

模糊模式识别的几种基本模型研究

陈振华,余永权,张 瑞

(广东工业大学 计算机学院,广东 广州 510006)

摘 要:模糊模式识别是当前一种流行的模式识别方法。文中对常见的模糊模式识别问题进行了总结,根据识别对象和被识别对象及其关系归类出模糊模式识别的四种基本模型,分别为:标准模式为模糊子集,待识别样本为单点向量;标准模式和待识别样本均为模糊子集;标准模式为模糊向量集合族,待识别样本为单点向量;标准模式和待识别样本均为模糊向量集合族。对每种类型分别讨论了其常用的解决方法,并给出了实例。最后,对模糊模式识别其它方法进行了简介。

关键词:模糊数学;模糊模式识别;模糊集合;模糊向量集合族

中图分类号:TP391.4;O235

文献标识码:A

文章编号:1673-629X(2010)09-0032-04

Research on Several Models of Fuzzy Pattern Recognition Problems

CHEN Zhen-hua, YU Yong-quan, ZHANG Rui

(Computer College, Guangdong University of Technology, Guangzhou 510006, China)

Abstract: The fuzzy pattern recognition is a popular pattern recognition method. In this paper, normal fuzzy pattern recognition problems was categorized as four kinds of basic model according to the relationship between pattern and recognized object. The four kinds model as following (pattern type vs. recognized object type): fuzzy subsets vs. constant vector, fuzzy subsets vs. fuzzy subsets, vector of fuzzy sets vs. constant vector and vector of fuzzy sets vs. vector of fuzzy sets. For each one, the resolving methods or principles were analyzed and discussed by examples. Finally, other methods of fuzzy pattern recognition are introduced.

Key words: fuzzy math; fuzzy pattern recognition; fuzzy sets; vector of fuzzy sets

0 引言

模式识别就是将待识别的对象特征信息与给定样本特征信息进行比较、匹配,并给出对象所属模式的判断,实质上就是利用计算机辨识数据结构的过程^[1]。而模糊模式识别正是让计算机模拟人脑的形象思维和模糊逻辑思维来进行识别,是解决系统本身包含模糊信息的识别问题的有效方法。模糊模式识别在工程问题上得到了广泛应用^[2~5]。但由于识别方法种类繁多,形式多样,往往在一定程度上阻碍了其实用性。文中试图对其常见的情况进行总结,使得在解决实际的识别问题中更合理地选择适合的方法。

目前,常见的模糊模式识别问题通常按其解决方法粗分成两大类^[6~8]:遵循最大隶属原则的直接法和遵循择近原则的间接法。文献^[1]则是按论域元素特

征的维数将其分为“一维模糊模式识别的方法”和“多特征模糊模式识别”。但这些划分都存在着一一些问题:如缺乏完备性,缺乏体系。因此,文中试图从识别对象(标准模式)和被识别对象(待识别样本)及其关系角度将其分类,使得更易于从应用问题本身出发来考虑方法的构造。

1 基本概念

为便于后面讨论参考以下四个概念:

定义1:设 $\underline{A}_1, \underline{A}_2, \dots, \underline{A}_n$ 是论域 $U_i (i=1, 2, \dots, n)$ 上的 n 个模糊子集^[9], 称以模糊集 $\underline{A}_1, \underline{A}_2, \dots, \underline{A}_n$ 为分量的模糊向量为模糊向量集合族^[8], 记为 $\underline{A} = (\underline{A}_1, \underline{A}_2, \dots, \underline{A}_n)$ 。记 $F_n \triangleq \{ \underline{A} \} = \prod_{i=1}^n F(U_i)$ 。

定义2:任取一个模糊向量集合族 $\underline{A} \in F_n$ 。由 \underline{A} 构造 $U^* \triangleq \prod_{i=1}^n U_i$ 上的一个模糊集, 记作 $\underline{A} \triangleq \langle \underline{A} \rangle \triangleq \langle \underline{A}_1, \underline{A}_2, \dots, \underline{A}_n \rangle$, 称为 \underline{A} 的综合模糊集^[6]; 它的隶属函数为 $\underline{A}(u) = M_n(\underline{A}_1(u_1), \underline{A}_2(u_2), \dots, \underline{A}_n(u_n))$ 又称为 u 对模糊向量集合族 \underline{A} 的隶属度^[8]。其中 $u =$

收稿日期:2010-01-04;修回日期:2010-04-11

基金项目:国家自然科学基金(60272089);广东省自然科学基金(980406,04009464)

作者简介:陈振华(1985-),男,广东清远人,硕士研究生,研究方向为计算智能与智能工程;余永权,教授,博士生导师,研究方向为嵌入式智能系统、智能家居网络、模糊逻辑、神经网络和软计算等。

$(u_1, u_2, \dots, u_n) \in U^*, M_n$ 为实域 \mathbb{R}^n 到 \mathbb{R} 的某个映射。如 M_n 可取为取平均值,取最小值等。

定义 3(贴进度公理)^[8]: $\underline{A}, \underline{B}$ 为论域 U 上的两模糊子集,映射 $\sigma: F(U) \times F(U) \rightarrow [0, 1], (\underline{A}, \underline{B}) \mapsto \sigma(\underline{A}, \underline{B})$, 满足:

- (1) $\sigma(\underline{A}, \underline{A}) = 1$;
- (2) $\sigma(\underline{A}, \underline{B}) = \sigma(\underline{B}, \underline{A})$;
- (3) $\underline{A} \subseteq \underline{B} \subseteq \underline{C} \Rightarrow \sigma(\underline{A}, \underline{C}) \leq \sigma(\underline{A}, \underline{B}) \wedge \sigma(\underline{B}, \underline{C})$

则称 $\sigma(\underline{A}, \underline{B})$ 为 $\underline{A}, \underline{B}$ 的贴进度。

定义 4: 设 σ 是公理化定义的贴进度, M_n 为实域 \mathbb{R}^n 到 \mathbb{R} 的某个映射。映射 $\sigma^*: F_n \times F_n \rightarrow [0, 1], (\underline{A}, \underline{B}) \mapsto \sigma^*(\underline{A}, \underline{B}) \triangleq M_n(\sigma(\underline{A}_1, \underline{B}_1), \sigma(\underline{A}_2, \underline{B}_2), \dots, \sigma(\underline{A}_n, \underline{B}_n))$ 称为综合贴进度^[6]。易证 σ^* 满足贴进度公理^[6]。

2 模糊模式识别的四种基本模型

从识别对象和被识别对象的角度可以把模糊模式识别问题划分为以下四种基本模型(见表 1):

表 1 模糊模式识别的四种基本类型

类型	标准模式	待识别样本	方法
I	$\underline{R}_1, \underline{R}_2, \dots, \underline{R}_c$	\underline{X}	最大隶属原则
II	$\underline{R}_1, \underline{R}_2, \dots, \underline{R}_c$	\underline{X}	择近原则
III	$\underline{R}_1, \underline{R}_2, \dots, \underline{R}_c$	\underline{X}	①利用综合模糊集;②择近原则
IV	$\underline{R}_1, \underline{R}_2, \dots, \underline{R}_c$	\underline{X}	①利用综合贴进度;②利用综合模糊集

2.1 关于 I 型

I 型是最简单的一种情况,其标准模式是模糊集,待识别样本是清晰的单点向量。这时只要直接用最大隶属原则即可。即:

若 $\underline{R}_k(\underline{X}) = \bigvee_{i=1}^c \underline{R}_i(\underline{X})$, 则 \underline{X} 属于 \underline{R}_k 。

一个例子是关于学习成绩的模糊识别^[8]。其论域 $U = [0, 100]$, 在其上定义三个模糊集 $\underline{R}_1 = \text{“优”}$, $\underline{R}_2 = \text{“良”}$, $\underline{R}_3 = \text{“差”}$, 其对应隶属函数为 $\underline{R}_1(\underline{X}), \underline{R}_2(\underline{X}), \underline{R}_3(\underline{X})$ (具体定义参看原文), 则当 $\underline{X} = 88$ 时, $\underline{R}_1(\underline{X}) = 0.8, \underline{R}_2(\underline{X}) = 0.7, \underline{R}_3(\underline{X}) = 0$ 即可判断其属于 \underline{R}_1 , 即优。

另一个例子是关于三角形的模糊分类^[1]。此时论域为 $U = \{(A, B, C) \mid A \geq B \geq C \geq 0; A + B + C = 180\}$, 在其上定义五个模糊子集 $\underline{R}_1 = \text{“近似等腰三角形”}$, $\underline{R}_2 = \text{“近似直角三角形”}$, $\underline{R}_3 = \text{“近似等边三角形”}$, $\underline{R}_4 = \text{“近似直角等腰三角形”}$, $\underline{R}_5 = \text{“一般三角形”}$, 其对应的隶属函数分别为 $\underline{R}_1(\underline{X}), \underline{R}_2(\underline{X}), \underline{R}_3$

$(\underline{X}) \underline{R}_4(\underline{X}), \underline{R}_5(\underline{X})$ (具体定义参看原文), 如若取 $\underline{X} = (85^\circ, 50^\circ, 45^\circ)$, $\underline{R}_1(\underline{X}) = 0.916, \underline{R}_2(\underline{X}) = 0.944, \underline{R}_3(\underline{X}) = 0.778, \underline{R}_4(\underline{X}) = 0.916, \underline{R}_5(\underline{X}) = 0.056$, 即可判断其属于 \underline{R}_2 , 即近似直角三角形。

此方法简单实用且易于编程实现, 如有人用它来进行车型识别^[3]。

这里需要说明的是注意论域元素的维数, 即 \underline{X} 的维数, 有时是一维的(如上述学习成绩判断), 有时是多维的(如上述三角形的判断)。但这种论域元素的多元特征与 III 型 IV 型中论域元素的多元特征是有区别的: 后者的每个特征本身是在其特征论域(U_i)上的一个模糊子集, 即是一个函数, 而不像前者, 是一个特定的数。而文献[1]中正是用这种区别来把模糊模式识别方法分为“一维模糊模式识别的方法”和“多特征模糊模式识别”两大类。

2.2 关于 II 型

II 型是择近原则的典型应用。其标准模式和待识别模式都是 U 上的模糊子集。只要根据择近原则即可判断归属:

若 $\sigma(\underline{R}_k, \underline{X}) = \bigvee_{i=1}^c \sigma(\underline{R}_i, \underline{X})$, 则 \underline{X} 属于 \underline{R}_k 。

其中 σ 是定义 3 中的贴进度。关于贴进度的具体定义, 很多文献都有讨论, 其中文献[6]论述较为详细。常用的贴进度有格贴进度、距离贴进度等。

II 型一个典型的例子是企业管理的问题^[8]。其论域为 $U = \{x_1, x_2, x_3, x_4, x_5, x_6\}$, 其中 x_1 : 管理质量; x_2 : 员工才能; x_3 : 长期投资价值; x_4 : 财务健全; x_5 : 善用公司资产; x_6 : 产品质量和服务质量。其上定义四个作为标准模式的模糊子集, 分别代表四个公司的“声誉”模型, 其隶属函数为: $\underline{R}_1, \underline{R}_2, \underline{R}_3, \underline{R}_4$, 且皆为离散型, 如 $\underline{R}_1 = (0.92/x_1, 0.83/x_2, 0.88/x_3, 0.90/x_4, 0.83/x_5, 0.90/x_6)$, 其余可见原文。给出一待识别公司 $\underline{X} = (0.91/x_1, 0.85/x_2, 0.88/x_3, 0.90/x_4, 0.85/x_5, 0.90/x_6)$, 则通过格贴进度的运算, 可知 \underline{X} 与 \underline{R}_1 最贴近, 即公司 \underline{X} 与 \underline{R}_1 公司的管理模式最靠近。

从上可以看出 II 型有一个特点, 就是隶属函数的论域元素, 与实际问题的论域元素是不同的。如上例, 隶属函数的论域是有限论域, 其元素就是 $x_1 \sim x_6$; 而实际问题的论域则是无限论域: 所有的公司。因此产生了实际问题论域到隶属函数论域的一一映射, 即实际问题论域的每一元素一一映射着某一隶属函数。正是因为如此, 所以文献[6~8]把择近原则看成是模糊模式识别的间接法, 把最大隶属原则看作是直接法。

此外, 离散型隶属函数与连续型隶属函数对于同

一种贴近度的计算方法会略有不同。如正态模糊集之间的贴近度计算,其推导可参见文献[8]。

2.3 关于Ⅲ型

Ⅲ型的标准模式是模糊向量集合族,待识别样本是清晰的单点向量。这时有两种方法可以使用。

第一种方法^[6]是利用定义2的综合模糊集,基于的是最大隶属原则。

令综合模糊集 $\underline{R}_i = \langle \underline{R}_i \rangle, i=1, 2, \dots, c$, 若 $\underline{R}_k(X) = \bigvee_{i=1}^c \underline{R}_i(X)$, 则认为 X 属于 \underline{R}_k 。

这里综合模糊集的隶属函数 $\underline{R}_i(X)$ 的构造,依赖于定义2中的映射 M_c 。如关于学生学习成绩的综合识别^[6], 论域 $U^* \triangleq U_1 \times U_1 \times U_3 \times U_4 = [0, 100]^4$, 其中 $U_1 \sim U_4$ 分别表示某班学生一学期数学、物理、化学、外语四门课的成绩。在其上定义三个模糊向量集合族 $\underline{R}_1 \triangleq (\underline{R}_{11}, \underline{R}_{12}, \underline{R}_{13}, \underline{R}_{14}), \underline{R}_2 \triangleq (\underline{R}_{21}, \underline{R}_{22}, \underline{R}_{23}, \underline{R}_{24}), \underline{R}_3 \triangleq (\underline{R}_{31}, \underline{R}_{32}, \underline{R}_{33}, \underline{R}_{34})$, 分别代表“优”, “良”, “差”。 \underline{R}_{ij} 是定义在 U_j 上的模糊子集, 其隶属函数(具体定义参见原文)为 $\underline{R}_{ij}(X_j), i=1, 2, 3; j=1, 2, 3, 4$ 。再在 U^* 上取综合模糊集 $\underline{R}_i = \langle \underline{R}_i \rangle, i=1, 2, 3$ 。这里映射 M_4 为取平均运算。如某个学生的四门课成绩为 $X = (86, 73, 78, 90)$, 则 X 对模糊向量集合族 \underline{R}_1 的隶属度(也就是 X 对综合模糊集 \underline{R}_1 的隶属度) $\underline{R}_1(X) = \frac{1}{4}(\underline{R}_{11}(86) + \underline{R}_{12}(73) + \underline{R}_{13}(78) + \underline{R}_{14}(90)) = 0.4$ 。同样可计算出 $\underline{R}_2(X) = 0.6, \underline{R}_3(X) = 0.3$ 故 X 属于 \underline{R}_2 , 即该学生成绩属于“良”。

这种方法的实用性较强,如文献[4]中用这种方法来对自然灾害进行灾害损失等级划分。与上例稍微不同的是,映射 M_c 用的是加权平均运算。

第二种方法遵循的是择近原则。先把 X 代入 $\underline{R}_i, i=1, 2, \dots, c$, 得到一隶属度向量 Y_i , 再在 \underline{R}_i 上取一特殊的隶属度向量 $I = (1, 1, \dots, 1)$, 若 $\rho(Y_k, I) = \bigwedge_{i=1}^c \rho(Y_i, I)$, 则认为 X 属于 \underline{R}_k 。其中 ρ 是两向量的某种距离运算,如欧几里德距离或海明距离。

这种方法源于文献[5]。文献中用它来识别掌纹。其论域 $U^* \triangleq \prod_{j=1}^8 U_j, U_j \in [0, \infty)$; U_j 分别表示中指长,食指长,无名指长,拇指长,小指长,手掌宽,中指宽,无名指宽。在其上定义6个模糊向量集合族 $\underline{R}_i \triangleq (\underline{R}_{i1}, \underline{R}_{i2}, \underline{R}_{i3}, \underline{R}_{i4}, \underline{R}_{i5}, \underline{R}_{i6})$, 分别代表6个作为标准模式的掌纹, \underline{R}_{ij} 是定义在 U_j 上的模糊子集,其隶属函数为 $\underline{R}_{ij}(X_j), i=1, 2, \dots, 6; j=1, 2, \dots, 8$ 。该文献中

$\underline{R}_{ij}(X_j)$ 取高斯函数,如

$$\underline{R}_{11}(X_1) = \exp\left(-\left(\frac{X_1 - 8.305}{0.2}\right)^2\right)$$

若取 $X = (8.318, 7.229, 7.683, 5.808, 5.687, 8.469, 1.694, 1.694)$, 则有:

$$\begin{aligned} \underline{R}_{11}(X_1) &= \exp\left(-\left(\frac{X_1 - 8.305}{0.2}\right)^2\right) = \exp\left(-\left(\frac{8.318 - 8.305}{0.2}\right)^2\right) = 0.996 \\ &\dots\dots \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} \underline{R}_{18}(X_8) &= \exp\left(-\left(\frac{X_8 - 1.645}{0.2}\right)^2\right) = \exp\left(-\left(\frac{1.694 - 1.645}{0.2}\right)^2\right) = 0.384 \end{aligned}$$

故 $Y_1 = (0.996, 0.814, 1.000, 0.467, 0.904, 0.833, 0.985, 0.384)$

接着用海明距离就可算出 $\rho(Y_1, I) = 0.202$ 。然后以同样的方法可以算出 $\rho(Y_i, I), i=2, \dots, 6$; 最后结果为 $\rho(Y_1, I)$ 最小, 即 X 属于 \underline{R}_1 。

在该例中若把论域看成有限论域 $U' = \{\text{中指长, 食指长, 无名指长, 拇指长, 小指长, 手掌宽, 中指宽, 无名指宽}\}$, 就可把隶属度向量 Y_i, I 看成是在 U' 上的模糊集, 这时 ρ 就可以用定义3的贴近度代替, 从而成为名副其实的“择近原则”了。

2.4 关于Ⅳ型

Ⅳ型的标准模式和待识别样本都是模糊向量集合族。这时有两种方法^[6]可以使用, 并且两种方法遵循的都是择近原则。

第一种方法是利用综合贴近度。若 $\sigma^*(\underline{R}_k, X) = \bigvee_{i=1}^c \sigma^*(\underline{R}_i, X)$, 则 X 属于 \underline{R}_k 。其中 σ^* 是定义4的综合贴近度。关于综合贴近度的具体形式有多种, 如较常用的两种有:

$$\sigma^*(\underline{R}_i, X) = \bigwedge_{j=1}^n \sigma(\underline{R}_{ij}, X_j) \quad (1)$$

$$\sigma^*(\underline{R}_i, X) = \sum_{j=1}^n w_j \sigma(\underline{R}_{ij}, X_j) \quad (2)$$

其中

$\underline{R}_i = (\underline{R}_{i1}, \underline{R}_{i2}, \dots, \underline{R}_{in}), X = (X_1, X_2, \dots, X_n), \sigma$ 是定义3中的贴近度, w_j 是加权系数, 满足 $\sum_{j=1}^n w_j = 1$ 。模糊模式识别中一个较经典的例子, 小麦亲本的模糊模式识别^[1, 6-8], 使用的就是第一种形式的综合贴近度(见式(1))。最近也有人用该方法用于数学表达式识别中的公式符号关系判定^[2]。

第二种方法是利用综合模糊集。取综合模糊集 $\underline{R}_i = \langle \underline{R}_i \rangle, i=1, 2, \dots, c, X = \langle X \rangle$, 若 $\sigma(\underline{R}_k, X) = \bigvee_{i=1}^c \sigma(\underline{R}_i, X)$, 则认为 X 属于 \underline{R}_k 。其中 σ 是定义3

中的贴进度。无疑这里有两点是至关重要的:一是综合模糊集隶属函数的构造,即定义2的 M_n 的构造。二是 σ 的选取。这种方法的应用例子似乎并不多见,在此暂不作深入讨论。

3 结束语

以上的这四种模糊模式识别模型只是模式识别问题的一个方面:即考虑一个待识别样本匹配多个模式,而另一个方面则是所谓的“录取”问题。如文献[6]问题3,文献[8]“最大隶属原则II”。它实际上就是当标准模式只有一个,而待识别样本有多个,如何在多个待识别样本中优先“录取”一个的问题。显然,这只是标准模式和待识别样本在角色上的互换,并无太多实质性差异,因此也同样可以分析出四种基本模型,在此不再赘述。这四种模型所讨论的模式识别方法都是一些经典模糊模式识别方法。强调“经典”,是因为现在有许多非经典的模糊模式识别方法,例如:陈守煜教授提出的分级条件下的模式识别理论^[10,11];一些对其它模式识别算法进行“模糊”改进后的方法:如模糊C均值法^[12],模糊K-邻近法^[13]等;还有一些则是聚类过程“模糊”,识别过程不模糊的一些算法^[1]。

参考文献:

- [1] 李士勇.工程模糊数学及应用[M]. 哈尔滨:哈尔滨工业大学出版社,2004:125-192.

(上接第31页)

拆卸信息模型,而不是单一考虑某一本体;二是将紧固件导致的作用力环模型转换为基于形连接的简单模型。该模型的建立为本体论在产品拆卸领域的应用提供了可供借鉴的理论经验和模型,初步验证了本体论在实际产品拆卸领域中的应用。

参考文献:

- [1] Gruber T R. A translation approach to portable ontology specifications[J]. Knowledge Acquisition, 1993, 5(2): 199-220.
- [2] 蒋双双,张锡恩,刘鹏远.基于配合约束的拆卸建模[J]. 科学技术与工程, 2006(24): 3956-3958.
- [3] 付相君,李善平,郭 鸣.产品建模中本体层的表达规则[J]. 计算机辅助设计与图形学学报, 2005, 17(6): 1159-1166.
- [4] 黄林竹,常晓辉,田 凯,等.三维形体的几何建模研究[J]. 科技信息, 2007(32): 33-34.
- [5] Naing M M, Lim E P, Goh D H. Ontology-Based web annotation framework for hyperlink structures[C]//Proceedings of the International Workshop on Data Semantics in Web Infor-

- [2] 赵蕾蕾,田学东,吴丽红.基于多特征模糊模式识别的公式符号关系判定[J]. 计算机工程与应用, 2009, 45(5): 186-187.
- [3] 宋 丹,徐蔚鸿.基于模糊理论的车型识别[J]. 计算机技术与发展, 2006, 16(3): 47-49.
- [4] 杨思全,陈亚宁.基于模糊模式识别理论的危害损失等级划分[J]. 自然灾害学报, 1999, 8(2): 56-60.
- [5] 王晓君,魏书华.模糊理论在基于特征向量的模式识别中的应用[J]. 计算机工程与应用, 2007, 43(10): 81-83.
- [6] 李洪兴.工程模糊数学方法及应用[M]. 天津:天津科学技术出版社, 1993: 252-256.
- [7] 余玉梅,熊 汉.模糊模式识别方法研究[J]. 云南民族学院学报:自然科学版, 1998, 7(1): 14-20.
- [8] 谢季坚,刘承平.模糊数学方法及其应用[M]. 武汉:华中科技大学出版社, 2006: 96-109.
- [9] Zadeh L A. Fuzzy Sets[J]. Information and Control, 1965 (8): 338-353.
- [10] Wang J, Chen S, Fu G, et al. Group Decision Making - Based Fuzzy Pattern Recognition Model for Lectotype Optimization of Offshore Platforms[J]. China Ocean Engineering, 2003, 17(1): 1-10.
- [11] 陈守煜.模糊概念在分级条件下的模式识别理论[J]. 控制与决策, 1995, 10(4): 347-351.
- [12] Alimoradi A, Pezeshk S, Naeim F. Fuzzy pattern classification of strong ground motion records[J]. Journal of Earthquake Engineering, 2005, 9(3): 307-332.
- [13] 李 泰,郭延芬.基于模糊K-均值算法的模糊分类器设计[J]. 声学技术, 2007, 26(4): 701-703.

mation Systems (DASW IS' 02). Singapore: [s. n.], 2002: 184-193.

- [6] 江吉彬,刘志峰,刘光复.基于层次网络图模型的可拆卸性设计[J]. 中国机械工程, 2003, 14(21): 1864-1867.
- [7] 王晓光,苏群星,姚志刚.某型导弹的虚拟维修系统中信息模型的实现[J]. 微计算机信息(测控自动化), 2006, 22(1-1): 41-58.
- [8] 张秀山.虚拟拆卸平台关键技术研究[D]. 武汉:武汉大学, 2009.
- [9] 吴 湘,赵万生,魏 莉.三维几何表示法[J]. 航天制造技术, 2002(4): 1-30.
- [10] Borst W N, Akkermans J M. Disassembly analysis for LCA using PROMOD[R]. Enschede, the Netherlands: University of Twente and Netherlands Energy Research Foundation, 1997.
- [11] Borst, Nico W. Construction of engineering ontologies for knowledge sharing and reuse[D]. Enschede, the Netherlands: University of Twente, 1997: 61-77.
- [12] Woo T C, Dutta D. Automatic Disassembly and Total Ordering in Three Dimensions[J]. Journal of Engineering for Industry, 1991, 113(4): 207-213.