第40卷 第7期
2013年7月

计 算 机 科 学
Computer Science

Vol. 40 No. 7
July 2013

基于随机 P-集合的系统状态检测-识别

郭志林[1] 赵树理[1] 史开泉[2]

（商丘师范学院数学与信息科学学院 商丘 476000）[1] （山东大学数学与系统科学学院 济南 250100）[2]

摘 要 在 P-集合概念的基础上，根据元素迁移的随机性，结合随机 P-集合的结构，给出随机 P-集合的系统状态函数及状态函数萎缩-扩张定理、状态函数还原定理及状态函数分辨定理，给出系统状态的偏离度量和系统状态识别准则，并举例说明了随机 P-集合在系统状态检举识别中的应用。

关键词 随机 P-集合，状态函数，偏离度量，系统状态检测-识别，萎缩-扩张

中图法分类号 O144，TP18 **文献标识码** A

System State Detection-Recognition Based on Random P-sets

GUO Zhi-lin[1] ZHAO Shu-li[1] SHI Kai-quan[2]

(School of Mathematics and Information Science, Shangqiu Normal University, Shangqiu 476000, China)[1]

(School of Mathematics and System Science, Shandong University, Jinan 250100, China)[2]

Abstract Based on the concept of packet sets (P-sets), according to the random characteristics of element transfer and structure of random packet sets, the state function and shrinking-extension theorem, reduction-discernible theorem for state function were given, and then the measurement of state departure and criterion of system state recognition were presented. The application of random P-sets in system state detection-recognition was given.

Keywords Random P-sets, State function, Departure measurement, System state detection-recognition, Shrinking-extension

1 引言

信息控制系统、经济决策系统、风险投资系统常会受到系统内部参数的变化或外来因素的入侵干扰，导致系统输出状态发生偏差。也就是说，受系统内部或外部因素的影响，系统在检测点 $k(k=1,2,\cdots,n)$ 处得到的检测数据 y_k' 与预设（标准）数据 y_k 间存在一定的误差 ε $(y_k-y_k'=\pm\varepsilon,\varepsilon>0)$。即预设数据集 y 具有动态特性，y 向外扩张，$y=\{y_1,y_2,\cdots,y_n\}$ 变成 $y^+=\{y_1+\varepsilon,y_2+\varepsilon,\cdots,y_n+\varepsilon\}=\{y_1^+,y_2^+,\cdots,y_n^+\}$，$y$ 向内萎缩，$y=\{y_1,y_2,\cdots,y_n\}$ 变成 $y^-=\{y_1-\varepsilon,y_2-\varepsilon_2,\cdots,y_n-\varepsilon\}=\{y_1^-,y_2^-,\cdots,y_n^-\}$。针对数据集合这种动态特性，文献[1-13]提出 P-集合（packet sets）。P-集合是以元素迁移的确定性为前提的，忽视了元素迁移的随机性。当元素迁移处于随机状态时，由普通集合生成的 P-集合又有什么样的数学结构和特征？目前有关 P-集合的文献中并没给予讨论。依据这一背景，本文在 P-集合概念的基础上，结合元素迁移的随机特征，提出了基于随机 P-集合[14-16]的随机 P-状态函数的概念，给出了基于随机 P-集合的状态函数萎缩-扩张定理与还原定理、系统状态的偏离度量和系统状态识别准则，并举例说明了随机 P-集合在系统状态检测-识别中的应用。

2 随机 P-集合及系统状态识别

定义 1 设 X^F 是 X 生成的内 P-集合，称 $X^{\bar{F}}_{(s)}$ 是内 P-集合依概率 s 的随机生成集，简称内 $P_{(s)}$-随机生成集，而且

$$X^{\bar{F}}_{(s)}=X-X^-_{(s)}$$

$X^-_{(s)}$ 称作 X 的 $\bar{F}$-元素的 s_随机删除集合，而且

$$X^-_{(s)}=\{x\,|\,x\in X,\bar{f}(x)=u\,\underset{\sim}{\in}\,X,p(\bar{f})\geqslant s\}$$

如果 $X^{\bar{F}}_{(s)}$ 的属性集合 α^F 满足

$$\alpha^F=\alpha\cup\{\alpha'\,|\,\beta\in V,\beta\,\overline{\in}\,\alpha,f(\beta)=\alpha'\,\underset{\sim}{\in}\,\alpha,f\in F\}$$

这里，“$\underset{\sim}{\in}$”是一个特殊的记号，表示 $\bar{f}(x)$ 不完全地迁出 X，$p(\bar{f})$ 是元素迁移 $\bar{f}$ 的概率。

定义 2 设 X^F 是 X 生成的外 P-集合，称 $X^F_{(t)}$ 是外 P-集合依概率 t 的随机生成集，简称外 $P_{(t)}$-随机生成集，而且

$$X^F_{(t)}=X\cup X^+_{(t)}$$

$X^+_{(t)}$ 称作 X 的 F-元素的 t 随机补充集合，而且

$$X^+_{(t)}=\{u\,|\,u\in U,u\,\overline{\in}\,X,f(u)=x'\,\widetilde{\in}\,X,p(f)\geqslant t\}$$

如果 $X^F_{(t)}$ 的属性集合 α^F 满足

$$\alpha^F=\alpha-\{\beta_i\,|\,\alpha_i\in\alpha,\bar{f}(\alpha_i)=\beta_i\,\widetilde{\in}\,\alpha,\bar{f}\in\bar{F}\}$$

这里，“$\widetilde{\in}$”是一个特殊的记号，表示 $f(u)=x'$ 不完全地迁入，$p(f)$ 是元素迁移 f 的概率。

关于 P-集合的有关概念详见文献[1-13]。

定义 3 内 $P_{(s)}$-随机生成集 $X^{\bar{F}}_{(s)}$ 和外 $P_{(t)}$-随机生成集 $X^F_{(t)}$ 构成的集合对 $(X^{\bar{F}}_{(s)},X^F_{(t)})$，称作普通集合 X 依概率生成的 P-集合的随机集，简称随机 P-集合。

到稿日期：2012-09-29 返修日期：2013-01-26 本文受国家自然科学基金(70771081)，河南省自然科学基金项目(122300410222)资助。

郭志林(1963－)，男，副教授，主要研究方向为粗糙集理论及应用，E-mail：guozhilin112@126.com；**赵树理**(1962－)，副教授，主要研究方向为粗糙集理论及应用；**史开泉**(1945－)，男，教授，博士生导师，主要研究方向为信息系统理论与应用。

定义 4 设 $X=\{x_1,x_2,\cdots,x_m\}$是数据集,$\alpha=\{\alpha_1,\alpha_2,\cdots,\alpha_l\}$是 X 的属性集合,$Y=\{y_1,y_2,\cdots,y_m\}$是 X 的特征值集合,由 $Y=\{y_1,y_2,\cdots,y_m\}$生成的数据点为(x_1,y_1),(x_2,y_2),得到的多项式 $P(x)$称为数据点 $X=\{x_1,x_2,\cdots,x_m\}$的状态函数,简称 X 的 P-状态,而且

$$P(x)=\sum_{j=1}^{n+1}y_i\prod_{\substack{i\neq j\\ i,j=1}}^{n+1}\frac{x-x_i}{x_j-x_i}$$
$$=a_nx^n+a_{n-1}x^{n-1}+a_{n-2}x^{n-2}+\cdots+a_1x+a_0$$

定义 5 称 $P^{F}_{(s)}(x)$是内 $P_{(s)}$-随机集 $X^{F}_{(s)}$生成的状态函数,简称为内 $P_{(s)}$-状态,如果

$$P^{F}_{(s)}(x)=b_nx^n+b_{n-1}x^{n-1}+b_{n-2}x^{n-2}+\cdots+b_1x+b_0$$

其中 $P^{F}_{(s)}(x)$是由 $X^{F}_{(s)}$的离散生成 $y^{F}_{(s)}$得到的。

称 $P^{F}_{(t)}(x)$是外 $P_{(t)}$-随机集 $X^{F}_{(t)}$生成的状态函数,简称为外 $P_{(t)}$-状态,如果

$$P^{F}_{(t)}(x)=c_nx^n+c_{n-1}x^{n-1}+c_{n-2}x^{n-2}+\cdots+c_1x+c_0$$

其中 $P^{F}_{(t)}(x)$是由 $X^{F}_{(t)}$的离散生成 $y^{F}_{(t)}$得到的。

注:因为 $X^{F}_{(s)}$、$X^{F}_{(t)}$既具有动态特性,又具有随机特性,所以状态函数 $P^{F}_{(s)}(x)$、$P^{F}_{(t)}(x)$既有动态性,也具随机性。

定义 6 若状态函数 $P_1(x)$、$P_2(x)$满足关系 $P_1(x)\leqslant P_2(x)$,则称 $P_1(x)$是 $P_2(x)$的萎缩状态,$P_2(x)$是 $P_1(x)$的扩张状态。

定义 7 称 $\lambda_{(s)}$为内 $P_{(s)}$-状态关于 P-状态的分辩度,如果

$$\lambda_{(s)}=\|y_{(s)}\|/\|y\|$$

称 $\lambda_{(t)}$为外 $P_{(t)}$-状态关于 P-状态的分辩度,如果

$$\lambda_{(t)}=\|y_{(t)}\|/\|y\|$$

其中,$\|y\|$是 X 生成的状态函数 $P(x)=a_nx^n+a_{n-1}x^{n-1}+a_{n-2}x^{n-2}+\cdots+a_1x+a_0$ 的系数构成的向量$(a_n,a_{n-1},\cdots,a_0)^{\mathrm{T}}$的 2-范数,$\|y\|=(a_n^2+a_{n-1}^2+\cdots+a_0^2)^{\frac{1}{2}}$,$\|y_{(s)}\|$是内 $P_{(s)}$-状态函数的系数构成的向量的 2-范数,$\|y_{(t)}\|$是外 $P_{(t)}$-状态函数的系数构成的向量的 2-范数。

定义 8 称 $D_{(P_{(s)},P)}$为内 $P_{(s)}$-状态关于 P-状态的偏离距离,简称内偏离距离,如果

$$D_{(P_{(s)},P)}=\frac{1}{n+1}\Big(\sum_{i=0}^{n}(a_i-b_i)^2\Big)^{\frac{1}{2}}$$

称 $D_{(P_{(t)},P)}$为 $P_{(t)}$-状态关于 P-状态的偏离距离,简称外偏离距离,如果

$$D_{(P_{(t)},P)}=\frac{1}{n+1}\Big(\sum_{i=0}^{n}(a_i-c_i)^2\Big)^{\frac{1}{2}}$$

其中,a_i,b_i,c_i 分别是 $P(x)$状态函数(多项式)、内 $P_{(s)}$-状态函数和外 $P_{(t)}$-状态函数的系数。

定理 1(内 $P_{(s)}$-状态萎缩定理) 设 $P^{F}_{(s_1)}(x)$、$P^{F}_{(s_2)}(x)$是内 $P_{(s)}$-状态,$0\leqslant s_1\leqslant s_2\leqslant 1$,则 $P^{F}_{(s_1)}(x)$是 $P^{F}_{(s_2)}(x)$的萎缩状态。

证明:因为 $0\leqslant s_1\leqslant s_2\leqslant 1$,所以

$$X^{-}_{(s_1)}=\{x|x\in X,\bar{f}(x)=u\underset{\sim}{\in}X,p(\bar{f})\geqslant s_1\}$$
$$\supseteq\{x|x\in X,\bar{f}(x)=u\underset{\sim}{\in}X,p(\bar{f})\geqslant s_2\}=X^{-}_{(s_2)}$$

从而 $X^{F}_{(s_1)}\subseteq X^{F}_{(s_2)}$。由定义 4 知 $P^{F}_{(s_1)}(x)\leqslant P^{F}_{(s_2)}(x)$,所以 $P^{F}_{(s_1)}(x)$是 $P^{F}_{(s_2)}(x)$的萎缩状态。

定理 2(内 $P_{(s)}$-状态偏离距离关系定理) 设 $P^{F}_{(s_1)}(x)$、$P^{F}_{(s_2)}(x)$是内 $P_{(s)}$-状态,$0\leqslant s_1\leqslant s_2\leqslant 1$,则

$$D_{(P_{(s_1)},P)}\geqslant D_{(P_{(s_2)},P)}$$

证明:由定理 1,$P^{F}_{(s_1)}(x)\leqslant P^{F}_{(s_2)}(x)$,从而由定义 8 知 $D_{(P_{(s_1)},P)}\geqslant D_{(P_{(s_2)},P)}$。

定理 3(内 $P_{(s)}$-状态还原定理) 设 $P^{F}_{(s_i)}(x)$是内 $P_{(s)}$-状态 $P^{F}_{(s_j)}(x)$的萎缩规律,则 $P^{F}_{(s_i)}(x)$还原为 $P^{F}_{(s_j)}(x)$的充要条件是

$$X^{-}_{(s_i)}\cup\{x|x\in X,\bar{f}(x)=u\underset{\sim}{\in}X,s_i\leqslant p(\bar{f})<s_j\}=X^{-}_{(s_j)}$$

证明:若 $P^{F}_{(s_i)}(x)$还原为 $P^{F}_{(s_j)}(x)$,则 $P^{F}_{(s_i)}(x)=P^{F}_{(s_j)}(x)$,或 $X^{F}_{(s_i)}=X^{F}_{(s_j)}$,从而 $X-X^{-}_{(s_i)}=X-X^{-}_{(s_j)}$,或 $X^{-}_{(s_i)}=X^{-}_{(s_j)}$,即 $X^{-}_{(s_i)}\cup\{x|x\in X,\bar{f}(x)=u\underset{\sim}{\in}X,s_i\leqslant p(\bar{f})<s_j\}=X^{-}_{(s_j)}$。

反之,若

$$X^{-}_{(s_i)}\cup\{x|x\in X,\bar{f}(x)=u\underset{\sim}{\in}X,s_i\leqslant p(\bar{f})<s_j\}$$
$$=X_{(s_j^{-})}$$

则 $X^{-}_{(s_i)}=X^{-}_{(s_j)}$,从而 $P^{F}_{(s_i)}(x)=P^{F}_{(s_j)}(x)$,即 $P^{F}_{(s_i)}(x)$还原为 $P^{F}_{(s_j)}(x)$。

同理可以得到外 $P_{(t)}$-状态的扩张定理及还原定理。

3 随机 *P*-集合在系统状态检测-识别中的应用

设 T 是一个控制系统,T 具有属性集 $\alpha=\{\alpha_1,\alpha_2,\cdots,\alpha_m\}$,$T$ 的行为状态可用离散函数 $u_1,u_2,\cdots,u_m$ 表示,u_j 是 T 的第 j 个子系统的行为状态,它的标准状态的时间序列为 u_j 在$[t_1,t_n]$时段上的数据形式是 $u_j=\{u_{j,1},u_{j,2},\cdots,u_{j,m}\}$,$u_{j,\lambda}\in u_j$ 是 u_j 在 $t_\lambda\in[t_1,t_n]$的特征值。由此得到检测点列$(1,y_1)$,$(2,y_2)$,$\cdots$,(n,y_n),这里,$y_p=\sum_{k=1}^{m}u_{k,j}$,$j,p=1,2,\cdots,n$。利用拉格朗日插值函数 $P(x)=\sum_{j=1}^{n+1}y_j\prod_{\substack{i\neq j\\ i,j=1}}^{n+1}\frac{x-x_i}{x_j-x_i}$得到 P-状态的状态函数 $P(x)=a_nx^n+a_{n-1}x^{n-1}+a_{n-2}x^{n-2}+\cdots+a_1x+a_0$。

函数 $P(x)$表示系统的标准工作状态。如果系统工作正常,系统输出稳定。也就是说,在系统状态检测中,根据系统状态的实时性要求,如果给定 k 个时间序列$(t_{11},t_{12},\cdots,t_{1n})$,$(t_{21},t_{22},\cdots,t_{2n})$,$(t_{k1},t_{k2},\cdots,t_{kn})$,则 k 个实测点生成的函数 $P(x)_k$ 是相同的,这是系统正常工作的标志。如果在第 λ 个时间序列$(t_{\lambda 1},t_{\lambda 2},\cdots,t_{\lambda n})$,$\lambda=1,2\cdots k$,系统受到外部因素的干扰,则 $P(x)_\lambda$ 将发生变化,即 k 个实测点的数据发生变化,系统由 P-状态转化为内 $P_{(s)}$-状态或外 $P_{(t)}$-状态,若内 $P_{(s)}$-状态关于 P-状态的分辩度满足 $\lambda_{(s)}<1$,则 $P^{F}_{(s)}(x)\neq P(x)$。即 $\underset{\lambda_{(s)}<1}{DIS}(P^{F}_{(s)}(x),P(x))$,这里,$DIS$=discernibilty。若外 $P_{(t)}$-状态关于 P-状态的分辩度满足 $\lambda_{(t)}>1$,则 $P^{F}_{(t)}(x)\neq P(x)$,即 $\underset{\lambda_{(t)}>1}{DIS}(P^{F}_{(t)}(x),P(x))$。

当 P-状态与内 $P_{(s)}$-状态或外 $P_{(t)}$-状态不可辨识时,对于系统状态是否偏离正常工作状态,我们有

系统状态检测-识别准则:

若系统状态偏离距离 $D_{(P_{(s)},P)}(D_{(P_{(t)},P)})$满足 $D_{(P_{(s)},P)}\leqslant\mu$,$(D_{(P_{(t)},P)}\leqslant\mu)$,则系统扰动正常,系统状态稳定;若 $D_{(P_{(s)},P)}>\mu$,$(D_{(P_{(t)},P)}>\mu)$,则系统状态紊乱,系统输出规律发生上漂移(下漂移)。

这里,μ 为系统设定偏离阈值。

由此,我们给出随机 P-状态用于系统状态检测-识别的

一般算法：

Step1　输入系统正常工作时的数据 $Y=\{y_1, y_2, \cdots, y_n\}$；

Step2　计算标准输出状态函数 $p(x)$；

Step3　输入实时采集的系统输出数据 $Y_k=\{y_{k1}, y_{k2}, \cdots, y_{kn}\}$；

Step4　计算系统实时输出状态函数 $P_{(s)}^{F}(x)$ 或 $P_{(t)}^{F}(x)$；

Step5　计算分辩度 λ，若 $\lambda=0$，系统输出稳定，转 Step7；若 $\lambda\neq 0$，系统输出受到扰动，转下一步；

Step6　计算系统状态偏离距离 $D_{(P^F,P)}$ ($D_{(P_{(t)},P)}$)，若 $D_{(P_{(s)},P)}\leqslant\mu$ ($D_{(P_{(t)},P)}\leqslant\mu$)，表明系统扰动在正常范围，转 Step3；

若 $D_{(P_{(s)},P)}>\mu$ ($D_{(P_{(t)},P)}>\mu$)，表明系统输出规律发生漂移，系统状态紊乱，启动系统反馈滤波装置，对系统状态进行调整；

Step7　转 Step3。

下面的例子取自某光纤信息检测系统。为了简单，又不失一般性，本例只给出内 $P_{(s)}$-状态关于输出设定状态 $P(x)$ 的辩识和应用。

根据系统检测的实时性要求，每隔一定的时间间隔对输出系统进行一次数据统计。假设在固定的数据采样点，系统输出设定数据（系统标准测量数据），如表 1 所列。

表 1　系统理想输出状态数据

状态点	1	2	3	4	5	6
离散数据	10.1175	12.8021	13.1075	14.9632	13.6224	17.1238

其中系统测量数据已经过技术处理，这并不影响所要讨论的结果。

由定义 4，系统输出设定数据对应的系统正常输出状态函数，即

$$p(x)=0.1788x^5-3.0442x^4+19.4721x^3-58.0129x^2+80.5376x-29.0139$$

在 t 时刻，系统 T 可能会受到外部因素不同程度的影响，如某干扰信号有 40% 的可能性会对光纤系统 T 产生影响，即在 $s=0.4$ 的可能性下，各数据采样点的采样数据如表 2 所列。

表 2　系统输出状态数据

状态点	1	2	3	4	5	6
采样数据	8.9674	10.8835	10.8607	11.4945	10.6985	12.9096

其对应的输出状态函数为

$$P_{(s)}(x)=0.0934x^5-1.5957x^4+10.3204x^3-31.4025x^2+44.9220x-13.3702$$

受噪声影响，系统输出规律出现扰动，其规律偏离度为

$$\lambda_{(s)}=\|y_{(s)}\|/\|y\|=59.9327/105.2714=0.5693$$

$\lambda_{(s)}<1$，表明在系统输出过程中，已经存在干扰信息使得测量数据向下漂移，从而使系统状态受到影响。

输出状态偏离距离 $\overline{D}_{(P^F,P)}=4.6041$。

状态偏离距离给出了系统受外部因素干扰使状态发生偏离的量化表示。

若系统设定阈值 $\mu=4$，则系统受到外部因素的影响，状态紊乱。

利用理想输出状态和实际输出状态在相同时刻的数据点的偏差得到偏差数据点，如表 3 所列。

表 3　系统输出状态偏差数据

状态点	1	2	3	4	5	6
采样数据	1.1501	1.9186	2.2468	3.4687	2.9239	4.2142

由此得到干扰函数，即

$$r(x)=-0.0465x^5+0.8712x^4-6.1402x^3+19.8870x^2-28.6177x+16.1764$$

这样，就识别出了系统干扰函数的具体形式，启动滤波装置，实行在线实时过滤，使系统恢复稳定状态。

结束语　本文将 P-集合与元素迁移的随机性相结合，在随机 P-集合的概念基础上，给出了随机 P-状态萎缩-还原定理和系统状态检测-识别准则。据此，可依据系统的稳定性要求，根据环境的不同变化，灵活设定系统偏离的阈值 μ，当系统的偏离度量 $\overline{D}_{(P^F,P)}\leqslant\mu$ 时，可以认为系统输出的扰动属于系统输出正常扰动，对此外部因素的影响可暂不考虑；当系统偏离度量 $\overline{D}_{(P^F,P)}>\mu$ 时，则认为系统输出受到异常干扰，通过反馈、滤波等手段对外部进行干扰拟制，可使系统恢复稳定状态。与其它系统辨识模型相比，基于随机 P-集合的系统状态检测-识别方法最大的优点在于能识别出系统干扰函数的具体形式，为滤波器的设计提供了依据，扩宽了具有动态特性的信息集合的研究范围，为研究具有动态特征的信息科学和系统科学等实际问题提供了一个良好的工具。下一步我们的主要工作是通过和系统辨识的其它随机与非随机算法的比较，寻求基于随机 P-集合的系统状态检测-识别的其它算法，并通过仿真分析说明各种算法的优劣。

参 考 文 献

[1] Shi Kai-quan. P-sets and its applications [J]. An International Journal Advances in Systems Science and Applications, 2009, 9(2): 168-178

[2] 史开泉. P-集合[J]. 山东大学学报：理学版，2008，43(11)：77-84

[3] 史开泉. 内 P-集合和它的应用特征[J]. 计算机科学，2010，37(8)：1-8

[4] 史开泉. P-集合，逆 P-集合与信息智能融合一过滤[J]. 计算机科学，2012，39(4)：1-13

[5] 张景晓，徐凤生，史开泉. P-集合与它的动态等价类特征[J]. 计算机科学，2012，39(4)：246-249

[6] 刘保仓，刘若慧，史开泉. P-集合与信息 F-伪装-辩识[J]. 计算机工程与应用，2011，47(18)：32-35

[7] 汪洋，史金昌，史开泉. P-集合与 F-记忆信息特性-应用[J]. 计算机科学，2011，38(5)：212-215

[8] 张丽，崔玉泉，史开泉. 外 P—集合和数据内恢复[J]. 系统工程与电子技术，2010，32(6)：1233-1238

[9] 张飞，陈萍，张丽. P-集合的 P-分离与应用[J]. 山东大学学报：理学版，2010，45(3)：83-92

[10] Lin Hong-kang, Li Yu-ying. P-sets and its P-separation theorems [J]. An International Journal Advances in System Science and Application, 2010, 10(2): 209-215

[11] 李豫颖，谢维奇，史开泉. F_残缺数据的辨识与恢复[J]. 山东大学学报：理学版，2009，45(9)：57-64

[12] 刘若慧，刘保仓，史开泉. 外 P 集合与 F_信息伪装[J]. 系统工程与电子技术，2011，33(1)：116-119

[13] 耿红琴，张冠宇，史开泉. F-信息伪装与伪装一还原辨识[J]. 计算机科学，2011，38(2)：241-245

[14] 郭志林. 随机 P-集合的数据筛选过滤[J]. 河南科技大学学报：自然科学版，2012，33(2)：83-86
[15] 郭志林. P-集合的随机特征[J]. 模糊系统与数学，2011，25(2)：170-174
[16] 郭志林. Fp-规律与 Fp-规律积分[J]. 度量烟台大学学报：自然科学与工程版，2010，23(4)：260-264
[17] 史开泉. 函数 S-粗集[J]. 山东大学学报：理学版，2005，40(1)：1-10
[18] 史开泉，姚炳学. 函数 S-粗集与规律辩识[J]. 中国科学 E：信息科学，2008，38(4)：553-564
[19] 史开泉，赵建立. 函数 S-粗集与规律安全-认证[J]. 中国科学 E：信息科学，2008，38(8)：1234-1243
[20] 刘江臣，陈保会. 基于 S-粗集的粗数据规律识别 [J]. 山东大学学报：理学版，2008，43(10)：60-66

(上接第 156 页)

表 1 关系 phone

编号	颜色	屏幕尺寸(英寸)
1	黑色	5
2	黑色	4
3	白色	4.5
4	红色	4

考虑以下双极性查询：不想要白色的手机，喜欢黑色且屏幕大小为 4 英寸左右的手机。

设对应于此要求的选择查询条件为

$C_{颜色} \wedge C_{屏幕大小}$

其中，

$C_{颜色}=\{\langle 白色,0,1\rangle,\langle 黑色,1,0\rangle\}$为双极性偏好，用类 Vague 集的形式表示。

$C_{屏幕大小}=\{(3,0.1),(3.5,0.6),(3.6,0.8),(3.8,1)(4,1),(4.2,1),(4.5,0.5),(5,0.1)\}$为正面偏好。

表 2 所列为带有双极满意度和排序值($s-d$)的查询结果。

表 2 查询结果集

编号	双极满意度(颜色)	双极满意度(屏幕尺寸)	双极满意度(总评)	排序值
2	(1,0)	(1,0)	(1,0)	1
4	(0,0)	(1,0)	(0,0)	0
1	(1,0)	(0.1,0.9)	(0.1,0.9)	−0.8
3	(0,1)	(0.5,0.5)	(0,1)	−1

从表 2 可以看出，2 号、4 号手机为前两个满足用户需要的手机，4 号手机之所排在第二位，主要是因为在用 Vague 集对用户的双极性需求建模时忽略了黑色和白色以外颜色的手机。而在传统的不支持异构双极信息的查询系统中，尽管用户有可能对红色的 4 号手机感兴趣，但其也会被排除在检索结果之外。

另外，在一些情况下，可根据实际情况给满意度或非满意度一些较多的权重。一种方法是根据需要分别将满意度(非满意度)作为第一关键字或第二关键字进行排序。另一种方法是将双极满意度进行融合，将其转换为单值满意度，并在转换过程中根据需要给予满意度或非满意度以较高的权重，具体方法暂不作为本文的研究内容。

结束语 在对信息系统进行模糊查询时，用户以异构双极的形式表达查询条件具有一定的实用性和应用背景。本文基于经典数据库，将 Vague 集引入异构双极信息的表达，并根据异构双极信息中正、负面信息的相互独立性，对 Vague 集进行了松驰化处理。在此基础上，讨论了选择操作查询条件中异构双极信息的处理方法，给出了一个基于双极满意度的双极模糊查询处理逻辑框架。双极满意度为数据库用户提供了一个查询工具，该工具不仅能够返回查询条件满意度信息，还可以返回相关的不满意度信息。这种方法能够将数据库中既不满足正面条件也不满足负面条件的元组识别出来。这正好反映了人们在现实生活中选择问题的最佳解决方案时所采取的策略。

参 考 文 献

[1] Dubois D，Fargier H. Qualitative decision-making with bipolar information[C]//Proc. 10th Int. Conf. Principles Knowl. Representation Reason. Menlo Park，CA，2006：175-186
[2] Dubois D，Prade H. Handling bipolar queries in fuzzy information processing[M]//Galindo J，ed. Handbook of Research on Fuzzy Information Processing in Databases. New York：Inform.，Science Ref.，2008：97-114
[3] Dubois D，Prade H. An overview of the asymmetric bipolar representation of positive and negative information in possibility theory[J]. Fuzzy Sets and Systems，2009，160(10)：1355-1366
[4] Zadrozny S，De Tré G，De Caluwe R，et al. An Overview of Fuzzy Approaches to Flexible Database Querying[C]//Galindo J，ed. Handbook of Research on Fuzzy Information Processing in Databases. IGI Global，New York，2008：34-54
[5] Zadeh L A. Fuzzy sets [J]. Information and Control，1965，8(3)：338-353
[6] Bosc P，De Tré G，Dujmović J，et al. On advances in soft computing applied to databases and information systems[J]. Fuzzy Sets and Systems，2012，196：1-3
[7] Zadrozny S，Kacprzyk J. Bipolar queries：An aggregation operator focused perspective[J]. Fuzzy Sets and Systems，2012，196：69-81
[8] Lacroix M，Lavency P. Preferences：Putting more knowledge into queries[C]//Proc. 13 Int. Conf. Very Large Databases. Brighton，U. K.，1987：217-225
[9] Zadrozny S，Kacprzyk J. Bipolar queries and queries with preferences[C]//Proc. of the DEXA Conference(DEXA 2006). Krakow，Poland，2006：415-419
[10] Gau W L，Buehrer D J. Vague sets[J]. IEEE Transactions on Systems，Man，and Cybernetics，1993，23(2)：610-614
[11] Lu A，Ng W. Vague sets or intuitionist fuzzy sets for handling vague data：which one is better [J]. Lecture Notes in Computer Science，2005，3716：401-416
[12] 欧阳春娟，李斌，李霞，等. 基于 Vague 集相似度量的图像隐写系统安全性测度[J]. 计算机学报，2012，35(7)：1510-1521