

基于混沌的通信系统中的信道均衡^{*}

Channel Equalization in Chaos-based Communication Systems

鲁瑞华 冯久超

(西南师范大学电子与信息工程系 重庆400715)

Abstract The performance of chaos-based communication systems is greatly affected by non-ideal channel characteristics such as bandwidth limitation, distortion and additive noise. Systems that rely on coherent detection methods are particularly vulnerable because the process of regenerating the chaos basis signals in the detector involves a rather fragile process known as "chaos synchronisation". If channel effects can be minimized, the performance of chaos-based communication systems can be enhanced. In this paper, we study the equalization of the channel for chaotic communication systems. A channel equalizer is designed and realized by a modified recurrent neural network(RNN) for eliminating channel distortions. Results from computer simulations demonstrate the effectiveness of the equalizer as applied to a chaotic communication system.

Keywords Chaos communication, Channel effects, Channel equalization, Recurrent neural network

1 引言

由于 Pecora 和 Carroll 开拓性的研究^[1](两个耦合的混沌系统可能实现同步,从而确定了基于混沌的通信中达到相干检波的可能性),基于混沌的通信的研究已取得迅速发展,业已提出了若干概念性的通信方法,诸如混沌遮掩、混沌相移键控^[2]等。然而,这些通信系统,特别是使用相干检波类型的系统的性能要受到带宽限制、失真和噪声之类的信道物理特性的影响^[3]。为了让基于混沌的通信系统运行良好,信道的影响必须最小化,从而使接收机能够准确地恢复消息信号。本文的目的在于为实际通信环境下的基于混沌的通信系统设计信道均衡器。

图1所示为混沌通信系统局部框图,其中 x 为混沌调制器所产生的发射信号, h 为信道传输函数,信道的输出 s 被噪声 η 所污染,该噪声通常建模为加性白高斯过程。接收机所收到的信号 y 通过均衡器以便还原信道效应并估算发射信号,接着,解调器恢复消息信号。

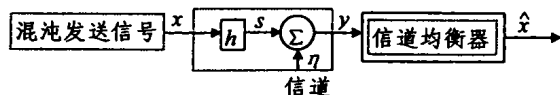


图1 显示信道和均衡器的混沌通信系统局部框图

信道 h 可建模为线性算子。在此情况下,信道输出 s 为输入序列 x 与 h 的简单卷积,即 $s = h * x$,或者, h 能够建模为非线性算子,它一般由 $s = h(x)$ 给出^[4]。均衡器的输入信号为:

$$y = s + \eta \quad (1)$$

本文所解决的基本问题是由 y 恢复 x 。我们的方法是建立在由回归神经网络实现的 Takens 嵌入理论^[5]之上的,现描述如下。

2 用回归神经网络混沌跟踪器进行信道均衡

人工神经网络能够完成其输入和输出间的复杂映射。对于建模动态系统而言,回归神经网络有一个突出的优点,即在每个时刻,网络不仅受制于外部输入数据,而且还受制于全部

输入(包括反馈)的过去历史,因而回归神经网络能消除噪声和建模动态系统^[6,7]。这种特征正是建模通信信道所期望的。

本文提出一个改进的回归神经网络,如图2所示,该网络是一个由输入层、隐层(处理层)和输出层构成的三层网络。

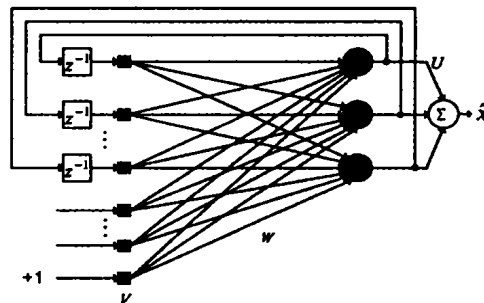


图2 改进的回归神经网络框图

在瞬间 t 网络输入向量为 $v(t)$,此向量定义为:

$$V(t) = [v_1(t), v_2(t), \dots, v_{M+N+1}(t)]^T \quad (2)$$

其中 T 是转置符号, $v_i(t)$ ($2 \leq i \leq M+1$) 为外部输入,即 $v_i(t) = y[t-(i-1)]$,而 $v_i(t)$ ($M+2 \leq i \leq M+N+1$) 为在瞬间 t 第 i 个输入单元的反馈输入, N 为隐层单元数目, v_1 为偏置输入,本文设为 "+1"。

在瞬间 t 第 i 个隐单元的外部活动由下式给出:

$$r_i(t) = \sum_{j=1}^{M+N+1} w_{ij}(t) v_j(t) \quad (3)$$

式(3)中 $w_{ij}(t)$ 为在瞬间 t 时第 i 个隐单元与第 j 个输入单元之间的连接权,在下一个时刻 $t+1$,第 i 个神经元的输出 $q_i(t+1)$ 由非线性激活函数 $\varphi(\cdot)$ 算出,即

$$q_i(t+1) = \varphi(r_i(t)) \quad (4)$$

在本文中我们选择

$$\varphi(x) = \tanh(cx) \quad (5)$$

式中 c 为常数。设 $u_i(t)$ 为第 i 个隐单元和输出单元之间的连接权,于是输出单元的输由下式给出

$$\hat{x}(t+1) = \sum_{i=1}^N [u_i(t) q_i(t+1)] \quad (6)$$

上述方程与下一节中讨论的学习算法相结合能够实现均

^{*} 本项研究受重庆市应用基础研究基金资助。

衡任务。

3 学习算法

设 $d(t+1)$ 为瞬间 $t+1$ 时输出单元的输出, 误差信号 $e(t+1)$ 则为:

$$e(t+1) = d(t+1) - \hat{x}(t+1) \quad (7)$$

用 LMS 算法修改隐层和输出单元之间的连接权^[3], 即

$$u_i(t+1) = u_i(t) + \beta_1 e(t+1) q_i(t+1) \quad (8)$$

式中 β_1 为学习速率, 网络瞬间平方误差定义为 $\epsilon^o(t+1) = \frac{1}{2} e^2(t+1)$, 我们还把第 i 个隐单元在 $t+1$ 时刻的局部梯度 $\gamma_i(t+1)$ 定义为:

$$\begin{aligned} \gamma_i(t+1) &= -\frac{\partial \epsilon^o(t+1)}{\partial r_i(t)} = -e(t+1) \frac{\partial e(t+1)}{\partial r_i(t)} \\ &= e(t+1) \frac{\partial \hat{x}(t+1)}{\partial r_i(t)} = e(t+1) u_i(t) \frac{\partial q_i(t+1)}{\partial r_i(t)} \\ &= e(t+1) u_i(t) \varphi'(r_i(t)) \end{aligned} \quad (9)$$

式中 $\varphi'(\cdot)$ 为 φ 关于其自变量的导数, 根据 δ 学习定律, 权 w_{ij} ($i=1, 2, \dots, N, j=1, 2, \dots, M+N+1$) 能够修改为:

$$w_{ij}(t+1) = w_{ij}(t) + \beta_2 \gamma_i(t+1) v_j(t) \quad (10)$$

式中 β_2 为学习速率, 将隐层单元平方误差的瞬间和定义为:

$$\epsilon(t) = \frac{1}{2} \sum_{k=1}^N e_k^2(t) \quad (11)$$

式中 $e_k(t)$ 为在权 w_{ij} 修改前后第 k 个隐单元输出之差, 于是瞬间权修改为

$$W_{ij}(t+1) = w_{ij}(t+1) - \beta_3 \frac{\partial \epsilon(t)}{\partial w_{ij}(t+1)} \quad (12)$$

式中 β_3 为相应的学习速率, 由 (4) 和 (11) 我们得:

$$\begin{aligned} \frac{\partial \epsilon(t)}{\partial w_{ij}(t+1)} &= \sum_{k=1}^N e_k(t) \frac{\partial e_k(t)}{\partial w_{ij}(t+1)} \\ &= - \sum_{k=1}^N e_k(t) \frac{\partial q_k^+(t+1)}{\partial w_{ij}(t+1)} \end{aligned} \quad (13)$$

式中 $q_k^+(t+1)$ 为权 w_{ij} 修改为 $w_{ij}(t+1)$ 之后第 k 个隐单元的输出, 为计算偏导数 $\frac{\partial q_k^+(t+1)}{\partial w_{ij}(t+1)}$, 通过使用链式规则有:

$$\begin{aligned} \frac{\partial q_k^+(t+1)}{\partial w_{ij}(t+1)} &= \frac{\partial q_k^+(t+1)}{\partial r_k^-(t+1)} \frac{\partial r_k^-(t+1)}{\partial w_{ij}(t+1)} \\ &= \varphi'(r_k^-(t+1)) \frac{\partial r_k^-(t+1)}{\partial w_{ij}(t+1)} \end{aligned} \quad (14)$$

式中 $r_k^-(t+1)$ 对应于隐单元 k 修改后的外部状态, 我们由式 (4) 可得

$$\begin{aligned} \frac{\partial r_k^-(t+1)}{\partial w_{ij}(t+1)} &= \sum_{n=1}^{M+N+1} \frac{\partial [w_{kn}(t+1) v_n(t)]}{\partial w_{ij}(t+1)} \\ &= \sum_{n=1}^{M+N+1} [w_{kn}(t+1) \frac{\partial v_n(t)}{\partial w_{ij}(t+1)} + v_n(t) \frac{\partial w_{kn}(t+1)}{\partial w_{ij}(t+1)}] \end{aligned} \quad (15)$$

注意到导数 $\frac{\partial w_{kn}(t+1)}{\partial w_{ij}(t+1)}$, 在 $k=i$ 和 $n=j$ 时等于 1, 否则为零, 这样, 我们可以将 (15) 改写为

$$\frac{\partial r_k^-(t+1)}{\partial w_{ij}(t+1)} = \sum_{n=1}^{M+N+1} [w_{kn}(t+1) \frac{\partial v_n(t)}{\partial w_{ij}(t+1)}] + \delta_{ik} v_j(t) \quad (16)$$

由式 (2) 我们得到:

$$\frac{\partial v_n(t)}{\partial w_{ij}(t+1)} = \begin{cases} \frac{\partial q_n^+(t)}{\partial w_{ij}(t+1)}, & (n=M+2, \dots, M+N+1) \\ 0, & \text{其它} \end{cases} \quad (17)$$

于是可以将式 (14) 和 (16) 合并为

$$\frac{\partial q_k^+(t)}{\partial w_{ij}(t+1)} = \varphi'(r_k^-(t+1))$$

$$\left[\sum_{n=M+2}^{M+N+1} w_{kn}(t+1) \frac{\partial q_n^+(t)}{\partial w_{ij}(t+1)} + \delta_{ik} v_j(t) \right] \quad (18)$$

式中 δ 为克罗里克 δ 函数, 现在可以定义一个三重指数集 $\{\Omega_{ij}(t+1)\}$, 其中:

$$\Omega_{ij}(t) = \frac{\partial q_n^+(t)}{\partial w_{ij}(t+1)} \quad (19)$$

式中 $j=1, 2, \dots, M+N+1, i=1, 2, \dots, N, n=M+2, \dots, M+N+1$, 对于每个时间步和一切合适的 n, i, j , 如此定义的系统动态受下式影响

$$\Omega_{ij}(t+1) \varphi'(r_k^-(t+1)) \left[\sum_{n=M+2}^{M+N+1} w_{kn}(t+1) \cdot \Omega_{ij}(t) + \delta_{ik} v_j(t) \right] \quad (20)$$

最后, 输入层和隐层之间的权由下式修改:

$$w_{ij}(t+1) = w_{ij}(t) + \beta_3 \sum_{k=1}^N e_k(t) \Omega_{ij}(t+1) \quad (21)$$

上述过程重复地用于全部输入样本对。

4 仿真研究

我们模拟一个混沌通信系统, 该系统有非理想信道效应和加性高斯噪声。

4.1 混沌信号传输

Henon 映射, 如下面的方程所描述, 将被用于评估提出的均衡器的性能

$$x_1(t+1) = 1 - \alpha_1 x_1^2(t) + x_2(t)$$

$$x_2(t+1) = \alpha_2 x_1(t) \quad (22)$$

式中 α_1 和 α_2 为分别固定为 1.4 和 0.3 的分岔参数, 我们特别选择 x_2 为发射信号。

4.2 通信信道的效应

在仿真中, 两个通信信道模型用于评估均衡器的性能, 这两个信道模型由下面的 z 域传输函数描写为

$$H(z) = 1 + 0.5z^{-1} \quad (\text{信道 I}) \quad (23)$$

$$H(z) = 0.3 + 0.5z^{-1} + 0.3z^{-2} \quad (\text{信道 II}) \quad (24)$$

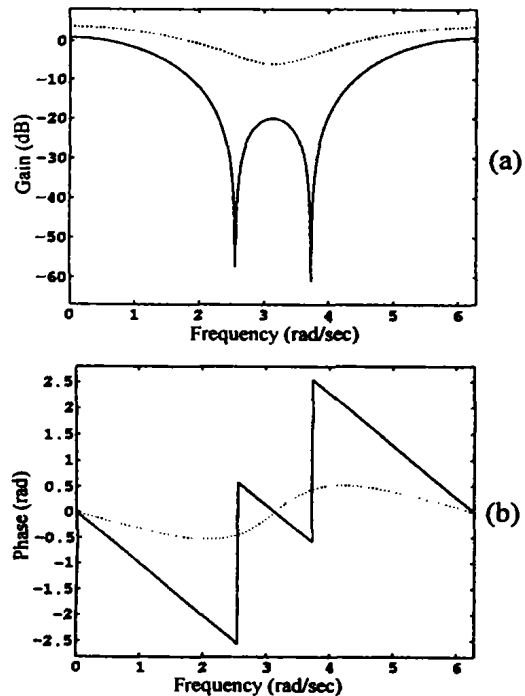


图3 信道 I (虚线) 和信道 II (实线) 的频率响应
(a) 幅度响应 (b) 相位响应

这两个模型一般用于测试数字通信系统中均衡器的性能^[9]。信道的幅度频率和相位频率响应分别示于图3(a)和3(b)。注意到在图3(a)中,第二个信道有一个零深谱,因此该信道不能被线性横向均衡器所处理^[4]。

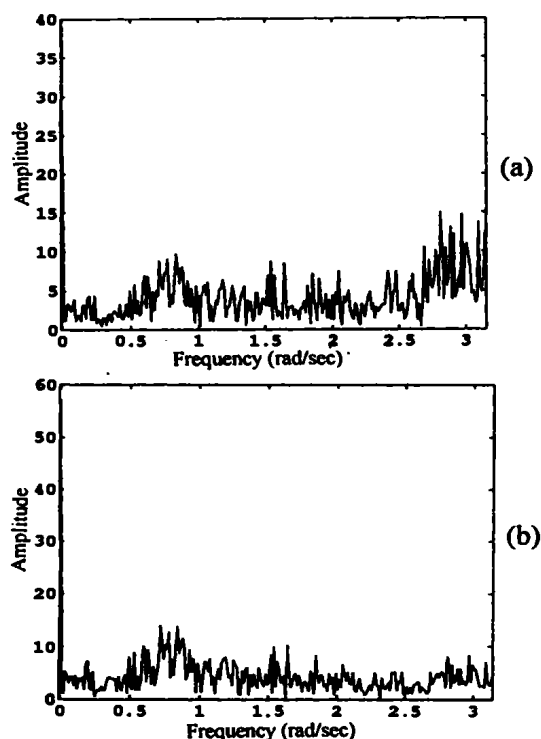


图4 信号的快速傅立叶变换幅度频谱(a)发射信号 x_2 ;
(b)通过信道 I 之后且被信噪比为10分贝的噪声所污染的接收信号 y

为了说明信道效应,我们研究信道 I。当信噪比为10分贝时,发射信号和接收信号的快速傅立叶变换频谱如图4(a)和4(b)所示。发射信号的宽带属性能够在图4(a)中清楚看出。宽带信号通过具有频率失真(幅度和相位)的信道,其信号的幅度和相位都要产生畸变。发射信号、通过信道后的信号以及接收信号构成的返回映射如图5所示。

4.3 结果

每个信道模型的均衡由两个阶段组成。第一阶段为学习阶段或自适应阶段,在此阶段均衡器使用某些已知样本来适应通信环境。当学习或自适应完成时,实际通信才开始。

在学习阶段,用600个学习样本集,它们被10分贝的噪声所污染。

在仿真阶段,回归神经网络赋值 $M=7, N=6$,当各个样本的均方误差(MSE)低于 10^{-7} 时,均衡器的学习便结束。图6所示为均方误差与迭代次数的曲线(40次独立实现的平均),图中实线为信道 I,虚线为信道 II。由图6可见均衡器在迭代次数为500时完成信道 I 的学习,在迭代次数为600时完成信道 II 的学习。

为了测试已学习的均衡器的性能,我们用 $\langle (\hat{x}_2 - x_2)^2 \rangle$ 评估均衡器的实际实现,此处“ $\langle \rangle$ ”代表平均算子。图7中的实线和虚线分别表示信道 I 和信道 II 的均方误差与信噪比。当信噪比高于14分贝时,对两个信道而言已均衡的信号的均方误差都小于80分贝。

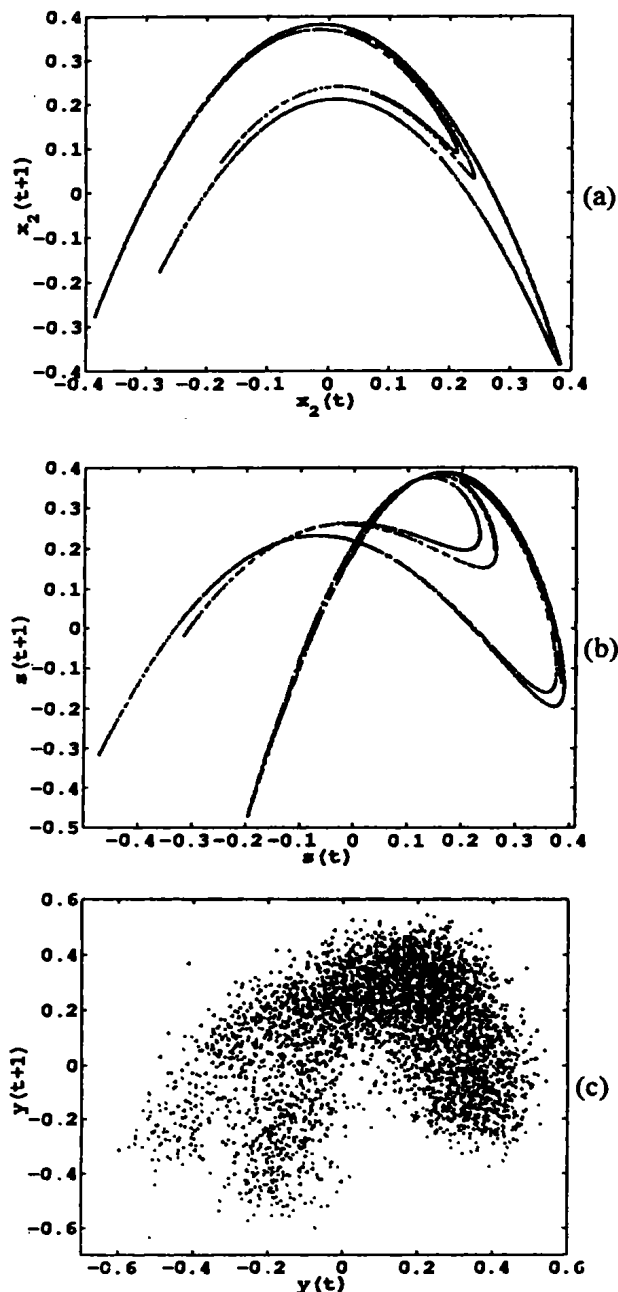


图5 (a)发射信号 x_2 , (b)信道畸变信号 $s(t)$ 和 (c)通过信道 I 之后且被信噪比为10分贝的噪声污染的接收信号 y 的返回映射

结论 本文研究的是基于混沌的通信系统的信道均衡问题。已设计出一种基于回归神经网络的信道均衡器,并仿真研究了两个典型的通信信道的均衡。结果表明该均衡器能够成功地“还原”信道效应和恢复消息信号。

参考文献

- 1 Pecora L M, Carroll T L. Synchronization in chaotic systems. Phys. Rev. Lett., 1990, 64: 821~824
- 2 Kennedy M P, Kolumbán G. Digital communication using chaos. In: Controlling Chaos and Bifurcations in Engineering Systems. G. Chen (ed.), Boca Raton FL: CRC Press, 2000
- 3 Johnson G A, et al. Synchronization and parameter tracking in chaotic systems. In: Proc. of the 4th Experimental Chaotic Conf. Singapore: World Scientific, 1998. 407~412

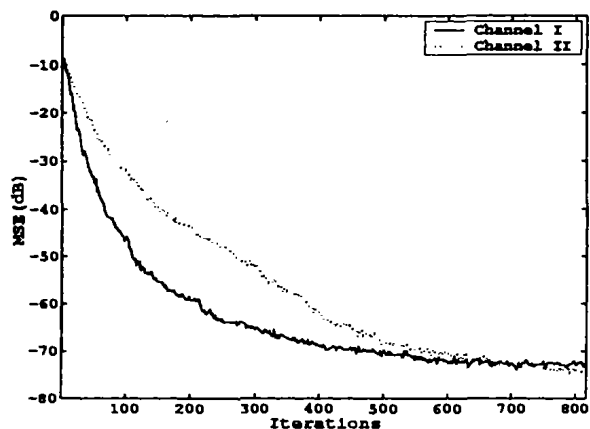


图6 40次独立实现的平均均方误差与迭代次数

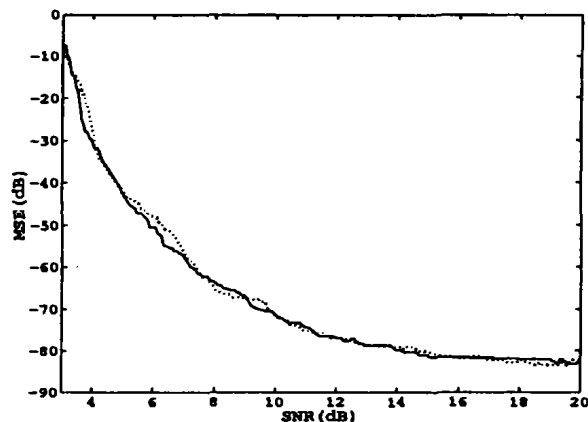


图7 已恢复的 $\hat{x}_i$ 均方误差性能与信噪比。
图中实线为信道 I, 虚线为信道 II

- 4 Proakis J G. Digital Communications, 3rd Edition. New York: McGraw-Hill, 1995
- 5 Takens F. Detecting strange attractors in turbulence in Dynamical Systems and Turbulence. D. Rand and I. Young (ed.), Berlin: Springer-Verlag, 1981. 366~381
- 6 Gencay R, Liu T. Nonlinear modeling and prediction with feedforward and recurrent networks. Physica D, 1997, 108: 119~134

- 7 Williams R J, Zipser D. A learning algorithm for continually running fully recurrent neural networks. Neural Computation, 1989, 1: 270~280
- 8 Haykin S. Adaptive Filter Theory, 3rd Edition. NJ: Prentice Hall, 1996
- 9 Qureshi S U H. Adaptive equalization. Proceedings of IEEE, 1985, 73: 1349~1387

(上接第79页)

$Eligible = \lambda \{ \langle erg_1, \delta_1 \rangle, \langle erg_2, \delta_2 \rangle, \dots, \langle erg_n, \delta_n \rangle \}$.
 $\{ erg_i | \text{all rules are triggered by any event in set of event change } \Delta, 1 \leq i \leq n \}$

函数 Eligible 模拟了被触发的 E-RG 规则的处理方法, 相当于 recognize-act cycle 算法中的冲突消解, 但是在这里可以获得多个 E-RG 规则, 而非一个, 该函数将应用于下面的语义函数。

3.3 语义函数

$$M: 2^R \rightarrow \Delta \times \Sigma \rightarrow 2^S$$

$$M[\langle \langle erg_1, erg_2, \dots, erg_n \rangle \rangle] = \lambda \delta, \sigma. M'(\langle \sigma, Distrib(\delta, \langle erg_1, erg_2, \dots, erg_n \rangle) \rangle)$$

$$Distrib: \Delta \times 2^R \rightarrow RE$$

$$Distrib = \lambda \delta, \langle \langle erg_1, erg_2, \dots, erg_n \rangle \rangle. \{ \langle erg_1, \delta \rangle, \langle erg_2, \delta \rangle, \dots, \langle erg_n, \delta \rangle \}$$

$$M': \Sigma \times RE \rightarrow 2^S$$

$$M' = Least-Fixed-Point(\lambda F.$$

$$\lambda \langle \sigma, \{ \langle erg_1, \delta_1 \rangle, \langle erg_1, \delta_2 \rangle, \dots, \langle erg_n, \delta_n \rangle \} \rangle. \\ \text{if } Eligible(\{ \langle erg_1, \delta_1 \rangle, \langle erg_1, \delta_2 \rangle, \dots, \langle erg_n, \delta_n \rangle \}) = \phi \text{ then } \{ \sigma \} \\ \text{else let } R' = Eligible(\{ \langle erg_1, \delta_1 \rangle, \langle erg_2, \delta_2 \rangle, \dots, \langle erg_n, \delta_n \rangle \}) \text{ in} \\ Y_{\sigma \in R'} F(Run-erg(erg_i, \sigma, \{ \langle erg_1, \delta_1 \rangle, \langle erg_1, \delta_2 \rangle, \dots, \langle erg_n, \delta_n \rangle \})))$$

函数 M 模拟了主动规则的处理语义。函数 M' 被定义为泛函 F 的最小不动点, 该函数显示了 E-RG 规则执行的规则间的并发性。

总结 本文着重研究主动规则模型 E-RG 的指称语义, 作为正确实现和理解规则语言的基础, 基于上述研究结果, 我们实现的 E-RG 主动规则系统, 集成于主动实时数据库原型系统 ARTs-Ⅱ项目, 该项目得到国防预研基金以及国家自然

科学基金资助。规则执行的两种并发性分别应用操作系统的进程和线程模型实现, 限于本文的篇幅, 规则系统的实现细节我们将在其他文章中详细介绍。

参考文献

- 1 Brownston L, Farrel R, Kant E, et al. Programming Expert Systems in OPS5. Addison-Wesley, Reading, Massachusetts, 1985.
- 2 Liu yunsheng, Xu changxing, Xu guiping. An E-RG Rule Model in Active Database Systems. In: 2000 Intl. Conf. on Intelligent Information Processing, the 16th IFIP World Computer Congress, Beijing, China, 2000, Aug. 21~25
- 3 Xu ChangXing, Liu YunSheng, Xu GuiPing. A Graph-based Rule Model in Active Database Systems. Journal of HuaZhong University of Science and Technology, 2000, 28(11), 31~33
- 4 Saygin, Y. Ulusoy, O. Chakravarthy, S., Concurrent Rule Execution in Active Database, Information Systems, 1998, 23 (1), 39-64
- 5 Paton N, et al. Formal Specification of Active Database Functionality: A Survey. In: Sellis T, ed. Proc. Second Int'l Workshop Rules in Database Systems, RIDS, 1995. 21~35
- 6 Bertino E, Guerrini G, Merlo I. Trigger Inheritance and Overriding in an Active Object Database system, IEEE Transaction on Knowledge and Data Engineering, 2000, 12 (4): 588~608
- 7 Chakravarthy S, et al. HiPAC: A research project in active time-constrained database management final technical report: [Technical Report XAIT-89-2]. Reference Number 187, Xerox Advanced Information Technology, 1989
- 8 Watt D A. Programming Language Syntax and Semantics, Prentice-Hall, New York, 1991
- 9 Widom J. A Denotational Semantics for the Starburst Production Rule Language, SIGMOD Record, 1992, 21(3): 339~351