

一个简单的机器人视觉引导 装配实验系统

邹瑞雨 王大培 李全益

(中国科学院沈阳自动化研究所)

摘要 本文对视觉控制下的一个简单实验室装配系统作了介绍, 讨论了系统组成、机器人控制、二维图象特征的提取、对物体自动识别、定位定向、系统标定、实现垒积木装配工作。本实验系统用的是我所研制的国内第一台示教再现机器人。

关键词: 计算机控制系统, 机器人控制, 特征提取, 识别, 误差分析。

1 实验系统

该系统由硬件和软件组成。硬件包括主控计算机、中间过程计算机、视觉子系统和机器人子系统, 如图1所示。软件由系统软件和任务软件组成。

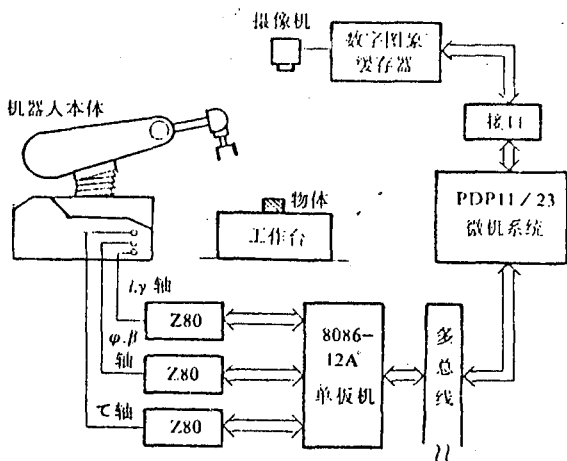


图1 系统硬件结构

1.1 实验任务

主要用于生产线自动装配实验——垒积木。系统经过标定、训练、识别、定位定向, 控制机器人抓取具有一定形状的物体, 放到空间某一位置上。尽管这不属于实际工作任务, 但它有一定的代表性, 蕴藏着大量特殊工业问题的关键因素。

1.2 计算机系统

该系统采用三级控制, 最高级即决策级是DEC公司的PDP11/23微机, 主要完成图象处理、进行物体识别, 定位定向, 装配过程控制及调整; 中间级是8086-12A单板机, 用于作其它传感器接口, 完成机器手各自由度坐标分配, 减轻下一级——机器人控制的负担, 提高运行速度; 最后一级用Z-80单板机, 5个自由度分别用三台Z-80控制。

1.3 机器人

机器人本体和控制器是沈阳自动化所研制的我国第一台SJZ-1型示教再现工业机器人。它有5个自由度, 采用电液伺服系统, 具有点位控制和速度控制等功能, 用增量码盘做位置反馈。

1.4 视觉子系统

视觉子系统由一个美国通用电气公司的CIDTN2500固体摄像象机(244×248象素)和一个PN2500数字图象缓存器组成。摄像象机摄取的图象经过光电转换, 数字图象暂存于缓冲器中, 由计算机读取。主机PDP11/23通过接口与缓存相连, 计算机读取图象进行处理、提取特征、识别物体、定位定向、将位置和方向信息送到机器人控制器。

① 收到本文的时间是1987年11月1日。

1.5 任务软件

任何任务系统,只有硬件是不够的,还必须配备相应的软件才能构成一完整的任务系统。接口程序和各自自由度坐标分配程序用汇编编写,其余均用 FORTRAN 语言编写,有一定的通用性。

系统任务程序包括:装夹任务主程序;标定任务程序(含视觉子系统刻度标定程序,摄像机与机器人坐标系间标定程序);系统学习程序;机器人运动控制程序;物体图象处理程序;识别、定位定向程序;主机与各外设间的接口程序。

2 视觉子系统的图象处理

为了能准确地提取物体特征并计算其位置和方向,必须对摄取图象进行处理,使计算机正确地理解原物体。我们作了以下几个方面的工作:①图象预处理,②边缘跟踪与参量修正,③焦距修正,④特征提取,⑤训练、识别。

2.1 图象预处理

由于外界的干扰和系统的影响,总会使零件图象不很理想,因此首先对图象作预处理。

2.1.1 图象的压缩

CID 固体摄像机,其像素比是 1.4:1.8,即 $x/y \approx 0.777778$,得到一幅失真图象,故需在 Y 方向压缩或 X 方向放大。

2.1.2 门限的自动选取

门限的优劣是图象处理和以后物体特征提取的关键。它的合理选取有助于确定对光照的要求,可以理想地把物体从背景中分离开。门限选取技术是多种多样的,可以人为赋值,它的通用性窄,往往造成错误赋值。较好的方法是自动赋值。可以经过对灰度直方图的统计,选择灰度最大与最小值之间的某个值,如中值、1/3 值。还有拉氏算子直方图求门限、百分比直方图、聚类法和嫡法等求门限^[1,2]。经实验证明,聚类法赋值效果最佳。基本思想是,以图象直方图为基础,对灰度进行概率聚类分析,以类间方差为判别准则,使判别函数最优化,求得最佳门限。

2.1.3 图象分析和孔参量修正

根据最佳门限,对校正的图象从左上角逐行对大于或等于该门限的图象进行连通性分析,并按物体出现的先后顺序给物体标号,如图 2 所示。扫到第一个物体注标号 1,第 2 个物体标号 2 依次类推,背

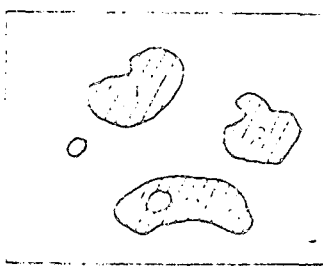


图 2 标号图象

景均标 0。在标号图象的基础上,将物体逐个分开进行单独跟踪。对于进入方向按向最左看(LML)规则,将跟踪过程中的边缘 X、Y 坐标送入 X、Y 列表中。当一个封闭边缘被送完,把 X、Y 表置一个 0,这样就将多个完整的边缘数记录下来。待全部跟踪完成,输出总的边缘线条数。这些边缘线条数包括孔。实际上,由于小齿轮量化污点的存在,会引起孔数增多。设实际最小孔周长为 L_{hol} ,干扰的最大孔周长 L_{max} ,只要 $L_{max} < L_{hol}$,总存在一个值 L ,使

$$L_{max} < L < L_{hol}$$

若孔小于 L ,则视为干扰,应从 X、Y 列表中消去。经过处理,使列表的边缘线条数均与实际物体相符。

2.2 特征的边界跟踪算法与特征提取

因用一架象机,得到的是物体的一个侧面图,因此必须假定:①每个物体只有有限个稳定姿态,②摄像机与物体的距离为已知。在特征提取时,可以将物体的每个面作为一个基本单位去处理,必要时还应根据每个面去鉴别物体。另外也可以通过机械翻转物体以便观察。这样,我们就能把物体的识别分解成物体的

整个常态侧面的识别。根据物体的边界,就能算出物体的特征。一边跟踪一边计算特征。这种方法只用物体的边界信息,所以计算速度快,图象的尺寸越大,其优越性越明显。格林公式应用属这类方法⁽³⁾。这里所使用的公式是在文献[3]的基础上作了一些修整⁽⁴⁾。

根据黎曼积分,将其推广到离散情况可计算出物体重心、面积、四个惯性矩及惯性主轴与X轴的夹角。其它一些特征参数可由下列公式求得:

$$\text{周长: } P = \sum_{k=1}^{N-1} \sqrt{(X_{k+1} - X_k)^2 + (Y_{k+1} - Y_k)^2}$$

$$\text{最大半径: } R_{\max} = M_{AX}[d(G,k)], \quad \text{最小半径: } R_{\min} = M_{\min}[d(G,k)]$$

$$\text{平均半径: } R_{\text{ave}} = \frac{1}{N} \sum_{k=1}^N [d(G,k)], \quad \text{其中: } d(G,k) = \sqrt{(X_k - X_G)^2 + (Y_k - Y_G)^2}$$

$$\text{密度: } C = 4\pi A / P^2$$

这里 X_k, X_{k+1}, Y_k 和 Y_{k+1} 分别是第 k 点和 $k+1$ 点的 X, Y 坐标值, N 为外轮廓边缘点数。

由此可见,利用两相邻点的坐标,循环一周就可计算出面积、周长和其它中间结果,再循环一周就能计算出所有特征,且求出外轮廓重心和物体方向。这种方法很适合机器人抓物体。对带孔的同样适用。由于物体的形状多种多样,只用矩法给物体定向是不够的,因此还采用了最大半径、最小半径和孔矢量等方法,以提高对不同物体的定向精度。

2.3 训练、识别

训练的目的在于提取将要被识别的物体特征,以建立一组特征模板,作为判定物体所属类别,确定其位置及对其进行检验的依据。本系统是将被识别物体逐一放在摄像机下三次,分别放置三个不同的位置(三次均用同一侧面),回答每个物体名称和定向方法一次。再根据各物体的每个特征的离散量计算加权系数,其公式为:

$$W_{ji} = 1 - \sum_{m=1}^p |X_{j,m} - \bar{X}_{j,i}| / P\bar{X}_{j,i}$$

其中: W_{ji} ——第 j 个物体第 i 个特征的加权系数; $X_{j,i}$ ——第 j 个物体第 i 个特征的平均值; P ——每个物体的训练次数,这里 $P=3$; $X_{j,m}$ ——第 j 个物体第 i 个特征第 m 次的特征值。

根据物体的实际情况选取其加权系数,可有效地提高识别率。到目前为止,有 30 多个特征被抽取,但并非所有特征都能作识别模板,只有那些与位置无关,仅与物体的形状大小有关的特征才能作为识别特征。物体识别包括对它进行判断、定位定向。判断确定物体所属类型,常采用多模板匹配法。这里用最小距离判别法。识别分两步,采用二级树状分类,如图 3 所示。首先进行孔数特征分类。为了识别外轮廓、孔数和孔特征相同但孔的位置不同的物体,利用孔间关系特征描述,即用各孔重心距离之和与孔面积之和。两孔物体,则用计算两个重心距离的二倍表示。

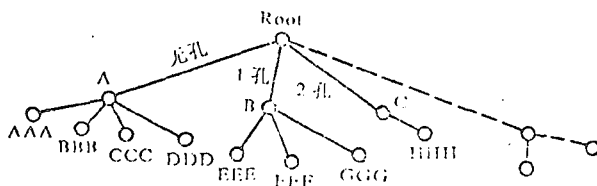


图 3 识别分类树

第二步求特征空间的最小距离, 即在第2级节点 A、B、C……将计算的物体特征值与标准模板特征值相减得到各自的最小距离, 其公式为:

$$D_j = \sum_{i=1}^N W_{ji} \left[\frac{\bar{X}_{ji} - SCALE_i X_i}{\bar{X}_{ji}} \right]$$

其中: W_{ji} ——第 j 个物体第 i 个特征的加权系数; \bar{X}_{ji} ——第 j 个物体第 i 个特征模板;

X_i ——该次被识别物体的第 j 个特征; N ——特征值个数;

$SCALE_i$ ——第 i 个特征焦距变化系数(见后面说明)。

然后从所有 D_j 中求一个最小值

$$D_{min} = \underset{j=1}{\overset{m}{\text{MIN}}}(D_j)$$

其中: m ——为某节点下的模板数

当然每个被识别的物体与模板比较都存在一个最小值, 但不能说明它就是要被识别的物体, 因此必须选择一个标准。为此我们给出了一个实验误差限 δ , 当 $D_{min} < \delta$ 时, 认为与输入物最小距离的模型代表的物体就是被识别的物体。 δ 值的选取直接影响识别率。过大会导致误识率增加, 过小又会增大拒识率。

2.4 焦距系数的修正

对于某焦距下训练的物体, 当摄像机与工作台的距离改变后, 很难再用原特征识别了。因为随着焦距的改变, 识别时所依据的特征, 如面积、边长、最大半径……等, 除孔数不变外, 其余参数均发生变化, 所以必须进行焦距系数修正。首先固定摄像机和工作台, 以某一高度为基准测取一系数, 当焦距变化时, 将此时的系数与基准数据相比, 便得到一个参数——系统放大倍数, 这就是焦距系数。

3 系统标定

为了能使视觉引导机器人运动到它所指定的位置上, 必须确定视场与机器人之间的关系。所谓标定, 就是确定系统每个部分与基准“参考架”之间的关系。当机器人被修正, 或被调整, 或是摄像机被移动, 原来标定的关系则不再存在, 必须重新标定。

3.1 视觉标定

视觉有它的刻度标定。为了进行位置信息转换, 必须将视觉与机器人的刻度标定统一起来, 有相同的刻标。标定的方法如下: 在视场中任取两点, 在视觉中有一个距离表示, 机器人移动后也可测得这两点在机器人坐标系中的距离⁽⁵⁾, 利用两个距离值相比的比例系数就可将两坐标系刻度统一起来。

3.2 坐标系转换——视觉与机器人间的标定

在整个系统中有两个坐标系, 视觉子系统和机器人坐标系。装配是空间位置的改变, 理论上应考虑三维变换, 但在该系统中, 因只用一个固定像机, 得到的是二维图象, 故该系统的坐标变换可简化到二维平面。设摄像机与工作台间的距离已知, 见图4所示。根据两平面坐标轴平移旋转公式有

$$\begin{bmatrix} R_x \\ R_y \\ R_z \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \cos\theta & -\sin\theta & 0 \\ \sin\theta & \cos\theta & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} V_x \\ V_y \\ V_z \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} X_{RV} \\ Y_{RV} \\ Z_{RV} \end{bmatrix}$$

其中: R_x, R_y, R_z ——机器人坐标系中的坐标值;

V_x, V_y ——视觉坐标系中的坐标值;

V_z ——机器人坐标系给定的值;

X_{RV}, Y_{RV}, Z_{RV} ——两坐标系原点间的距离。

此时,假设摄像机的光轴与工作台面垂直,机器人坐标系中的 XOY 平面与工作台面平行。在视场中任选两点,可求得二坐标系中的 X 轴夹角。

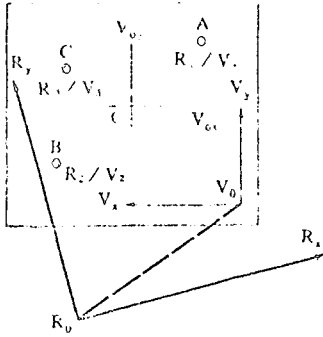


图4 视场/机器人坐标系变换

$$\cos\theta = \frac{(R_{x1} - R_{x2})(V_{x1} - V_{x2}) - (R_{y1} - R_{y2})(V_{y1} - V_{y2})}{(V_{x1} - V_{x2})^2 + (V_{y1} - V_{y2})^2}$$

$$\sin\theta = \frac{(R_{y1} - R_{y2})(V_{x1} - V_{x2}) + (R_{x1} - R_{x2})(V_{y1} - V_{y2})}{(V_{x1} - V_{x2})^2 + (V_{y1} - V_{y2})^2}$$

若工作台面与机器人坐标系中的 XOY 平面不平行(实际上很难完全平行),可在视场中找 3~4 点计算角度,然后取均值,再计算出平均平移量。

$$\begin{bmatrix} X_{RV} \\ Y_{RV} \\ Z_{RV} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} R_x \\ R_y \\ R_z \end{bmatrix} - \begin{bmatrix} \cos\theta & -\sin\theta & 0 \\ \sin\theta & \cos\theta & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} V_x \\ V_y \\ V_z \end{bmatrix}$$

最后再转换到 $V_{ox}OV_{oy}$ 坐标系中。只要机器人和摄像机不再被调整,不再动,这组参数对该系统均适用。

4 实验结果

机器人运动过程完全在视觉控制下进行的,对一些机械零件和普通积木做了迭放实验。这些零件和积木具有一定厚度,形状多样。摄像机固定在与工作台面垂直上方约 1550mm,视场为 200×300 mm,正常室内照明。物体最大尺寸为 50×40 mm(既受窗口限制,又受手爪开度限制),对这些积木进行了迭放,效果良好,视觉定位精度为: X 轴 ± 1 mm, Y 轴 ± 1 mm,定向精度 $< 3^\circ$ 。

5 精度分析

5.1 视觉子系统精度

对定位定向精度影响的因素有:图象的量化,摄像机的几何误差,子系统的标定和视差等误差。

5.1.1 量化误差

对于 TN-2500 CID 固体摄像机扫描二维阵列,从 64×64 到 256×256 决定于所开窗口的大小,所产生的离散二值图象会产生与其分辨率成正比的定位误差,最大量化误差在行、列为 $1/2$ 象素。一个被量化的图象, Hill 证明:重心误差与图象的行、列象素个数的平方根成反比。量化误差随着象素点增多,对系统的贡献将变得很小。若计算机内存允许,可以使用足够的象素点,使量化误差近似到可忽略不计。

5.1.2 摄像机几何误差

摄像机的扫描行与列必须完全垂直。对于同一区域,所有象素感受器的敏感性应一致,其光轴应垂直于工作台,透镜应不失真且准确聚焦,若上述条件不满足,则会产生误差。

5.1.3 视差

物体的厚度及工作台面到摄像机的距离均影响定位定向的精度。如图 5 所示

给定 W, H, h 和 D , 计算 $A = (4 \times D \times (H-h) - W \times h) / (4 \times H - 2h)$ 。若给定 H, W, h 及最大可能出现的 A , 计算最大视差 α 。

$$X = (2 \times A \times h + W \times h) / (4 \times (H - h)) = (2A + W) / 4 \left(\frac{H}{h} - 1 \right) = \frac{2 \times A \times \frac{h}{H} + W \times \frac{h}{H}}{4 \left(1 - \frac{h}{H} \right)}$$

若 $H/h \rightarrow \infty$, 则 $X \rightarrow 0$, 即物体的厚度与摄像机到工作台面的距离之比很小时, 视差可忽略不计。

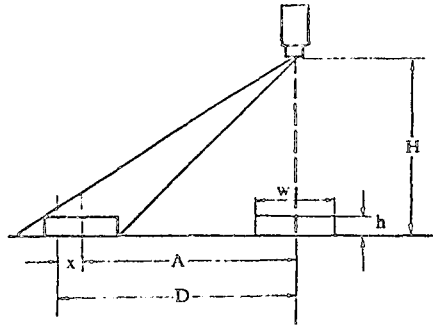


图5 视差

5.1.4 视觉子系统标定误差

严格来讲, 视觉子系统的视场刻度应与机器人坐标系刻度完全一致。但在标定中, 被测物体处于两像素之间时, 便会造成标定误差, 它直接影响着物体的位置精度。当摄像机的分辨率足够高时, 这种误差将会减少到可忽略不计。

5.2 机器人精度

不仅视觉子系统要严格地确定物体的位置, 机器人也必须有严格的精度, 指到那运动到那, 这种液压伺服系统控制的手在工作区域内重复精度为 $\pm 1\text{mm}$, 该精度还有待进一步提高。

5.3 视觉与机器人坐标系间的转换误差

转换误差, 主要取决于视觉子系统和机器人子系统定位精度和确定方法的实验情况。另外, 当两个变换面水平度较好, 视场又偏小, 该误差可变得很小。

6 结束语

在整个实验中, 成功地对积木进行了识别, 达到了预期的目的。全套识别、标定、转换程序都用 FORTRAN 语言编写, 具有相当的通用性, 且程序均优化。由于该系统处于实验阶段, 做些方法性研究, 许多问题都用软件实现。因此, 完成一个装配周期需要一定时间, 大部分时间都用于计算、图象获取、识别, 再加上 16 位机运算速度有限。装配要求精度高, 这方面的问题还需要进一步提高。另外要缩短运算时间, 尽量减少软件的使用, 采用固化方式。当然, 也可以选用速度快、功能强、内存大的机器进行识别。

本工作是在沈阳自动化所的机器人计算机控制实验系统上完成的。得到任铁坚、宋克威、郭庆茂、黎民、邵长生、王庆山、叶进等同志的协助。本文成文过程中得到赵经伦的协助, 在此表示谢意。

参 考 文 献

- 1 Kittler J, Illingworth J. Threshold selection based on a simple image statistic. *Computer Vision, Graphics, and Image Proc* 30, 1985: 125-147
- 2 Kapur J N, Sahoo P K, Wong A K G. A new method for gray-level picture threshold using the entropy of the

- histogram. *Computer Vision, Graphics, and Image Proc.* 29, 1985: 273-285
- 3 Horaud D., Olympieff S., Charras J. P. Shape and position recognition of mechanical parts their outlines. *Proc of the 1st Int Conf Robot Vision and Sensory Controls*, April 1981: 125-134
- 4 李锦成等. 具有训练、学习和零件识别能力的计算机视觉系统, *信息与控制*, 1986;(4): 23-27
- 5 Carlisle B., Roth S. The PUMA / VS-100 robot vision system. In : Alan Pigh, ed. *Robot Vision*. U K., 1983: 317-320

A SIMPLE EXPERIMENT SYSTEM OF ROBOT VISION GUIDANCE FOR ASSEMBLY

ZHOU Ruiyu WANG Dapei LI Quanyi

(Shenyang Institute of Automation, Academia Sinica)

Abstract

Vision is playing an important part in robot system. It can not be lacked for second generation robots and intelligent robots. When the working environment is changed, the robot can adapt the environment to it. A flexible assembly automation is a typical with vision sensor.

This paper discussed an experimental system and some fundamentals of visual control including robot control, image acquirement, 2-D feature extraction, system calibration and the system structure, as well as recognition, location and orientation of parts. Finally, assembly was realized.

Keywords: computer control system, robot control, feature extraction, recognition, error analysis.

新书介绍

机器制造业中的机器人系统 = Робототехнические системы для машиностроения (著, 俄) Белленин П. Н. — М.: Машиностроение, 1986.—256р. (北京图书馆索书号: 3-87/TP242.2/b449-3)

本书主要叙述在机械制造业中运用工业机器人时各种生产过程的主要特征和原理。阐述综合利用电子计算机基础上的生产自动化数控设备和机器人等问题。

全书分三章。第一章介绍机器人系统的应用。包括生产过程中的铸造、锻压、冷热处理、塑压、焊接、装配及检验工序、运输、包装、入库等情况下机器人的运用。第二章讲述了应用电子计算机和工业机器人时生产的自动化。其中提供了使用机器人的工艺生产线的典型组成以及在生产系统整体化中机器人运用举例。第三章阐明工业机器人的发展前景。包括制造、运用智能机器人的前景和发展趋势、智能机器人的设计和研究、工业机器人研究、制作的基本方向、运用机器人的前景等。

书中附有插图、表格。

(梁向阳)