

M. R. S. 自组织三维神经网络的改进 及其在机器人控制中的应用¹⁾

王正志 周宗潭

(国防科技大学自控系, 长沙 410073)

摘 要

本文通过深入分析 Martinetz, Ritter 和 Schulten 的自组织三维神经网络, 提出了改进方案, 研究了三维自组织网络在机器人眼手协调控制中的应用。计算机仿真结果表明, 本文方法比 M. R. S. 的方法具有更好的自组织能力和更高的控制精度。

关键词: 三维神经网络, 自组织, 眼手协调。

一、引 言

机器人控制的常规方法需要建立严格的动力学模型, 计算量很大。而人的眼手协调控制是通过学习用神经网络实现的。后一种方法具有不需要建立眼手系统的严格的动力学模型的优点。

Kuperstein 和 Rubinstein 于 1989 年用神经网络方法初步实现了机器人眼手协调控制^[2]。但他们的的方法精度较低, 由于此法必须训练出一组权重, 使其对整个工作空间都要负责, 因而是很困难的。为了克服这个困难, Martinetz, Ritter 和 Schulten 于 1989 年提出了 M. R. S. 方法^[1], 把整个工作空间划分为若干区域, 使每组权重分别对各区域负责。这样对每个小区域训练每组权重就容易多了, 从而使得机械手抓取精度明显提高。空间划分和各神经元的责任可按任务的空间分布进行自组织分配。

二、眼 手 系 统

为了准确描述, 考虑如下眼手系统。用两个摄像机监视三关节机械手的抓手和欲抓取的目标。摄像头获得的信息经过神经网络处理后, 去控制机械手的三个关节, 使抓手能抓取目标。

神经网络通过无导师学习调整权重。在学习时, 使目标随机出现于工作空间中, 观察抓手和目标在这两个摄像头(后面称为视网膜)中的映像, 由此利用自适应方法调整神经

本文于 1990 年 8 月 27 日收到。

1) 国家自然科学基金资助课题。本文曾在 1990 年中国神经网络首届学术大会上宣读。

网络的权重。

为了简化问题,把目标和抓手都看作质点。目标在第 i 个视网膜上的映像为二维矢量 $(u_{i1}, u_{i2})^T$ 。左右二个视网膜上的映像组成了一个四维矢量 $u = (u_{11}, u_{12}, u_{21}, u_{22})^T$ 。把机械手的三个关节角表示为矢量 $\theta = (\theta_1, \theta_2, \theta_3)^T$ 。为了能够抓取目标,需要找出从 u 到 θ 的变换

$$\theta = \theta(u), \quad (1)$$

这个变换与机械手的几何参数、摄像机的位置和姿态都有关系,是一组非常复杂的非线性函数。神经网络控制的基本思想是利用无导师自学习,由系统自己发现 u 和 θ 之间的关系。

将(1)式在 w_s 处展开泰勒级数,取前两项

$$\theta(u) = \theta_s + A_s(u - w_s), \quad (2)$$

显然,在整个空间上用线性函数表示 $\theta(u)$,精度难以提高。但如果把空间划分成若干小块,对于每一小块 F_s 上的 $\theta(u)$,在其中心点 w_s 上展开成为线性函数,则可达到较高的精度。

空间划分根据相竞原则。 r 是一个三维整数数组。给定一组凝视点 $\{w_r\}$,注意其中某个特定的凝视点 w_s , w_s 的周围区域 U 中的所有满足如下条件的点构成了 w_s 的感受野 F_s : $F_s = \{u \in U \mid \|u - w_s\| \leq \|u - w_r\|, \forall r\}$ 。这样,视网膜空间被划分成若干区域 F_r ,工作空间也被划分为对应的若干区域。

对于每个凝视点及其感受野 F_r ,配置一个神经元,叫做 r 神经元,它具有对于视觉输入 $u \in F_r$,响应而输出 θ 的功能

$$\theta(u) = \theta_r + A_r(u - w_r). \quad (3)$$

这些神经元按三维数组 r 的次序在三维空间中排列,构成三维神经网络。它的拓扑由距离 $\|r - s\|$ 诱导。每个神经元 r 的凝视点 w_r 及感受野 F_r 可由工作点分布自组织其所在的位置,使得每个神经元承担的任务尽量公平合理。而且使神经元的相对位置与它们负责的感受野的相对位置具有一致性。

三、M. R. S. 自组织算法

Martinetz, Ritter 和 Schulten 提出了关于凝视点 w_r 的自组织算法及功能系数 θ_r 和 A_r 的刷新算法:

$$w_r^{\text{new}} = w_r^{\text{old}} + \epsilon h_{rs}(u^* - w_r^{\text{old}}), \quad (4)$$

$$\theta_r^{\text{new}} = \theta_r^{\text{old}} + \epsilon' h'_{rs}(\theta_s^* - \theta_r^{\text{old}}), \quad (5)$$

$$A_r^{\text{new}} = A_r^{\text{old}} + \epsilon' h'_{rs}(A_s^* - A_r^{\text{old}}), \quad (6)$$

其中 u^* 是新出现工作点在视网膜上的表示, u^* 落在 F_s 内。取

$$h_{rs} = \exp(-\|r - s\|^2 / 2\sigma^2(t)), \quad (7)$$

$\sigma(t)$ 取 $\sigma_0 e^{-\beta t}$ 的形状, $\epsilon(t)$ 取 $e^{-\alpha t}$ 的形状。类似地有 h'_{rs} 和 ϵ' 的表示式。

公式(5)和(6)中出现的 θ_s^* 和 A_s^* 是由眼手系统在 F_s 域上的两个测试结果计算出来的。首先把机械手的关节角按 θ_s 放置,这时从视网膜看到抓手位置为 v_i 。再把关节角

按 $\theta_s + A_s(u^* - w_s)$ 放置,从视网膜看到抓手位置为 v_f . 于是取

$$\theta_s^* = \theta_s + A_s(u^* - v_f), \quad (8)$$

$$A_s^* = A_s + A_s(u^* - w_s - \Delta v)\Delta v^T \|\Delta v\|^{-2}, \quad (9)$$

$$\Delta v \triangleq v_f - v_i. \quad (10)$$

四、改进方案

本节将推导(4)–(6)式及(8)–(10)式,并给出改进方案.

由于(2)式是 $\theta(u)$ 的线性近似,而且其中参数 θ_s 和 A_s 要由过去的观察数据来估计,所以 θ_s 和 A_s 并不很准确.现在在 F_s 域中进行了对于眼手系统的两个测量,要从这两个测量结果找到更为准确的 θ_s^* 和 A_s^* ,以得到更准确的公式

$$\theta(u) = \theta_s^* + A_s^*(u - w_s), \quad u \in F_s. \quad (11)$$

现用(11)式来匹配这两次测量.在第一次测量时,关节角为 θ_s ,视网膜看到的抓手位置为 v_i ,用(11)式可描写为

$$\theta_s = \theta_s^* + A_s^*(v_i - w_s), \quad (12)$$

在第二次测量时,关节角为 $\theta_s + A_s(u^* - w_s)$,视网膜看到的抓手位置为 v_f ,用(11)式可描写为

$$\theta_s + A_s(u^* - w_s) = \theta_s^* + A_s^*(v_f - w_s). \quad (13)$$

希望由(12)和(13)式联立求解 θ_s^* 和 A_s^* .为此,将(13)式减去(12)式得

$$A_s^* \Delta v = A_s(u^* - w_s). \quad (14)$$

(14)式给出了 A_s^* 在 Δv 方向上的信息,而没有给出在 $(\Delta v)^\perp$ 方向上的信息.所以本文补充一个合理的假设:

$$A_s^*(\Delta v)^\perp = A_s(\Delta v)^\perp, \quad (15)$$

即在测量不到的方向上,还是保留原矩阵 A_s 的信息.(15)式可改写为

$$(A_s^* - A_s)(\Delta v)^\perp = 0, \quad (16)$$

$(\Delta v)^\perp$ 是向 Δv 的垂直空间的投影算子,所以它的表达式为

$$(\Delta v)^\perp = I - \Delta v(\Delta v^T \Delta v)^{-1} \Delta v^T. \quad (17)$$

把(17)式代入(16)式,得到

$$A_s^* = A_s + (A_s^* \Delta v - A_s \Delta v) \Delta v^T \|\Delta v\|^{-2},$$

再把(14)式代入上式就得到(9)式.这样证明了(9)式的正确性.

在推导中可以发现(8)式不正确.实际上,把(12)式变形就可以得到求 θ_s^* 的公式

$$\theta_s^* = \theta_s - A_s^*(v_i - w_s). \quad (18)$$

它明显不同于(8)式.为了比较(18)式和(8)式,可作如下运算:

由(18)式得到

$$\begin{aligned} \theta_s^* &= \theta_s + A_s^* \Delta v - A_s^*(v_f - w_s) \\ &= \theta_s + A_s(u^* - w_s) \\ &\quad - [A_s + A_s(u^* - w_s - \Delta v)\Delta v \|\Delta v\|^{-2}](v_f - w_s) \\ &= \theta_s + A_s(u^* - v_f) + A_s(\Delta v - u^* + w_s)\Delta v^T(v_f - w_s)\|\Delta v\|^{-2}, \end{aligned}$$

把此式与(8)式比较,可看出第三项是(8)式中没有的。此项使新导出的公式(18)比(8)式更为准确。

由新出现的工作点 u^* (它落在 F_r 内)和新估得的 θ_s^* 和 A_s^* ,可利用(4)–(6)式对于各神经元 r 的凝视点 w_r 和它们的功能系数 θ_r 和 A_r 进行刷新。这里 h_{rs} 反映了各区域之间的关联,使得神经网络按拓扑保持原则进行组织,以显示工作空间的特征。 $\varepsilon(t)$ 反映了新老数据的权重及其滤波特征。

前面已经指出,新的计算 θ_s^* 的公式(18)比原来的(8)式更准确。下面要说明,在刷新公式(5)中,使用(18)式时(8)式表达的 θ_s^* 也还有不当之处,需要修改。在第一个测量中,关节角 θ_s 对应了抓手的视网膜位置 v_i ,这可以表示为

$$\theta_s = \theta_s^{**} + A_s^{**}(v_i - w_s^{**}). \quad (19)$$

在 w_s 和 A_s 的刷新后, w_s^{**} 不是取 w_s ,而是取 w_s^{new} ; A_s^{**} 不是取 A_s^* ,而是取 A_s^{new} 。于是有

$$\theta_s^{**} = \theta_s - A_s^{\text{new}}(v_i - w_s^{\text{new}}). \quad (20)$$

w_s , A_s 和 θ_s 的刷新实际上是有次序的。若把 θ_s 的刷新放在 w_s 和 A_s 的刷新之后,用(20)式的 θ_s^{**} 代替(5)式中的 θ_s^* ,将会更好地反映测量所得到的信息。

由以上分析,提出如下改进方案。

改进算法 1.

$$w_r^{\text{new}} = w_r^{\text{old}} + \varepsilon h_{rs}(u^* - w_r^{\text{old}}), \quad (21)$$

$$A_r^{\text{new}} = A_r^{\text{old}} + \varepsilon' h'_{rs}(A_s^* - A_r^{\text{old}}), \quad (22)$$

$$\theta_r^{\text{new}} = \theta_r^{\text{old}} + \varepsilon' h'_{rs}(\theta_s^{**} - \theta_r^{\text{old}}), \quad (23)$$

$$A_s^* = A_s^{\text{old}} + A_s^{\text{old}}(u^* - w_s^{\text{old}} - \Delta v)\Delta v^T \|\Delta v\|^{-2}, \quad (24)$$

$$\theta_s^{**} = \theta_s^{\text{old}} - A_s^{\text{new}}(v_i - w_s^{\text{new}}), \quad (25)$$

其中 h_{rs} 和 h'_{rs} 取(7)式的形式, $\varepsilon(t)$ 和 $\varepsilon'(t)$ 取 e^{-at} 和 $e^{-a't}$ 的形式。

在了解 ε 和 h_{rs} 的作用后,可以作进一步改进。首先,把(21)–(23)式看作 Kalman 滤波器,就可以用 Kalman 的基本思想来确定 $\varepsilon(t)$ 。定义 $p_r(t) = (1-a)^{-t} h_{rs}(t)$ 为 t 时刻 r 处的时空权重,其中 a 为遗忘因子。对于一组数据 $\{x(t), t=1, \dots, n\}$, $x(t)$ 的权重为 $p(t)$, 其平均值为

$$\bar{x}_{1,n} = \bar{x}_{1,n-1} + K(n)(x(n) - \bar{x}_{1,n-1}), K(n) = p(n) / \left(\sum_{i=1}^n p(i) \right).$$

由此可知,可以把(21)–(23)式中的 $\varepsilon(t)$ 取为

$$\varepsilon(t) = 1 / \left(\sum_{i=0}^t (1-a)^{t-i} h_{rs}(i) \right). \quad (26)$$

从而有改进算法 2.

改进算法 2.

计算公式同改进算法 1,即采用(21)–(25)式。 h_{rs} 和 h'_{rs} 仍是采用(7)式的形式。但 $\varepsilon(t)$ 和 $\varepsilon'(t)$ 取(26)式的形式。

实际上 h_{rs} 和 h'_{rs} 也可以不采用高斯函数形式,因为它描写的是一种短程相互作用。在

工作空间划分得比较精细,神经元较多时,可类比于 m 阶引力律,采用

$$h_{rs} = 1/(1 + \|r - s\|^m \sigma^{-m}(t)). \quad (27)$$

它能描写长程相互作用。于是得到第三种改进算法。

改进算法 3.

改进算法 3 的计算公式与改进算法 1 或改进算法 2 的计算公式相同,但 h_{rs} 和 h'_{rs} 取 (27) 式的形式。

五、仿真结果和结论

仿真时,机械手的三个臂长分别为 500mm, 400mm, 400mm。而工作空间为 700mm × 400mm × 200mm。用 12 个神经元排列成 3 × 2 × 2 的三维神经网络。

1) 采用 M.R.S. 算法时,取 $\alpha = \alpha' = 2 \times 10^{-3}$, $\beta = \beta' = 1.5 \times 10^{-3}$, $\sigma_0 = \sigma'_0 = 0.5$ 。

2) 采用改进算法 1 时,使用 (21) 式—(25) 式。而参数 $\alpha, \alpha', \beta, \beta', \sigma_0, \sigma'_0$ 的选取同图 1 中 a 所取的值。

3) 采用改进算法 2 时,使用 (21) 式—(25) 式。参数 $\beta, \beta', \sigma_0, \sigma'_0$ 的选取同图 1 中 a 所取的值。由于 $\varepsilon(t)$ 采用 Kalman 滤波式 (26), 所以没有 α 和 α' , 而取遗忘因子 $a = 0.005$ 。

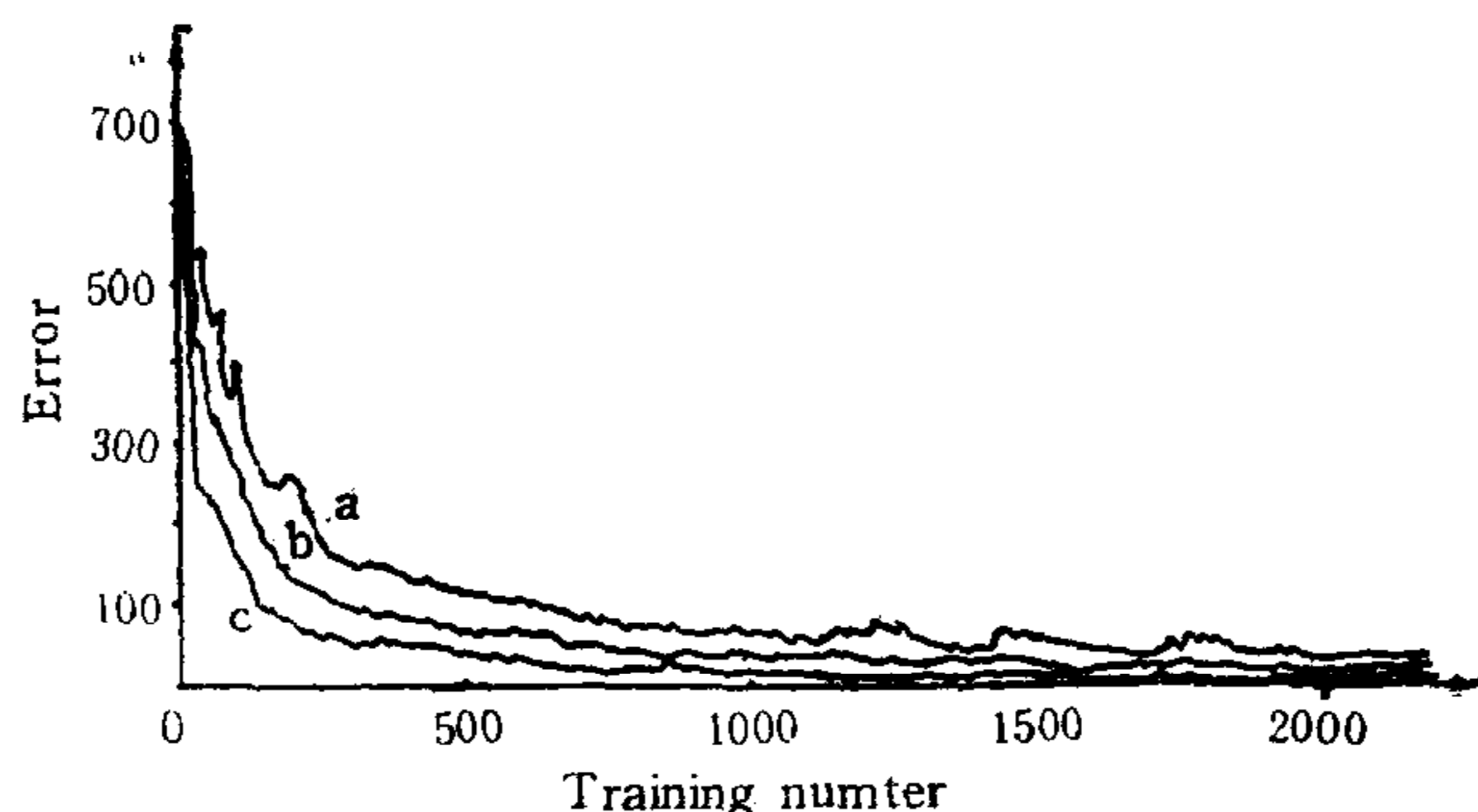


图 1

a——M.R.S. 法, b——改进算法 1, c——改进算法 2.

这三种方法的仿真结果表示在图 1 上。这里横座标是训练次数,纵座标是抓取的绝对误差。随着训练次数的增加,抓取误差不断减少。曲线 a 表示采用 M.R.S. 法的仿真结果。曲线 b 和曲线 c 分别表示用改进算法 1 和改进算法 2 的仿真结果。

计算机仿真结果表明,本文的改进算法优于 M.R.S. 算法,具有更好的自组织能力和更高的精度。原因是, M. R. S. 方法中 (5) 式和 (8) 式不准确。在改进方案 1 中,首先推导了更准确的 (18) 式并以此代替 (8) 式,又进一步考虑到扫描产生的位移变化和 A_i 系数变化对于 θ_i 参数的影响,最终用 (23) 式和 (25) 式代替 (5) 式和 (8) 式,从而改进了 M. R. S. 的结果。在改进方案 1 的基础上,采用 Kalman 滤波法给出的 $\varepsilon(t)$ ((26) 式),加速了收敛过程。

仿真结果还表明,使用人工神经网络方法实现机器人眼手协调控制是一种可行途径。其思想方法还可以借鉴到工业控制等其它控制领域。

参 考 文 献

- [1] Matinetz, T. M., Ritter, H. J., Schulten, K. J., 3D Neural Net for Learning Visuomotor Coordination of a Robot Arm, Proceeding of IJCNN, Washington D C. June, (1989), II351—356.
- [2] Kupstein, M., Rubinstein, J., Implementation of an Adaptive Neural Controller for Sensory-motor coordination. Proceeding of IJCNN, II305—310.

THE IMPROVEMENT OF SELF-ORGANIZING 3-D NEURAL NET FOR VISUOMOTOR COORDINATION OF ROBOT ARM

WANG ZHENGZHI ZHOU ZONGTAN

(Dept. of Automation, National Univ. of Defence Science & Technology, Changsha 410073)

ABSTRACT

By thoroughly study on Martinetz, Ritter and Schulten's self-organizing 3-D neural network, an improved scheme is proposed in this paper. The 3-D self-organizing neural network has been applied to robot eye-hand systems. The computer simulations show that this method is better than the original method of M.R.S. in self-organizing capability and precision in training process.

Key words: 3-D neural network; self-organization; visuomotor-coordination.



王正志 1945年生于上海。1967年毕业于哈尔滨军事工程学院自动控制专业,1981年至1984年在美国Rice大学电气工程系进修,并获得博士学位。现任国防科技大学自动控制系控制理论及应用教研室主任及教授。研究领域为 H_∞ 控制、自适应控制、经济控制、神经网络及智能机器人。



周宗潭 22岁。1990年毕业于国防科技大学自动控制系。在本科生学习期间获电子设备制作竞赛一等奖。现在国防科技大学自动控制系攻读硕士学位。