

基于神经网络的机器人手眼无标定 平面视觉跟踪¹⁾

潘且鲁 苏剑波 席裕庚

(上海交通大学自动化研究所 上海 200030)

(E-mail: panqielu@263.net)

摘 要 在手眼关系及摄像机模型完全未知的情况下,建立了眼在手上机器人平面视觉跟踪问题的非线性视觉映射模型,将图像特征空间和机器人工作空间紧密地联系起来.在此基础上,设计了基于人工神经网络的视觉跟踪控制方案,将视觉跟踪问题转化为图像特征空间中的定位问题.仿真结果表明该算法能完全消除稳态跟踪误差,具有很强的环境适应性和容错能力,算法简单,易于实时实现.

关键词 视觉跟踪,人工神经网络,无标定,手眼协调.

UNCALIBRATED 2D ROBOTIC VISUAL TRACKING BASED ON ARTIFICIAL NEURAL NETWORK

PAN Qie-Lu SU Jian-Bo XI Yu-Geng

(Institute of Automation, Shanghai Jiaotong University, Shanghai 200030)

(E-mail: panqielu@263.net)

Abstract In this paper, without explicit external and internal calibration, we propose a nonlinear visual mapping model for the eye-in-hand robotic visual tracking problem, which connects the image feature space with the robotic work space tightly. Moreover, a new visual control scheme based on artificial neural network is designed, and the visual tracking problem is converted into a servo problem in image feature space. Simulation results show that this method can drive the static tracking error to zero quickly and keep good robustness and adaptability at the same time. Additionally, the algorithm is very easy to be implemented with low computational complexity.

Key words Visual tracking, ANN, calibration free, hand-eye coordination.

1 引言

机器人手眼协调是智能机器人主要研究方向之一^[1]. 传统的手眼系统(如 Look then

1) 国家自然科学基金(69875010)和上海市高校青年科学基金(98QN18)资助项目.

Move 系统)采用基于模型的控制方法,本质上属于开环静态控制,因机械臂定位精度与模型标定准确度有关,误差累积现象严重,难以在工程中实现^[2].近年来,无标定方法引起各国学者的广泛注意^[3,4,5].其核心是在不精确或未知手眼关系条件下,利用视觉反馈误差规划机器人运动,从而完成视觉伺服、跟踪任务.由于采用了闭环反馈控制策略,从根本上消除了模型准确度对机械臂定位精度的影响.但问题的关键在于,如何将视觉空间误差信息映射到机械臂所在的三维运动空间中去.文献[6,7]利用图像雅可比矩阵描述该映射关系,但图像雅可比矩阵方法难以应用于目标和摄像机同时运动的场合.文献[8,9]将自回归滑动平均外生(ARMAX)模型用于视觉跟踪、在线估计目标与摄像机间的距离.文献[10,11]利用神经网络成功地逼近逆图像雅可比矩阵,完成视觉定位任务.该方法无须显式地求取逆图像雅可比矩阵元素,简单易行.但由于图像雅可比矩阵自身固有的缺陷,只在局部工作范围内有效,且难以应用于跟踪问题.本文在手眼关系及摄像机模型完全未知的情况下,建立了适用于整个工作空间的非线性视觉映射关系模型,并据此设计了基于人工神经网络(ANN)的视觉跟踪控制器,以完成二维运动目标跟踪任务,仿真结果表明该算法行之有效.

2 问题描述

机器人视觉跟踪问题可定义为:移动机器人手爪,使得运动目标在图像平面上的投影始终固定在期望位置.为防止图像特征被遮盖,本文采用眼在手上构造方式,摄像机固定于手爪之上,手眼关系和摄像机模型参数完全未知.目标在工作平面内自由运动,视觉控制器在图像平面上进行轨迹规划,并将规划结果映射到机器人运动空间中去,作为运动指令下达给机器人伺服控制器,从而驱动手爪进行平动跟踪,直至追上目标并完成抓取任务.为此,需要建立图像平面与机器人运动空间之间的映射关系模型.

3 视觉映射关系模型

首先求取从机器人运动空间到图像平面的映射关系模型(正映射模型).设 k 时刻目标点(object)在图像平面上瞬时速度(光流)为 $(u(k), v(k))$, 加速度为 $(\Delta u(k), \Delta v(k))$. 由文献[8]可知

$$\begin{bmatrix} u(k) \\ v(k) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} u_o(k) \\ v_o(k) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} u_c(k) \\ v_c(k) \end{bmatrix}, \quad (1)$$

其中 u_o, v_o 表示由于目标运动产生的速度分量; u_c, v_c 表示因摄像机(Camera)平移产生的速度分量.另外,当帧率足够高时, $u(k), v(k)$ 可由下式近似求取^[8]:

$$u(k) = \frac{x(k) - x(k-1)}{T}, \quad v(k) = \frac{y(k) - y(k-1)}{T}, \quad (2), (3)$$

其中 $x(k), y(k)$ 为目标点在图像平面上投影的坐标, T 为视频采样周期,不失一般性地可令 $T=1$. 在机器人运动空间中,由于目标与摄像机之间的相对运动总可表示为以下三部分:目标运动加速度、摄像机与目标间的相对运动速度、摄像机运动加速度,故目标点在图像平面上投影的加速度 $\Delta u, \Delta v$ 可以表示为

$$\begin{bmatrix} \Delta u(k) \\ \Delta v(k) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \Delta u_o(k) \\ \Delta v_o(k) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \Delta u_{co}(k) \\ \Delta v_{co}(k) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \Delta u_c(k) \\ \Delta v_c(k) \end{bmatrix}, \quad (4)$$

其中 $\Delta u_o, \Delta v_o$ 为由目标运动加速度引起的图像平面上的加速度分量. 本文暂且假设目标作匀速直线运动, 则此项为零. 注意, 该假设仅用于神经网络训练过程, 在视觉跟踪过程中将被取消(详见4.2节). $\Delta u_{co}, \Delta v_{co}$ 表示摄像机与目标间的相对运动速度经非线性透视投影引起的图像平面加速度分量, 可表示为

$$\begin{bmatrix} \Delta u_{co}(k) \\ \Delta v_{co}(k) \end{bmatrix} = f_{co} \left(\begin{bmatrix} x(k) \\ y(k) \end{bmatrix}, \begin{bmatrix} u(k) \\ v(k) \end{bmatrix} \right), \quad (5)$$

其中 $\Delta u_c, \Delta v_c$ 为摄像机运动加速度引起的图像平面加速度分量, 可表示为

$$\begin{bmatrix} \Delta u_c(k) \\ \Delta v_c(k) \end{bmatrix} = f_c \left(\begin{bmatrix} x(k) \\ y(k) \end{bmatrix}, \begin{bmatrix} \Delta T_{hx}(k) \\ \Delta T_{hy}(k) \end{bmatrix} \right). \quad (6)$$

由于从机器人运动空间到图像平面间的映射具有非线性, 故式(5), (6)中 $f_{co}(*, *)$, $f_c(*, *)$ 均为非线性函数, 且均与位置坐标 $x(k), y(k)$ 有关. $\Delta T_{hx}, \Delta T_{hy}$ 为手爪平移加速度分量(相对于基坐标), 可由手爪位置坐标 $(X_h(k), Y_h(k))$ 经二阶差分求取. 此处用手爪加速度变量替代摄像机加速度变量, 是由于手爪作平动跟踪时, 二者具有确定的一一对应关系. 将式(5,6)代入式(4)可得正映射模型为

$$\begin{bmatrix} \Delta u(k) \\ \Delta v(k) \end{bmatrix} = f \left(\begin{bmatrix} x(k) \\ y(k) \end{bmatrix}, \begin{bmatrix} u(k) \\ v(k) \end{bmatrix}, \begin{bmatrix} \Delta T_{hx}(k) \\ \Delta T_{hy}(k) \end{bmatrix} \right), \quad (7)$$

将上式中的输入、输出关系置换, 即可得到从图像平面到机器人运动空间的逆映射模型

$$\begin{bmatrix} \Delta T_{hx}(k) \\ \Delta T_{hy}(k) \end{bmatrix} = f' \left(\begin{bmatrix} x(k) \\ y(k) \end{bmatrix}, \begin{bmatrix} u(k) \\ v(k) \end{bmatrix}, \begin{bmatrix} \Delta u(k) \\ \Delta v(k) \end{bmatrix} \right), \quad (8)$$

其中 $\Delta u, \Delta v$ 可直接由下式求出

$$\Delta u(k) = u(k) - u(k-1), \Delta v(k) = v(k) - v(k-1), \quad (9), (10)$$

$f(*, *, *)$, $f'(*, *, *)$ 均为未知非线性函数, 且满足以下关系式:

$$\begin{bmatrix} \Delta u(k) \\ \Delta v(k) \end{bmatrix} = f \left(\begin{bmatrix} x(k) \\ y(k) \end{bmatrix}, \begin{bmatrix} u(k) \\ v(k) \end{bmatrix}, f' \left(\begin{bmatrix} x(k) \\ y(k) \end{bmatrix}, \begin{bmatrix} u(k) \\ v(k) \end{bmatrix}, \begin{bmatrix} \Delta u(k) \\ \Delta v(k) \end{bmatrix} \right) \right). \quad (11)$$

4 控制策略

为完成目标跟踪任务, 必须把控制策略和视觉传感信息紧密结合起来. 由于手眼关系未知以及式(8)包含的严重非线性, 传统的基于自适应参数估计的控制方法难以利用. 为此, 我们构造了一个人工神经网络(ANN)来描述式(8)所示的非线性映射关系, 将运动规划得到的控制指令映射到机器人运动空间中去, 从而避免参数辩识的困难. 控制系统结构如图1所示.

4.1 实时运动规划

运动规划在图像平面上进行, 是视觉跟踪控制器的核心, 完成实时视觉反馈、控制功能. 其目的是根据图像特征序列, 包括目标在图像平面上投影点的位置 $(x(k), y(k))$ 、速度 $(u(k), v(k))$ 及其期望位置 (x^*, y^*) 来实时地规划未来时刻目标投影点的运动状态,

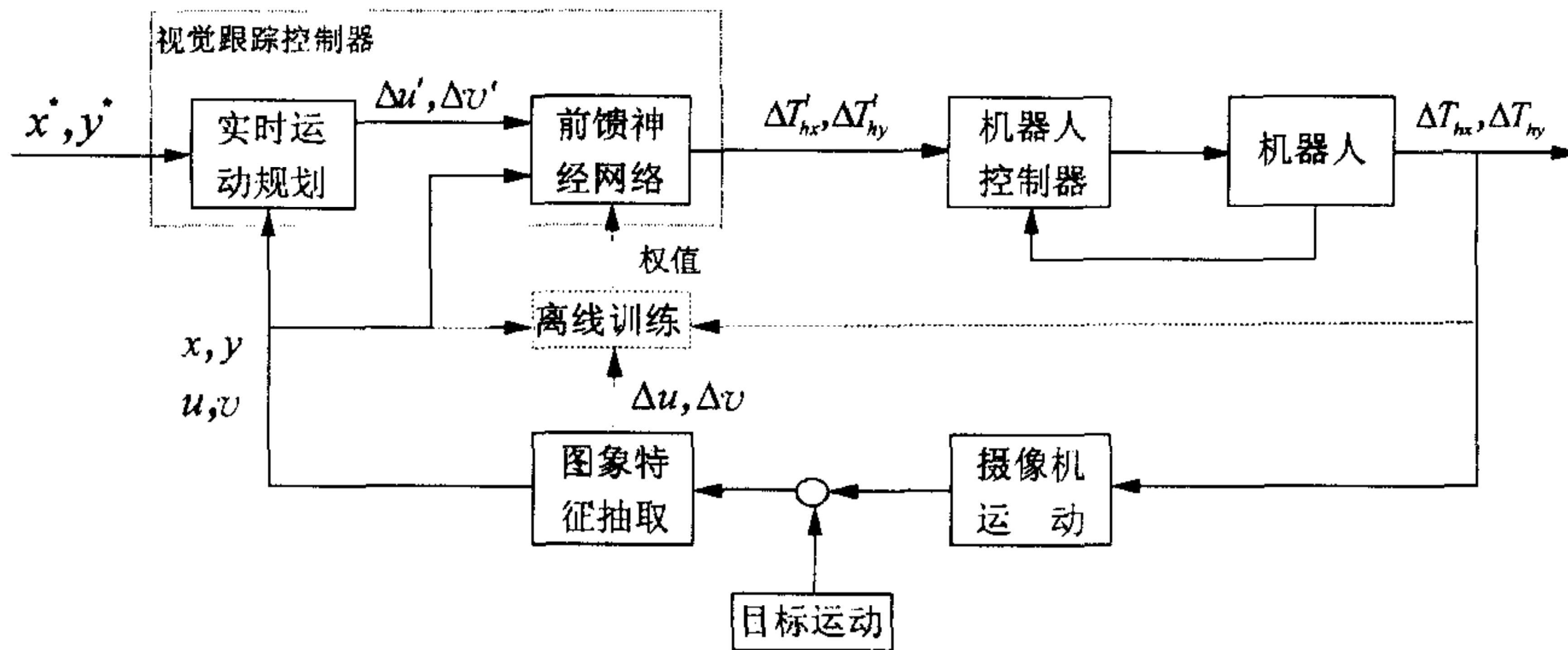


图1 平面机器人视觉跟踪控制结构图

(包括位置 $(x'(k+1), y'(k+1))$ 、速度 $(u'(k+1), v'(k+1))$ 、加速度 $(\Delta u'(k+1), \Delta v'(k+1))$), 从而保证手爪快速、无静差地跟踪运动目标. 第3节中我们曾假设目标作匀速直线运动, 但实际上目标运动速度是变化的, 视觉映射模型也不可能十分准确. 基于反馈原理, 实时运动规划可以有效消除以上因素引起的跟踪误差. 为描述方便, 将速度、加速度表示为矢量形式: $V(k) = [u(k), v(k)]^T$, $V'(k) = [u'(k), v'(k)]^T$, $\Delta V'(k) = [\Delta u'(k), \Delta v'(k)]^T$. 设 k 时刻图像平面上目标投影点与期望位置 (x^*, y^*) 间的距离为 $d(k)$, 为使手爪尽快靠近目标, $V'(k+1)$ 的方向应始终指向 (x^*, y^*) , 其幅值 $|V'(k+1)|$ 按以下规则变化:

- 1) 当 $d(k) \geq d_1$ 时, 逐渐增加 $|V'(k+1)|$, 直到手爪达到允许的最大速度运行;
- 2) 当 $d_1 > d(k) \geq d_2$ 时, 逐渐减小 $|V'(k+1)|$, 直到手爪减速至一较低的速度运行;
- 3) 当 $d(k) < d_2$ 时, 根据图像平面上目标投影点位置与期望位置的偏差, 通过 PI 控制律计算出下一时刻目标投影点运动速度大小, 从而做到无差跟踪. 计算公式如下:

$$\begin{bmatrix} u'(k+1) \\ v'(k+1) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} u(k) \\ v(k) \end{bmatrix} + c_1 \begin{bmatrix} x(k) - x^* \\ y(k) - y^* \end{bmatrix} - c_2 \begin{bmatrix} x(k-1) - x^* \\ y(k-1) - y^* \end{bmatrix}. \quad (12)$$

以上跟踪策略中, 阈值 $d_1 > d_2 > 0$, c_1, c_2 分别是 PI 控制器的比例、积分系数. 运动规划器的输出是目标投影点的加速度规划值 $(\Delta u'(k+1), \Delta v'(k+1))$, 计算公式为

$$\begin{bmatrix} \Delta u'(k+1) \\ \Delta v'(k+1) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} u'(k+1) \\ v'(k+1) \end{bmatrix} - \begin{bmatrix} u(k) \\ v(k) \end{bmatrix}. \quad (13)$$

4.2 神经网络映射器

神经网络的作用是将图像空间中运动规划结果映射到机器人所在的三维笛卡尔空间中去, 作为运动指令下达给机器人伺服控制器. 本文采用六输入、两输出的三层前馈网络, 学习律采用带动量项加速因子的反播(B-P)算法. 神经网络权值采用离线训练方式获得, 并用于在线控制. 训练样本按以下方式获得: 让目标点在工作平面上以不同的起始点和初速度作匀速直线运动(或保持静止), 其轨迹尽可能布满整个工作范围(仿真中取 $X_0 \in [-0.2, 0.2]$, $Y_0 \in [-0.2, 0.2]$). 手爪作随机运动, 也即其加速度为随机变量. 记录图像平面上目标点投影的位置 $(x(k), y(k))$ 、速度 $(u(k), v(k))$ 、加速度 $(\Delta u(k), \Delta v(k))$ 序列和机器人空间中手爪加速度数据 $(\Delta T_{hx}(k), \Delta T_{hy}(k))$, 作为训练样本(注. 手爪加速度 $\Delta T_{hx}(k), \Delta T_{hy}(k)$ 由其位置坐标 $X_h(k), Y_h(k)$ 经二阶差分求取).

ANN 用于控制时, 除输入当前时刻目标点在图像平面上的位置 $(x(k), y(k))$ 、速度 $(u(k), v(k))$ 以外, 还要输入由运动规划得到的加速度分量 $\Delta u'(k+1), \Delta v'(k+1)$. ANN

的输出就是下达给机器人伺服控制器的加速度指令 $\Delta T'_{hx}(k+1)$ 、 $\Delta T'_{hy}(k+1)$ 。

不难看出,在选取训练样本过程中严格遵循了目标作匀速直线运动的假设,而当 ANN 用于跟踪控制时,该假设已被取消,通过实时运动规划来消除由此引起的跟踪误差。

5 仿真结果

利用 Matlab 5.1 软件包神经网络工具箱对以上控制方案进行了仿真. 考虑到摄像机图像分辨率受限,为模拟由此带来的量化噪声,仿真中在目标投影点位置坐标中加入了高斯白噪声,其均方差为 0.36 个象素宽度. 目标投影点的速度、加速度值均由该含噪位置坐标差分求取. 视频采样周期为 25 ms,图像处理时延为 15 ms.

图 2,3 分别为手爪跟踪匀速运动和圆弧运动目标(加速度 $\neq 0$) 的轨迹曲线. ANN 权值由 3150 个训练样本通过 2 万次迭代得到,ANN 隐层节点数为 30. 摄像机坐标系相对于手爪坐标系的偏转角为 30 度,俯仰角为 20 度. 由图可见,稳态位置误差为零,但由于存在位置测量噪声,动态跟踪性能受到影响. 若能采用先进的图像处理和滤波算法,减小计算时延和图像点位置测量误差,则可以有效地提高动态跟踪性能. 另外,由于神经网络具有良好的泛化能力,当目标点在工作平面上的运动轨迹超出训练范围时,手爪仍能有效地跟踪(见图 2).

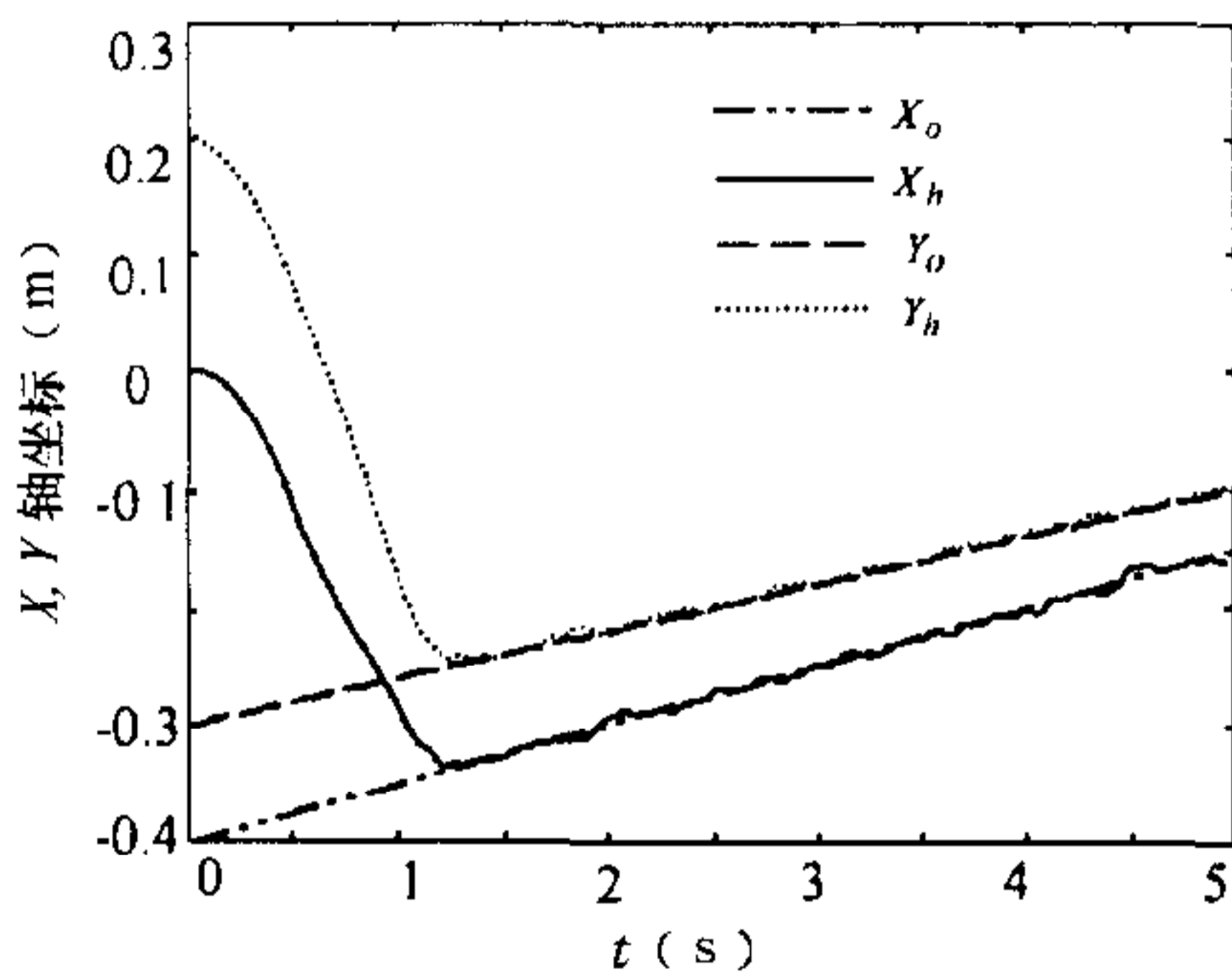


图2 跟踪匀速运动目标

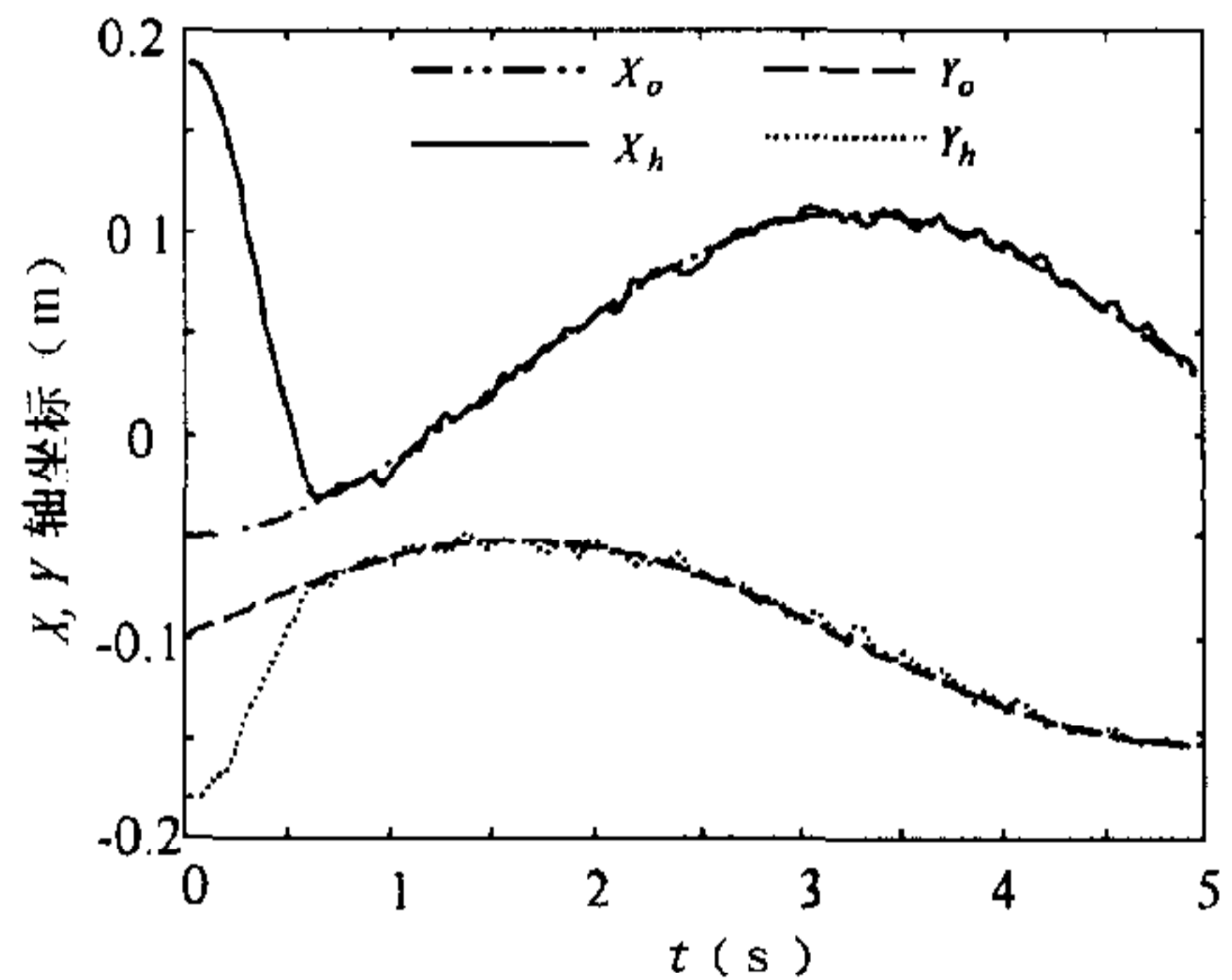


图3 跟踪圆弧运动目标

图 4 为采用同样权值条件下,手眼关系发生变化后的跟踪情况(偏转角为 0 度,俯仰角

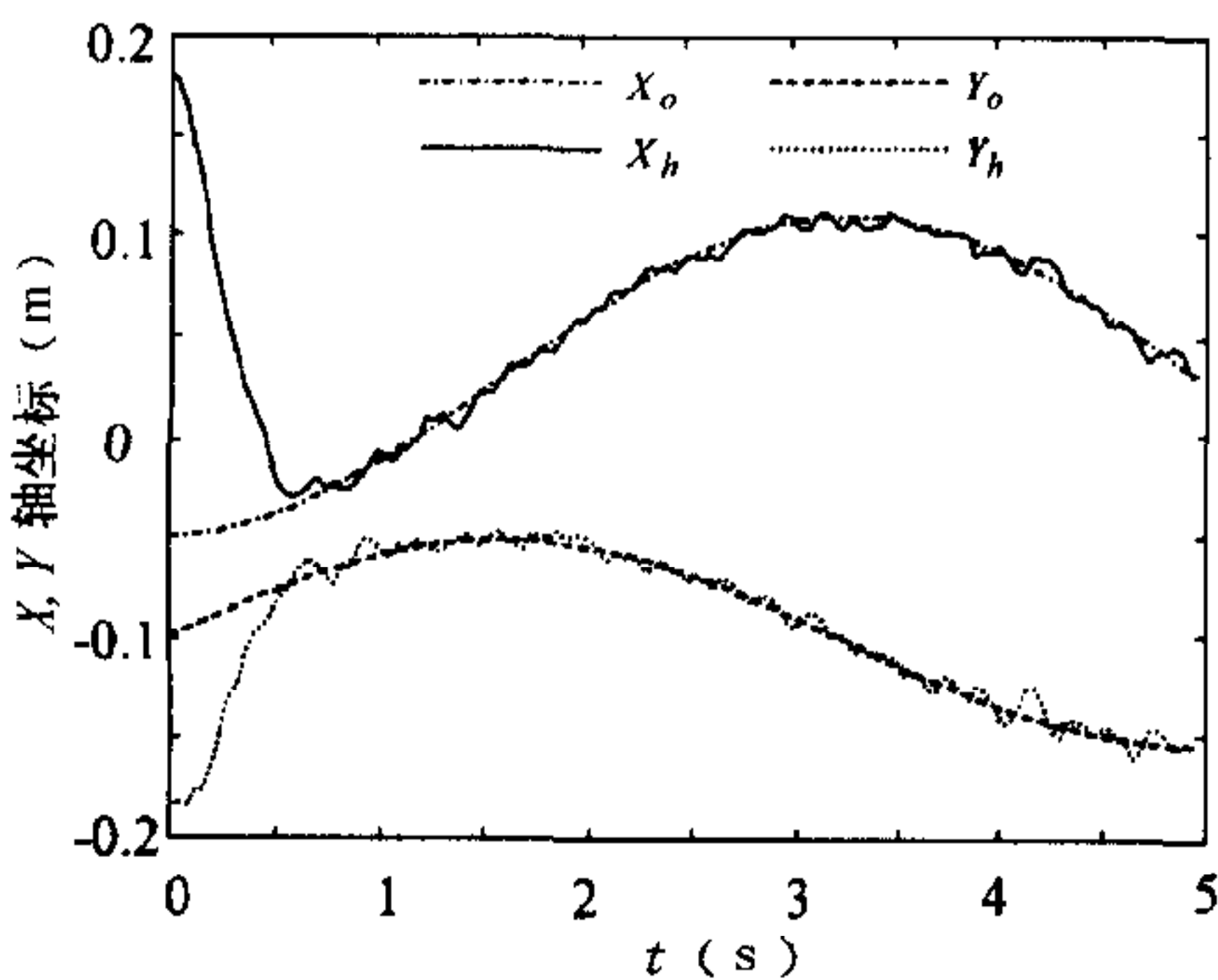


图4 手眼关系变化条件下跟踪曲线

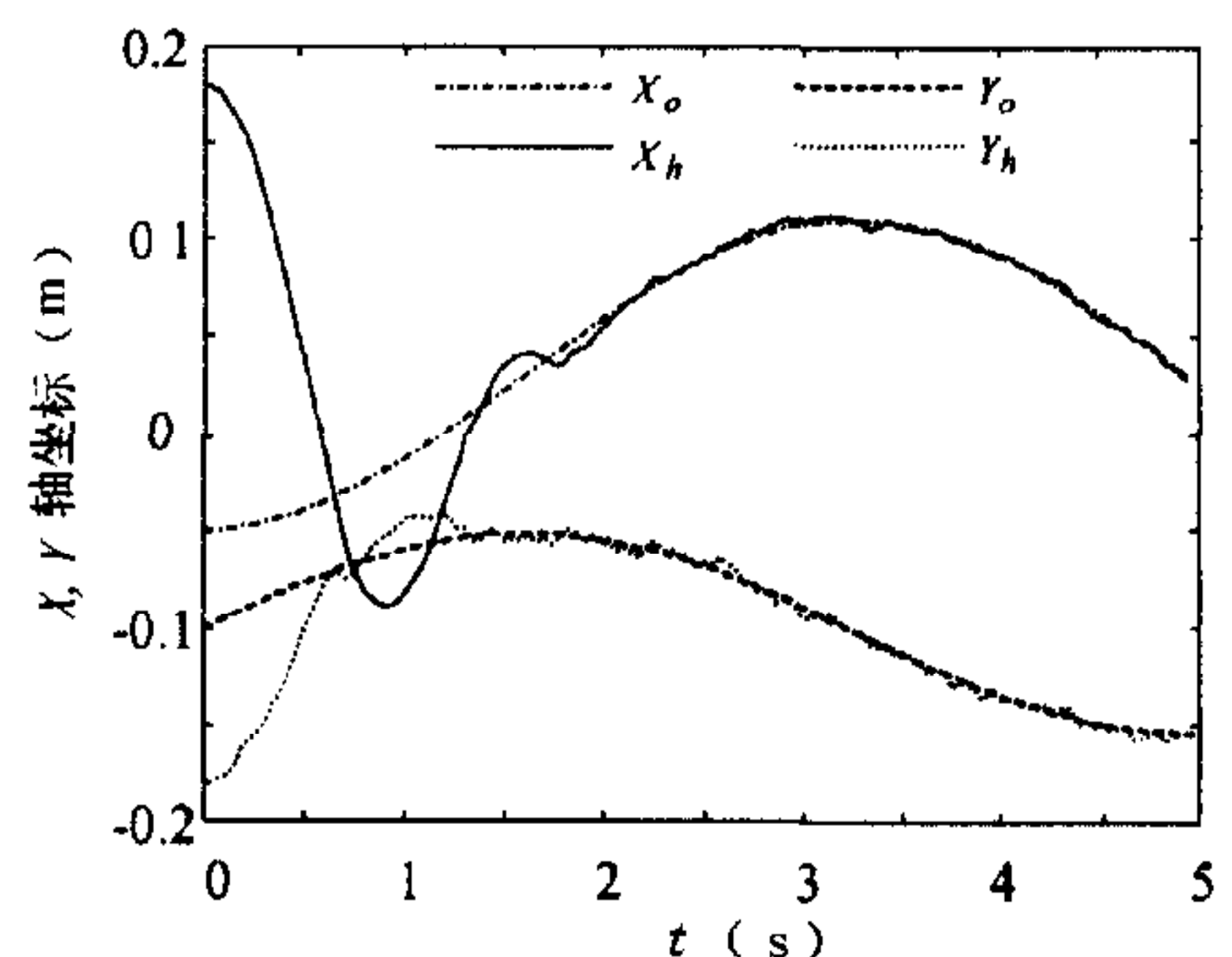


图5 训练样本不完全时跟踪曲线

为 -20 度). 由图可见,尽管未针对变化后的手眼关系重新训练神经网络,仍取得了良好的

控制效果,说明了基于实时运动规划的视觉控制器具有极强的环境适应能力.图5是在 ANN 训练不充分情况下的跟踪曲线.训练样本数仅为637个,迭代次数为1000,隐节点数为10.由图可见,尽管此处采用的 ANN 模型极其粗糙,仍然能对目标进行有效跟踪.

6 结论

本文在手眼关系及摄像机模型完全未知的情况下,针对眼在手上机器人二维视觉跟踪问题提出了一种新的非线性视觉映射关系模型,并在此基础上设计了基于人工神经网络的跟踪控制方案,从而避免了对大量未知参数进行在线辨识或离线标定,算法简单,易于工程实现.仿真结果表明,该方案跟踪效果好,具有较强的环境适应性和容错能力,在整个工作范围均能适用.

参 考 文 献

- 1 Hutchinson S, Hager D, Corke P. A tutorial on visual servo control. *IEEE Trans. Robot. & Autom.*, 1996, 12(5):651~670
- 2 Sanderson A C, Weiss L E, Neuman C P. Dynamic sensor-based control of robots with visual feedback. *IEEE Trans. Robot. & Autom.*, 1987, 3(5):404~417
- 3 Yoshimi B H, Allen P K. Alignment using an uncalibrated camera system. *IEEE Trans. Robot. & Autom.*, 1995, 11(4):516~521
- 4 苏剑波,李耀通.手眼关系的实时估计及平面机器人运动跟踪.见:第二届全球华人智能控制与智能自动化大会论文集(CWC ICIA'97),西安:西安交通大学出版社,1997.73~76
- 5 Hespanha J, Dodds Z, Hager G D, Morse A S. What can be done with an uncalibrated stereo systems? In: Proc. 1998 IEEE Inter. Conf. Robot. & Autom. . Belgium; Leuven, 1998. 1366~1372
- 6 Sutanto H, Sharma R, Varma V. Image based autodocking without calibration. In: Proc. 1997 IEEE Inter. Conf. Robot. & Autom. . New Mexico; Albuquerque, 1997. 974~979
- 7 Scheering C, Kersting B. Uncalibrated hand-eye coordination with a redundant camera system. In: Proc. 1998 IEEE Inter. Conf. Robot. & Autom. . Belgium; Leuven, 1998. 2953~2958
- 8 Papanikolopoulos N P, Khosla P K. Adaptive robotic visual tracking; theory and experiments. *IEEE Trans. Robot. & Autom.*, 1993, 9(3):429~445
- 9 Smith C E, Brandt S A, Papanikolopoulos N P. Eye-in-hand robotic tasks in uncalibrated environments. *IEEE Trans. Robot. & Autom.*, 1997, 13(6):903~914
- 10 Hashimoto H, Kubota T, Sato M, Hurashima F. Visual control of robotic manipulator based on neural networks, *IEEE Trans. Industrial Electronics*, 1992, 39(6):490~496
- 11 Stanley K, Wu Q M J, Jerbi A, Gruver W A. Neural network-based vision guided robotics, In: Proc. 1999 IEEE Inter. Conf. Robot. & Autom. , Michigan; Detroit, 1999. 281~286

潘且鲁 1973年生,分别于1994年、1997年、2000年在上海交通大学电力学院、电子信息学院获得学士、双学士、硕士、博士学位.研究领域为计算机视觉,数字信号处理,应用电子技术等.

苏剑波 1969年生.分别于1989年、1992年、1995年在上海交通大学、中国科学院自动化研究所、东南大学获得学士、硕士、博士学位,1997年博士后出站,现任上海交通大学自动化系副教授.研究领域为机器人视觉与控制.

席裕庚 1946年生.1984年于慕尼黑工业大学获博士学位,现为上海交通大学教授,博士生导师.研究方向为预测控制理论,电信网络优化规划,机器人路径规划与控制等.