), \text{多数}(l_4), \text{极大多数}(l_5), \text{全部}(l_6)\}$, 则 LLV 值 $[l_3, l_4]$ 可被解释为半数票 (l_3) 赞成、少数票 (l_2) 反对和极少数票 (l_1) 弃权.

以投票表决为例, 设语言标记集 $T = \{\text{没有}(l_0), \text{极少数}(l_1), \text{少数}(l_2), \text{半数}(l_3), \text{多数}(l_4), \text{极大多数}(l_5), \text{全部}(l_6)\}$, 则 LLV 值 $[l_3, l_4]$ 可被解释为半数票 (l_3) 赞成、少数票 (l_2) 反对和极少数票 (l_1) 弃权.

3.2 LLV 集的一些基本运算.

定义 3. 设 A 和 B 是两个 LLV 集, $\bullet \in \{A, B\}$, $t_\bullet = \{t_\bullet(x) | \forall x \in U\}$, $f_\bullet = \{f_\bullet(x) | \forall x \in U\}$, 则

1) A 的补集 $\neg A$ 仍是一个 LLV 集,

$$t_{\neg A} = f_A, \quad L - f_{\neg A} = L - t_A \quad (3)$$

2) A 包含于 B , 即

$$A \subset B \text{ iff } t_A \leq t_B \text{ 且 } t_A^* \leq t_B^* \quad (4)$$

3) A 和 B 的并集 $A \cup B$ 是包含 A 和 B 的最小 LLV 集,

$$t_{A \cup B} = \max\{t_A, t_B\}, t_{A \cup B}^* = \max\{t_A^*, t_B^*\} \quad (5)$$

4) A 和 B 的交集 $A \cap B$ 是包含于 A 和 B 的最大 LLV 集,

$$t_{A \cap B} = \min\{t_A, t_B\}, t_{A \cap B}^* = \min\{t_A^*, t_B^*\} \quad (6)$$

定理. 设 A 和 B 是两个 LLV 集, 则 $A \cup B = B \cup A, A \cap B = B \cap A$.

4 LLV 决策规则及其强度的获取

LLV 集能被应用于构造决策表, 获取决策规则及其强度.

4.1 LLV 决策表

LLV 集能表达一类不精确知识表示系统, LLV 决策表被定义如下.

定义 4. LLV 决策表 DT 是一个五元组 $\langle U, C, D, \underline{V}, f \rangle$, 其中 U 为论域, C 为条件属性集, D 为决策属性集, U, C 和 D 均为有限非空集, $C \cup D \neq \emptyset, C \cap D = \emptyset, a \in C \cup D, \underline{V}_a$ 是 a 的由 LLV 集表示的值, $\underline{V} = \bigcup_{a \in C \cup D} \underline{V}_a$, LLV 决策函数 $f: U \times (C \cup D) \rightarrow \underline{V}$ 是全函数, 即 $\forall x \in U$ 和 $a \in C \cup D$, 都有 $f(x, a) \in \underline{V}_a$.

4.2 LLV 决策规则的获取

定义 5. 设 $\underline{A}_i (i=1, \dots, m)$ 为条件属性集 A_i 的唯一描述, $\underline{B}_j (j=1, \dots, n)$ 为决策属性集 B_j 的唯一描述, 唯一描述是指由 LLV 集表达的属性集的值, 则称 $\{r_{ij}: \underline{A}_i \rightarrow \underline{B}_j \mid \underline{A}_i \cap \underline{B}_j \neq \emptyset\}$ 为决策规则集; 若 $\underline{A}_i \cap \underline{B}_j = \underline{A}_i$, 即 $\underline{A}_i \subset \underline{B}_j$, 则称决策规则 r_{ij} 为 LLV 确定性的决策规则; 若 $\underline{A}_i \cap \underline{B}_j \neq \underline{A}_i$, 则称决策规则 r_{ij} 为 LLV 可能性决策规则.

定义 5 给出了获取 LLV 确定性决策规则和可能性决策规则的方法.

4.3 LLV 决策规则的强度

本节将模糊集中两个重要函数包含程度与相交程度^[7]和 LLV 集结合起来, 以度量决策规则的强度.

定义 6(LLV 集的包含程度和相交程度). 设 \underline{A} 和 \underline{B} 是两个 LLV 集, $\bullet \in \{A, B\}, t_\bullet = \{t_\bullet(x) \mid \forall x \in U\}, f_\bullet = \{f_\bullet(x) \mid \forall x \in U\}$, \underline{B} 包含 \underline{A} 的包含程度被记为

$$I(\underline{A} \rightarrow \underline{B}) = I(\neg \underline{A} \cup \underline{B}) = I([t_{\neg A}, f_{\neg A}] \cup [t_B, l_6 - f_B]) = I([f_A, l_6 - t_A] \cup [t_B, l_6 - f_B]) = \\ [\min_{x \in U}(\max(f_A(x), t_B(x))), \min_{x \in U}(\max(l_6 - t_A(x), l_6 - f_B(x)))] =_{\text{def}} \\ [t_I, l_6 - f_I] \quad (7)$$

\underline{A} 和 \underline{B} 之间的相交程度被记为

$$J(\underline{A} \cap \underline{B}) = J[\min(t_A, t_B), \min(l_6 - f_A, l_6 - f_B)] = \\ [\max_{x \in U}(\min(t_A(x), t_B(x))), \max_{x \in U}(\min(l_6 - t_A(x), l_6 - f_B(x)))] =_{\text{def}} \\ [t_J, l_6 - f_J] \quad (8)$$

式(7)和(8)均是 LLV 值.

定义 7(LLV 决策规则的强度). $I[\underline{A}_i \rightarrow \underline{B}_j]$ 被定义为 LLV 确定性决策规则 $r_{ij}: \underline{A}_i \rightarrow \underline{B}_j$ 的强度; $J(\underline{A}_i \cap \underline{B}_j)$ 被定义为 LLV 可能性决策规则 $r_{ij}: \underline{A}_i \rightarrow \underline{B}_j$ 的强度.

本文将 Vague 值的记分函数^[9]推广到 LLV 值上, 以进一步估计强度的得分.

定义 8(LLV 记分函数). 设有 LLV 值 $[t(x), l_6 - f(x)]$, 其中 $l_0 \leq t(x) \leq l_6, l_0 \leq f(x)$

$\leq l_6$, 则 $[t(x), l_6 - f(x)]$ 的记分函数为

$$S([t(x), l_6 - f(x)]) = t(x) - f(x) \tag{9}$$

其中 $t(x) - f(x)$ 是两个 TFN 的差, 它仍为 TFN.

规则强度的记分函数的意义是对规则的合适程度^[9]的一种度量. 它可被用于强度排序. 强度排序是指规则被点火的优先级.

5 仿真例

本节举 LLV 集应用于医疗诊断的仿真例.

5.1 LLV 决策表和属性值

1) 设医生调查病人肿瘤的情况. 论域 U 由 5 个对象(病人) x_1, x_2, x_3, x_4 和 x_5 组成. 某种肿瘤有两个条件属性 C_1 “肿块大小”(大或小)和 C_2 “肿块硬度”(硬或软). 该种肿瘤能指示疾病 D_A 发生与否, D_A 为决策属性. 在实际诊断时, 医生除了要考虑 C_1 和 C_2 外, 还要考虑其它因素. 为简化起见, 本文给出了基于 C_1 和 C_2 的 LLV 决策表, 其中 $l_i (i=0, \dots, 6)$ 的意义同第 2 节.

2) LLV 集表示属性值. 由定义 2, 从表 2 得到 3 个属性值的 LLV 集如下:

表 2 LLV 决策表的例
Table 2 The example of the decision table of LLV set

病人	条件属性		决策属性
	硬	大	\underline{D}_A
x_1	$[l_1, l_3]$	$[l_1, l_1]$	$[l_1, l_4]$
x_2	$[l_1, l_2]$	$[l_4, l_4]$	$[l_2, l_4]$
x_3	$[l_3, l_5]$	$[l_2, l_3]$	$[l_2, l_3]$
x_4	$[l_4, l_4]$	$[l_3, l_3]$	$[l_4, l_5]$
x_5	$[l_1, l_4]$	$[l_1, l_2]$	$[l_1, l_5]$

$$\underline{硬} = [l_1, l_3]/x_1 + [l_1, l_2]/x_2 + [l_3, l_5]/x_3 + [l_4, l_4]/x_4 + [l_1, l_4]/x_5 \tag{10}$$

$$\underline{大} = [l_1, l_1]/x_1 + [l_4, l_4]/x_2 + [l_2, l_3]/x_3 + [l_3, l_3]/x_4 + [l_1, l_2]/x_5 \tag{11}$$

$$\underline{D}_A = [l_1, l_4]/x_1 + [l_2, l_4]/x_2 + [l_2, l_3]/x_3 + [l_4, l_5]/x_4 + [l_1, l_5]/x_5 \tag{12}$$

3) LLV 集表示属性表达式的值. 例如, 按定义 3 求得

$$\underline{大} \cap \underline{硬} = [l_1, l_1]/x_1 + [l_1, l_2]/x_2 + [l_2, l_3]/x_3 + [l_3, l_3]/x_4 + [l_1, l_2]/x_5$$

$$\rightarrow (\underline{大} \cap \underline{硬}) = [l_5, l_5]/x_1 + [l_4, l_5]/x_2 + [l_3, l_4]/x_3 + [l_3, l_3]/x_4 + [l_4, l_5]/x_5$$

5.2 LLV 决策规则和强度的获取

由定义 5 有

rule 1. $\underline{大} \cap \underline{硬} \rightarrow \underline{D}_A$, 因为 $(\underline{大} \cap \underline{硬}) \cap \underline{D}_A = [l_1, l_1]/x_1 + [l_1, l_2]/x_2 + [l_2, l_3]/x_3 + [l_3, l_3]/x_4 + [l_1, l_2]/x_5 = \underline{大} \cap \underline{硬}$, 所以 rule 1 是确定性决策规则. 由定义 8 有 rule 1 的规则强度为 $I(\underline{大} \cap \underline{硬} \rightarrow \underline{D}_A) = [l_3, l_4]$;

rule 2. $\underline{大} \rightarrow \underline{D}_A$, 因为 $\underline{大} \cap \underline{D}_A = [l_1, l_1]/x_1 + [l_2, l_4]/x_2 + [l_2, l_3]/x_3 + [l_3, l_3]/x_4 + [l_1, l_2]/x_5 \neq \underline{大}$, 所以 rule 2 是可能性规则, 由定义 8 有 rule 2 的规则强度为 $J(\underline{大} \rightarrow \underline{D}_A) = [l_3, l_4]$;

rule 3. $\underline{硬} \rightarrow \underline{D}_A$, 因为 $\underline{硬} \cap \underline{D}_A = [l_1, l_3]/x_1 + [l_1, l_2]/x_2 + [l_2, l_3]/x_3 + [l_4, l_4]/x_4 + [l_1, l_4]/x_5 \neq \underline{硬}$, 所以 rule 3 是可能性规则, 由定义 8 有强度 $J(\underline{硬} \rightarrow \underline{D}_A) = [l_4, l_4] = l_4$, 最后一个等式成立是因为 LLV 值退化为语言标记的缘故.

从表 3 中可看出: 在 $\underline{硬}$ 、 $\underline{大}$ 和 \underline{D}_A 分别如式(10), (11) 和(12) 所描述的意义下, 若某种肿

瘤硬和大同时出现,则病人有病 \underline{D}_A ;该规则的成立介于象与相当象之间;若某种肿瘤大、硬单独出现,则病人可能有病 \underline{D}_A ;前者(规则 2)的成立介于象与相当象之间,后者(规则 3)的成立相当象. 二条可能性规则被点火的优先级依次为规则 3 和规则 2. 结果表明,在表示不精确信息(真、假隶属度,决策表,属性表达式的值,决策规则及其强度)方面,LLV 集有时比 Vague 集更为现实.

表 3 决策规则一览表
Table 3 The list of decision rules

规则号	决策规则	规则性质	强度	可能性规则排序
1	$\underline{大} \cap \underline{硬} \rightarrow \underline{D}_A$	确定性	$[l_3, l_4]$	—
2	$\underline{大} \rightarrow \underline{D}_A$	可能性	$[l_3, l_4]$	2
3	$\underline{硬} \rightarrow \underline{D}_A$	可能性	$[l_4, l_4] = l_4$	1

5.3 本文例子的有效性

由普通粗糙集(Rough Set,RS)^[10]获取的决策规则,可说明本文例子的有效性.

第 1 步. LLV 决策表被转换为粗糙集决策表.

解决该步问题的要点是,对 LLV 决策表中的全体 LLV 值进行语义分类.用类型号替代 LLV 决策表中的 LLV 值,就得到 RS 决策表.详述如下.

语义的含义是,设任一对象 x 的 LLV 值为 $[t(x), t^*(x)]$,它的语义是表示命题“ x 属于 LLV 集”成立的可能度. $[l_6, l_6]$ 表示肯定(Certain, C)成立, $[l_0, l_0]$ 表示不可能(Impossible, I)成立, $[l_0, l_6]$ 表示不知道(Unknown, U)成立;其它 LLV 值的语义介于它们之间.

本文将平面法^[6,8]修改为能形象地图示 LLV 值语义及其分类的语义平面.

语义平面结构如下:作一个正方形,其水平边表示 $t(x)$,垂直边表示 $t^*(x)$,它们被 7 等分,7 个等分依次为 $l_0, l_1, l_2, l_3, l_4, l_5, l_6$;正方形被划分为 7×7 小方格.因为 $t^*(x) \geq t(x)$,所以,与 LLV 值一一对应的小方格必位于正方形的对角线及其上方三角形区域内.语义平面见图 2.

以 x 轴上 $t(x)$ 大于等于 l_3 为界,将上三角形区域划分成左右两个子区域,左区域的语义类型记为 0,右区域的语义类型记为 1.语义平面还可以被逐步细分,直至 LLV 值.为简要起见,本节采用在图 2 上所示的分类.

由语义平面分类法,LLV 决策表(表 2)被转换为粗糙集决策表,见表 4.

表 4 粗糙集决策表
Table 4 The decision table of rough set

病人	条件属性		决策属性
	硬	大	D_A
x_1	0	0	0
x_2	0	1	0
x_3	1	0	0
x_4	1	2	1
x_5	1	0	0

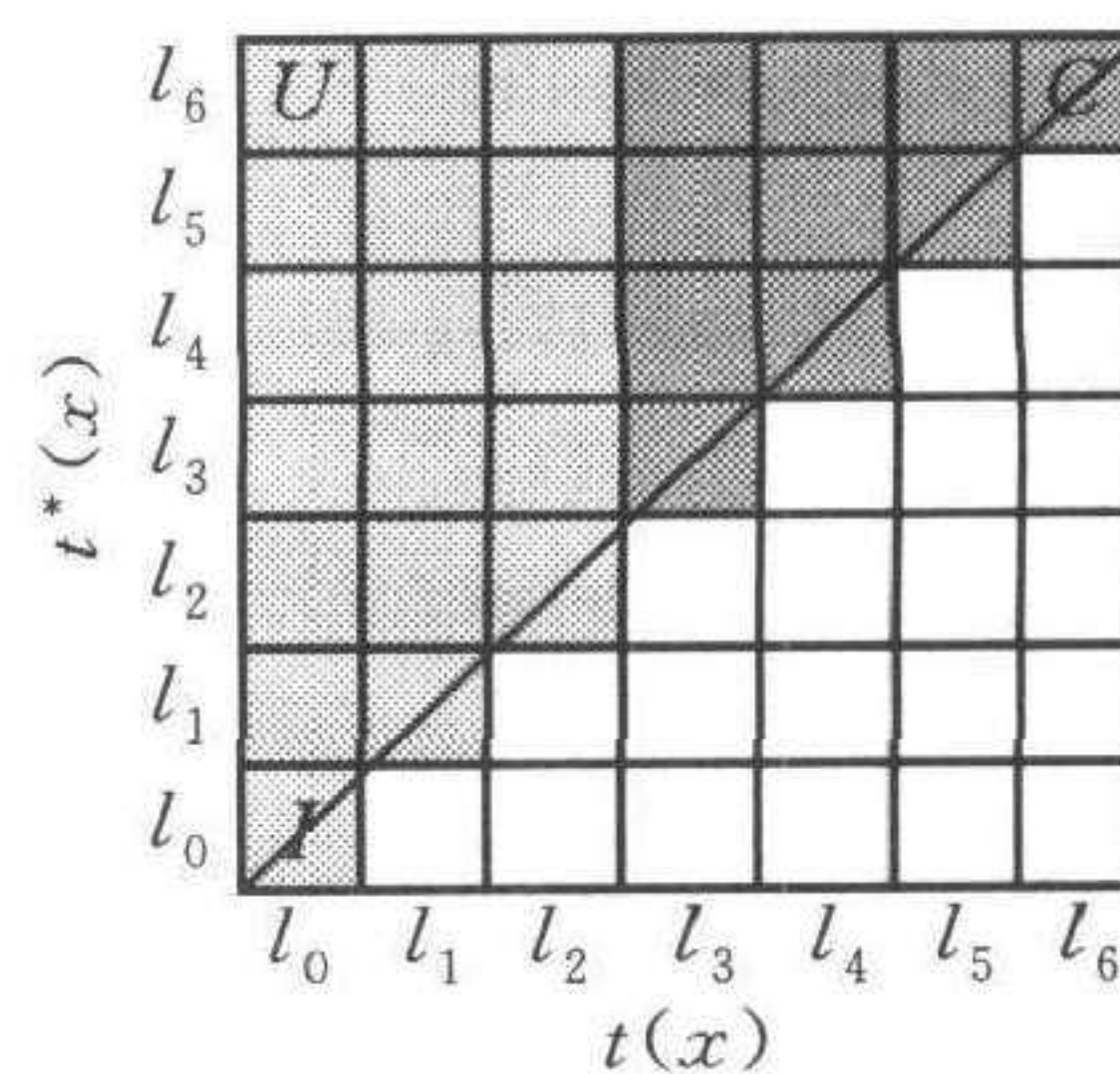


图 2 语义平面

Fig. 2 The semantic plane

第 2 步. 粗糙集决策规则的获取^[10].

被医生诊断为患病的病人类为 $X = \{x_4\}$. 条件属性“大 \cap 硬”定义的等价类为 $\{x_1, x_5\}$

$\{x_2\}\{x_3\}\{x_4\}$. X 的下近似 $\underline{R}(X) = \{x_4\}$. 获得确定性规则 rule 1': $\underline{\text{大}} \cap \underline{\text{硬}} \rightarrow \underline{D}_A$. rule 1' 的强度为 $I(\underline{\text{大}} \cap \underline{\text{硬}} \rightarrow \underline{D}_A) = 1$, $\underline{\text{大}}$ 、 $\underline{\text{硬}}$ 和 \underline{D}_A 均为粗糙集, 1 为语义类型.

条件属性“大”定义的等价类为 $\{x_1, x_2, x_5\}\{x_3, x_4\}$. X 的上近似 $\overline{R}(X) = \{x_2, x_4\}$. 获得可能性规则 rule 2': $\underline{\text{大}} \rightarrow \underline{D}_A$. rule 2' 的强度为 $J(\underline{\text{大}} \rightarrow \underline{D}_A) = 1$.

条件属性“硬”定义的等价类为 $\{x_1, x_2, x_5\}\{x_3, x_4\}$. X 的上近似 $\overline{R}(X) = \{x_3, x_4\}$. 获得可能性规则 rule 3': $\underline{\text{硬}} \rightarrow \underline{D}_A$. rule 3' 的强度为 $J(\underline{\text{硬}} \rightarrow \underline{D}_A) = 1$.

第 3 步. 本文例子的有效性.

rule 1 与 1', rule 2 与 2' 和 rule 3 与 3' 分别对应; 三对规则形式相同; 且每对规则或同为确定性规则或同为可能性规则; 从语义类型的层次来看, 三对规则的强度也是一致的.

6 结束语

本文提出了 LLV 集, 定义了 LLV 集的运算. LLV 集是一种扩展型 Vague 集. 本文给出了 LLV 决策表, 获取了 LLV 决策规则, 度量了规则的强度并对其进行了排序. 仿真结果表明, 在表示不精确信息方面, LLV 集有时比 Vague 集等更为现实. LLV 集具有一定的应用前景.

References

- 1 Gau Wen-Lung, Buehrer D J. Vague sets. *IEEE Transactions on System, Man and Cybernetic*, 1993, **23**(2): 610~614
- 2 Marimin, Motohide Umano. Linguistic label for expressing fuzzy preference relations in fuzzy group decision making. *IEEE Transactions on System, Man and Cybernetic*, 1998, **28**(2): 205~218
- 3 Liang Qi-Lian, Mendel J M. Designing interval type-2 fuzzy logic system using an SVD-QR method; Rule reduction. *International Journal of Intelligent System*, 2000, **15**(10): 939~957
- 4 Ma Zhi-Feng, Xing Han-Cheng, Zheng Xiao-Mei. Interval value vague decision system and an approach for its rule generation. *Acta Electronica Sinica*, 2001, **29**(5): 585~589 (in Chinese)
- 5 Witold Pedrycz, Fernando Gomide. *An Introduction of Fuzzy Sets*. Cambridge, Massachusetts: MIT Press, 1998. 165~174
- 6 Pietro Baroni, Giovanni Guida, Silvano Mussil. Enhancing cognitive plausibility of uncertainty calculus; A common-sense-based approach to propagation and aggregation. *IEEE Transactions on System, Man and Cybernetic*, 1998, **28**(4): 394~407
- 7 de Korvin A, McKegan C, Kleyly R. Knowledge acquisition using rough sets when membership values are fuzzy sets. *Journal of Intelligent and Fuzzy Systems*, 1998, **6**(2): 237~284
- 8 Andreea Bonarini, Emcsto Cappelletti, Antonio Corrao. Network based management of subjective judgments; A proposal accepting cyclic dependencies. *IEEE Transactions on System, Man and Cybernetic*, 1992, **22**(5): 1008~1023
- 9 Dug Hun Hong, Chang-Hwan Choi. Multicriteria fuzzy decision making problems based on vague set theory. *Fuzzy Sets and System*, 2000, **114**(1): 103~113
- 10 Pawlak. Rough set. *International Journal of Computer and Information Sciences*, 1982, **11**(5): 341~356

徐川育 教授, 1970 年毕业于清华大学, 1993 年于清华大学获博士学位. 研究领域为人工智能.

(XU Chuan-Yu He is a professor. Graduated from Tsinghua University in 1970, and received his Ph. D. degree from Tsinghua University in 1993. His research interests include artificial intelligence.)