

受人类婴儿发育启发的机器人手眼协调方法

张欣, 周昌乐, 江敏, 晁飞

(厦门大学信息科学与技术学院智能科学与技术系福建省仿脑智能系统重点实验室, 福建 厦门 361005)

摘要: 本研究的目的是建立一种通过机器人自主学习实现机器人手眼协调能力的方法, 从而使机器人在真实环境中具有更高的自适应性。该方法受到人类婴儿发育过程的启发, 首先构建了仿脑计算结构, 模仿人类脑部在实现手眼协调过程中各个脑叶区域的配合过程; 并提取人类婴儿在形成手眼协调的发育过程中的行为特征。使用该行为特征与仿脑计算结构相结合, 建立一种新型的机器人手眼协调的学习算法。通过实验验证上述方法, 结果表明: 所建立的机器人控制学习系统可以实现机器人的手眼协调能力, 并且可以让机器人表现出具有阶段性行为变化的这一类似人类发育过程的特征; 同时在学习过程中机器人表现出高效的学习速度。

关键词: 发展型机器人; 机器人手眼协调; 仿脑计算结构

中图分类号: TP242

文献标识码: A

文章编号: 1002-0446(2014)-02-0185-09

An Approach to Robot Hand-eye Coordination Inspired by Human Infant Development

ZHANG Xin, ZHOU Changle, JIANG Min, CHAO Fei

(Fujian Provincial Key Laboratory of Brain-like Intelligent Systems, Cognitive Science Department, School of Information Science and Engineering, Xiamen University, Xiamen 361005, China)

Abstract: The objective of this research is to implement an autonomous learning approach to robotic hand-eye coordination ability, so as to bring higher adaptive ability to robots in the practical environment. The approach is inspired by human infant's developmental procedure, a brain-like computational structure is constructed to simulate human brain cortices of controlling hand-eye coordination; and then, a behavioral pattern is adopted from infant development when forming hand-eye coordination. The combination of the computational structure and the behavioral pattern is applied to building a novel robotic hand-eye coordination learning algorithm. This work is supported by experimental evaluation, which shows that this approach is able to drive the robot to learn hand-eye coordination successfully; the robot also shows staged behavior change, which is similar to the features of human infant development; in addition, the robot exhibits fast learning speed.

Keywords: developmental robotics; robotic hand-eye coordination; brain-like computational structure

1 引言 (Introduction)

在面对动态、复杂的外部环境时, 机器人需要具有较强的自主学习能力。为此, 机器人系统需要能够自主建立自己对外部事件的内部知识表征系统^[1]。然而在生物系统中, 具有认知能力的生物个体通过“发育”过程来建立这一内部知识表征系统, 于是机器人学者把发育的观点移到了智能机器人领域, 从而形成了发展型机器人(或发育型机器人)^[2]。发展型机器人的研究主要受发展心理学和发展型神经科学的启发, 如感觉运动协调、自涌现行为、社会交互等能力^[3]。本文关注机器人早期感觉运动协调能力的生成和发展(如手眼协调能力、手部伸向物体的能力), 这是因为早期认知发展经

验和知识组织的过程对成长后期的高级认知能力具有重要作用, 正如文[4]中所推荐的: 感觉运动协调是认知能力的重要基础之一。

机器人手眼协调是机器人感觉运动协调的分支, 是智能机器人在不确定环境下进行工作的重要能力, 也是自主机器人系统领域的重要组成部分和研究课题。同时手眼协调有广阔的应用空间, 如车辆制造、空间探索甚至外科手术等^[5-6]。近期提出一些有关自主型机器人伸向欲抓取物体动作(简称伸向动作)和建立机器人手眼协调模型的研究成果。文[7-8]采用“视觉到手臂”的雅可比变换矩阵作为手眼协调方案, 这类方法有效处理了机器人自由度冗余问题。文[9-10]提出了一种基于增长

型人工神经网络建立的非线性映射系统, 该映射系统可以把视觉刺激信号转化为机器人手臂的运动马达量。类似的工作还有应用学习算法使机器人逐渐掌握刺激信号, 实现手臂和视觉系统之间的转换^[11-12]; 还有一些机器人手眼协调系统通过利用不同类型的人工神经网络模仿人类的大脑部分来实现^[13-16]。这些研究都表明, 把仿脑机制引入发展型机器人, 能有效提高机器认知能力。不过比较发展型心理学的理论和结果, 上述工作只体现出发育特性中的一小部分, 一些重要的人类婴儿行为特征没有引入到机器人实现手眼协调和伸向动作中来。

为了解决以上问题, 本文提出了一种结合了仿脑计算结构和婴儿行为模式的发展型学习方法, 指导自主机器人系统进行手眼协调的学习。在实现仿脑计算结构的基础上, 提出一种链接机制, 使感觉刺激在仿脑计算结构各个子系统间传递。此外, 算法受到婴儿发育过程中“重复运动”行为模式的启发, 令机器人采用这样的重复运动来区分其他物体与自身手臂, 并实现对手臂的运动控制。

2 机器人手眼协调相关背景知识 (Background and related works of robotic hand-eye coordination)

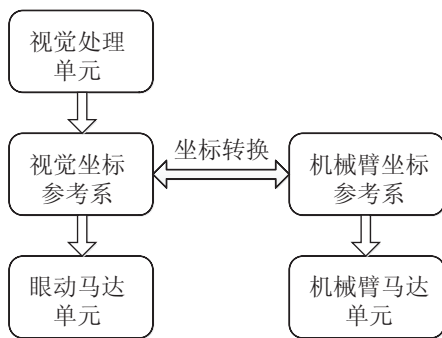


图1 机器人手眼协调基本流程图

Fig.1 A robotic hand-eye coordination diagram

图1展示了机器人手眼协调的基本流程。系统通过视觉传感器获得目标物体在视觉图像中的坐标; 该坐标再转换为以躯干为参考系的坐标, 之后坐标通过手眼映射系统投射到手臂感觉空间, 然后利用手臂当前位置和目标位置的差值来指导手臂运动。这样把整体的感觉运动映射分成多个子感觉运动映射, 目标物体的位置被投射到不同子映射参考系中, 如以躯干为中心参考系和以手为中心参考系。于是机器人手眼协调问题就转化为在视觉运动空间与手臂运动空间建立对应关系, 也就是找到 $f: (m_1, m_2, \dots, m_k) \rightarrow (j_1, j_2, \dots, j_n)$ 的映射, 这里 m_i

表示第 i 个控制视觉运动的电动机位置值, j_p 表示第 p 个手臂关节电机位置值, k 是控制视觉运动的电动机个数, n 是机械手臂的关节个数。

由于机器人颈部的几何结构和视觉系统产生的图像扭曲, 视觉空间到手臂空间的映射高度非线性。而人工神经网络具有很好的非线性逼近能力, 如: 文 [13,17] 利用径向基函数神经网络模仿人类大脑的 V6A 脑叶区; 文 [15,18] 利用双神经网络结构模拟了大脑中基底神经节环路; 特别是文 [9-10] 提出一种增长型径向基神经网络, 在训练过程中不仅会修改网络权值, 还会改变网络拓扑结构。同时机器人学者受到发展心理学启发, 构造出发展型学习算法应用于手眼协调系统^[11-12]。可是这些工作存在一定的局限性, 如, 忽视了人类婴儿通过行为和动作意识到自己手臂的存在和控制自己手臂。本文认为有必要在机器人手眼协调认知过程中加入对自己手臂 (或身体的其他部位) 的认知。以上观点得到了发展型心理学的印证, 文 [19] 中提到: 婴儿需要近 4 个月的发育和学习才能学会有目的地用手抓取目标物体, 也就是在这 4 个月里婴儿大脑神经网络快速发育。根据以上发现, 本文提出模拟人类大脑皮层功能的仿脑计算结构实现对手眼的控制, 用婴儿行为方式来构建发展学习算法完成手眼协调训练过程。

3 实现方法 (Methods)

3.1 机器人手眼协调的计算模型

神经科学研究发现: 人类在实现伸向动作时, 视觉信息的处理依赖于大脑的视觉皮层; 外侧顶内沟 (LIP) 区域可以将受刺激视网膜的位置、眼睛在眼窝中的位置和头转动角度这 3 组信号合成 1 组信号; LIP 还与顶叶内腹侧区 (VIP) 的神经元链接, 此神经元链接视觉皮层与触觉神经元; 后顶叶皮层 (PPC) 区域具有控制伸向抓取运动的功能^[20]。

基于以上发现, 设计了包含多个子系统的计算模型, 各个子系统各司其职, 如同大脑中不同皮层区域, 再把子系统链接起来完成复杂功能。提出的仿脑计算模型 (图 2) 由 4 个子系统组成, 分别模拟视觉皮层、LIP、VIP 和 PPC 的功能。视觉传感器 (VS) 可以检测目标物和机械手末端。视觉运动图 (visual map) 嵌入在 LIP 子模型里, 可完成扫视功能。余光传感器 (PVS) 与视觉运动图合作将余光范围内的视觉刺激映射到以躯干为中心的参考系上。视觉记忆图 (VMM) 包含的双向“链接”结

构, 模拟 VIP 功能, 建立视觉坐标与手臂感觉空间坐标对应关系. 机械手臂的感觉运动图 (HSM) 控制手臂运动, 模拟 PPC 功能. 在此设置下, 每个子系统的功能容易实现, 新功能可以灵活地引入该系统. 这种仿脑结构可以清楚地展现在机器人发育过程中其内部知识的增长.

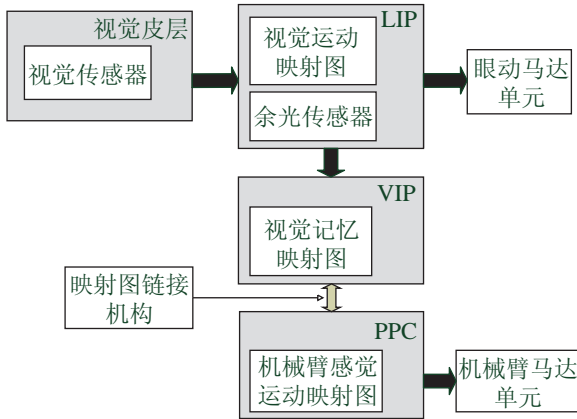


图 2 仿脑计算模型

Fig.2 Brain-like computational model

3.1.1 感觉运动映射的基本结构

感觉运动映射结构存储感觉运动发展数据. 映射图是包含元素的 2 维图, 其上的基本元素称作“感觉运动域”, 简称域. 每一个域为圆形, 与其相邻域的圆心有固定间隔且部分重叠. 2 个访问变量 x, y 可以定义映射图上任意一点. 图 3 显示基本感觉运动映射结构, 映射图有 2 层, 一层只处理感觉信息, 一层处理运动信息. 每个域含 4 个变量 x_c, y_c, m_1, m_2 , 其中 x_c, y_c 为域的中心坐标, m_1, m_2 为域存储的马达量. 等式 (1) 和 (2) 表示映射图中每个域的中心位置.

$$F_x = \begin{cases} \frac{i}{20} \times 360 = 18 \cdot i, & j \text{ 是偶数} \\ \frac{i+0.5}{20} \times 360 = 18 \cdot i + 9, & j \text{ 是奇数} \end{cases} \quad (1)$$

$$F_y = 18 \cdot j \quad (2)$$

在这两个等式中, i, j 表示每个域的检索编号, 其中 i, j 取从 1 到 20 的数. 映射图一层包含 400 个域, 每个域的半径 $R = 20$. R 的设置可以使映射图罩住所有输入值. 映射图接收刺激的感觉坐标 x, y , 计算 x, y 与每个 x_c, y_c 的距离. 当距离小于某个域的半径 R 时, 输入刺激激活该域, 该域包含的马达信息及其他信息就可以使用.

上述基本感觉运动映射图可作为通用架构移植到机器人的各种感觉运动系统, 如机器人的手臂感觉运动、眼部视觉运动以及手眼协调系统. 只是每

个系统的坐标和输入量不同, 需要对通用架构进行适当修改.

3.1.2 手臂感觉运动映射图

手感觉运动映射图, 是将手臂或手本体感觉空间映射到手臂运动空间. 这一过程可假想机器人感觉到嘴边痒痒, 而手臂目前却停在远离嘴部的位置, 通过本体感觉嘴位置与当前手臂位置的不一致, 驱动手臂马达进行运动, 将手移到嘴边. 此过程视觉并不参与. 手感觉系统的输入是机械臂的关节位置, 输出是驱动关节马达的马达量.

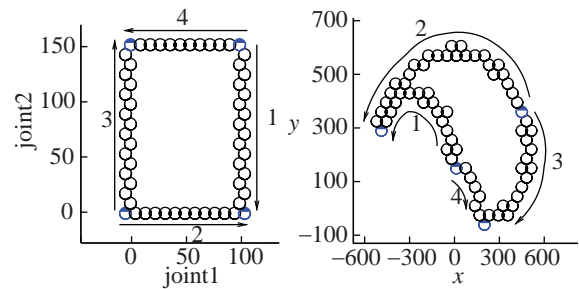


图 3 两种输入坐标的手臂感觉运动映射结构

Fig.3 Two types of the hand sensory-motor mapping structure

图 3 给出了机器人手臂在两种不同的感觉编码方式下感觉运动映射结构, 并画出了域的边缘. 左图以关节角度编码为横纵坐标. 右图以机器人肩膀位置为原点编码横纵坐标. 机械臂关节角度编码 $(x_{j1}^{HSM}, y_{j2}^{HSM})$ 作为机械手臂的感觉输入坐标.

3.1.3 视觉运动映射图

视觉运动映射图包括本体感觉层和运动层, 运动层控制眼动完成扫视功能. 借鉴人眼扫视方式: 以眼睛 (视觉) 图像中受新刺激的位置作为映射输入, 眼在眼窝中的移动位置 (马达量) 作为输出. 输出位置控制眼外肌转动眼睛, 使眼可以注视视角内所有目标物 (详见本文作者之前的工作 [21]). 视觉映射运动图采用极坐标, 包括 400 个域, 参数 α 和 γ 定义视觉运动映射域位置; α 是域与 x 坐标轴的角度, γ 是域与坐标原点的距离. 范围如下: $\alpha \in [0, 360^\circ), \gamma \in (0, 462]$. 等式 (3) 和 (4) 得出该域的中心位置

$$\alpha_i = \begin{cases} \frac{i}{20} \times 360 = 18 \cdot i, & j \text{ 是偶数} \\ \frac{i+0.5}{20} \times 360 = 18 \cdot i + 9, & j \text{ 是奇数} \end{cases} \quad (3)$$

$$\gamma_j = 20 \cdot \frac{1 - \omega^j}{1 - \omega} \quad (4)$$

其中 ω 是公比, 计算得 1.015, 可使视野中每一个点覆盖至少一个域. 域半径为 R_j , 与相邻域的交弧

长有关. 通过弧长公式计算可得:

$$R_j = \frac{\Delta\alpha \cdot \gamma_j}{360^\circ} \cdot \pi \cdot \sigma \quad (5)$$

根据实验, $\Delta\alpha$ 设置为 18, σ 重叠参数设为 1.2, 为保证映射图覆盖所有输入. 把式 (4) 代入式 (5), 可得:

$$R_j = \frac{\Delta\alpha(1 - \omega^j)}{18(1 - \omega)} \cdot \pi \cdot \sigma \quad (6)$$

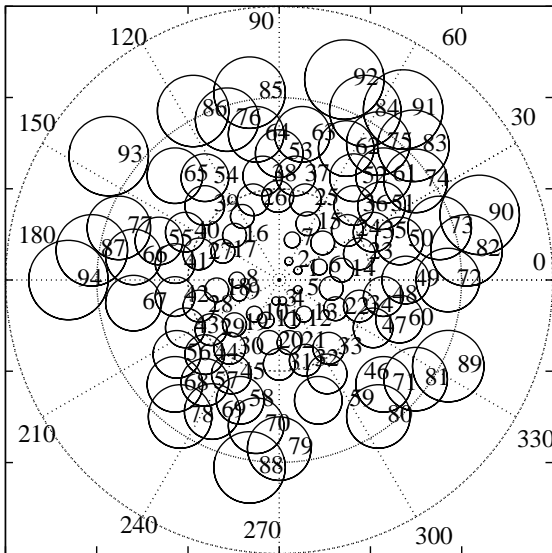


图4 生成 94 个域的视觉图

Fig.4 The visual map with 94 generated fields

图 4 为视觉感觉图, 该图只显示了传感层的结构, 总共有 94 个视觉域在这个图中被生成. 虽然有些区域在训练过程中没有建立链接, 但这 94 个域可满足扫视运动的需求 [22].

3.1.4 视觉记忆映射图

文 [22] 提出, 眼睛和颈部提供本体感受位置信息, 可以建立以躯干为参考的坐标系. 眼睛获得物体视觉位置与颈部本体感受相结合生成物体相对躯干的位置. 试验中机器人系统有眼部本体感觉与眼部肌肉参数, 分别用 θ_1 和 θ_2 表示.

如图 3 所示, 视觉记忆图与手臂感觉运动映射图的结构相似, 采用笛卡儿坐标系, 包括多个域的 2 维平面, 用 $x_{\theta_1}^{VMM}, y_{\theta_2}^{VMM}$ 表示每个域的位置. 等式 (3) 和 (4) 定义每个域的位置值. 视觉记忆图存储物体对象的本体感受位置和使目光移到此对象的马达量. 即使物体对象不在当前视线内, 只要物体被注视过, 物体对象的本体感受位置和马达量就已储存在视觉记忆图上. 于是通过此图提供的记忆信息就可以控制眼睛扫视功能.

视觉记忆图中的域与手臂感觉运动映射图中的域建立对应关系, 于是视觉刺激就可以从视觉系统

经过视觉记忆映射图传递到手臂的感觉运动机构. 当前手臂感觉位置 x_{j1}, y_{j2} 与链接机制对应视觉记忆图的域的位置 $x_{j1}^{HSM}, y_{j2}^{HSM}$ 差值, 可以驱动手臂移动到产生视觉刺激的位置. 注意: 1 个视觉记忆映射图中的域可能存在多个链接, 链到多个手臂感觉运动图的域. 那么就以多个域中心位置的平均值作为 $x_{j1}^{HSM}, y_{j2}^{HSM}$. 链接机制在 3.1.6 节详细介绍.

3.1.5 视觉系统

视觉传感器由摄像机和图像处理软件组成. 摄像机生成机器人工作区域的图像, 图像处理软件实现视觉系统. 该系统由 2 种传感器组成: 余光传感器和视觉中心传感器. 余光传感器检测到新的对象或对象边缘变化, 记录这种变化的坐标 (极坐标系). 视觉中心传感器检测物体对象是否在视场中心 (或凹区域) 区域.

把物体边缘图映射到视觉记忆映射图的域上, 需要余光传感器提供显著物体在视网膜上的位置 P_r , 同时眼部运动系统提供当前眼睛位置 P_e , 将这两个传感器信号组合成 P_c 可定位物体在躯干参考系中的位置:

$$P_c = P_r + P_e \quad (7)$$

利用此公式, 余光传感器在视觉记忆映射图中可搜索已出现物体的位置. 在视觉运动映射图中, 可以准确定位在视觉中心处物体的位置, 但在视觉边界处将出现较大误差. 这误差源于边界处的视觉运动映射图的域半径大, 大范围对应的马达量只有一个. 于是余光传感器生成物体的域坐标与眼睛直视时给定的域坐标不一致. 鉴于上面操作会产生误差, 需要增加一个间隙 P_r 值, 扩大传感器检测域的范围:

$$\Delta P_r = \pm R_{i,j} \quad (8)$$

$R_{i,j}$ 是视觉-运动映射的域半径. 把式 (6) 和 (8) 代入余光感觉等式 (7), 可得:

$$P_c = P_r \pm \frac{\Delta\alpha(1 - \omega^j)}{18(1 - \omega)} \cdot \pi \cdot \sigma + P_e \quad (9)$$

在这种情况下, 引起视觉刺激的物体会投射到一组域中, 如果手自身感受位置所对应的域落在这一组域内, 可知引起视觉刺激的物体是手.

3.1.6 映射链接机制

根据文 [23], 人类的手臂本体感觉可以在没有视觉系统协助的条件下产生. 根据文 [24], 婴儿在出生后很短时间内就掌握扫视功能. 本文做出如下假设: 在手眼协调发展之前, 手的感受运动发育独立于扫视功能, 也就是视觉运动图和手感觉运动图

的自身学习先于手眼协调的学习. 因此实现机器人手眼协调操作如下: 先进行手臂的感觉运动学习与视觉扫视运动学习 (之前的工作已经完成这两项学习 [22,25]); 再建立视觉记忆映射图和手臂感觉运动映射图之间的链接, 即对这两个图中同时出现的刺激进行匹配.

3.2 在重复运动模式下的学习过程

通过观察人类婴儿发育中视觉行为和空间行为的关系发现: 当掌握了注视技能 (即进行扫视和对物体注视) 后, 婴儿能够检测到任何移动物体并把它当作新奇的刺激进行注视. 通过多次跟踪自己手臂的运动, 婴儿能感觉到视觉刺激的本体感觉变化总是符合手本体感觉的变化, 于是认识到运动的物体是自身的手且可以控制其运动. 这种行为称为婴儿的“手注意 (hand regard)”. 建立起手注意行为机制后, 婴儿手或胳膊就不被当成视觉中的新奇刺激.

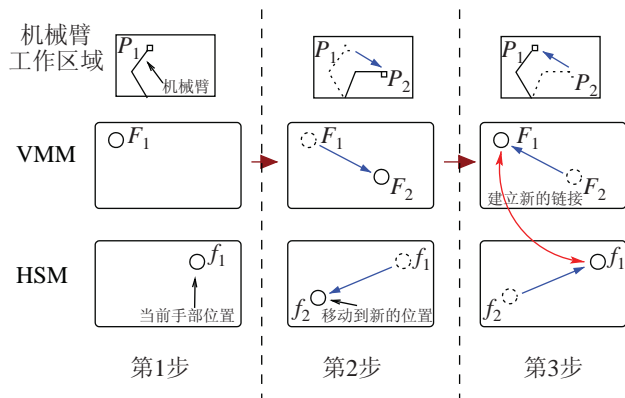


图 5 机器人手臂的重复运动模式

Fig.5 Repeating movement pattern of the robotic arm

受此启发, 机器人手臂重复运动过程如图 5 所示. 图 5 中的第 1 排 3 个方框显示工作区手的位置, 第 2 排 3 个方框显示在视觉记忆图中视觉刺激对应的域, 底部 3 个方框显示在手臂感觉运动图中手的本体感受域. 过程分为 3 步. 第 1 步: 眼在其视线范围内检测任意刺激, 不论刺激来自手还是外界物体都标其位置为 P_1 , 然后感知此视觉刺激在视觉运动图中的位置, 并通过式 (9) 找到这个刺激在视觉记忆映射图中与 P_1 对应的域 F_1 . 同时根据手臂的本体感觉, 在手臂感觉运动图中找到当前手臂位置对应的域 f_1 (注, 大写字母如 F 表示视觉记忆映射图上的域, 小写字母如 f 表示手臂感觉运动映射图上的域). 之后检查 F_1 与 f_1 是否存在链接, 如果没有进入第 2 步. 第 2 步: 手臂移动到新位置, 视觉记忆映射图和手臂感觉运动映射图中分别记为 P_2 、 F_2 、 f_2 . 第 3 步: 再将手臂从 P_2 位置移动到

P_1 位置, 并让视觉运动系统注视位置 P_1 , 通过当前视觉本体感受的位置得到在视觉记忆图中对应的域 F'_1 . 检测 F'_1 是否与 F_1 相同, 如果相同, 说明引起视觉刺激的物体是机器人的手臂, 建立视觉记忆映射图上的域 F_1 与手臂感觉运动映射图中的域 f_1 的链接; 如果不同, 那么引起视觉刺激的物体不被身体控制, 不建立链接. 通过这 3 步, 机器人通过重复运动建立视觉记忆图和手臂感觉运动图之间的链接. 另外在第 1 步中, 如果 F_1 已经存在链接, 链接的手臂域 f_1 正好是手臂本体感觉对应的域, 那么机器人可认知此刺激源于手臂, 会忽视此刺激.

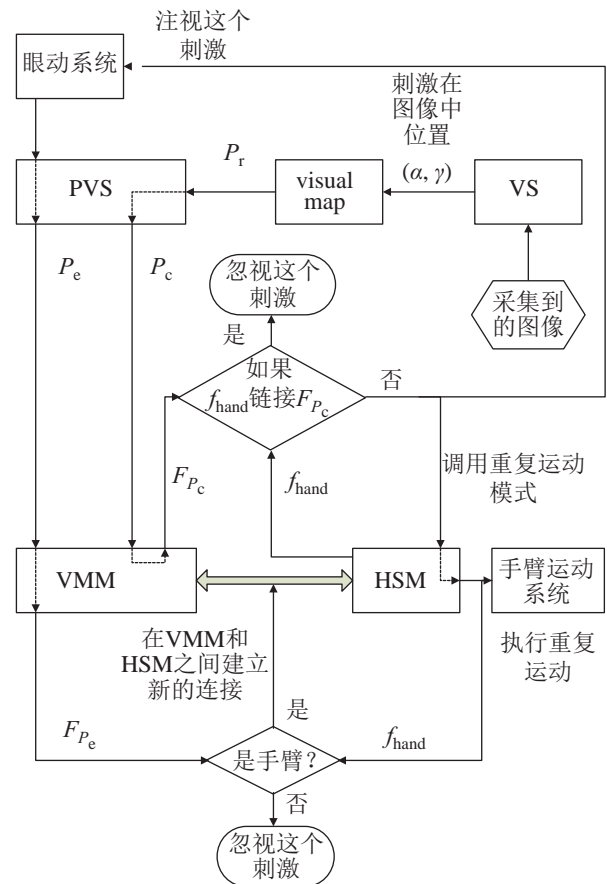


图 6 训练规划图

Fig.6 Training flowchart

图 6 介绍了在仿脑计算结构中引入重复运动方法学习手眼协调过程. 图像被视觉系统 (VS) 采集, 刺激位置 α, γ 送到视觉运动图得到 P_c , 之后通过余光传感器和式 (9) 得到 P_e . 把 P_e 传到视觉记忆图 (VMM) 后, 可以找到对应的域 F_{P_c} . 这时可以得到对应手臂感觉位置在手臂感觉运动图 (HSM) 中的域 f_{hand} . 如果 f_{hand} 与 F_{P_c} 有链接, 那么忽视这个刺激; 否则采用重复运动模式来确认这个刺激是否产生于手臂. 完成重复动作后, 眼动系统注视着机械手臂, 得出在视觉记忆映射图中的域 F_{P_c} , 然后

建立 F_{P_c} 和 f_{hand} 之间的链接，完成 1 次学习。

执行上述算法，还需要以下步骤：(1) 短期记忆：存储之前在记忆图和手图中对物体本体感受的位置，并随算法运行而更新。(2) 探测出现/消失物体目标，检测物体目标是否在视觉中心。(3) 由于等式 (9)，在 P_c 范围内会存在多个手臂的感觉运动图中的域 $\vec{f}_{potential}(f_1, f_2, \dots, f_n)$ ，需要检测是否 $f_{hand} \in \vec{f}_{potential}$ ，来确定注视物体是手。

4 实验结果 (Experimental results)

4.1 实验平台

图 7 显示了本文手眼协调操作平台。该机器人由 1 个工业机械臂和 1 个可移动摄像头组成。机械臂和摄像头配置参照婴儿手和头的空间关系，两只手臂分开安放在竖直的背景墙上。计算机控制数字移动云台，彩色摄像机安放在云台上，监控工作区域。

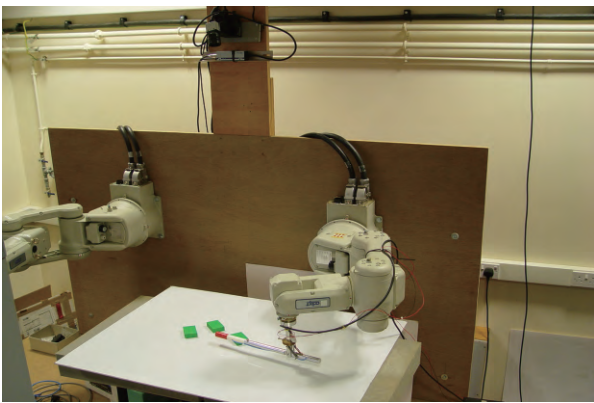


图 7 实验平台
Fig.7 Experimental platform

4.1.1 视觉运动系统

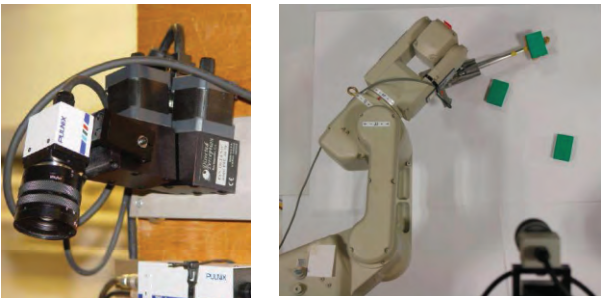


图 8 实验平台之视觉运动系统
Fig.8 Experimental platform of the motorized eye system

视觉系统 (见图 8 右边) 完成注意和扫视工作。视觉运动系统由运动子系统和感觉系统组成。数字云台有 2 个自由度，包括横向运动和上下运动。数字云台可以有效地执行扫视动作，视觉运动图确定

其运动角度值。2 个马达相互独立，各有一个数值代表各自由度需要移动的距离。同时数字云台可以感知当前位置状态，用 2 维数组表示位置值。

图 8 右边显示机器人工作区域的垂直视图。此区域桌面为白色，机器臂前端的指尖涂成绿色，以简化图像处理任务。

4.2 实验过程与结果

为了验证本论文算法的有效性，完成了相关实验。实验步骤如下：(1) 机械手臂先自由移动到某一位置。(2) 仿脑计算模型判断是否采用重复运动算法。(3) 机械手臂再移动新的位置。

在实验实施过程中，机器人的行为可以分成 2 个阶段。(1) 由于视觉记忆映射图是全部空白或仅有非常稀疏的域，这时机器人的视觉运动系统与手臂系统同时活动，利用重复运动方法建立新链接。(2) 在运动过若干次后，视觉记忆映射图中的大多数域已经完成链接，学习算法逐渐辨别出视觉刺激是否源于手运动，并开始忽视手部运动 (不再跟随手臂运动)。当手移动到没有访问过的位置时，调用重复运动方法建立新链接。2 个内部计数器被用来记录不同的运动类型：重复运动和忽视运动。重复运动表示建立新的链接所采用的手臂重复运动次数。忽视运动反映当前眼和手已经建立起链接后所忽视的手臂移动次数。

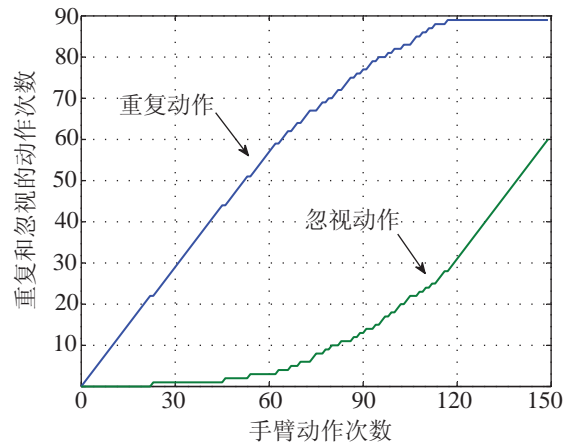


图 9 发展过程中的两种运动方式
Fig.9 Two types of movements during development

图 9 显示 2 种类型的运动次数增加的趋势。在前 10 次运动中，由于视觉记忆映射图和手臂感觉运动映射图之间没有先验的链接，所有的运动类型都是重复运动，不存在忽视运动。在 26 次手臂运动后，出现第 1 个忽视运动，但这种运动的次数的增长速度不快，以重复运动为主。在 60 次运动后，情况发生变化，此时重复运动次数增长速度减慢，

忽视运动迅速增加. 在 120 次运动后, 重复运动几乎停止, 而忽视运动成为主要运动类型. 这 2 条曲线表明整个训练过程中存在的 2 个发展阶段, 快速学习出现在发展学习的初期.

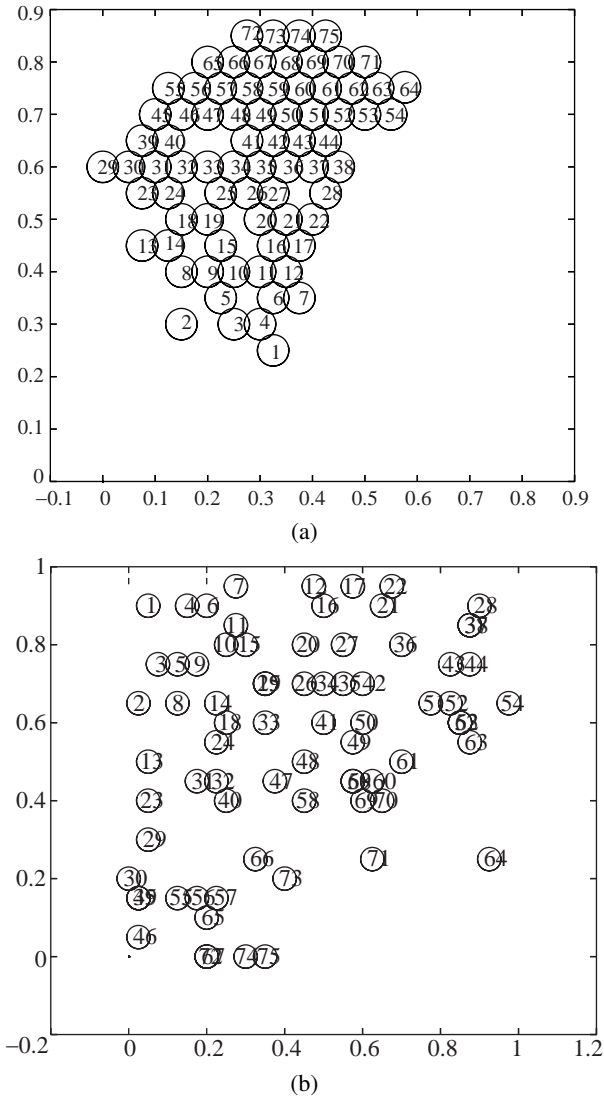


图 10 VMM 链接区域与 HSM 链接区域
Fig.10 Linked fields of VMM and HSM

图 10 显示实验完成后感觉运动图的结果. 图 10(a) 显示视觉记忆映射图, 图 10(b) 显示手臂感觉运动图. 在图 10(a) 中, 圆圈表示图中生成链接的域并用数字按顺序标记. 在图 10(b) 中, 图中存在链接的域用相对应的数字标记, 如在图 10(a) 中, 标号 1 的域在视觉记忆映射图中最下方, 对应的手臂感觉域号为 1, 位置在图 10(b) 的左上角. 可以发现 2 个映射图的形状不同, 源于产生映射图的传感器有所不同. 在图 10(b) 中, 很多域不止有一个数字编号, 表明在视觉记忆映射图中的域不止存在一个链接.

由图 10(b) 还可以发现, 右下角区域的链接少

于其他区域的链接, 说明这一区域对应的手臂的运动空间在视野中非常小, 只要几个视觉记忆域就可以覆盖全部区域. 然而在手臂运动的其他区域, 链接的域密度较大, 并且存在多重链接, 说明此视觉记忆域覆盖了多个手臂感觉运动域, 这些区域需要更小的视觉记忆域. 基于以上发现, 本文提出的发展型学习算法具有自主探索能力, 可以自主地寻找哪些地方需要加强学习. 这样, 本学习系统可以完成自我探索并建立自身内部表示.

图 11 展示了机器人的发展过程中的不同类型链接的增加趋势. “新链接”指从视觉记忆映射图的域到手臂感觉运动映射图的新建链接数. “多重链接”是指同一视觉记忆映射图的域到同一手臂感觉运动映射图的域建立的链接数. 在最初的发展学习阶段“新链接”数量迅速增加, 只有少数“多重链接”存在. 第 92 次运动左右, 新链接几乎停止增加, 多重链接加快增加, 可是这种增加持续时间不长, 大约在第 115 次运动时增加停止. 最后存在 14 个多重链接和 75 个新链接.

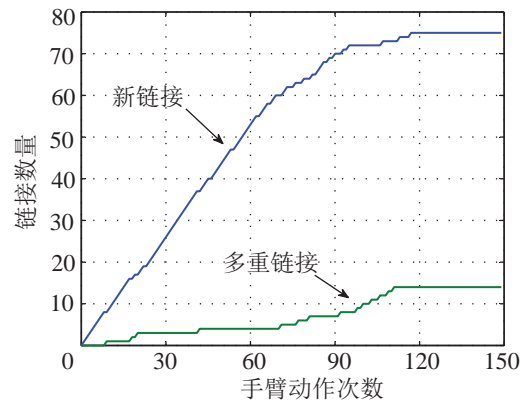


图 11 发展过程的链接曲线
Fig.11 The link curve during development

4.3 收敛性与学习速度分析

每个域里可以有多个链接, 是否会造成域中的链接无限增长呢? 因此有必要确定整个系统的收敛性. 本文建立的手眼协调是将视觉记忆映射图和手臂感觉运动映射图建立链接的过程. 其中手臂感觉运动映射是本体感应, 不存在收敛问题, 所以学习过程中的收敛性, 只体现在视觉记忆映射图形成中. 由式 (6) 可知, 视觉映射运动图有一特性: 离视觉中心越近, 视觉覆盖域越小; 反之越远越大, 也就是离视觉中心越近, 域值对应的马达量越精确. 通过计算可得, 图 4 中视觉覆盖域最大半径为 87 个像素, 在此半径内最多可覆盖 46 个离视觉中心最近的域. 也就是说, 在学习过程中, 假设手臂

出现在视觉边缘部分,那么视觉记忆映射图中的域最多只能建立46个链接,新建的链接会引导移动视觉系统把视觉中心放到手臂的位置,所以链接不会无限增长.可得:在学习有限步后,视觉记忆映射图和手臂感觉运动映射建立的链接收敛.

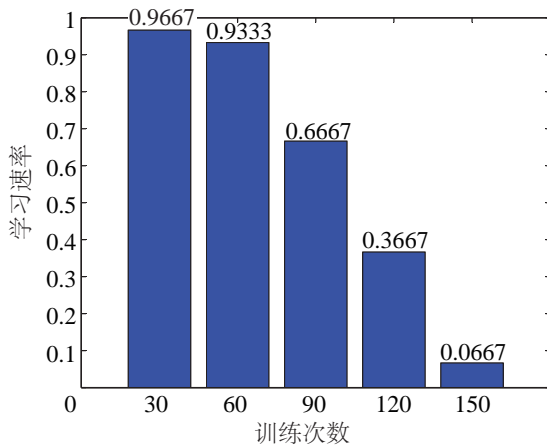


图12 发展过程的新链接生成速度

Fig.12 Increasing speed of the new links during development

图12给出了在机器人发展过程里每30次训练中的学习速率.可以看出,在前60次训练中,学习速率非常快,在0.9以上,几乎每次移动都生成新链接.在第90次时学习速率衰减到0.6667.在第120次时继续保持衰减.在第150次时学习速率只有0.0667.这说明机器人系统学习已达到饱和,新链接建立趋于停止.在图12中,这种高学习速率出现在学习的开始阶段与人类婴儿学习相似.如婴儿在睁开眼睛不久后就学会不精确的扫视运动^[24].

4.4 讨论

上述实验中,机器人演示了如何从不断的无意识动作中学习建立视觉到手臂的感觉运动协调链接,展示了仿脑计算结构和发展型学习算法如何协作完成学习过程.表1将本文的工作与在第2节提到的发展型机器人模型做对比,比较以下几个特点:手眼协处理方法、学习时间、仿脑结构特征、感觉运动结构仿生性和刺激的双向传递.

从表1中可以看到,一些研究利用人工神经网络完成手眼协调中的非线性转换;而本文建立不同感觉运动映射图间的链接实现非线性转换,且学习时间相对短.一些联结主义实验表明需要千次的运动来搜集并训练数据,而本文的系统只需200以内的训练次数完成链接(图9中重复运动曲线,120次左右达到稳定).之前的工作没有表现出能力逐渐增加,只是把全部功能搭建好后在其中加入学习机制;与之相比,本文的系统由简单任务组建起,

慢慢变得复杂,在其发展过程中逐渐成熟;机器人在实验中表现出行为的阶段性变化,这与人类婴儿发育极为相似.之前大多数工作都是建立从视觉刺激到手的映射,没有建立从手到视觉系统的映射,而本文的系统建立起双向链接机制.根据这些对比可以看出,本文的系统拥有更高的自主学习能力和仿生学特性.

表1 与现存方法的比较

Tab.1 Comparison with existing approaches

项目	其他方法	本文方法
手眼协调处理 方法	神经网络, 雅可比矩阵	感觉运动映射和 链接机制
学习时间	大于1000次循环	小于200
仿脑结构特性	少量研究具有 少量特性	通过感觉运动映 射模仿大脑皮质 间的工作机制
感觉运动结构 仿生性	很少涉及	行为模式会阶段 性改变,视觉系 统仿生,婴儿运 动模式模拟
刺激的双向传递	不支持	链接机制支持

5 结论 (Conclusion)

本文提出一种发展型机器人手眼协调学习系统,该系统首先构造仿脑计算结构,通过实现不同类型的感觉运动映射模拟人脑脑叶间的协同工作,然后通过参考婴儿行为建立运动模式,以协助机器人认识自身的手臂,从而学习其手眼协调能力.实验表明,机器表现出从单一的学习模式渐变到两个不同学习模式.这种方法把更多的发展心理学和神经科学的思想融入发展型机器人中.同时,与现有工作相比,本研究还具有3个特点:(1)本实验系统的学习速度快于采用联结主义的系统.(2)在学习过程中,该方法表现出行为增加和累积.(3)拥有更多的自主性和仿生学特性.

本文的工作还有改进的空间.特别是现在的工作只用1个摄像头作为机器人的视觉感受器,在2维环境下执行实验.但机器人在3维环境下工作对实际应用更有意义.基本感觉运动机制需要修改以适应3维参数.此外,本工作并没有考虑如何消除错误映射这个值得深入研究的问题.

致谢 论文作者感谢英国 Aberystwyth 大学计算机系所提供的实验平台和场地支持,并感谢 Mark H. Lee 教授及本论文的审稿人对论文内容建设性的指教.

参考文献 (References)

- [1] Weng J. Symbolic models and emergent models: A review[J]. IEEE Transactions on Autonomous Mental Development, 2012, 4(1): 29-53.
- [2] 于化龙, 朱长明, 刘海波, 等. 发育机器人研究综述 [J]. 智能系统学报, 2007, 2(4): 34-39.
- Yu H L, Zhu C M, Liu H B, et al. A survey on developmental robotics[J]. CAAI Transactions on Intelligent Systems, 2007, 2(4): 34-39.
- [3] Asada M, Hosoda K, Kuniyoshi Y, et al. Cognitive developmental robotics: A survey[J]. IEEE Transactions on Autonomous Mental Development, 2009, 1(1): 12-34.
- [4] Stoytchev A. Some basic principles of developmental robotics [J]. IEEE Transactions on Autonomous Mental Development, 2009, 1(2): 122-130.
- [5] 于凌涛, 王正雨, 于鹏, 等. 基于动态视觉引导的外科手术机器人器械臂运动方法 [J]. 机器人, 2013, 35(2): 162-170.
- Yu L T, Wang Z Y, Yu P, et al. A kinematics method based on dynamic visual navigation for the instrument arm of surgical robot[J]. Robot, 2013, 35(2): 162-170.
- [6] 马如奇, 董为, 杜志江, 等. 主被动混合式微创手术机械臂机构设计及灵巧度优化 [J]. 机器人, 2013, 35(1): 81-89.
- Ma R Q, Dong W, Du Z J, et al. Mechanical design and dexterity optimization for hybrid active-passive minimally invasive surgical manipulator[J]. Robot, 2013, 35(1): 81-89.
- [7] Nori F, Natale L, Sandini G, et al. Autonomous learning of 3d reaching in a humanoid robot[C]// IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems. Piscataway, USA: IEEE, 2007: 1142-1147.
- [8] Kumar P P, Behera L. Visual servoing of redundant manipulator with Jacobian matrix estimation using self-organizing map[J]. Robotics and Autonomous Systems, 2010, 58(8): 978-990.
- [9] Meng Q, Lee M H. Automated cross-modal mapping in robotic eye/hand systems using plastic radial basis function networks [J]. Connection Science, 2007, 19(1): 25-52.
- [10] Meng Q, Lee M H, Hinde C J. Robot competence development by constructive learning[J]. Lecture Notes in Electrical Engineering, 2010, 48: 15-26.
- [11] Huelse M, McBride S, Law J, et al. Integration of active vision and reaching from a developmental robotics perspective[J]. IEEE Transactions on Autonomous Mental Development, 2010, 2(4): 355-367.
- [12] Huelse M, McBride S, Lee M. Developmental robotics architecture for active vision and reaching[C]// IEEE International Conference on Development and Learning. Piscataway, USA: IEEE, 2011: 1-6.
- [13] Chinellato E, Antonelli M, Grzyb B J, et al. Implicit sensorimotor mapping of the peripersonal space by gazing and reaching[J]. IEEE Transactions on Autonomous Mental Development, 2011, 3(1): 43-53.
- [14] Chao F, Hu L, Shi M, et al. Robotic 3D reaching through a development-driven double neural network architecture[M]//Advances in Intelligent and Soft Computing, vol.123. Berlin, Germany: Springer-Verlag, 2012: 179-184.
- [15] Chao F, Lin H, Jiang M, et al. Robotic a developmental constraint driven approach to developmental robotic hand-eye coordination[C]//IEEE International Conference on Robotics and Biomimetics. Piscataway, USA: IEEE, 2012: 179-184.
- [16] Chao F, Lin H, Jiang M, et al. Integration of brain-like computational structure and infant behavioral pattern for robotic hand-eye coordination[C]//Proceedings of the 12th International Conference on Control, Automation, Robotics and Vision. 2012: 100-105.
- [17] Khamassi M, Lalle S, Enel P, et al. Robot cognitive control with a neurophysiologically inspired reinforcement learning model[J]. Frontiers in Neurobotics, 2011, 5(1): 1-14.
- [18] Chao F, Zhang X, Lin H X, et al. Learning robotic hand-eye coordination through a developmental constraint driven approach[J]. International Journal of Automation and Computing, 2013, 10(5): 414-424.
- [19] Mathew A, Cook M. The control of reaching movements by young infants[J]. Child Development, 1990, 61: 1238-1257.
- [20] Cassanello C R, Nihalani A T, Ferrera V P. Neuronal responses to moving targets in monkey frontal eye fields[J]. Journal of Neurophysiology, 2008, 100(3): 1544-1556.
- [21] Chao F, Lee M H, Lee J J. A developmental algorithm for oculomotor coordination[J]. Robotics and Autonomous Systems, 2010, 58(3): 239-248.
- [22] Cohen Y E, Andersen R A. A common reference frame for movement plans in the posterior parietal cortex[J]. Nature Reviews Neuroscience, 2002, 3(7): 553-562.
- [23] Piek J, Carman R. Developmental profiles of spontaneous movements in infants[J]. Early Human Development, 1994, 39(2): 109-126.
- [24] Butko N J, Fasel I R, Movellan J R. Learning about humans during the first 6 minutes of life[C]//IEEE International Conference on Development and Learning. Piscataway, USA: IEEE, 2006.
- [25] Lee M H, Meng Q, Chao F. Staged competence learning in developmental robotics[J]. Adaptive Behavior, 2007, 15(3): 241-255.

作者简介:

张欣 (1985-), 男, 硕士. 研究领域: 智能机器人, 发展型学习算法, 人工神经网络.

周昌乐 (1959-), 男, 博士, 教授. 研究领域: 仿脑智能系统, 自然语言处理, 艺术认知计算.

江敏 (1976-), 男, 博士, 副教授. 研究领域: 认知机器人, 认知逻辑, 计算博弈论以及模型检查.