

机器学习及其应用研讨会  
南京大学，2006

# 次属性原理及在特征选择上的应用

王 珏 韩素青 梁洪力

中国科学院自动化研究所

*Machine Learning and Data Mining 2006*

## 模型多样性

**Leo Breiman**认为机器学习的三个基本问题是：

- (1)**Rashomon**问题：模型多样性。←
- (2)**Occam**问题：简单与精度的冲突。
- (3)**Bellman**问题：维数灾难。

Statistical modeling: The two cultures, *Statistical Science*, 2001, Vol. 16, No.3, 199-231.

**Rashomon**问题产生的原因是：数据集合的获得是不可控的。

**Leo Breiman**对**Rashomon**问题的解释是：数据集合中存在多个好模型，哪个模型是对数据的最好的解释。

**Rashomon**问题广泛地存在于我们面临的的数据集合之中。

# Rashomon

**Rashomon**(罗生门)是黑泽明根据芥川龙之介(芥川奖)名著导演的第一个轰动西方的日本电影，讲述了一件凶杀案。故事有四个人物：武士(多襄丸)，通奸女人(真纱)，被杀者(武弘，真纱的丈夫)，以及目击者樵夫。在法庭上，**所有人对杀死一个人的事实，完全确认，但是，对犯罪事实的陈述则完全不同。**

**武士**说：他在被杀者同意的条件下，公平决斗时杀了对方。

**真纱**说：由于丈夫对她的轻蔑，使得她误杀了她的丈夫。

**被杀者通过亚婆之口**说：因强盗要他处置他的妻子，他决定自杀。

**证人樵夫**说：武士要女子跟他，她要丈夫与武士决斗，她丈夫拒绝。女子激将之，两个男人决斗。但是，他私藏了宝刀，证词可信吗？

问题情况难以预料，或“公说公有理，婆说婆有理”，称为**Rashomon**问题，例如，这次美国中期选举难以预料，可以称为“美国中期选举**Rashomon**”。

# Rashomon问题的解释

“杀人案件”是数据集合，当事人的陈述是模型，当事人需要使得自己目标最优，而法庭以法律目标找出最优的模型。

(1) 法律目标：一个案件，多个陈述，法庭辨别哪个陈述合理。

相同目标有多个模型(Breiman)：对数据集合，不同算法导致多个模型，对目标(法律)，它们相同(判处一个人有罪)。但是，对问题的解释不尽相同(哪个人有罪)。那个模型解释最合理？

(2) 律师目标：一个案件，为某个嫌疑人辩护，有所侧重。

多个有意义的模型(我们的扩展)：数据集合中有多个有意义的模型(多个当事人彼此目标不同)，是数据集合的不同侧面，不同用户需要不同的模型(偏好，对自己当事人有利)。

## 模型多样性的说明

**Rashomon**不是新问题，认知科学的二义图，特征选择、特征抽取、核函数选择等等都属于这类问题。只是没有作为普遍存在的问题。

解答有多个模型

哪个模型最优?

对问题的可解释性

多个有意义模型

需要哪个模型?

用户需求(偏好)

**困难**：为了获得一个好的解答，机器学习要求在**样本空间上搜索**，而模型多样性则必须在**模型空间上搜索**，以获得一个满足用户需求或对问题世界可解释性的解答。

次属性原理是**模型空间搜索的规则**。

## 模型多样性之一——特征选择

特征选择：模型多样性问题的最简单的任务。

**经典方法**：根据统计的方法，计算特征与数据标号之间的相关程度，由此，**对特征排列为一个序**。在矛盾样本个数不变(误差率不变)与特征数量限制下，决定被选择的特征集合。

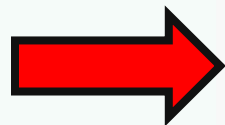
**我们的思考**：最终是对特征排序，假设用户了解特征的重要性，**仅仅**不能排成全序或者只能对部分特征排序，在矛盾样本个数不变的条件下，计算对给定特征序最小的特征集合。

特征选择以reduct作为解答。

## 内 容

根据需求，从Reduct集合(模型)中搜索最优模型是NP-Hard。需要解决搜索规则问题，次属性定理(韩素青，2004)是其基础。

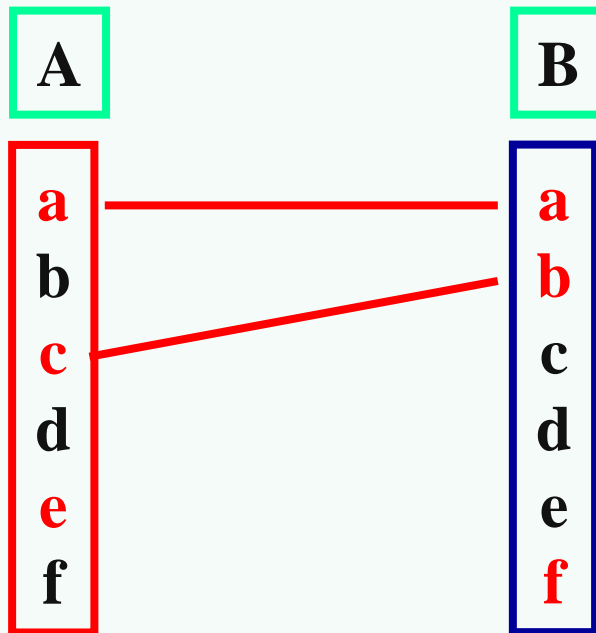
限制：特征值域为离散或符号。



1. 属性序：我们将特征称为属性。
2. Reduct：特征选择就是计算一个reduct。
3. 计算reduct的算法：语义问题。
4. 次属性定理：在reduct空间上搜索对给定属性序最优解的规则。
5. 搜索最优模型的算法。

# Yao的设想(2005)

给定属性序， $S: a \rightarrow b \rightarrow c \rightarrow d \rightarrow e \rightarrow f$ 。  
如果存在两个reduct， $A = \{a, c, e\}$ 与 $B = \{a, b, f\}$ ，



对属性序 $S$ ， $A$ 中的 $c$ 比 $B$ 中的 $b$ 靠后，且在 $A$ 中，除了 $a$ ，没有比 $c$ 更靠前的reduct属性。

**B比A更好的解答。**



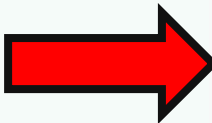
# Yao设想是NP-Hard

击中集问题(Hitting Set)是NP-hard。

从击中集问题可在多项式时间规约到计算特定 $reduct$ 问题，而Yao的设想可描述为计算特定属性序的 $reduct$ 问题。

基于Yao设想的最优 $reduct$ 问题是NP-hard!

## 内 容

1. 属性序：我们将特征称为属性。
-  2. **Reduct**：特征选择就是计算一个reduct。
3. 计算reduct的算法：语义问题。
4. 次属性定理：在reduct空间上搜索对给定属性序最优解的规则。
5. 搜索最优模型的算法。

## Reduct定义

条件属性子集合 $R \subseteq C$ 是信息表 $\langle U, C \cup D \rangle$ 的reduct, 如果 $R$ 满足下述条件,

$$POS_R(D) = POS_C(D)$$

$$\forall r \in R, POS_R(D) \neq POS_{R-\{r\}}(D)$$

本质：删除 $R$ 中的任一属性，矛盾对象增加(改变错误率)。

已有特征选择方法计算的**属性子集**与**reduct**的区别是：既不考虑属性冗余，也不考虑误差率是否改变。

# 差别矩阵(Discernibility Matrix)

给定 $\langle U, C \cup \{d\} \rangle$ 。差别元素定义为：

$$m_{ij} = \{a : a(x) \neq a(y), \forall a \in C \cup \{d\}, x, y \in U\}$$

信息表

U	a	b	c	d	D
No.1 <sub>p</sub>	1 <sub>p</sub>	0 <sub>p</sub>	0 <sub>p</sub>	1 <sub>p</sub>	1 <sub>p</sub>
No.2 <sub>p</sub>	<b>1</b>	<b>0</b>	<b>0</b>	<b>0</b>	<b>1</b>
No.3 <sub>p</sub>	0 <sub>p</sub>	0 <sub>p</sub>	0 <sub>p</sub>	0 <sub>p</sub>	0 <sub>p</sub>
No.4 <sub>p</sub>	<b>1</b>	<b>1</b>	<b>0</b>	<b>3</b>	<b>0</b>
No.5 <sub>p</sub>	1 <sub>p</sub>	1 <sub>p</sub>	1 <sub>p</sub>	2 <sub>p</sub>	2 <sub>p</sub>
No.6 <sub>p</sub>	2 <sub>p</sub>	1 <sub>p</sub>	0 <sub>p</sub>	2 <sub>p</sub>	2 <sub>p</sub>
No.7 <sub>p</sub>	2 <sub>p</sub>	2 <sub>p</sub>	2 <sub>p</sub>	2 <sub>p</sub>	2 <sub>p</sub>

计算差别矩阵

差别矩阵

	1	2	3	4	5	6	7
d							
a	dD	aD					
b	dD	bdD	abdD				
c	dD	bcdD	abcdD	cdD			
a	bdD	abdD	abdD	adD	ac		
a	abcdD	abcdD	abcdD	abcdD	abc	bc	

## 定义在差别矩阵上的等价关系L(S)

给定属性序S:  $a_1 \rightarrow a_2 \rightarrow \dots \rightarrow a_k$ 。M是一个信息表的差别矩阵， $\alpha \in M$ 是差别元素，且从左到右满足S。

令 $a_j$ 是 $\alpha$ 从左到右的第一个属性，称为 $\alpha$ 的标记属性。

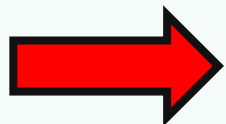
根据每个差别元素的标记属性，可以将差别矩阵划分为不同的等价类。由此，定义等价关系L(S):

$$L(S) = \{\alpha \mid \alpha = a_j \{b\}, \alpha \text{ 从左到右满足 } S, \alpha \in M\}$$

对差别矩阵M的划分记为:  $M/L(S)$ 。

## 内 容

1. 属性序：我们将特征称为属性。
2. Reduct：特征选择就是计算一个reduct。
3. 计算reduct的算法：语义问题。
4. 次属性定理：在reduct空间上搜索对给定属性序最优解的规则。
5. 搜索最优模型的算法。



# 基于属性序的reduct算法(王珏与王驹)

属性序  $S: a \rightarrow b \rightarrow c \rightarrow d$

差别矩阵:  $M/L(S)$

[a]: ~~a, ad, abd, abcd~~

[b]: ~~bd, bcd~~

[c]: ~~cd~~

[d]:

$M = \emptyset$

最大非空等价  
类标号为c

计算reduct

Reduct = { **a b c** }

[c]  $\neq \emptyset$ , 删除所有带c的元素。

[b]  $\neq \emptyset$ , 删除所有带b的元素。

[a]  $\neq \emptyset$ , 删除所有带a的元素。

由于这个算法对reduct完备且对给定属性序唯一, 这个算法可以记为映射形式:  $R = DM(S)$

## 对属性序的语义

**算法语义**：对给定属性序，在属性序的中间某个位置开始，计算一个reduct，换句话说，算法认为属性序中间位置的属性最重要。向右的所有属性最不重要。

**用户语义**：给定属性序，从左到右(从右到左)，依次表述属性重要性。

算法对属性序的语义解释与用户解释**不一致**。



# 赵凯的尝试(2002)

差别矩阵: M/L(S)

属性序S: a→b→c→d→e→f→g→h

[a]	<del>a</del> <del>b</del> <del>e</del> <del>e</del> <del>a</del> <del>e</del> <del>e</del> <del>f</del> <del>a</del> <del>e</del> <del>g</del> <del>a</del> <del>g</del> <del>h</del>	a
[b]	<del>b</del> <del>e</del> <del>e</del> <del>f</del> <del>b</del> <del>d</del> <del>f</del> <del>b</del> <del>e</del> <del>f</del> <del>b</del> <del>e</del>	b
[c]	<del>e</del> <del>d</del> <del>e</del> <del>e</del> <del>f</del>	
[d]	d d	
[e]	e f h e f	
[f]	<del>f</del> <del>f</del> f f	
[g]	<del>g</del> h	
[h]	h h	

开始计算reduct

(1)吸收

gh吸收agh

d吸收cde, bdf

cef吸收acef

a是reduct属性

删除[a]

(3)根据属性序整理

(4)重复上述过程

(2)据第2,...属性, 在[a]中, 选序号最大的项acg

删除属性c

删除属性g

(5)收集所有reduct属性: {a,b,d,f,h}

# 赵凯算法也不满足Yao的设想

差别矩阵:  $M/L(S)$

属性序  $S: a \rightarrow b \rightarrow c \rightarrow d \rightarrow e$

[a] ~~ab~~ ~~ac~~

[b]

[c] ~~cd~~ ~~ce~~

[d] ~~d~~

[e] ~~e~~

$M = \emptyset$

计算reduct

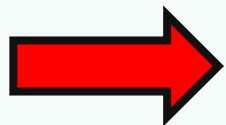
Reduct = { a d e }

- (1) 考虑属性a, 并选择ac。
- (2) 删除属性c。删除[a], a是reduct属性。
- (3) 根据属性序整理。
- (4) d与e是reduct属性。

对属性序S, 最优Reduct = { a c }

## 内 容

1. 属性序：我们将特征称为属性。
2. **Reduct**：特征选择就是计算一个**reduct**。
3. 计算**reduct**的算法：语义问题。
4. 次属性定理：在**reduct**空间上搜索给定属性序最优解的规则。
5. 搜索最优模型的算法。



## 属性序：事实与性质

**事实：**对给定属性序 $S$ ，移动其中任一个属性到其它位置，产生一个新的属性序 $S'$ 。

如果 $DM(S)=DM(S')$ ，需要满足什么条件？

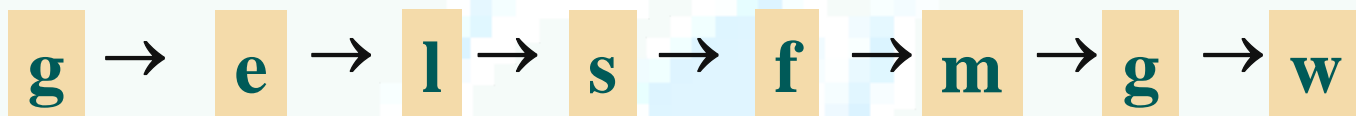
**性质：**由于属性序变化，必然导致差别元素的属性排序变化，根据在差别矩阵上定义的等价关系 $L(S)$ ，必然导致 $M/L(S) \neq M/L(S')$ 。

右移一个属性，某些差别元素的标记属性将右移，这样，原差别元素的次属性将成为新属性序 $M/L(S')$ 的标记属性。

# 例子

改变属性序

属性序



差别矩阵



差别矩阵被重新划分

改变标记属性g为m(次属性)。

标记属性g未改变。

[g]中元素被分配到其它等价类中。

这暗示了次属性定理

中国科学院自动化研究所

Machine Learning and Data Mining 2006

## 次属性的定义

$M/L(S) = \{[1], [2], \dots, [k]\}$ , 其中 $[j]$ 是 $L(S)$ 划分 $M$ 的一个等价类。  
令 $R = DM(S)$ , 是关于 $S$ 的一个reduct。

令 $P \subseteq R$ 。对 $S$ , 在 $P$ 中的所有属性序号大于 $(R-P)$ 中的属性序号,  
 $P$ 中最小属性序号记为 $j$ 。

**相对等价类**: 假设 $[j-1] \neq \emptyset$ , 所有 $\alpha \in [j-1]$ , 满足 $\alpha \cap P = \emptyset$ 的差别元素集合, 称为 $M/L(S)$ 的相对等价类, 记为 $[j-1]'$ 。

**次属性**: 对 $S$ , 令 $[j-1]' \neq \emptyset$ ,  $\Sigma$ 是 $[j-1]'$ 中所有差别元素排列第二的属性序号集合, 其中最大的记为 $m = \text{Max}(\Sigma)$ , 属性为 $a_m$ ,  $a_m$ 称为等价类 $[j-1]$ 的次属性,  $m$ 称为 $[j-1]$ 次属性属性序标号。

## 例子

属性序S:  $b(1) \rightarrow c(2) \rightarrow f(3) \rightarrow a(4) \rightarrow d(5) \rightarrow e(6) \rightarrow g(7)$

M是差别矩阵,  $M/L(S)$ :

1. [b]: { b, ~~bc~~ }
2. [c]: { ~~cfg~~, cde, ~~cf~~ }
3. [f]: { fa, fg }

[a], [d], [e], [g]为空。

**REDUCT={b, c, f}**

f是reduct属性, 删带f的元素。

b是核属性, 删除bc。

计算相对等价类

1. [b]: {b}
2. [c]: {cde}
3. [f]: { fa, fg }

[b]: 核属性, 次属性无穷大。

[c]: 次属性为d(m=5)。

[f]: 由于g的属性序号为7, 大于a的4, 它的次属性为g(m=7)。

## 次属性定理(韩素青, 2004)

给定信息表 $\langle U, C \cup \{d\} \rangle$ , 其中 $C = \{a_1, a_2, \dots, a_k\}$ , 对定义在 $C$ 上的属性序 $P$ , 右移属性 $a_i (1 \leq i \leq k)$ 到 $y (i < y \leq k)$ 位置获得属性序 $Q$ 。对 $P$ , 设 $[j]$ 的次属性的属性序标号为 $m$ 。则 $P$ 与 $Q$ 具有相同reduct, 当且仅当 $y < m$ 。

只考虑右移, 左移将是它的对称系统。



## 证明思路(1)---核属性

核属性右移，**reduct**不变。令**c**是一个核属性。

(1)核属性是给定信息表所有**reduct**的**reduct**属性。

(2)核属性对应的相对等价类中只有一个差别元素，就是核属性本身，**{b}**。**没有次属性！**

核属性可右移到任何位置，它的达到界**m**，定义为无穷大

# 证明思路(2)---非reduct属性

属性序

Reduct={f, l, g}

恢复原属性序

改变属性序

g → e → l → e → s → f → m → e → w

差别矩阵

gm

ef

lw

sfm

fw

gw

ef

ef还在[e]等价类中，其他不变。

gf

fe

ef被分配到[f]等价类，但f是reduct属性，它不能改变reduct。

中国科学院自动化研究所

Machine Learning and Data Mining 2006

## 证明思路(2)---非reduct属性

非reduct属性右移，reduct不变。令 $r$ 是一个非reduct属性。

(1)[ $r$ ]中差别元素全部被分配到其他等价类中。它们不可能变为reduct属性，这样，这些元素将被其他reduct属性删除。

(2)[ $r$ ]中差别元素全部被保留，显然，reduct不能改变。

(3)[ $r$ ]部分被分配到其他等价类中，部分被保留在[ $r$ ]。综合上述两种情况，改变reduct不可能。

注意：非reduct属性的相对等价类为空集，因此，它与核属性一样，没有次属性。 $m$ 定义为无穷大，非reduct属性右移的界任意。

# 证明思路(3)---reduct属性

属性序

Reduct={f, l, g}

恢复原属性序

改变属性序

g → e → l → s → f → m → g → w → g

差别矩阵

gm

ef

lw

sfm

fw

mg

gw

wg

gw

移g到[g]次属性w前, [g]非空, g是reduct属性。解不变。

移g到[g]次属性w后, [g]空, [w]变, g不是reduct属性。解变。

中国科学院自动化研究所

[g]的次属性为w

Machine Learning and Data Mining 2006

## 证明思路(3)---reduct属性

**Reduct属性 $r$ 右移，未超过 $m$ ，reduct不变。**

Reduct属性 $r$ 右移到 $[r]$ 的次属性之前，在新属性序下，至少存在一个差别元素，被保留在新属性序的 $[r]$ 中， $r$ 还是reduct属性。其他被分配到其他等价类的差别元素，不可能改变reduct。

**Reduct属性 $r$ 右移，超过 $m$ ，reduct一定改变。**

Reduct属性 $r$ 右移到 $[r]$ 的次属性之后，在新属性序下，原属性序下的 $[r]$ 的全部差别元素被分配到其他等价类中，在新属性序下的 $[r]$ 成为空集， $r$ 一定不是新序的reduct属性，两个属性序的reducts一定不同。

## 多个属性移动

从一个属性序变为另一个属性序，需要移动多个属性。

可以连续移动属性的条件是，各个等价类的次属性不能改变。不幸的是，只要移动非reduct属性，次属性必然改变！

**属性范序**：给定属性序P，根据DM算法计算它的reduct R，将R中的所有属性移至属性序的最左边，由此构成一个新的属性序Q，称为P对R的属性范序。

根据次属性定理， $DM(P)=DM(Q)$ 。

多个属性移动需要基于属性范序。

## 次属性的计算方法

由于次属性定理的证明是构造性的，因此，可以计算。

- (1) 计算属性范序。
- (2) 对非reduct属性排序，使其与给定属性序一致。
- (3) 计算reduct属性的次属性。
- (4) 对reduct属性排序，使其与给定属性序一致。

在树表示基础上，已被发展的计算次属性算法的复杂性与对象个数呈近似**线性关系**。(韩素青，2006)

我们不可能详细介绍这个证明，上述是证明思路的说明。

## 为什么仅关注次属性

一个重要的事实：

可以容易地证明，从一个属性序变为另一个属性序，需要移动的每个属性只须移动一次。

3属性，4属性，...， $k$ 属性等等永远不可能变为新属性序下 $M/L(S')$ 的标记属性。因此，在给定属性序下移动属性，它们不可能成为判定reduct改变的特征。

只有次属性是判定reduct改变的特征！



# 计算Reduct的树表示算法(赵岷, 2004)

可以剪枝的子树

A单支, D单支    A单支, D多支

A多支, D每个分支多支

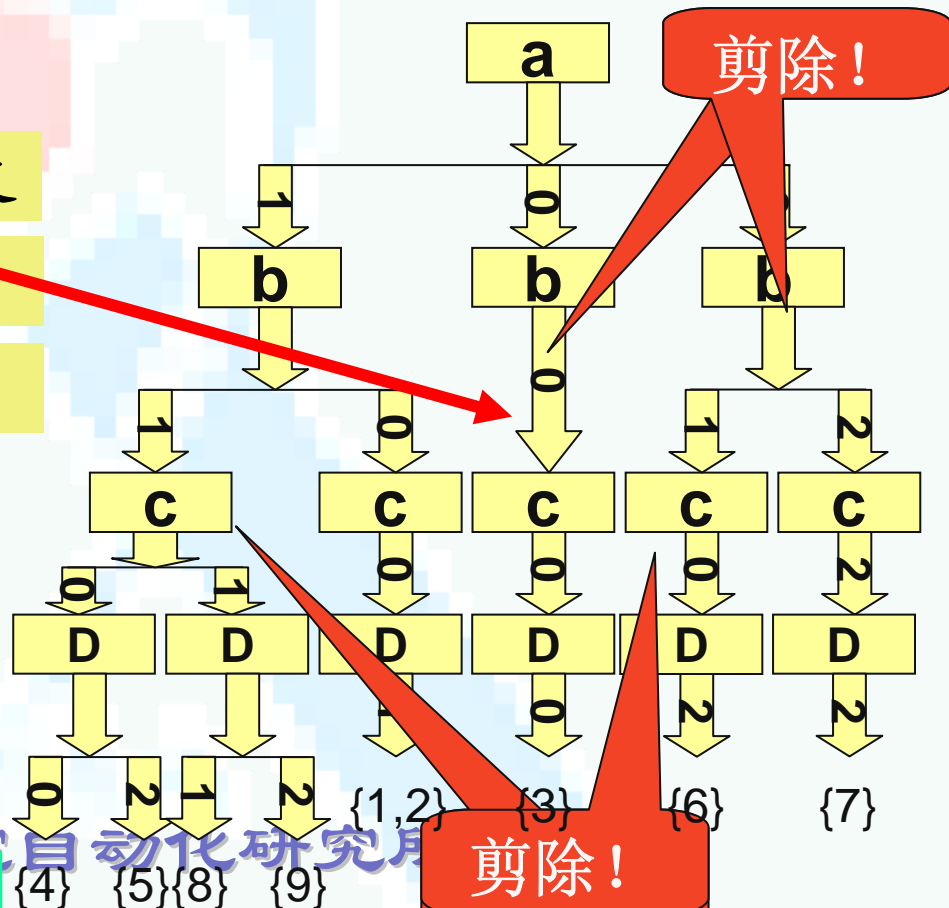
A多支, D每个分支有相同的值

不可以剪枝的子树

A多支, D每支单支, 且决策属性值不同

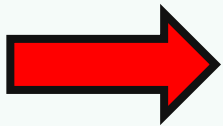
A多支, D每支, 单支多支混合

这个算法记为: **TRX(S)**。



## 内 容

1. 属性序：我们将特征称为属性。
2. **Reduct**：特征选择就是计算一个reduct。
3. 计算reduct的算法：语义问题。
4. 次属性定理：在reduct空间上搜索给定属性序最优解的规则。
5. 搜索最优模型的算法。



## 标准属性范序(梁洪力)

**标准属性范序**：令 $P$ 是属性序， $R=DM(P)$ ， $Q$ 是 $P$ 对 $R$ 的属性范序，如果 $Q$ 中 $R$ 的reduct属性和非reduct属性均按照属性序 $P$ 从左到右排列顺序相同，则 $Q$ 称为对 $R$ 的标准属性范序。 **$DM(P)=DM(Q)$** 。

**例子**：令 $P: a \rightarrow b \rightarrow c \rightarrow d \rightarrow e$ 是属性序， $R=\{a, c, e\}$ 是reduct， $a \rightarrow c \rightarrow e \rightarrow b \rightarrow d$ 与 $c \rightarrow a \rightarrow e \rightarrow b \rightarrow d$ 是两个属性范序，但是，前者是标准属性范序。

标准属性范序将保证次属性不再改变。

# 基本概念

假设 $Q$ 是一个属性标准范序。

将属性 $a_i$ 右移至 $Q$ 末尾得到属性序 $Q'$ ，称 $Q'$ 为 $Q$ 的**邻居**，由 $Q$ 的所有邻居组成的集合称为 $Q$ 的**邻域**，记作 $N(Q)$ 。

令 $R_Q = DM(Q)$ 与 $R_{Q'} = DM(Q')$ . (或TRX).

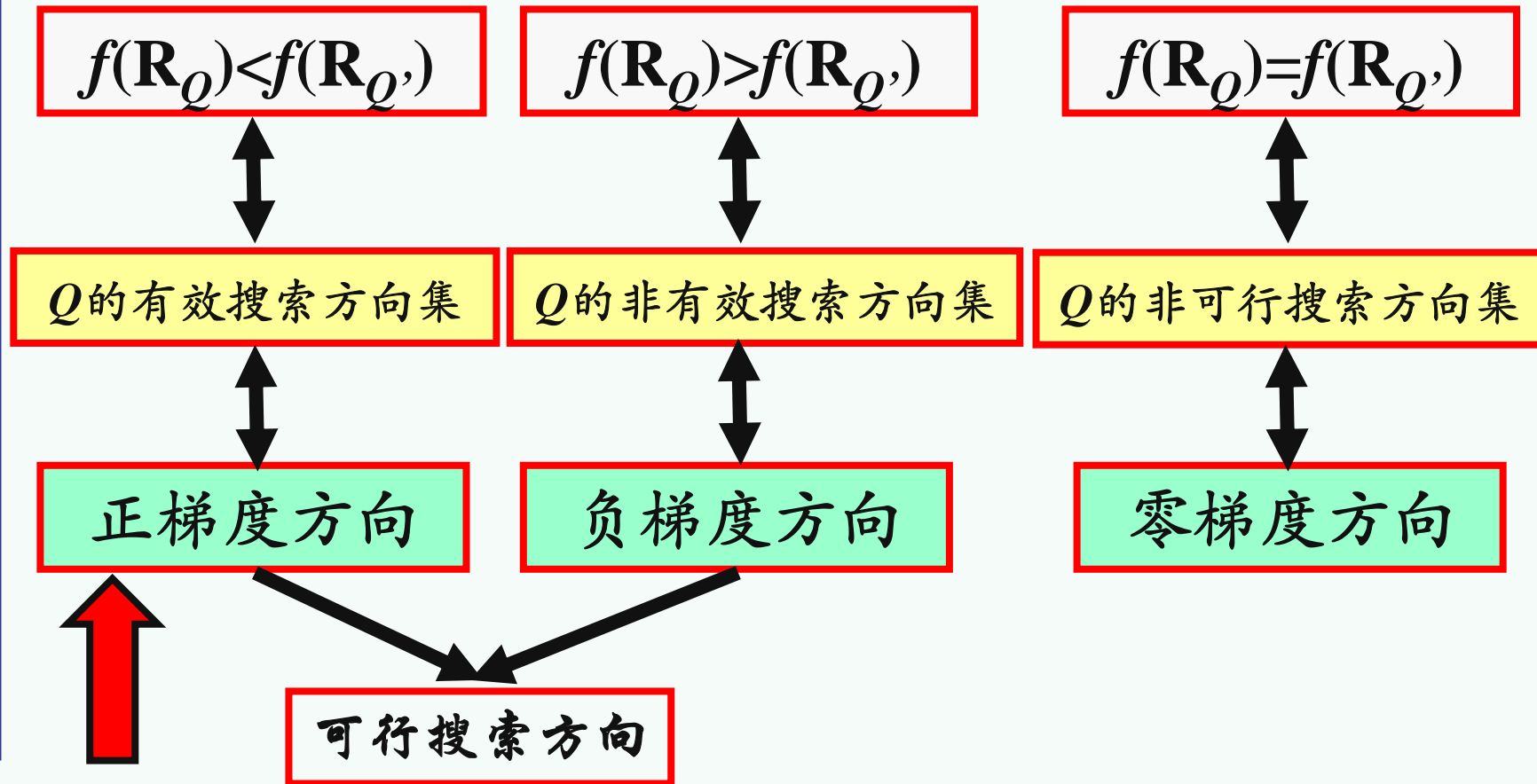
如果 $Q$ 的邻居 $Q'$ 满足 $R_Q \neq R_{Q'}$ ，则称 $Q'$ 为 $Q$ 的**可行搜索方向**。 $Q$ 的所有可行搜索方向称为 $Q$ 的可行搜索方向集，记作 $N'(Q)$ 。

如果 $Q'$ 满足 $f(R_Q) < f(R_{Q'})$ ，则称 $Q'$ 为 $Q$ 的**有效搜索方向**。

$$f(R_Q) = \sum_{a \in R_Q} 2^{m-i(a)}$$

其中， $i(a)$ 是属性 $a$ 在属性序 $Q$ 中的序号。

# 搜索规则的定性描述



# 搜索规则1：可行搜索方向

只有核属性与非reduct属性的m为无穷大。

搜索规则1

移动核属性与非reduct属性是非可行搜索方向。

## 搜索规则2：有效搜索方向

规则1排除零梯度方向，还需排除负梯度方向。

根据次属性定理，可以证明下属命题：

用户给定属性序 $P: a_1 \rightarrow a_2 \rightarrow \dots \rightarrow a_m$ ， $R = \{a_{j_1}, a_{j_2}, \dots, a_{j_p}\}$ 是它的 *reduct*，并根据属性序 $P$ 从左到右排列。如果*reduct*  $R$ 的前 $k$ 个属性 $a_{j_1}, \dots, a_{j_k}$ 与属性序 $P$ 的前 $k$ 个属性相同，即， $a_{j_i} = a_i$ ， $1 \leq i \leq p$ ，在属性序 $P$ 上，将 $a_i$ 移动到属性序的末尾，并获得新的属性序 $Q$ 。假设 $R_P = DM(P)$ 与 $R_Q = DM(Q)$ ，则 $f(R_Q) < f(R_P)$ 。

### 搜索规则2

命题是属性序 $Q$ 属于 $P$ 非有效搜索方向集(负梯度)的充分不必要条件。

## 邻域贪婪reduct算法(梁洪力)

基于两个搜索规则的reduct优化算法称邻域贪婪reduct算法。

### 邻域贪婪reduct算法

- (1)根据DM(或TRX)算法计算用户给定的属性序的reduct  $R$ , 并构造其标准属性范序  $P$ 。
- (2)在  $P$  的可行搜索方向集内选择一个使  $f(R_Q)$  最大的有效搜索方向  $Q$ 。
- (3)直到  $P$  的有效搜索方向集为空, 算法停止。



## 总结：特征选择

**Rashomon**问题的要点是考虑偏好的模型(或模型可解释性)，这里，我们仅讨论了其中的一个**比较容易解决的特征选择问题**。

我们希望建立特征选择**一般性理论框架---包括模型选择**，并将这个框架建立在序语言与**reduct**理论上，这项研究仅仅是起点。

## 总结：属性序与特征选择

无特定目标的一般性讨论属性序没有意义！

例如，根据属性序选择前 $n$ 个属性的信息表，没有什么意义。

**Filter**类：使得大于阈值的属性被选择。不能保证没有属性冗余，且不能保证误差率不变。

我们方法：**Reduct**保证没有属性冗余且不改变误差率，属性序保证解答是用户需要的，并其作为特征选择算法的一部分。

如果我们增加一个要求---reduct，则Filter类算法是我们算法的一个特例。

## 总结：模型空间搜索

机器学习的理念：在统计目标驱动下，在样本空间上搜索一个逼近最优模型的路径(例如，分界面)。其搜索规则最常用的就是梯度下降法，或类似方法。

我们的考虑：在偏好目标驱动下，在**模型空间(reduct集)**上搜索最符合偏好的模型。

次属性原理是在模型空间上的搜索规则，我们希望它能够成为解决模型多样性(用户偏好解释)的优化搜索的基本原理之一。

## 总结：问题

由于这个框架的所有部分，只使用了等价关系，而没有使用 **reduct** 理论中规定的特殊等价关系，因此，将其扩展到连续特征情况应该是可以考虑的问题，尽管在理论上还有一些困难。

差别矩阵可以考虑为在特定空间上样本之间的“距离”，因此，是否可以与统计机器学习与集群机器学习建立联系。

次属性定理可以推广到其他机器学习方法中吗？

由于在机器学习中，统计量的作用一般不是描述问题世界的性质，而是为了排序(Fuzzy方法更是如此)，因此，序结构是否可以成为机器学习算法的一部分？

选择一个明确的目标，一直朝它奔去。你可能永远达不到你的目的，但是，在你前进途中，一定会找到一些有兴趣的东西。

---费利克斯·克莱因---

谢 谢

中国科学院自动化研究所

*Machine Learning and Data Mining 2006*