直觉模糊S-粗决策模型及应用

胡军红 雷英杰
(空军工程大学导弹学院 三原 713800)

摘 要 基于直觉模糊S-粗集理论,提出双向直觉模糊S-粗决策模型。首先给出指标值的量化方法,将目标矩阵进行标准化处理。其次,建立直觉模糊S-粗决策的上-决策和下-决策优化模型,并给出直觉模糊S-粗决策算法及详细步骤。最后,以空袭目标为例,详细研究了目标威胁程度评估过程。结果表明,直觉模糊S-粗决策模型能够综合处理决策因素的定性与定量因素,得到的决策结果综合性能最优。所得的排序结果真实、准确地反映了实际情况。

关键词 直觉模糊S-集合,直觉模糊S-粗集,直觉模糊S-粗决策,权重

中图法分类号 TP182 **文献标识码** A

Intuitionistic Fuzzy S-rough Decision Models and Application

HU Jun-hong LEI Ying-jie
(Missile Institute, Air Force Engineering University, Sanyuan 713800, China)

Abstract Based on the theory of intuitionistic fuzzy S-rough sets, the two direction intuitionistic fuzzy S-rough decision model was proposed. First, approaches to measures for evaluating goals and normalization of goals matrix values were described. Then, the models of above-decision and under-decision of intuitionistic fuzzy S-rough decision were founded; the arithmetic and detailed processes of intuitionistic fuzzy S-rough decision were given. Finally, the threat evaluating instances were detailed in the course of air attack goals. The results show that the intuitionistic fuzzy S-rough model can treat decision ingredients with all-around and the result reflects the truth well and truly.

Keywords Intuitionistic fuzzy S-set, Intuitionistic fuzzy S-rough sets, Intuitionistic fuzzy S-rough decision, Weight

Bezdek J. C发表了著名的模糊决策论文[1,2],提出了模糊决策分析模型。我国学者陈守煜教授作了深入研究,提出了系统模糊决策理论[3-5]。这些研究获得工程界的认可并得到了工程应用,在研究结论中,模糊决策度满足 $u_j\in[0,1]$。1998年史开泉教授提出双枝模糊集的一般概念和它的基本理论[6-11],继而针对双枝模糊决策与决策识别问题提出了双枝模糊决策的概念和决策优化分析模型以及决策判定定理、决策识别定理、决策去余定理和决策因素域 X 上的挖洞原理[12],它们在市场位置选择中得到应用[13]。

在一般模糊决策中的决策因素域 X 由两部分因素域 X^+,X^- 构成,X^+ 上的因素对决策的实现起着"积极"作用(正向作用),X^- 上的因素对决策的实现起着"消极"作用(反向作用)。在工程决策中,人们对每一项决策的制定都要进行"正"、"反"两个方面的考察,如果决策者丢掉 X^- 或者忽视 X^- 存在于 X,只考虑 X^+ 的存在而得到的决策结论,或反之,决策者丢掉 X^+ 或者忽视 X^+ 存在于 X 中,只考虑 X^- 的存在而得到的决策结论是不可信的。本文提出的直觉模糊S-粗决策模型是在直觉模糊S-粗集理论的基础上,结合双枝模糊决策的思想建立的。

1 指标值的量化方法

指标亦称为目标,常常指能数量化的准则,它反映实际存在的事物的数量概念和具体数值,既包括准则的名称,也包括准则的数值,前者体现事物质的特性,后者体现事物量的特性,指标值是二者的统一。指标值是先验的期望水平或数值,是在给定问题中暂时固定而尽可能接近的需求的明确陈述。指标是用属性或目标预先确定的数量或水平。评估指标体系中的每一个指标都应是可度量的,即都可以通过某种方法来得到其效用值的数量表达。

从决策的角度,指标类型一般可分为效益型指标、成本型指标、固定型指标、偏离型指标、区间型指标、偏离区间型指标。效益型指标和成本型指标是最为主要和常用的两种指标。所谓效益型指标是指评价值越大越好的指标,成本型指标是指评价值越小越好的指标,下面分别以这两种指标为例描述其量化方法。

假设决策因素(目标)集为 $U=\{u_1,u_2,\cdots,u_n\}$,根据先验数据或者测量值可构造其对应指标集 X 的特征矩阵 $R=(r_{ij})_{m\times n}$,r_{ij} 为目标 u_j 关于因素 x_i 的指标值。由于因素指标

到稿日期:2009-01-07 返修日期:2009-03-16 本文受国家自然科学基金(60773209),陕西省自然科学基金(2006F18)资助。
胡军红(1978-),女,博士研究生,主要研究方向为智能信息处理与智能决策,E-mail:hujunhong0610@163.com;雷英杰(1956-),男,教授,博士生导师,主要研究方向为智能信息处理与智能决策等。

值有各种类型，有的仅仅是个相对数值，为消除不同物理量纲对结果的影响，需要将特征矩阵进行标准化处理。本文采用极变差法对效益型和成本型指标进行规范化处理，处理后的矩阵记为 $A=(x_{ij})_{m\times n}$。

对效益型指标：

$$x_{ij}=\frac{r_{ij}-\min_j r_{ij}}{\max_j r_{ij}-\min_j r_{ij}}\quad (i=1,2,\cdots,m;\ j=1,2,\cdots,n)$$

对成本型指标：

$$x_{ij}=\frac{r_{ij}-\max_j r_{ij}}{\min_j r_{ij}-\max_j r_{ij}}\quad (i=1,2,\cdots,m;\ j=1,2,\cdots,n)$$

该式的物理意义是每一对应某个指标的一组数据中，最小值为 0，最大值为 1，中间值则按线性关系插入。

2 直觉模糊 S-粗决策及优化模型

约定：$A^*\subset U$ 是双向直觉模糊 S-集合，为了符号简化，将 A^* 的上近似 $\overline{A}^*_{(R,F)}(x)$ 记作 A^*，即 $A^*=\overline{A}^*_{(R,F)}(x)$；$A^*$ 的下近似 $\underline{A}^*_{(R,F)}(x)$ 记作 B^*，即 $B^*=\underline{A}^*_{(R,F)}(x)$；$\underline{A}^*_{(R,F)}(x)\subseteq\overline{A}^*_{(R,F)}(x)$，$A^*=\{x_1,x_2,\cdots,x_\sigma\}$，$B^*=\{x_1,x_2,\cdots,x_\tau\}$，$\tau<\sigma$，$F=F\cup\overline{F}$，$F\neq\varnothing$，$\overline{F}\neq\varnothing$。

2.1 A^* 上的上-直觉模糊 S-粗决策模型

设 A^* 是双向直觉模糊 S-集合，$U=\{u_1,u_2,\cdots,u_n\}$ 是决策因素（目标）集，假设评估指标有 m 个，记为 $P=\{P_1^{(x)*},P_2^{(x)*},\cdots,P_m^{(x)*}\}$，$m$ 个目标对 n 个决策的评价，得到评判矩阵 $A^{(x)*}$，即

$$A^{(x)*}=\begin{bmatrix} x_{11}^{(x)*} & x_{12}^{(x)*} & \cdots & x_{1n}^{(x)*}\\ x_{21}^{(x)*} & x_{22}^{(x)*} & \cdots & x_{2n}^{(x)*}\\ \vdots & \vdots & \cdots & \vdots\\ x_{m1}^{(x)*} & x_{m2}^{(x)*} & \cdots & x_{mn}^{(x)*}\end{bmatrix}=(x_{ij}^{(x)*})\qquad(1)$$

利用目标对于优的相对隶属度公式[14]评判矩阵转换成目标优度矩阵，即

$$R^{(x)*}=\begin{bmatrix} r_{11}^{(x)*} & r_{12}^{(x)*} & \cdots & r_{1n}^{(x)*}\\ r_{21}^{(x)*} & r_{22}^{(x)*} & \cdots & r_{2n}^{(x)*}\\ \vdots & \vdots & \cdots & \vdots\\ r_{m1}^{(x)*} & r_{m2}^{(x)*} & \cdots & r_{mn}^{(x)*}\end{bmatrix}=(r_{ij}{}^{(x)*})\qquad(2)$$

其中，$r_{ij}^{(x)*}$ 称作目标优度。

令 $g^{(x)*}$ 是最大优度（优等决策的目标优度），且

$$\begin{aligned}g^{(x)*}&=(g_1^{(x)*},g_2^{(x)*},\cdots,g_m^{(x)*})^T\\&=(r_{11}^{(x)*}\vee r_{12}^{(x)*}\vee\cdots\vee r_{1n}^{(x)*},r_{21}^{(x)*}\vee r_{22}^{(x)*}\vee\cdots\vee\\&\quad r_{2n}^{(x)*},\cdots,r_{m1}^{(x)*}\vee r_{m2}^{(x)*}\vee\cdots\vee r_{mn}^{(x)*})^T\end{aligned}\qquad(3)$$

$b^{(x)*}$ 是最小优度（劣等决策的目标优度），且

$$\begin{aligned}b^{(x)*}&=(b_1^{(x)*},b_2^{(x)*},\cdots,b_m^{(x)*})^T\\&=(b_{11}^{(x)*}\wedge b_{12}^{(x)*}\wedge\cdots\wedge b_{1n}^{(x)*},b_{21}^{(x)*}\wedge b_{22}^{(x)*}\wedge\cdots\wedge\\&\quad b_{2n}^{(x)*},\cdots,b_{m1}^{(x)*}\wedge b_{m2}^{(x)*}\wedge\cdots\wedge b_{mn}^{(x)*})^T\end{aligned}\qquad(4)$$

设 $u_j^{(x)*}$，$\overline{u}_j^{(x)*}$ 分别表示决策 j 对优等决策的决策度和对劣等决策的决策度，$\overline{u}_j^{(x)*}=1-u_j^{(x)*}$。

设 m 个目标具有不同的权重，且

$$w^{(x)*}=(w_1^{(x)*},w_2^{(x)*},\cdots,w_m^{(x)*})^T,\ \sum_{i=1}^m w_i^{(x)*}=1\qquad(5)$$

则有决策 j 向量，表示为

$$r_j^{(x)*}=(r_{1j}^{(x)*},r_{2j}^{(x)*},\cdots,r_{mj}^{(x)*})^T\qquad(6)$$

决策 j 与优等决策的距离用 $d_{jg}^{(x)*}$ 表示

$$d_{jg}^{(x)*}=\Big(\sum_{i=1}^m\big(w_i^{(x)*}(g_i^{(x)*}-r_{ij}^{(x)*})\big)^p\Big)^{1/p}\qquad(7)$$

决策 j 与劣等决策的距离用 $d_{jb}^{(x)*}$ 表示

$$d_{jb}^{(x)*}=\Big(\sum_{i=1}^m\big(w_i^{(x)*}(r_{ij}^{(x)*}-b_i^{(x)*})\big)^p\Big)^{1/p}\qquad(8)$$

$d_{jg}^{(x)*}$ 称作决策 j 的距优距离，$d_{jb}^{(x)*}$ 称作决策 j 的距劣距离。p 是距离参数，$p=1$ 或 $p=2$。

显然，$u_j^{(x)*}$，$\overline{u}_j^{(x)*}$ 也是一种权重。利用 $d_{jg}^{(x)*}$，$d_{jb}^{(x)*}$ 可以得到决策 j 的加权距优距离，决策 j 的加权距劣距离为

$$D_{jg}^{(x)*}=u_j^{(x)*}d_{jg}^{(x)*}=u_j^{(x)*}\Big(\sum_{i=1}^m\big(w_i^{(x)*}(g_i^{(x)*}-r_{ij}^{(x)*})\big)^p\Big)^{1/p}\qquad(9)$$

$$\begin{aligned}D_{jb}^{(x)*}&=\overline{u}_j^{(x)*}d_{jb}^{(x)*}=(1-u_j^{(x)*})d_{jb}^{(x)*}\\&=(1-u_j^{(x)*})\Big(\sum_{i=1}^m\big(w_i^{(x)*}(r_{ij}^{(x)*}-b_i^{(x)*})\big)^p\Big)^{1/p}\end{aligned}\qquad(10)$$

利用式(7)—式(10)建立如下的决策准则：

决策 j 的加权距优距离平方与决策 j 的加权距劣距离平方之和达到最小值，满足决策准则，目标函数是

$$\begin{aligned}\min\{F(u_j^{(x)*})&=((D_{jb}^{(x)*})^2+(D_{jb}^{(x)*})^2)\\&=u_j^{(x)*}\Big(\sum_{i=1}^m\big(w_i^{(x)*}(g_i^{(x)*}-r_{ij}^{(x)*})\big)^p\Big)^{2/p}+\\&\quad(1-u_j^{(x)*})^2\cdot\Big(\sum_{i=1}^m\big(w_i^{(x)*}(r_{ij}^{(x)*}-b_i^{(x)*})\big)^p\Big)^{2/p}\end{aligned}\qquad(11)$$

因此，可以得到简化模型即双向直觉模糊 S-集合 $A^*=\overline{A}^*_{(R,F)}(x)=\{x_1,x_2,\cdots,x_\sigma\}$ 上的决策度 $u_j^{(x)*}$

$$u_j^{(x)*}=\frac{1}{1+\left\{\dfrac{\sum_{i=1}^{\sigma}(w_i^{(x)*}(1-r_{ij}^{(x)*}))^p}{\sum_{i=1}^{\sigma}(w_i^{(x)*}r_{ij}^{(x)*})^p}\right\}^{2/p}}\qquad(12)$$

其中，$j=1,2,\cdots,n$。

2.2 B^* 上的下-直觉模糊 S-粗决策模型

由 2.1 节的讨论，在式(11)的限定下，容易得到简化模型即双向直觉模糊 S-集合 $B^*=\underline{A}^*_{(R,F)}(x)=\{x_1,x_2,\cdots,x_\tau\}$ 上的决策度 $u_j^{(y)*}$

$$u_j^{(y)*}=\frac{1}{1+\left\{\dfrac{\sum_{i=1}^{\tau}(w_i^{(y)*}(1-r_{ij}^{(y)*}))^p}{\sum_{i=1}^{\tau}(w_i^{(y)*}r_{ij}^{(y)*})^p}\right\}^{2/p}}\qquad(13)$$

其中 $j=1,2,\cdots,n$。

2.3 双向直觉模糊 S-粗决策模型

利用式(12)得到决策集 $\{u_1^{(x)*},u_2^{(x)*},\cdots,u_n^{(x)*}\}$，利用式(13)得到决策集 $\{u_1^{(y)*},u_2^{(y)*},\cdots,u_n^{(y)*}\}$，因此，双向直觉模糊 S-粗决策集为 $\{(u_1^{(x)*},u_1^{(y)*}),(u_2^{(x)*},u_2^{(y)*}),\cdots,(u_n^{(x)*},u_n^{(y)*})\}$。

双向直觉模糊 S-粗决策是 $(u_t^{(x)*},u_t^{(y)*})$ 上的上-决策 $u_t^{(x)*}$ 与下-决策 $u_t^{(y)*}$ 的叠加合成的，即

$$u_j^*=u_t^{(x)*}\oplus u_t^{(y)*}\qquad(14)$$

3 直觉模糊 S-粗决策算法与步骤

Step 1 根据直觉模糊 S-粗决策的上近似和下近似对直

觉模糊 S-粗决策因素域进行极性分解：A^*，B^*；

Step 2　构造目标优属度矩阵并进行量化处理，生成标准化矩阵：$R^{(x)*}$，$R^{(y)*}$，$R^{(x)*}=r_{ij}^{(x)*}$，$R^{(y)*}=r_{ij}^{(y)*}$；

Step 3　计算权重 w, w'，根据式(12)和式(13)分别计算 A^* 上的上-直觉模糊 S-决策度 $u_j^{(x)*}$，B^* 上的下-直觉模糊 S-粗决策度 $u_j^{(y)*}$；

Step 4　根据式(14)对 $u_j^{(x)*}$ 和 $u_j^{(y)*}$ 进行叠加合成，得到直觉模糊 S-粗决策 u_j^*；

Step 5　将决策值进行比较排序，选择适合问题的最优方案；

Step 6　END。

4　实例研究

以 4 批空中来袭目标为例，目标集(即方案集) $A=\{x_1, x_2, x_3, x_4\}$，属性集 $\alpha=\{a_1, a_2, \cdots, a_6\}$，其中 $a_1, a_2, \cdots, a_6$ 分别代表目标类型、目标速度、航路捷径、目标高度、距离保卫目标距离和干扰能力，用以计算各目标的威胁程度。

根据各级情报和传感器的量测报告，得到各批目标数据的相关数据如表 1 所列。

表 1　各批目标的相关数据

	目标 1	目标 2	目标 3	目标 4
类 型	武装直升机	小型目标	小型目标	大型目标
速度(m/s)	180	150	180	200
航路捷径(km)	10	14	2	8
高 度	中 空	低 空	低 空	超低空
距离(km)	60	100	80	50
干扰能力	无	中	强	无

其中，干扰能力、空袭样式等影响因素属于定性属性，本文用 1－9 标度法对其量化，将空袭目标施放电子干扰的强度(用 Jam 表示)分为 4 级：0 级(无干扰，$Jam=0$)；1 级(弱干扰，$Jam=1$)；2 级(中等强度干扰，$Jam=2$)；3 级(强度干扰，$Jam=3$)。同样，对于空袭样式，可按高空、中空、低空、超低空依次量化为 2，4，6，8。

根据防空作战领域专家知识及指标值的量化方法，得到目标特征值矩阵 $A^{(x)*}$ 和 $A^{(y)*}$ 为

$$A^{(x)*}=\begin{array}{c} \\ a_1\\ a_2\\ a_3\\ a_4\\ a_5\\ a_6\end{array}\left(\begin{array}{cccc} x_1^{(x)} & x_2^{(x)} & x_3^{(x)} & x_4^{(x)}\\ 0.55 & 0.55 & 0.35 & 0.40\\ 0.50 & 0.60 & 0.56 & 0.50\\ 0.94 & 0.63 & 0.84 & 0.89\\ 0.68 & 0.58 & 0.65 & 0.32\\ 0.65 & 0.72 & 0.65 & 0.55\\ 0.00 & 0.80 & 0.55 & 0.00\end{array}\right)$$

$$A^{(y)*}=\begin{array}{c} \\ a_1\\ a_2\\ a_3\\ a_4\\ a_5\\ a_6\end{array}\left(\begin{array}{cccc} x_1^{(y)} & x_2^{(y)} & x_3^{(y)} & x_4^{(y)}\\ 0.35 & 0.35 & 0.25 & 0.15\\ 0.50 & 0.40 & 0.44 & 0.25\\ 0.06 & 0.37 & 0.76 & 0.39\\ 0.52 & 0.52 & 0.35 & 0.28\\ 0.60 & 0.70 & 0.35 & 0.52\\ 0.00 & 0.10 & 0.30 & 0.00\end{array}\right)$$

目标特征值转换成目标优度矩阵式为

$$R^{(x)*}=\begin{array}{c} \\ a_1\\ a_2\\ a_3\\ a_4\\ a_5\\ a_6\end{array}\left(\begin{array}{cccc} r_1^{(x)} & r_2^{(x)} & r_3^{(x)} & r_4^{(x)}\\ 0.59 & 0.68 & 0.41 & 0.45\\ 0.54 & 0.75 & 0.67 & 0.56\\ 1.00 & 0.79 & 1.00 & 1.00\\ 0.72 & 0.72 & 0.77 & 0.36\\ 0.69 & 0.90 & 0.77 & 0.62\\ 0.00 & 1.00 & 0.65 & 0.00\end{array}\right)$$

$$R^{(y)*}=\begin{array}{c} \\ a_1\\ a_2\\ a_3\\ a_4\\ a_5\\ a_6\end{array}\left(\begin{array}{cccc} r_1^{(y)} & r_2^{(y)} & r_3^{(y)} & r_4^{(y)}\\ 0.58 & 0.41 & 0.32 & 0.28\\ 0.83 & 0.69 & 0.58 & 0.48\\ 0.10 & 1.00 & 1.00 & 0.75\\ 0.87 & 0.60 & 0.46 & 0.54\\ 1.00 & 0.81 & 0.46 & 1.00\\ 0.00 & 0.46 & 0.39 & 0.00\end{array}\right)$$

利用权重向量 $w=(\omega_1, \omega_2, \cdots, \omega_6)=(0.20, 0.25, 0.17, 0.11, 0.14, 0.11)$，根据式(12)和式(13)计算得到决策度 $u_j^{(x)*}$ 和 $u_j^{(y)*}$ 分别为

$u_1^{(x)*}=0.58, u_2^{(x)*}=0.79, u_3^{(x)*}=0.70, u_4^{(x)*}=0.55$

$u_1^{(y)*}=0.59, u_2^{(y)*}=0.67, u_3^{(y)*}=0.55, u_4^{(y)*}=0.51$

根据式(14)进行叠加合成，得到双向直觉模糊 S-粗决策是 $u_1^*=0.01, u_2^*=0.12, u_3^*=0.15, u_4^*=0.04$，排序得 $u_3^* > u_2^* > u_4^* > u_1^*$。因此，目标的威胁程度大小顺序为：$x_3 > x_2 > x_4 > x_1$。

结束语　本文提出的双向直觉模糊 S-粗决策模型，是在直觉模糊 S-粗集理论的基础上，对普通集合上的决策和粗糙集上的决策模型的扩展。它的意义在于能够从决策因素的“正”、“反”两方面即双向直觉模糊 S-粗决策的上决策和下决策进行考察，更符合实际系统的决策。根据双向直觉模糊 S-粗集的“迁入”与“迁出”动态特性，双向直觉模糊 S-粗决策应当随着决策环境的变化(变好或变坏)得到调整，它给决策者提供了双重决策的思维空间，这在后续文章中将得到更深入的讨论。

参 考 文 献

[1] Bezdek J C. A physical interpretation of fuzzy ISODA2TA[J]. IEEE Transactions on Systems Man and Cy2berentics, 1976, SME-6:484-492

[2] Bezdek J C. Fuzzy mathematics in pattern classification [D]

[3] Chen Shouyu. Fuzzy recognition theoretical model[J]. Journal of Fuzzy Mathematics, 1993(2):261-269

[4] Chen Shouyu. Nonstructured decision making analysisand fuzzy optimum seeking theory for multiobjectivesystems[J]. Journal of Fuzzy Mathematics, 1996(4):835-842

[5] 陈守煜. 系统模糊决策理论与应用[M]. 大连：大连理工大学出版社，1994:12-22

[6] Shi Kaiquan. Both-branch fuzzy sets(I～III)[J]. BUSEFAL, 1998(75):146-174

[7] 史开泉，刘刚. 双枝模糊集(IV)[J]. 山东工程学院学报，1997(3):7-11

[8] 史开泉. 双枝模糊集(V)[J]. 山东工业大学学报，1998(5):463-472

(下转第 234 页)

tri 网最大平均周期的下限。

$$\tau_{\min}=\max_i\{\frac{y_i^T(C^-)^TDx}{y_i^TM_0}\}$$

其中，D 是变迁的实施时间（即延时值）θ_i 组成的对角矩阵。M_0 是一个 m 维向量，对应每一个位置中的令牌数目初始值。

该算法中，最大值要取遍 S-不变量的最小支持集。文献[6]指出，一个有 n 个位置节点的 Petri 网的 S-不变量的最小支持集中元素的数量为($n/\lceil n/2 \rceil$)，其中$\lceil * \rceil$对一个实数进行上限取整。可以看出，在最坏的情况下，S-不变量的最小支持集以指数规模随着 Petri 网规模的增大而增大。

由于本文提出的性能评估 Petri 网模型(PEPN)是一个标记图(Mark Graph)，上述问题可以转化为一个线性规划问题[7]。该线性规划问题描述如下：

$$\tau=\max Y^T(C^-)^T\theta$$

$$C\cdot Y=0$$

$$st.\ Y^T\cdot M_0=1$$

$$Y\geqslant 0$$

其中，Y 是线性规划的变量，θ 是由变迁的实施时间构成的 n 维整数向量。由于线性规划问题具有处理速度快的特点，该方法可以应用于较大规模的静态数据流图模型，可以对门级电路的静态数据流图模型直接进行性能分析。

6 实验结果

为了验证本文提出的模型的有效性和执行效率，本文对一些典型的测试电路进行了试验。测试所使用的电路均选自标准测试电路集 ISCAS'89，选择了其中 9 个较有代表性的电路作为测试电路。这 9 个不同的测试电路有着不同的电路结构和规模，可以较为完整地测试本文所提出模型的有效性。

实验运行平台的 CPU 为 Pentium M 2.0GHz，2GB 内存。首先将测试电路的门级网表转化为静态数据流图，然后分别提取对应静态数据流图的 CPN 模型和 PEPN 模型，试验结果比较了不同模型的大小，即两种模型中变迁节点和位置节点的数目，并且得出了对 PEPN 模型进行性能评估所需的运算时间。表 1 列出了实验的结果。

表 1 PEPN 模型和 CPN 模型的比较

	CPN		PEPN	
测试电路	变迁	位置	变迁	位置
s27	36	40	16	18
s298	280	300	147	153
S344	396	412	190	653
S349	404	428	191	201
S386	342	380	171	193
S420	496	524	250	297
S510	440	452	223	231
S526	470	488	235	237
S1488	2656	2728	665	871

从该结果可以看出，采用 PEPN 模型，可以有效地减小静态数据流图的性能评价 Petri 网模型的规模，运算速度非常快，可以应用到迭代型的优化算法中。采用 PEPN 模型，不仅避免了引入 read-arc，而且大量地减少了最终模型中变迁和位置节点的数目。但由于 PEPN 模型只考虑了对系统中和性能评估相关的系统行为进行建模，而忽略了很多静态数据流图执行模型中的细节，这样使得该模型只适合于对静态数据流图进行性能分析，而不能用于对静态数据流图的一些性质进行形式化检验。总而言之，PEPN 模型可以很高效地解决静态数据流图(SDFS)的性能分析问题，它和 CPN 模型一起，可以很完整、高效地完成基于静态数据流图(SDFS)的异步电路形式化验证和性能分析工作。

结束语 静态数据流图(SDFS)是异步电路的一种描述工具，可以从高层到底层的多个层次形式化地描述异步电路。相对于传统的 STG 或者 Petri 网而言，静态数据流图有着灵活性和可用性强的优点，非常直观，很容易被设计人员掌握。但是静态数据流图由于有着自身特殊的定义和语义，很难使用传统的 Petri 网分析工具和性能分析方法。为了解决静态数据流图的性能分析问题，本文提出了一种可以对静态数据流图(SDFS)进行性能分析的 Petri 网模型 PEPN。本质上，该 Petri 网模型是一个标记图，可以利用线性规划求得该模型的最大平均周期的下限。相对于静态数据流图(SDFS)的复杂 Petri 网模型(CPN)来说，该模型的规模更小，而且避免了 CPN 中引入的 read-arc，更适合于对静态数据流图的性能评价。但 PEPN 模型所做的简化同样导致 PEPN 模型不能够表达 CPN 模型所能表达的静态数据流图执行语义模型的一些细节，从而不适于对静态数据流图模型进行形式化验证。通过对这两个模型的综合运用，可以很好地解决静态数据流图的分析和验证问题。

参考文献

[1] Furber S B, Day P, Garside J D, et al. The design and evaluation of an asynchronous microprocessor[C]// Proc. Int'l. Conf. Computer Design. October 1994: 217-220

[2] Sparso J, Furber S B. Principles of Asynchronous Circuit Design: A Systems Perspective[M]. Kluwer Academic Publishers, 2001

[3] Sokolov D, Poliakov I, Yakovlev A. Asynchronous data path models[C]// Proc. International Conference on Application of Concurrency to System Design (ACSD). 2007

[4] Poliakov I, Sokolov D, Mokhov A. Workcraft: A static data flow structure editing, visualisation and analysis tool[C]// Proc. Petri Nets and Other Models of Concurrency(ICATPN). 2007

[5] Silva M, Colom J M. Convex Geometry and Semiflows in P/T Nets: A Comparative Study of Algorithms for Computation of Minimal P-Semiflows[C] // Lectures Notes in Computer Science. vol. 483, Berlin, Germany: Springer-Verlag, 1991: 79-112

[6] Murata T. Petri nets: Properties, analysis and applications[J]. Proc. IEEE, 2006, 77(4): 541-580

[7] 王蕾. 异步嵌入式微处理器设计和分析关键技术研究[D]. 长沙：国防科学技术大学，2006

(上接第 196 页)

[9] 史开泉，朱常青. 双枝模糊集(VI)[J]. 山东工业大学学报，1999(1): 52-62

[10] 史开泉，刘华文. 双枝模糊集(VII)[J]. 山东工业大学学报，1999(3): 233-240

[11] 史开泉，解树霞. 双枝模糊集(VIII)[J]. 山东工业大学学报，1999(6): 178-186

[12] 史开泉，李岐强. 双枝模糊决策与决策识别问题[J]. 中国工程科学，2001, 1(3): 71-77

[13] 史开泉. 双枝模糊决策及其在市场位置选择中的应用[R]. 济南：山东大学自动化工程系，2000

[14] 陈守煜. 系统模糊决策理论与应用[M]. 大连：大连理工大学出版社，1994: 12-22