

基于模糊状态描述的不确定因果归纳自动推理机制

杨炳儒, 唐 菁

(北京科技大学 信息工程学院, 北京 100083)

[摘要] 文中提出基于模糊语言场和模糊语言值结构的知识表示新型框架, 并提出能够综合处理模糊不确定性与随机不确定性的广义细胞自动机和广义归纳逻辑因果模型。在此基础上, 又提出基于模糊状态描述的新型不确定因果归纳自动推理机制, 并讨论其在智能控制器研制中的应用。

[关键词] 语言场; 语言值结构; 广义细胞自动机; 广义归纳逻辑因果模型; 自动推理; 智能控制器

1 引言

在复杂系统控制和复杂事物推理的研究中, 推理机制及计算模型的问题在学术界已成为一个重要的研究焦点; 而不确定归纳推理机制的研究更为重要。

在当前逻辑科学的发展过程中, 在逻辑语言中融入逻辑思想和方法的研究已经成为一种趋势。因此智能推理过程被认为是一种智能语言在语言信息领域中的推演、量化、合成及转换的过程^[1]。

语言场提供一种对推理流模型和机制的定量描述框架^[2], 广义归纳逻辑因果模型提供归纳推理机制的逻辑背景, 在此基础上才有可能建立一种不确定性因果归纳推理的计算模型和自动推理机制^[3]。该推理计算模型的研究在专家系统、自动推理、知识工程、智能控制和神经网络等领域都有着重要的理论意义和广阔的应用前景。

2 知识表示的新型框架

2.1 基本概念

在此涉及到的语言场和语言值结构的粗略概要, 为推理计算模型描述提供一种框架^[2]。

定义 1. 称 $U = \langle X, N, \Psi, D \rangle$ 为状态描

述的一种标准结构, 如果:

① $X = \bigcup_{i=1}^n x_i$, X 被称为状态空间, x_i 被称为一个状态类, 每一个状态类 (描述相同事物的一组状态) 被认为是一个状态语言变量;

② $N = \{N_i | i \in I_+\}$, N_i 被称为一个语言值集合;

③ $\Psi: X \rightarrow N$, 对每一个 x_i 都有 $\Psi(x_i) = N_j$ ($i=1, 2, \dots, n; j=1, 2, \dots, m$);

④ $D \subseteq R$ 称为可能世界的描述, 在通过状态语言变量相对应的现实世界中通常是一个实数区间。

当 X 是模糊状态空间, N 是模糊语言值集合时, 则称 U 为模糊状态描述的标准结构。

定义 2. 设有一个有 n 个实数区间的序列。如果每两个相邻的区间 L_i 和 L_j 互不包含并且 $L_i \cap L_j \neq \Phi$, 那么, 称这个序列为一个交叉区间序列。

关于状态语言变量 x_i , 所有的相关于语言值的现实数量区间 (在实数领域) 构成了一个交叉区间序列。

定义 3. 当包含 n 个实数区间的集合 E 构成了一个交叉区间序列时, 可以得到在任意两个区间 $[X_1, Y_1] \in E$ 和 $[X_2, Y_2] \in E$ 的二元关系“ \leq ”为

$[X_1, Y_1] \leq [X_2, Y_2] \Leftrightarrow (X_1 \leq X_2) \wedge (Y_1 \leq Y_2)$, 这种定义在 E 上的二元关系是一种全序关系。

定义4. 称与语言值相关的基本可变量子区间的中点和它的 ϵ -邻域的区间值为标准值 (通常 ϵ 是一个合理的误差值)。标准值的样本称为标准样本, 否则, 称为非标准样本。由标准样本和非标准样本分别构成标准样本空间和非标准样本空间, 统称为一般样本空间。

定义5. 在状态描述标准结构 U 中, 称 $C = \langle E, I, N, \leq_N \rangle$ 为语言场, 如果:

- ① E 为 R 上交叉闭区间的集合 (基础变量论域);
- ② $N \neq \emptyset$ 为语言值的有限集;
- ③ \leq_N 为 N 上的全序关系;
- ④ $I: N \rightarrow E$ 为标准值映射, 满足保序性。

定义6. 在状态描述标准结构 U 中, 对于语言场 $C = \langle E, I, N, \leq_N \rangle$, 称 $F = \langle C, W, K \rangle$ 为 C 的语言值结构, 如果:

- ① C 满足定义5;
- ② K 为自然数;
- ③ $W: N \rightarrow R^K$ 满足如下条件:
 $\forall n_1, n_2 \in N (n_1 \leq_N n_2 \rightarrow W(n_1) \leq_{dic} W(n_2))$,
 $\forall n_1, n_2 \in N (n_1 \neq n_2 \rightarrow W(n_1) \neq W(n_2))$ 。

其中, \leq_{dic} 为 R^K 上的字典序。

在模糊状态描述标准结构 U 中, 当 R 定为 $[0, 1]$ 时, 则定义5和定义6将分别为模糊语言场和模糊语言值结构的定义。

2.2 基本框架^[4,5]

定义7. 设有两个语言场 C_1 和 C_2 , 如果存在 1-1 映射 $f: E_1 \rightarrow E_2, g: N_1 \rightarrow N_2$, 使得:

- ① f 是单调的;
- ② $\forall n_1 \in N_1, f(I_1(n_1)) = I_2(g(n_1))$;

其中, $C_1 = \langle E_1, I_1, N_1, \leq_{N_1} \rangle, C_2 = \langle E_2, I_2, N_2, \leq_{N_2} \rangle$ 。那么, C_1 是 C_2 的扩展。

定理1. 如果语言场 C_1 是 C_2 的扩展, 那么 $g: N_1 \rightarrow N_2$ 必为单调映射, 即若 $n_1 \leq_{N_1} n'_1$, 则 $g(n_1) \leq_{N_2} g(n'_1)$, 其中 $n_1, n'_1 \in N_1$ 。(证明: 略)

定义8. 称 C_1, C_2 是同型语言场, 若

$C_1 = \langle E_1, I_1, N_1, \leq_{N_1} \rangle, C_2 = \langle E_2, I_2, N_2, \leq_{N_2} \rangle$, 且 $|N_1| = |N_2|$ 。

定理2(扩张定理). 设 C_1, C_2 为两个语言场,

C_1 是 C_2 的扩张的充分必要条件是, C_1 与 C_2 是同型语言场 (即 $|N_1| = |N_2|$)。(证明: 略)

定义9. 设 $C = \langle E, I, N, \leq_N \rangle$ 的语言值结构为: $F_1 = \langle C_1, W_1, K_1 \rangle$ 与 $F_2 = \langle C_2, W_2, K_2 \rangle$, 若存在 1-1 映射 $f: R^{K_1} \rightarrow R^{K_2}$ 满足:

- ① f 为字典序下的严格单调, 即 $\forall r_1, r'_1 \in R^{K_1} (r_1 \leq_{dic} r'_1 \Rightarrow f(r_1) \leq_{dic} f(r'_1))$;
- ② $\forall n \in N, (f(W_1(n)) = W_2(n))$;
- ③ $(\exists \epsilon \in R) (\forall n, n' \in N) (dis_1(W_1(n), W_1(n')) = \epsilon \cdot dis_2(W_2(n), W_2(n')))$ 。

其中, $dis_1: R^{K_1} \times R^{K_1} \rightarrow R; dis_2: R^{K_2} \times R^{K_2} \rightarrow R$, 则称 F_1 与 F_2 为 (dis_1, dis_2) -同构; 简称为同构。

定理3(同构定理). 设 F 为 C 的语言值结构, 则 F 与 F_{double} (F 的 double-扩展) 在加权海明距离下同构。(证明: 略)

根据以上的定理, 在语言场扩展的意义下, 同型语言场没有严格地区分。在 (dis) -同构的意义下, 语言值结构 (语言场的解释) 可以建构在不同维的空间上。当构建因果关系推理的计算模型时, 在选择原因状态和结果状态向量的维数方面将存在着很大的自由。同理, 该结论也可应用到模糊语言场和模糊语言值结构中。

上述知识表示的新型框架与已有的其它知识表示的区别之处: ①这种新型框架在表达信息的类型上能够综合地处理随机不确定性、模糊不确定性及定性信息, 而现有的其它知识表示法所表达的信息类型是相对单一的; ②这种新型框架可以在较深层次上表达知识, 并且可以描述所处状态和变化的细微程度; ③这种新型框架可以在任意层次上将状态或变态用相应的语言值结构中的 n 维向量加以量化的表示; ④这种新型框架通过同构定理将不同属性的语言变量转化到同一语言场中加以表示; ⑤这种新型框架对于向量维数择取给予了较大的自由度。

3 逻辑背景^[3]

定义10. 在离散化的欧几里德时空中, 在状态空间向语言场转化的条件下, $\Pi = \langle U, T, E, \eta \rangle$ 称为细胞自动机。其中, U 是模糊状态空间, 其元素 u 称为模糊状态; T 是时间序列, 其元素 t 称为时刻; E 是细胞集合, 其元素 e 称为细胞 (即空间区域); $\eta = \{\phi_1, \phi_2, \dots\}$ 是映射集合, 元素 $\phi_i: E \times T \rightarrow U$ 称为赋态映射。

定义11. $-\bigcirc \rightarrow \subseteq \text{ran } \phi_i \times \text{ran } \phi_i$ 称为因果必然性

关系；由此确定的表达式称为因果必然性规律：

$$(\exists e \in E)(\forall t \in T)(\phi_i(N(e), t) \rightarrow \phi_j(e, t')),$$

它表示细胞 e 在时刻 t' 的状态 $\phi_j(e, t')$ 是由前一时刻 t ，细胞 e 的邻域 $N(e)$ （即 e 和同它有共同边界的若干细胞）的状态 $\phi_i(N(e), t)$ 决定的。

定义 12. $\Pi = \langle \Pi, \rightarrow \rangle$ 称为因果细胞自动机，若因果必然性规律 $\phi_i(N(e), t) \rightarrow \phi_j(e, t')$ 满足下列三个条件：

①有限变化原理——自然界的因果必然性规律是构筑在适于描述任何时空区域性质的有限集合基础上，每个时空区域都可作为这些性质的描述对象；

②因果存在性原理——规律支配某时空区域，则对自动机大部分区域也适用（适于似决定论的细胞自动机）；

③因果一致性原理——该规律不仅适于某时空区域，而且适于整个细胞自动机，即整个可达性时空区域（适于似决定论的细胞自动机）。

定义 13. 归纳逻辑因果模型是满足下列条件的语义结构 $X = \langle S, \Pi \rangle$ ：

① $S = \{S_0, S_1, \dots, S_m\}$ 。 S_i ($i=1, 2, \dots, m$) 为受因果必然性规律支配的可能因果世界， S_0 为现实世界； $S_i = \{V_{i1}, V_{i2}, \dots\}$ ， V_{ij} 表示组成 S_i 的不同历史，每个历史是不同时空段的世界。

② Π 是满足定义 12 的因果细胞自动机；每个可能的因果世界都用相应的因果细胞自动机来描述。

定义 14. 在离散化的欧几里德时空中，在实现模糊状态空间向模糊语言场转化的条件下，称 $\Pi^* = \langle C, F, T, E, \xi \rangle$ 为广义细胞自动机。其中， C 为与模糊状态空间 U 相应的语言场； F 为各类模糊状态所对应的 C 中各个语言值结构（每个状态可用相应的语言值表示）； T 是时间序列，其元素 t 称为时刻； E 是细胞集合，其元素 e 称为细胞（即空间区域）； $\xi = \{\Psi_1, \Psi_2, \dots\}$ 是左复合映射集合，元素 $\Psi_j = W \circ \phi_j$ ，即经定义 10 中的赋态映射 ϕ_j 确定细胞 e 在时刻 t' 的状态，并将状态用相应模糊语言值描述，再经定义 6 的语言值结构中的映射 W 确定离散型状态表示的 K 维向量。

定义 15. $\Pi^* = \langle \Pi^*, \rightarrow \rangle$ 称为广义因果细胞自动机，若因果必然性规律 $\phi_i^*(N(e), t) \rightarrow \phi_j^*(e, t')$ 满足定义 12 的 ①~③，并且 \rightarrow 满足以下相关条件④和⑤：

④因果状（变）态原理——在连续、渐变的因

果联系过程中，对于一般样本空间而言，细胞 e 在时刻 t' 的所有可能的状（变）态（作为结果）必然是由前一时刻 t 、细胞 e 的邻域 $N(e)$ 取“正”（如语言值“小”）与“反”（如语言值“不小”）两类状态作为原因所导致的。

⑤变态与状态转换原理——当原因与结果所取变态与状态的语义场同构时，对于因果变态联系的规律同样适用于因果状态联系的规律，反之亦然。

定义 16. 广义归纳逻辑因果模型是满足下列条件的语义结构 $X^* = \langle S^*, \Pi^* \rangle$ ：

① $S^* = \{S_0^*, S_1^*, \dots, S_m^*\}$ ， S_i^* ($i=1, 2, \dots, m$) 为受因果必然性规律与有关 \rightarrow 的原理所支配的可能因果世界； S_0^* 为现实的因果世界； $S_i^* = \{V_{i1}^*, V_{i2}^*, \dots\}$ ， V_{ij}^* 表示组成 S_i^* 的不同历史，每个历史含有不同的时空段，每个时空段里潜含着各类因果联系，而因与果又对应着各自的语义场与语言值结构；

② Π^* 是满足定义 15 的广义因果细胞自动机，每个可能的因果世界都用相应的广义因果细胞自动机来描述。

在以上模型中，综合处理了随机不确定性与模糊不确定性两种信息，在实际的研究过程中，对原因与结果侧重在各自的模糊性处理上；对原因与结果的关联性侧重在随机性处理上。

4 不确定性因果归纳推理机制^[6~8]

4.1 基于单一语言场的因果归纳推理模型

4.1.1 在标准样本空间下的构建

1) 标准样本的语言值表达形式。根据扩展定理，因果状（变）态语言值例如“高”、“低”等，能够根据相应的同型自然数“大”、“小”等用标准向量表达。同理，结果状（变）态的标准向量也能确定。

2) 状态矩阵。

定义 17. 在标准样本空间中，设 A_ω 和 $S_{\omega'}$ 分别表示原因 A 状（变）态和结果 S 状（变）态所对应的标准向量；如果原因 A 的状（变）态是 ω ，而结果 S 的状（变）态是 ω' ，则其因果联系定义为

$$A_\omega \rightarrow S_{\omega'} \triangleq A_\omega^T S_{\omega'}$$

ω 和 ω' 分别表示原因 A 状（变）态和结果 S 状（变）态的语言值， \rightarrow 表示导致结果 $S_{\omega'}$ 的原因 A_ω 。

根据因果状（变）态原理，由各种原因的正反

两方面造成的结果状（变）态完全包含了因果联系的连续和渐变过程，它为该结果状态进一步推理构建了一个可信的知识库和目标背景。

定义 18. 在标准样本空间中，设 A_ω 和 $S_{\omega'}$ 分别表示原因和结果状（变）态标准向量，因果联系即“如果原因 A 的状（变）态是 ω ，那么结果 S 的状（变）态是 ω' ，如果原因 A 的状（变）态不是 ω ，则结果 S 的状（变）态是 ω'' ”定义为

$$(A_\omega \rightarrow S_{\omega'}) \wedge (\bar{A}_\omega \rightarrow S_{\omega''}) \triangleq A_\omega^T S_{\omega'} + (I - A_\omega)^T S_{\omega''}$$

其中， \bar{A}_ω 表示原因状（变）态不取语言值 ω 时的标准向量；+ 表示矩阵加法。从该公式获得的矩阵称为状（变）态矩阵 M 。当 $\omega, \omega', \omega''$ 都取 t 种不同的状（变）态，对于一个确定的 ω 和 ω' ，可以根据相应的 A_ω 形成 t 种不同的状（变）态矩阵。仅当 ω 被确定时，能根据相应的 A_ω 形成 t^2 种不同的状（变）态矩阵；当 ω 取 t 种不同的状（变）态时，将形成 t^3 种不同的状（变）态矩阵。

3) 一次合成规则：以可能世界的状（变）态矩阵集合为背景（即大前提）。在现实世界中，为了得到知识（即结论），对于在一个确定状（变）态 A_ω^* （小前提）下，原因 A 产生的结果 S 的状（变）态，可用如下的合成规则来获得： $A_\omega^* \cdot M$ 。

4) 因果状（变）态表和状（变）态知识库：考虑因果状（变）态的全部组合情况，利用一次合成规则可形成因果状（变）态表（如表 1 所示）。

表 1 因果状（变）态表

Table 1 Causal state (abnormality) list

大前提	小前提	结果向量
$A_{t(1)} \rightarrow \bar{A}_{t(1)}$		
$S_{t(1)}$	$A_{t(1)}$	$(a_1^{(1)}, a_2^{(1)}, \dots, a_n^{(1)})$
	$A_{t(2)}$	$(a_1^{(2)}, a_2^{(2)}, \dots, a_n^{(2)})$
	\vdots	\vdots
$S_{t(0)}$	$A_{t(w)}$	$(a_1^{(w)}, a_2^{(w)}, \dots, a_n^{(w)})$
	$A_{t(1)}$	$(a_1^{(1)'}, a_2^{(1)'}, \dots, a_n^{(1)'})$
	$A_{t(2)}$	$(a_1^{(2)'}, a_2^{(2)'}, \dots, a_n^{(2)'})$
$S_{t(2)}$	\vdots	\vdots
	$A_{t(w)}$	$(a_1^{(w)'}, a_2^{(w)'}, \dots, a_n^{(w)'})$
	\vdots	\vdots

在局部大前提 $A_{t(1)} \rightarrow S_{t(1)}$ 下，抽取表中 $A_{t(1)}$ 的小前提所对应的结果向量可构成矩阵 M_1^*

(称为知识矩阵)。

$$M_1^* = \begin{bmatrix} a_1^{(1)} & a_2^{(1)} & \dots & a_n^{(1)} \\ a_1^{(1)'} & a_2^{(1)'} & \dots & a_n^{(1)'} \\ \vdots & \vdots & & \vdots \end{bmatrix}$$

5) 以此类推。当小前提取 w 个状（变）态时，可得 w 个形如 M_1^* 的知识矩阵；当局部大前提涉及的结果状（变）态取 σ 个时，可得到全部知识矩阵为 $w^2\sigma$ 个，称其集合 $\{M_1^*, \dots, M_{w^2\sigma}^*\}$ 为基础知识库。

4.1.2 在非标准样本空间（扩展模式）下的构建

1) 对于原因 A 而言，其对应的因状（变）态输入向量 α_t （非标准向量），可根据相邻因状（变）态标准向量利用插值公式而获得，即

$$\alpha_t = A_t \cdot \left(1 - \frac{|t_i - t_{i0}|}{l_i}\right) + A_{\text{邻}} \cdot \frac{|t_i - t_{i0}|}{l_i}$$

其中： t_i 为落在第 i 个区间的输入数据， t_{i0} 为第 i 个区间的中点数据， l_i 为第 i 个区间的长度， A_t 为第 i 个区间中的因状（变）态标准向量， $A_{\text{邻}}$ 为依 t 的落点而定的左邻或右邻区间中的因状（变）态标准向量。

2) 对于原因 A 而言， α_t 和 A 的任一状态标准向量的测度由下式来计算，然后根据测度的最小值来确定 α_t 归属的因状（变）态类型（语言值）。

$$d_H(\alpha_t, A_t^{(i)}) = \sum_{j=1}^k |\mu \alpha_t - \mu A_t^{(i)}|$$

3) 二次合成规则：在现实世界的非标准样本空间中，根据 α_t （输入）所属的类型和基础知识库中相匹配的知识矩阵 M_1^* （自组织），用以下公式获得结果向量 S^* （输出）： $S^* \triangleq \alpha_t \cdot M_1^*$ 。

4) 聚类：计算 S^* 与已知结果状（变）态标准向量的测度，取最小者，以确定 S^* 归属的结果状（变）态类型（语言值）；从而完成了不确定性因果归纳自动推理的全过程。结果状态的定性分析的表达式可以通过相应的执行操作，按适当的控制构造类型的聚合来得到。

4.2 基于综合语言场的因果归纳推理模型^[3]

基于综合语言场的因果归纳推理模型的推理过程见图 1。为了区别于基于单一语言场的因果归纳推理模型的推理过程，符号的下标有些改变，如 ω 改为 v ， ω' 改为 v' 等，其含义相同。

4.3 基于细胞自动机的因果归纳推理模型

4.3.1 在广义归纳逻辑因果模型中，设导致结果 S

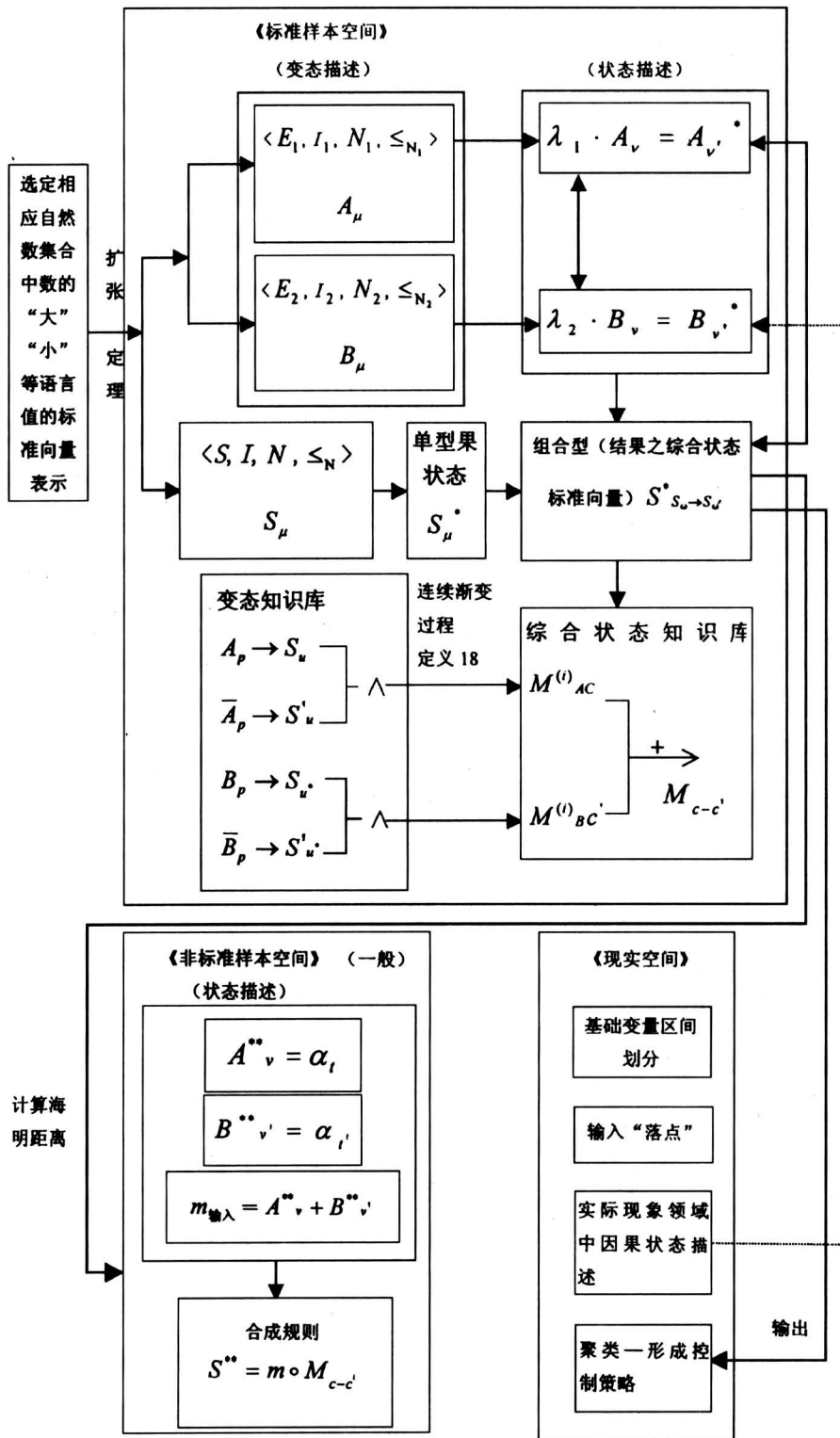


图 1 算法流程图

Fig.1 Algorithm flow chart

的原因有 A, B, C, ...。当用广义因果细胞自动机去描述标准样本空间在时刻 t 的因果间的状 (变)

态联系时, 首先得到了因果各种状 (变) 态的语言值描述及其对应的离散型的向量表示。例如: 原因

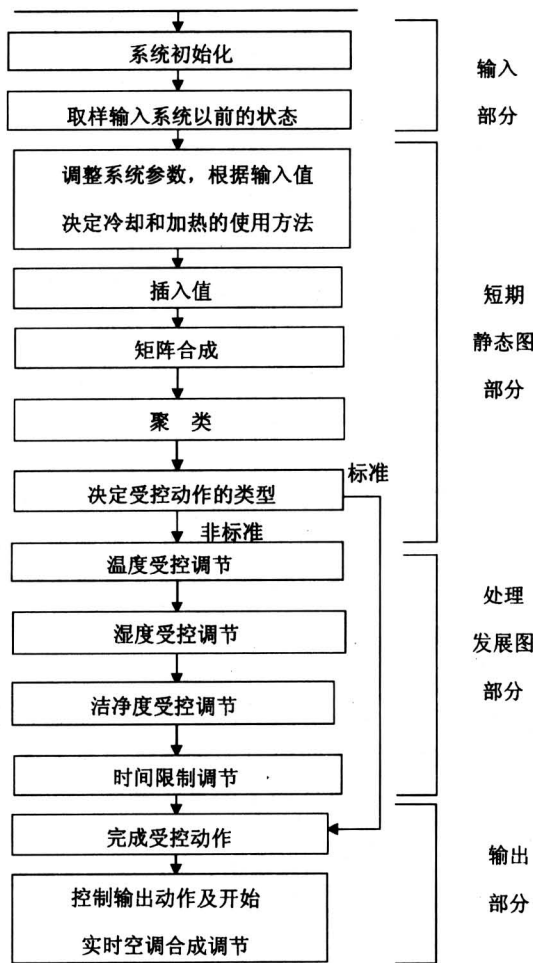


图 2 控制流程图

Fig.2 Control flow chart

性可判定方法。即依据模型和相应的算法，可以获得相应的结果信息并且在此基础之上自动地获得更新的知识去开发动态协调的知识库系统。这个结论在专家系统和复杂系统控制等领域的研究和开发中均有重要的应用。

参考文献

[1] Burks A W. Logic biology and automata-somehistorical reflections [J]. International Journal of Man-Machine Studies, 1975, (7): 132~140

[2] 杨炳儒. 语言场和语言值结构—推理计算模型的描述框架、逻辑与智能 [M]. 北京: 电子工业出版社, 1993, 38~44

[3] 杨炳儒. 基于综合语言场的因果关系定性推理模型 [J]. 模式识别与人工智能, 1996, 9 (1): 31~36.

[4] Furans G W, Buja A. Projections views: dimensional inference through sections and projections [J]. Computational and Graphical Statistics, 1994, 3 (4): 323~353

[5] 石纯一. 定性推理的发展 [A]. CJCAI 杭州 [C], 1992.14~57

[6] Muggleton S. Inductive logic programming [M]. NY: Turing Institute Press, 1992

[7] Shapiro A D. Structured Induction in expert system [M]. England: Addison Wegley, Workingham, 1987

[8] 王雨田, 吴炳荣. 归纳逻辑与人工智能 [M]. 北京: 中国纺织大学出版社, 1995

[9] Kuipers B. Qualitative simulation [J]. Artificial Intelligence, 1986, (29): 289~338

[10] Yang Bingru. FIM and CASE for evaluation of hazard level based on fuzzy language field [J]. Fuzzy Sets and Systems. North-Holland, 1998, 95 (1): 83~89

Indeterminacy Causal Inductive Automatic Reasoning Mechanism Based On Fuzzy State Describing

Yang Bingru, Tang Jing

(Dept. Of Computer Science and Engineering, University of Science and Technology Beijing, Beijing 100083, China)

[Abstract] New framework of knowledge representation of fuzzy language field and fuzzy language value structure is shown in this paper. Then the generalized cell automation that can synthetically process fuzzy indeterminacy and random indeterminacy and the generalized inductive logic causal model are brought forward. On this basis, the new logic indeterminate causal inductive automatic reasoning mechanism which is based on fuzzy state describing is brought forward. At the end of this paper its application in the development of intelligent controller is discussed.

[Key words] language field; language value structure; generalized cell automation; generalized inductive logic causal model; automatic reasoning; intelligent controller