

# 基于云分类器的液体火箭发动机故障诊断方法\*

彭小辉, 刘垠杰, 程玉强, 吴建军

(国防科技大学 航天科学与工程学院, 湖南 长沙 410073)

**摘要:**将液体火箭发动机故障诊断问题转化为故障特征的模式分类问题。针对当前模式分类方法难以处理不确定性信息、属性特征空间的划分过硬等缺陷,结合云模型和云变换研究,提出了一种基于云分类器的液体火箭发动机起动过程故障诊断方法。历次试车数据的验证结果表明,该方法能够及时准确识别发动机起动工作过程中的故障模式。

**关键词:**液体火箭发动机;故障诊断;云模型;云分类器

中图分类号:TP316 文献标志码:A 文章编号:1001-2486(2013)06-0015-05

## Fault diagnosis method for liquid-propellant rocket engines based on the cloud sorter

PENG Xiaohui, LIU Yinjie, CHENG Yuqiang, WU Jianjun

(College of Aerospace Science and Engineering, National University of Defense Technology, Changsha 410073, China)

**Abstract:** Through transforming the fault diagnosis into the pattern classification of fault characteristics, a fault diagnosis method was developed, based on the cloud sorter for liquid-propellant rocket engines. The method synthesized the study on cloud model and the cloud transform, which can deal with the uncertainty and the hard partition of domain boundary for the quantitative attributes which exist in the traditional classification methods. Calculation results with test data show that the method can recognize the fault modes in the startup process of the engine timely and precisely.

**Key words:** liquid-propellant rocket engine; fault diagnosis; cloud model; cloud sorter

目前模式分类中分类器的构造方法主要有统计方法、机器学习方法、神经网络方法<sup>[1-2]</sup>等,分类函数多采用三角形、正态或梯形函数,分类规则生成方法主要有散播划分法、栅格划分法和树状划分法等<sup>[3]</sup>,并通常借助遗传算法、进化算法和粒子群优化算法<sup>[4-5]</sup>等智能计算方法进行优化。但是由于这些分类方法难以处理不精确、不完整和不确定性的信息,其应用受到了一定限制。

云理论为这一难题的解决开辟了一条新的途径。云理论是李德毅院士在传统模糊集理论和概率统计的基础上提出的定性定量不确定性转换模型,解决了传统模糊集理论中模糊概念被精确化的问题<sup>[6-8]</sup>。

基于云模型的模糊分类系统简称为云分类器,它利用 If-then 形式的模糊规则描述分类问题。模糊规则的前件将特征空间划分为若干子空间,而后件定义为空间上的类输出标号。云分类器的结构和参数具有明显的物理含义,使得可以通过对语义规则的理解,分析系统的未知特性,获

得对系统的进一步认识,因而得到了广泛的关注。如刘达等<sup>[9]</sup>基于分解云模型构造了一种基于特征筛选的云分类器,根据特征间的相似性度量函数计算特征的权重,并根据权重去除重要性差的特征,解决高维样本集的特征降维问题,建立了基于保留特征加权的云分类模型;张国英等<sup>[10]</sup>结合云理论建立了基于属性相似度的云分类器,并基于粒子群优化算法对分类模型的中心位置  $Ex$  进行优化;龙炜哲<sup>[11]</sup>,朱杰<sup>[12]</sup>,Zhang Guangwei<sup>[13]</sup>,柳炳祥<sup>[14]</sup>也分别做了类似研究。但是这些研究中对属性特征空间的划分或是基于逆云模型,或是基于分解云模型,或是使用聚类技术<sup>[15-16]</sup>,不能精确反映数据的真实分布情况。基于云分类器的故障诊断本质上是将对诊断问题转化为表征故障的特征的模式分类问题来求解。

### 1 云模型

云模型用期望值  $Ex$  (Expected Value)、熵  $En$

\* 收稿日期:2013-05-12

基金项目:国家自然科学基金资助项目(51206181)

作者简介:彭小辉(1984—),男,江西贵溪人,博士研究生,E-mail:pxh8410@163.com;

吴建军(通信作者),男,教授,博士,博士生导师,E-mail:jjwu@nudt.edu.cn

(Entropy) 和超熵  $He$  (Hyper Entropy) 三个数字特征来表示。简单地讲,期望  $Ex$  是最能够代表定性概念的点;熵  $En$  是定性概念的不确定性度量,由概念的模糊性和随机性共同决定,反映了云滴的离散程度和取值范围;超熵  $He$  是熵的不确定性度量,由熵的模糊性和随机性共同决定。

生成云的软件或硬件称为云发生器。由云的数字特征  $(Ex, En, He)$  产生云滴,即实现定性到定量的转换,称为正向云发生器;给定符合某一分布规律的一组云滴作为样本  $(x_i, \mu_i)$ ,产生云所描述的定性概念的 3 个数字特征值  $(Ex, En, He)$ ,即实现定量到定性的转换,称为逆向云发生器。

云变换是指在一定的误差范围内,将任意函数(如直方图)、不规则的数据分布根据某种规律进行数学变换,分解为若干个大小不同的基云的叠加,叠加的云越多,误差就越小。其定义如下:

设  $U$  是精确数值表示的定量数域,  $C$  是  $U$  上的定性概念,  $f(x)$  为某个数据属性  $x$  的频率分布函数,自动生成若干个粒度不同的云  $C(Ex_i, En_i, He_i)$  的叠加。数据区间的连续数值  $x$  相应转化成离散的概念  $C$ ,此过程称为云变换,其转换表达式为

$$f(x) = \sum_{i=1}^m (a_i \cdot C(Ex_i, En_i, He_i)) + \varepsilon(x) \quad (1)$$

式中  $a_i$  为幅度系数,  $m$  为变换后离散概念的个数,它随属性的差异取值不同,  $\varepsilon(x)$  为变换后的误差函数。

## 2 云分类器

### 2.1 云分类器的体系结构

假设输入变量集  $X = \{X_1, X_2, \dots, X_N\}$ , 对应地由云模型表示的语言变量  $A\{X_k\} = \{A_1^k, A_2^k, \dots, A_s^k\}$ , 故障集  $F = \{F_1, F_2, \dots, F_p\}$ , 用一系列实数表示, 即其隶属函数是子集为单值的隶属函数, 规则集  $R = \{R_1, R_2, \dots, R_M\}$ , 则第  $i$  条云模糊分类规则形式可表示如下:

$$\begin{aligned} R_i: & \text{If } x_1 \text{ is } A_j^1 \text{ and } x_2 \text{ is } A_j^2 \text{ and } \dots \\ & \text{and } x_N \text{ is } A_j^N \\ & \text{Then fault mode is } F_\alpha \\ & \text{With confidence level } C_\alpha \end{aligned} \quad (2)$$

式中,  $C_\alpha$  为第  $i$  条规则的置信度, 由该条规则在训练数据集中的支持数与规则前件在训练数据集中的支持数的比值决定。

对于给定的测试样本, 云分类器的输出通常采用“赢家通吃”的策略 (winner-take-all)<sup>[4]</sup>, 其输出由具备最大激励强度的规则确定, 即对测试样本  $\bar{x}_k = \{x_1, x_2, \dots, x_N\}$ , 若第  $l$  条规则具有最大

激励强度(激励强度乘以置信度), 则  $\bar{x}_k$  被划分到该条规则结论所表示的故障模式中。也可以采用面积重心法求解分类器的输出模式, 即根据式(5)进行计算。具体方法的选择视情况而定。

测试样本的分类误差由下式计算:

$$e_k = \begin{cases} 0, & \bar{x}_k \text{ 分类正确} \\ 1, & \bar{x}_k \text{ 分类错误} \end{cases} \quad (3)$$

### 2.2 云分类规则的提取算法

对特征变量进行云变换后, 根据云分类器的体系结构可以直观地得到云分类规则的提取算法, 具体步骤如下:

1) 取第  $i$  (初始值为 1) 组训练数据  $tp^i = \{x_1, x_2, \dots, x_N, F_\alpha\}$ , 其中  $x \in X$ , 为训练数据集中的第  $i$  个样本,  $F_\alpha \in F$ , 是一个实数, 表示该样本所对应故障的类别(正常状态  $F = 0$ )。对于特征  $x_p$  ( $p = 1, 2, \dots, N$ ), 由  $X$  条件云发生器生成其在语言变量集  $A\{X_p\}$  上的隶属度向量, 计其最大值为  $\mu_p$ ,  $x_p$  隶属于  $\mu_p$  对应的原子概念  $A_j^p$ 。生成如下规则:

$$\begin{aligned} \text{Rule\_Temp:} & \text{If } x_1 \text{ is } A_j^1 \text{ and } x_2 \text{ is } A_j^2 \text{ and} \\ & \dots \text{ and } x_N \text{ is } A_j^N \\ & \text{Then fault mode is } F_\alpha \\ & \text{support\_num} = 1 \end{aligned} \quad (4)$$

式中, support\_num 为该条规则的支持数;

2) 判断当前规则库中是否存在规则 Rule\_Temp(前件和后件均相同), 若存在, 规则支持数 support\_num 加 1, 转 Step 4);

3) 将规则 Rule\_Temp 添加至规则数据库;

4) 若再无训练样本, 则训练结束, 否则  $i = i + 1$ , 转 Step 1);

5) 计算规则库中所有规则的置信度, 并处理数据库中不一致的规则(前件相同, 后件不同), 保留置信度较大者, 删除置信度较小者。

## 3 基于云分类器的液体火箭发动机故障诊断方法

### 3.1 基于云分类器的液体火箭发动机故障诊断策略

基于云分类器的液体火箭发动机故障诊断, 主要分四步进行。第一步, 利用已知的故障数据和正常数据组成训练集, 选择试车参数, 确定云分类器的输入向量  $X = \{X_1, X_2, \dots, X_N\}$ , 并对训练集中所选择的试车参数进行云变换, 提取表示各参数定性概念的云模型  $A\{X_k\}$  的数字特征  $(Ex, En, He)$ ; 第二步, 根据训练样本包含的故障模式确定

故障集  $F = \{F_1, F_2, \dots, F_p\}$ ; 第三步, 通过云分类规则提取算法在训练数据中挖掘分类规则; 第四步, 利用得到的云分类规则对测试数据进行故障诊断, 下文给出了具体实现方法。

在确定云分类的输入向量  $X = \{X_1, X_2, \dots, X_N\}$  和故障集  $F = \{F_1, F_2, \dots, F_p\}$ , 并得到分类规则  $Rule$  的前提下, 基于云分类器的液体火箭发动机的故障诊断方法如下:

- 1) 获取规则的数量, 记为  $RuleNum$ , 令  $r = 0$ ;
- 2) 计算第  $i$  个测试样本  $\bar{x}_i$  对分类规则  $Rule_r$  的激励强度, 记为  $Miu_r$ ;
- 3) 若  $r < RuleNum$ , 令  $r = r + 1$ , 转步骤 2);
- 4) 论文采用面积重心法求解云分类器的输出, 即

$$y_i = \frac{\sum_{r=1}^{RuleNum} (Miu_r \cdot Rule_{r\_R})}{\sum_{r=1}^{RuleNum} Miu_r} \quad (5)$$

式中,  $Rule_{r\_R}$  表示第  $r$  条云分类规则  $Rule_r$  的后件所表示的故障编号  $F_k$ ,  $k \in \{1, 2, \dots, p\}$ 。

### 3.2 诊断实例分析

针对某型号液体火箭发动机, 将一次正常试车数据和三次故障试车数据分别作为训练数据, 选择燃气发生器压力  $Pf$  等 4 个试车参数作为检测参数。

#### 1) 云分类模型的生成

根据云变换相关理论和方法对正常试车数据进行云变换, 结果如表 1 所示, 参数  $x_1 \sim x_4$  在各自定义域上分别被划分为 5、3、5 和 5 个用云模型表示的原子概念, 其中,  $x_1$  为燃气发生器压力  $Pf$ ,  $x_2$  为推力室压力  $Pk$ ,  $x_3$  为氧泵出口压力  $Pey$ ,  $x_4$  为氢泵出口压力  $Per$ 。

考虑到液体火箭发动机启动过程参数剧烈变化, 各部件之间强耦合, 非线性性质明显, 难以直接应用分类方法实现启动阶段的故障诊断。但是由于发动机启动过程的时序是相同的, 则每次启动各个参数的变化应该随时间的变化规律也大抵相同, 那么, 就可以依赖时间信息对发动机启动过程的重要参数进行分类处理, 即在训练和测试样本中加入时间属性。对于时间信息  $t$ , 同样需要划分为用云模型表示的离散变量, 根据启动阶段参数的变化规律, 将其划分为四个子云模型, 如图 1 所示。

表 1 云变换结果

Tab. 1 Results of cloud transform

参数	期望 ( $Ex$ )	熵 ( $En$ )	超熵 ( $He$ )
$x_1$	[0.0000, 0.2900, 0.5800, 0.7800, 0.9800]	[0.0371, 0.0596, 0.0371, 0.0380, 0.0202]	[0.0038, 0.0085, 0.0015, 0.0065, 0.0013]
$x_2$	[0.0200, 0.5000, 0.9800]	[0.0143, 0.1441, 0.0175]	[0.0014, 0.0198, 0.0012]
$x_3$	[0.0200, 0.2400, 0.4600, 0.7180, 0.9760]	[0.0183, 0.0461, 0.0361, 0.0515, 0.0328]	[0.0005, 0.0067, 0.0028, 0.0085, 0.0021]
$x_4$	[0.0200, 0.3000, 0.5800, 0.7787, 0.9775]	[0.0242, 0.0674, 0.0276, 0.0369, 0.0311]	[0.0020, 0.0110, 0.0018, 0.0060, 0.0021]

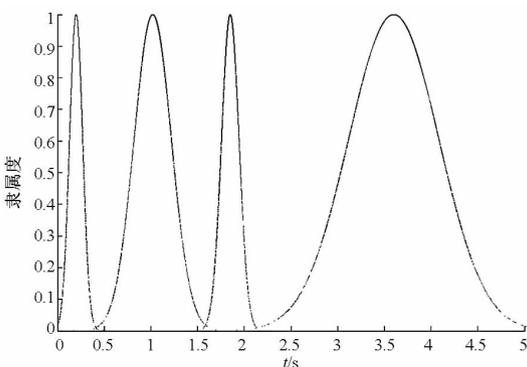


图 1 时间参数  $t$  的云变换

Fig. 1 Cloud Transform result of time parameter

明确了分类器的输入和输出后, 就可以根据云分类规则提取算法从训练数据中挖掘得到相应的分类规则, 如表 2 所示。

#### 2) 故障诊断与分析

以 5 次实际试车数据作为测试数据, 利用表 2 中的云分类规则对发动机实际试车数据进行故障诊断, 验证云分类器的故障识别能力, 结果如图 2 ~ 图 6 所示。

表 2 云分类规则

Tab.2 Sort rules based on cloud model

Rule	$t$	$Pf$	$Pk$	$Pey$	$Per$	Class
1	1	1	1	1	1	0
2	1	2	1	1	1	0
3	1	3	1	1	1	0
4	1	3	1	2	2	0
5	2	3	1	2	2	0
6	2	3	1	3	2	0
7	2	3	1	3	3	0
8	2	2	1	3	3	0
9	3	4	1	4	3	0
10	3	4	2	4	4	0
11	3	5	2	4	4	0
12	4	5	3	5	5	0
13	3	3	1	3	3	1
14	3	3	2	3	3	1
15	3	3	2	4	3	1
16	4	3	2	4	4	1
17	4	3	2	3	4	1
18	4	3	2	3	3	1
19	4	2	2	3	3	1
20	2	1	1	1	1	2
21	3	1	1	1	1	2
22	4	1	1	1	1	2
23	2	3	1	3	1	3
24	2	2	1	3	1	3
25	2	2	1	2	2	3
26	2	2	1	2	1	3
27	3	1	1	2	1	3
28	4	1	1	1	2	3

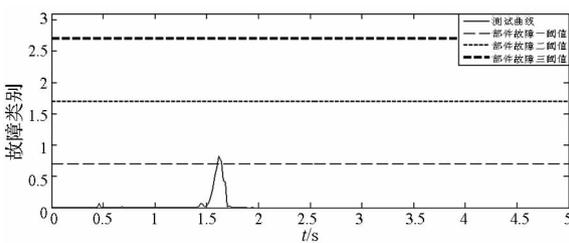


图 2 试车数据 Test\_1 诊断结果

Fig.2 Fault diagnosis result of data Test\_1

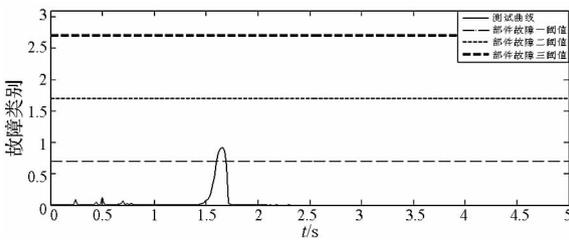


图 3 试车数据 Test\_2 诊断结果

Fig.3 Fault diagnosis result of data Test\_2

对于 Test\_1 和 Test\_2, 诊断曲线在 1.5 ~ 1.7s 出现了短暂跳跃(这一时间段试车参数变化剧烈), 但是超过故障模式一阈值曲线的时间分别

只有 0.08s 和 0.04s, 不满足持续性原则 (0.1s), 其他时间诊断曲线均在 0 附近震荡, 因此判断发动机工作正常, 无误检。为了降低算法的误检率, 还可采用变阈值的策略, 即根据训练数据的具体情况, 按照某种算法每个时刻设定不同的阈值。

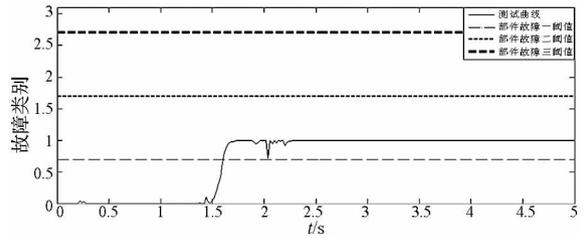


图 4 试车数据 Test\_3 诊断结果

Fig.4 Fault diagnosis result of data Test\_3

对于 Test\_3, 诊断曲线在 1.61s 时开始超过故障模式一阈值曲线, 之后一直维持在 1 左右。根据持续性原则, 判断此次试车 1.71s 时发生故障, 类型为故障模式一, 无漏检和误检。

对于 Test\_4, 诊断曲线在 0.44s 时开始超越故障模式二阈值曲线, 直到 2.45s 一直维持在 2 左右, 此后诊断曲线稳定在 2.5 左右。根据持续性原则, 判断此次试车在 0.54s 时发生故障, 类型为故障模式二, 2.45s 后部分故障特征与故障模式三相近, 无漏检和误检。

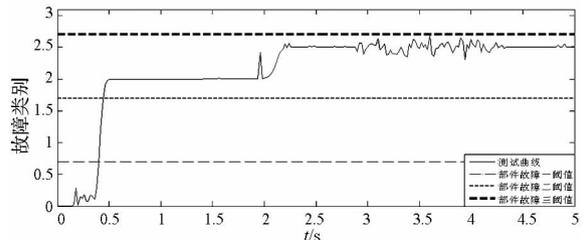


图 5 试车数据 Test\_4 诊断结果

Fig.5 Fault diagnosis result of data Test\_4

对于 Test\_5, 诊断曲线在 0.26s 时开始超过故障模式一阈值曲线, 之后出现大幅度震荡, 无法判断故障类型, 仅能确定 0.26s 之后发动机进入异常工作状态, 0.8 ~ 2.3s 检测曲线在 3 附近震荡, 故障特征与故障模式三相近, 2.5s 以后的检测曲线与 Test4 (图 5) 的检测曲线相似, 说明该次故障可能为故障模式三, 2.5s 后部分故障特征与故障模式二相近。算法对试车数据 Test\_5 的诊断结果并不理想, 难以将故障模式二和故障模式三完全区分开, 原因可能是诊断参数选择不当或过少, 也可能是两种故障模式并不完全独立, 存在某种关联性。

另外, 通过将该算法同包络线算法、BP 神经网络算法、RBF 神经网络算法和红线关机算法的

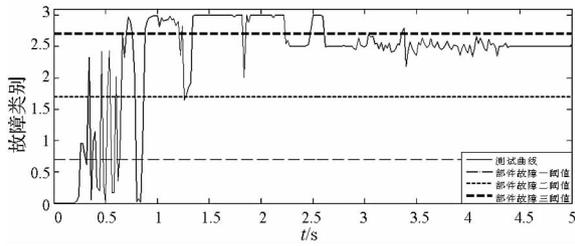


图6 试车数据 Test\_5 诊断结果

Fig.6 Fault diagnosis result of data Test\_5

故障检测性能比较表明,该算法在及时性上有一定进步,如表3所示。

表3 故障诊断结果对比

Tab.3 Comparison of fault diagnosis result

算法名称	实际检测时间(s)			
	Test_2	Test_3	Test_4	Test_5
包络线	\	2.40	0.6	0.9
BP神经网络算法	\	1.42	0.4	0.4
RBF神经网络算法	\	1.42	0.6	1.3
红线关机	\	20.00	5.3	1.3
云分类器	\	1.71	0.54	0.26

### 4 结论

本文首先构建了一种基于云模型分类器,即云分类器,给出了分类规则的提取算法;然后提出了基于云分类器的液体火箭发动机故障诊断策略并进行了实例诊断,分析了诊断结果。

实例诊断表明,基于云分类器的液体火箭发动机故障诊断方法能够有效识别发动机的故障模式。同时,云分类器的结构和参数具有明显的物理含义,而且该算法能够自动从训练数据中提取规则,可以挖掘出隐含在数据中的深层知识。但是,该算法对未知故障只能检测而难以识别,对数据的依赖性较强,训练数据包含的故障模式越丰富,算法识别能力越强。

### 参考文献 (References)

[1] 李德毅, 杜鹁. 不确定性人工智能[M]. 北京: 国防工业出版社, 2005: 171 - 177.  
 LI Deyi, DU Yi. Artificial intelligence with uncertainty[M]. Beijing: National Defense Industry Press, 2005: 171 - 177. (in Chinese)

[2] 李德毅, 刘常昱, 杜鹁. 不确定性人工智能[J]. 软件学报, 2004, 15(11): 1583 - 1594.  
 LI Deyi, LIU Changyu, DU Yi. Artificial intelligence with uncertainty[J]. Journal of Software, 2004, 15(11): 1583 - 1594. (in Chinese)

[3] Jang J S R, Sun C T, Mizutani E. Neuro-fuzzy and soft computing[M]. New Jersey: Prentice Hall, 1997.

[4] 邢宗义, 侯远龙, 贾利民. 基于多目标遗传算法的模糊分类

系统设计[J]. 东南大学学报: 自然科学版, 2006, 36(5): 725 - 730.

XING Zongyi, HOU Yuanlong, JIA Limin. Design of multi-objective genetic-based fuzzy classification system[J]. Journal of South East University (Natural Science Edition), 2006, 36(5): 725 - 730. (in Chinese)

[5] He R, Niu J W, Hu K. A novel approach to evaluate trustworthiness and uncertainty of trust relationships in peer-to-peer computing [C]//Proceedings of the 5th International Conference on Computer and Information Technology, 2005: 382 - 388.

[6] Li D Y, Cheng D W, Shi X M. Uncertainty reasoning based on cloud models in controllers[J]. Computers and Mathematics with Applications, 1998, 35(3): 99 - 123.

[7] Li D Y, Di K C, Li D R. Mining association rules with linguistic cloud models[J]. Journal of Software, 2000, 11(2): 143 - 158.

[8] 陈贵林. 一种定性定量信息转换的不确定性模型—云模型[J]. 计算机应用研究, 2010, 27(6): 1001 - 1007.  
 CHEN Guilin. Uncertain model of qualitative /quantitative information transformation-cloud model [J]. Application Research of Computers, 2010, 27(6): 1001 - 1007. (in Chinese)

[9] 刘达, 张国英, 刘冠洲. 基于特征筛选的云分类器[J]. 北京石油化工学院学报, 2011, 19(1): 10 - 15.  
 LIU Da, ZHANG Guoying, LIU Guanzhou. A cloud classification model based on feature selection[J]. Journal of Beijing Institute of Petro-chemical Technology, 2011, 19(1): 10 - 15. (in Chinese)

[10] 张国英, 沙芸, 余有明. 基于属性相似度的云分类器[J]. 北京理工大学学报, 2005, 25(6): 499 - 503.  
 ZHANG Guoying, SHA Yun, YU Youming. Cloud classifier based on attribute similarity [J]. Transactions of Beijing Institute of Technology, 2005, 25(6): 499 - 503. (in Chinese)

[11] 龙炜哲, 秦亮曦, 朱杰. 基于分解云的分类器设计[J]. 计算机工程与应用, 2008, 44(36): 153 - 155.  
 LONG Weizhe, QIN Liangxi, ZHU Jie. Design of classifier based on disassembly cloud [J]. Computer Engineering and Applications, 2008, 44(36): 153 - 155. (in Chinese)

[12] 朱杰, 秦亮曦, 龙炜哲. 一种新的基于 SVM 权重向量的云分类器[J]. 计算机应用与研究, 2009, 26(6): 2098 - 2100.  
 ZHU Jie, QIN Liangxi, LONG Weizhe. New cloud classifier based on SVM weight vector [J]. Application Research of Computers, 2009, 26(6): 2098 - 2100. (in Chinese)

[13] Zhang G W, Kang J C, He R. Towards a trust model with uncertainty for e-commerce systems [C]//Proceedings of IEEE International Conference on e-Business Engineering, 2005: 200 - 207.

[14] 柳炳祥, 李海林, 杨丽彬. 云决策分析方法[J]. 控制与决策, 2009, 24(6): 957 - 960.  
 LIU Binxi, LI Hailin, YANG Libing. Cloud decision analysis method [J]. Control and Decision, 2009, 24(6): 957 - 960. (in Chinese)

[15] Weng Y J, Zhu Z Y. Time series clustering based on shape dynamic time warping using cloud models [C]//Proceedings of the 2nd International Conference on Machine Learning and Cybernetics, 2003: 236 - 241.

[16] Huang J J, Li P F, Yu J P, et al. Multitarget data association algorithm using cluster cloud model based c-means clustering[J]. Journal of Shenzhen University (Science and Engineering), 2010, 27(1): 11 - 15.