

存储器。

为了产生 PNL, 线性界限自动机可以在每次输入之后记住每一位位置内的标记数, 以此方式来模拟 PN。那么标记数作为输入字符串的函数, 其增长速度有多快呢? 考虑在 r 次变迁点火之后 PN 内的标记总数 C , 设变迁点序列为 $t_1, t_2, \dots, t_r$, 则 $C = 1 + \sum_{i=1}^r (|O(t_i)| - |I(t_i)|)$ 。由于 $\#(p_k, O(t_i))$ 和 $\#(p_k, I(t_i))$ 是由 PN 的结构决定的, 进而 $|O(t_i)|$ 和 $|I(t_i)|$ (输出包和输入包的基数) 也是有界的, 因此存在一个极大值 $l = \max_{t_i \in T} (|O(t_i)| - |I(t_i)|)$, 于是 $C = 1 + \sum_{i=1}^r (|O(t_i)| - |I(t_i)|) \leq 1 + r \cdot l$ 。标记总数只能是输入长度的线性函数, 所以记住这些标记数所需的存储空间也是输入长度的线性函数。因此 PNL 能由线性界限自动机来产生。

3.4 递归枚举语言

有了以上的讨论结果, PNL 与 RNL 的关系就变得十分明显。由于 PNL 是 CSL 的真子集, 而 CSL 是 RNL 的真子集, 故 PNL 也是 RNL 的真子集。
小结 本文到此为止已讨论了 PNL 与几种传统形式语言的关系, 对于大部分结论, 本文给出了形式的证明, 没有详述证明过程的结论, 本文也作了一些易于理解的解释。最后, 本文用一个文氏图来总结 PNL 与几种传统形式语言的关系, 使读者对这些关系有一个明了而直观的认识, 如图 5 所示。

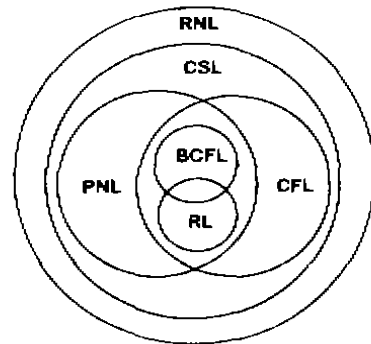


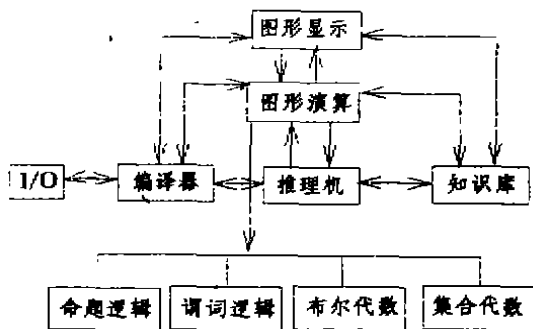
图 5 Petri 网语言与传统形式语言的关系

参考文献

- [1] 王元元, 可计算性引论, 东南大学出版社, 1990
- [2] Peterson J., Petri Net and the Modeling of System, Prentice-Hall, 1981
- [3] 陈军, Petri 网与网络协议的描述及验证, 第十届南京地区研究生通信学术年会论文集, 1995
- [4] Peterson J., Modeling of Parallel System, Ph. D. dissertation, Stanford University, Dec, 1973
- [5] Knuth D., The Art of Computer Programming, Volume 3: Sorting and Searching, Reading, Massachusetts, Addison-Wesley, 1973

(上接第 48 页)

(2) 系统的实现框图:



结束语 随机问题本来就是个很复杂的问题, 要在计算机上实现就显得更困难了, 但是人们并不会在此止步。本文给出的随机类比推理模型及基于该模型的实现系统 DFGCS 就是关于此类问题的一种尝试。

参考文献

- [1] 李波, 类比推理理论及实现研究, 北京航空航天大学博士论文, 4, 1993
- [2] 伊波, 类似模型和类似对应, 南京大学博士论文, 11, 1989
- [3] 蔡庆生等, 一种机器学习发现系统, CICA90
- [4] 李凡长等, 类比推理的数学分析, CAAT'94, 浙江大学
- [5] 李凡长等, 一种基于类比空间的类比推理的定义及数学模型, 《计算机科学》5, 1994
- [6] 李凡长, 一种动态模糊逻辑及其应用的研究, 中国科技大学硕士论文, 1995
- [7] S. Owen, Analogy for Automated Reasoning, Academic Press Limited, London, 1990
- [8] D. Genter, The mechanisms of Analogical Learning, In S. Vosniadou and A. Ortony (Eds.), Similarity and Analogical Reasoning, Cambridge University Press, 1989

一种随机类比推理模型的研究与实现^{*}

李凡长 郑家亮 蔡庆生

(云南大学计算机科学系 昆明 650091) (中国科技大学计算机系)

摘 要 This paper presents the associate principle of Random Analogy, the associatible principle of Random Analogy, the associatible principle of high-possibility Random Analogy, the Disassociatible Analogy principle. Then, a kind of Random Analogy Model is presented. At the end of the paper, we introduce in brief an implemented system based on the principles proposed.

关键词 Random analogy, Associatible, High-possibility, Disassociatible.

近年来,联想类比推理的研究得到了许多人的关注,并且取得了很多成果。但是在该领域中还存在很多有待探索的问题。基于此,我们提出了随机类比联想原理,随机类比可联想原理,随机高概率可联想原理,不可联想类比原理,及一种随机类比推理模型,并将这些理论用于我们实现的一个系统 DFEDS 中。

一、几个基本原理

先给出几个定义:

定义 1 联想源:联想空间中存在的个体称为联想源。

定义 2 随机联想源:若联想空间中的所有个体均以相同的概率存在于联想空间中,我们把这些以等概率形式存在的联想源叫随机联想源。

定义 3 非随机联想源:若联想空间中的所有个体均以不同的概率存在于联想空间中,我们把这些以不等概率形式存在的联想源叫非随机联想源。

本文着重研究随机联想源类。

原理 1 随机联想类比原理(RAAP):在联想空间中,从源系统中的联想源,在联想算子的作用下,以均等的概率到达目标系统的联想源。

原理 2 随机类比可联想原理(RAPAP):在联想空间中,从源系统中的联想源,在联想算子的作用下,总能够找到目标系统的联想源与之对应。

原理 3 随机高概率可联想原理(RHPPAP):在联想空间中,从源系统中的联想源,在联想算子的作用下,以高概率的形式在目标系统中找到联想源与之对应。

原理 4 不可联想原理(IAP):在联想空间中,从源系统中的联想源,在联想算子的作用下,不能在

目标系统中找到联想源与之对应。

二、联想源测度的一些基本性质

定义 4 设 X 是随机联想变量($r \cdot v$)或是取联想空间(AS)的更普遍的 $r \cdot v$,它关于 δ 有限测度 v 有概率密度 $P(\cdot, \theta)$ 。此外设 $P(\cdot, \theta)$ 关于 θ 可微,并且对任何可测集 CCS , 恒有:

$$\frac{d}{dQ} \int_{CCS} P(X, Q) dv = \int_{CCS} \frac{d}{dQ} P(X, Q) dv \quad (1)$$

则可得联想源的测度为:

$$g(Q) = E(d \log P / dQ)^2 = v(d \log P / dQ)$$

$$\text{因 } E(d \log P / dQ) = 0 \quad (2)$$

现在给出联想源测度的一些性质:

(1) 设 g_1 与 g_2 分别包含在两个独立变量的联想源 X_1 与 X_2 中, g 包含在联想源 (X_1, X_2) 中, 那么

$$g = g_1 + g_2.$$

证明:假设 $P_1(\cdot, Q)$ 与 $P_2(\cdot, Q)$ 分别是 X_1 与 X_2 的密度,而 (X_1, X_2) 的联合密度为 $P_1(\cdot, Q)P_2(\cdot, Q)$, 由定义 4 可证。□

(2) 设 $X_1, \dots, X_k$ 是独立同分布随机变量,而 g 是每个 X_i 中的联想源。那么 $(X_1, \dots, X_k)$ 中的联想源便是 k_g 。

(3) 设 T 是 X 的联想可测函数,它关于 δ 有限测度 v 的密度函数 $\Phi(\cdot, \theta)$, 并且满足类似于(1)的条件。又设 g_T 是包含在 T 中的信息,即 $g_T = E[\Phi'(T, \theta) / \Phi(T, \theta)]^2$, 那么

$$(a) E((P'(X, \theta) / P(X, \theta)) | T = t) = \Phi'(T, \theta) / \Phi(T, \theta)$$

$$(b) g \geq g_T$$

(4) 在多参数联想源场合, 令

$$g_r = E\left(\frac{\partial}{\partial \theta_r} \log P \frac{\partial}{\partial \theta_s} \log P\right) \quad r, s = 1, \dots, k$$

* 本文的研究得到国家自然科学基金及国家 863 计划资助。

此时, $g=(g_{ij})$ 就是联想源矩阵。

三、随机类比推理模型

上面给出了联想源的测度及一些基本性质, 现在给出几个定理, 随后再给出随机类比推理模型。

定理 1 设 X 是有限维的联想空间, F_1 与 F_2 为联想源值 $r \cdot s$, 则下列命题等价:

- (1) F_1 与 F_2 同分布;
- (2) 存在 F_1 与 F_2 的可测选择列 $\{f_n^{(1)}, n \geq 1\}$ 及 $\{f_n^{(2)}, n \geq 1\}$ 使得 $F_i(w) = cl\{f_n^{(i)}(w), n \geq 1\}, i=1, 2$, 且向量值过程 $\{f_n^{(1)}, n \geq 1\}$ 与 $\{f_n^{(2)}, n \geq 1\}$ 的有限维分布相同。
- (3) 实值随机过程 $\{d(x, F_1), x \in X\}$ 与 $\{d(x, F_2), x \in X\}$ 的有限维分布相同。

证明: (1) $\Rightarrow$ (2). 设 F_1 与 F_2 同分布, (令 $\varphi_n, n \geq 1$) 定义 $f_n^{(i)} = \varphi_n(F_i), i=1, 2$, 则有

$$F_i(w) = cl\{f_n^{(i)}(w), n \geq 1\}, i=1, 2$$

为证 $\{f_n^{(1)}, n \geq 1\}$ 与 $\{f_n^{(2)}, n \geq 1\}$ 的有限维分布相同, 仅需证明任给 $p > 0, n_1, \dots, n_p \geq 1$ 及开集 $G_1, \dots, G_p$ 有

$$p\{w \in \Omega; f_{n_k}^{(1)} \in G_k, 1 \leq k \leq p\} = p\{w \in \Omega; f_{n_k}^{(2)} \in G_k, 1 \leq k \leq p\} \quad (3)$$

依定义有:

$$\begin{aligned} p\{w \in \Omega; f_{n_k}^{(1)} \in G_k, 1 \leq k \leq p, i=1, 2\} \\ = p\{w \in \Omega; \varphi_{n_k}(F_1) \in G_k, 1 \leq k \leq p, i=1, 2\} \\ = p\{w \in \Omega; F_1 \in \varphi_{n_k}^{-1}(G_k), 1 \leq k \leq p, i=1, 2\} \\ = p\{w \in \Omega; F_1 \in \bigcap_{k=1}^p \varphi_{n_k}^{-1}(G_k), 1 \leq k \leq p, i=1, 2\} \end{aligned}$$

但依 φ_{n_k} 的定义知 $\varphi_{n_k}^{-1}(G_k) \in B_w (1 \leq k \leq p)$, 故由 F_1 与 F_2 同分布可知 (3) 式成立。

(2) $\Rightarrow$ (3). 设 (2) 成立, 为证 (3) 式成立, 只需证明任给正整数 $p \geq 0, x_1, \dots, x_p \in X$ 及非负实数 $a_1, \dots, a_p$ 有

$$p\{w \in \Omega; d(x_k, F_1) < a_k, 1 \leq k \leq p\} = p\{w \in \Omega; d(x_k, F_2) < a_k, 1 \leq k \leq p\} \quad (4)$$

设 $\alpha_k (1 \leq k \leq p)$ 为另一列非负实数。由于 $F_i(w) = cl\{f_n^{(i)}(w), n \geq 1\}, i=1, 2$. 故任给 $k=1, 2$, 必有

$$d(x_k, F_i) = \inf\{|x_k - f_n^{(i)}|, n \geq 1\}$$

令 $A_n^{(ik)} = \{w \in \Omega; |x_k - f_n^{(i)}| < \alpha_k\}$ 和

$$A_n^{(ik)} = \{w \in \Omega; |x_k - f_n^{(i)}| < \alpha_k\} \cap$$

$$\left(\bigcap_{j=1}^{n-1} (A_j^{(ik)})^c\right), n \geq 1$$

则任给固定 $i, k, \{A_n^{(ik)}, n \geq 1\}$ 为不交可测集列, 且 $\{w \in \Omega; d(x_k, F_i) < \alpha_k, k=1, 2\}$

$$= \left(\bigcup_{n=1}^{\infty} A_n^{(1k)}\right) \cap \left(\bigcup_{n=1}^{\infty} A_n^{(2k)}\right)$$

$$= \bigcup_{n=1}^{\infty} \bigcup_{m=1}^{\infty} (A_n^{(1k)} \cap A_m^{(2k)}), i=1, 2 \quad (5)$$

但由于 $\{f_n^{(1)}, n \geq 1\}$ 与 $\{f_n^{(2)}, n \geq 1\}$ 的有限维分布相

同, 故

$$p(A_n^{(1k)} \cap A_m^{(2k)}) = p(A_n^{(2k)} \cap A_m^{(1k)}), \forall m, n \geq 1$$

因为 (5) 式右端为可测集的不交并, 所以 (4) 成立。

(3) $\Rightarrow$ (1). 证明略 $\square$

考虑概率空间 (Ω, B) 与随机联想源变量 $\theta_1, \theta_m, X_1, \dots, X_m$, 其中 θ_i 是目标系统的联想源个体, X_i 是源系统的联想源个体。由此可得 X 在 X_0 处的边缘 p, d , 即为

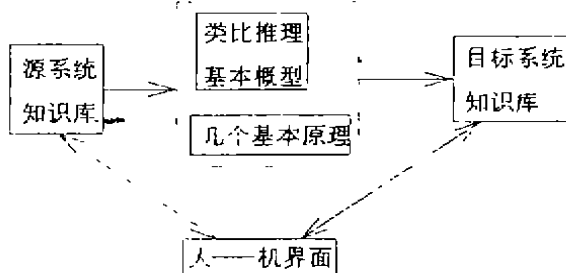
$$G(X_0) = \int p(X_0 | Q) dF(Q) \quad (6)$$

而给出 $X=X_0$ 时, Q 的条件概率分布为:

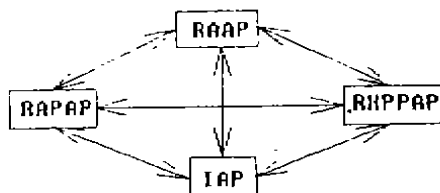
$$dF(\cdot | X_0) = p(X_0 | \cdot) / G(X_0) \cdot dF(\cdot) \quad (7)$$

这就是随机联想类比推理模型。

由上可将随机类比推理模型用图形表示为:



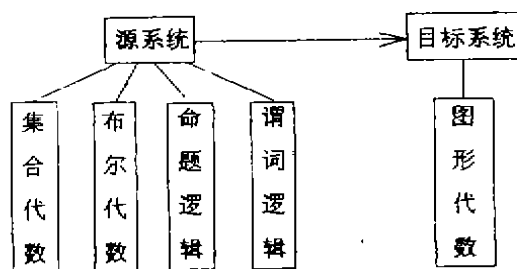
几个基本原理之间的关系为:



四、基于随机模型的实现系统 DFGCS

基于随机模型, 我们设计和实现了一个类比系统 DFGCS. 现简述如下:

(1) 源系统和目标系统的构成:



(下转第 25 页)