

# 基于标识与自然纹理特征的三维注册方法研究

李利军, 杨西平

(华中科技大学 数字化工程与仿真中心, 湖北 武汉 430074)

**摘要:** 三维注册方法是增强现实系统研究的一个重要方面。现有的三维注册方法普遍采用已知标识完成任务, 但存在明显的局限性, 它必须保证真实场景中标识的可见性。提出了一种基于 ARToolKit 中规则标识与自然纹理特征的三维注册方法。该方法只在离线图像处理阶段使用一次已知标识就可以完成三维注册, 并不需要保证实时注册阶段标识可见, 即便纹理部分被遮挡仍能正确注册。这种新方法能够大大提高增强现实系统的适用性。

**关键词:** 增强现实; 三维注册; 自然特征匹配; ARToolKit

**中图分类号:** TP301

**文献标识码:** A

**文章编号:** 1673-629X(2007)07-0077-03

## 3D Registration Method Based on Marker and Natural Texture Feature

LI Li-jun, YANG Xi-ping

(Center of Digital Eng. & Simulation, Huazhong Univ. of Sci. and Tech., Wuhan 430074, China)

**Abstract:** The research of registration is an important aspect in augmented reality systems. Special markers are used in several existing registration methods which strongly depend on the visibility of markers in the real scene. In this paper, present a registration method based on marker in ARToolKit and natural texture feature. It can realize the registration successfully using the marker only once on the off-line image analysis phase, without the visibility of marker on real-time registration phase. It works well even when part of texture is occluded. The new method can greatly improve applicability of augmented reality systems.

**Key words:** augmented reality; 3D registration; natural feature matching; ARToolKit

## 0 引言

增强现实是一个相对来说较新的研究领域, 它是一种通过将计算机产生的图形、文字注释等虚拟信息有机地融合到使用者所看到的真实世界景象中, 用以对人的视觉系统进行景象增强或扩张的技术。Azuma是这样定义增强现实的: 虚实结合, 实时交互, 三维注册<sup>[1]</sup>。为了达到虚实之间的无缝融合, 三维注册起着关键作用。当前普遍采用的是基于计算机视觉与已知标识的三维注册方法。这种方法的主要代表是美国华盛顿大学开发的 ARToolKit<sup>[2]</sup>。ARToolKit 使用了标识完成三维注册任务。标识在系统中的主要作用在于: 确定特征点在 3D 场景中的坐标; 从图像中提取特征点时提高精确度、稳定性和性能。系统必须在真实场景中放置标识, 而且在实时注册过程中标识必须保持完全可见, 不可以被遮挡。然而在实际应用中发现, 很多真实场景中并不方便放置标识或很难保证标识完全可见, 这时 ARToolKit 就难以完成注册任务。

为了解决以上问题, 文中在 ARToolKit 基础上充分利用了实时图像的自然纹理特征完成了正确注册。文中方法分离线图像分析和实时注册两个阶段。在离线图像分析阶段, 应用 ARToolKit 标识得到初始注册条件, 同时从初始图像中提取出多个自然特征点并保存具有代表性的特征模板。然后, 在实时注册阶段, 从预先提取的自然特征点中挑选出四个特征点完成模板匹配, 通过计算变换矩阵进行三维注册。已知标识在整个注册过程中仅被使用了一次, 在实时注册阶段可被遮挡, 同时纹理也可被部分遮挡, 从此可见该方法可以提高系统在各种场景中的适用性。

## 1 坐标系统

系统的坐标变换关系如图 1 所示, 三维注册的任务在于世界坐标系与摄像机坐标系之间的变换关系的求解。

由图 1<sup>[3]</sup>及透视投影基本原理, 理想屏幕坐标系与世界坐标系之间的三维变换关系可用式(1)<sup>[3]</sup>表示。其中右边坐标是特征点在世界坐标系中的齐次坐标表示, 左边坐标是其在理想屏幕坐标系中的坐标,  $h$  为比

收稿日期: 2006-09-30

作者简介: 李利军(1976-), 男, 广东韶关人, 讲师, 博士, 研究方向为虚拟现实与工程仿真。

例因子,  $C$  为预先设定的摄像头内参矩阵,  $T_{cm}$  为待求三维注册矩阵,  $R_1, R_2, R_3$  为旋转分量,  $T$  为平移分量。

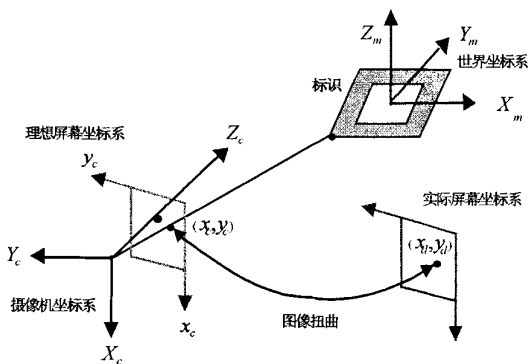


图 1 系统坐标系

$$h \begin{bmatrix} x_c \\ y_c \\ 1 \end{bmatrix} = CT_{cm} \begin{bmatrix} X_w \\ Y_w \\ Z_w \\ 1 \end{bmatrix} = C \begin{bmatrix} R_1 & R_2 & R_3 & T \end{bmatrix} \begin{bmatrix} X_w \\ Y_w \\ Z_w \\ 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} sf_u & 0 & u_0 \\ 0 & sf_v & v_0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} r_{11} & r_{12} & r_{13} & t_1 \\ r_{21} & r_{22} & r_{23} & t_2 \\ r_{31} & r_{32} & r_{33} & t_3 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} X_w \\ Y_w \\ Z_w \\ 1 \end{bmatrix} \quad (1)$$

考虑到摄像头存在成像畸变,理想屏幕坐标系中点  $(x_c, y_c)$  将由其在实际屏幕坐标系中的对应点  $(x_d, y_d)$  通过式(2)<sup>[3]</sup>计算得到。其中,  $(x_o, y_o)$  为光学畸变中心的位置,  $s$  为缩放因子,  $f$  为畸变因子,以上参数的求解方法请参见文献[2]。

$$\begin{aligned} x &= s(x_c - x_o), y = s(y_c - y_o) \\ d^2 &= x^2 + y^2 \\ p &= \{1 - fd^2\} \end{aligned} \quad (2)$$

$$x_d = px + x_o, y_d = py + y_o$$

获取理想屏幕坐标系与实际屏幕坐标系的变换关系后,整个注册过程就转化为对变换矩阵  $T_{cm}$  的求解。

## 2 三维变换矩阵计算流程

变换矩阵  $T_{cm}$  的求解流程如图 2 所示。

### 2.1 求解三维变换矩阵

文中求解三维变换矩阵的过程可以分为两步:

(1) 初始帧  $T_{cm}$  求解。

系统注册过程中的初始帧  $T_{cm}$  利用 ARToolKit 已知标识计算得到。从初始帧图像中提取特征点后,根据该  $T_{cm}$  确定特征点在世界坐标系中的坐标,同时该  $T_{cm}$  为后续帧  $T_{cm}$  的求解提供了初始值。

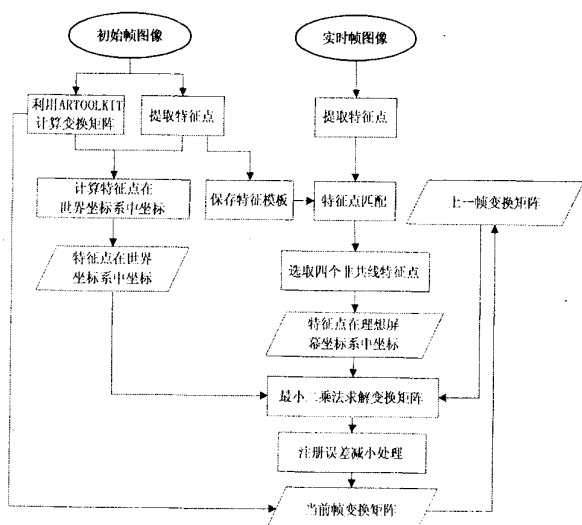


图 2 变换三维矩阵计算流程

(2) 后续帧  $T_{cm}$  求解。

实时注册过程中,系统通过特征点匹配获得非共线的四个点,得到它们在世界坐标系下的坐标  $(X_{wi}, Y_{wi}, Z_{wi})$  ( $i=0,1,2,3$ ),以及它们在理想屏幕坐标系中的坐标  $(x_{ci}, y_{ci})$  ( $i=0,1,2,3$ ),再利用非线性最小二乘法对  $T_{cm}$  求精。计算时  $T_{cm}$  初始值为前一帧  $T_{cm}$  值,目标函数如式(3)所示,其含义是使得理想屏幕坐标系中的特征点与通过式(1)计算恢复出的坐标点之间的距离平方和最小。

$$\text{error}^2 = \sum_{i=0}^3 \{ (x_{ci} - \hat{x}_{ci})^2 + (y_{ci} - \hat{y}_{ci})^2 \} / 4 \rightarrow \min \quad (3)$$

其中  $(\hat{x}_{ci}, \hat{y}_{ci})$  ( $i=0,1,2,3$ ) 为根据初始  $T_{cm}$  和式(1)求得特征点的位置,  $(x_{ci}, y_{ci})$  ( $i=0,1,2,3$ ) 为特征点在理想屏幕坐标系中的位置。

### 2.2 自然特征点匹配

文中在离线图像分析阶段对初始图像进行分析,提取特征点,并保存具有不同视点代表性的模板。在实时注册过程中,完成模板匹配并确定特征点对的集合。

#### 2.2.1 初始图像分析

采集到初始图像后,用 Harris 算法<sup>[4]</sup>从中提取出多个特征点,通过初始帧  $T_{cm}$  计算并保存其世界坐标系中的坐标。

为了实现实时注册过程中的模板匹配,需要记录下不同视点下的特征模板。文中采用了文献[5]中的方法,假定纹理表面是平坦的,使用随机仿射变换对特征点进行运算,取其领域内图像作为新视点下的特征模板。利用式(4)<sup>[5]</sup>做不同参数的仿射变换。

$$(n - n_0) = A(m - m_0) + t \quad (4)$$

其中,  $m_0$  是模板图像上特征点的坐标,  $n_0$  是仿射变换

后的邻域中心坐标,  $n$  是邻域内的像素点  $m$  仿射变换后的新坐标。矩阵  $A$  可以分解为:  $A = R_\theta R_\varphi^{-1} S R_\varphi$ , 其中  $R_\theta, R_\varphi$  是含两个参数为  $\theta$  和  $\varphi$  的旋转矩阵,  $S = \text{diag}[\lambda_1, \lambda_2]$  是缩放矩阵。  $t = [t_u, t_v]^T$  是 2D 平移向量。通过给定不同的参数集合, 可以生成每个特征点的邻域, 从而模拟出系统运行过程中该特征点邻域在序列图像中的可能变化。

文中仿射变换矩阵的参数范围采用  $\theta \in (-50, 50)$  度,  $\varphi \in (-80, 80)$  度,  $\lambda \in (0.4, 1.6)$ ,  $t \in (-2, 2)$  像素。对提取出的 100 个特征点分别进行了 100 次新视点构造。每个特征模板的大小为  $11 \times 11$  像素值。为了减小后续匹配计算量, 选取彼此相关度最小的 32 个模板作为该特征点不同视点的模板代表进行保存。

### 2.2.2 模板匹配

在实时注册阶段进行特征点匹配时, 先从实时图像中提取特征点, 针对每个特征点  $(x_c, y_c)$ , 将其特征图像块和保存的初始特征模板实行正相关, 从初始特征点集中选取相关度最大的作为该特征点的对应匹配点, 该匹配点在世界坐标系中的坐标是  $(X_w, Y_w, Z_w)$ 。其中, 图像块和模板间的正相关值<sup>[6]</sup>可由式(5)计算得到。

$$s = \frac{\sum_{i=1}^N (x_i - \tilde{x}) \cdot (y_i - \tilde{y})}{\sqrt{\sum_{i=1}^N (x_i - \tilde{x})^2} \sqrt{\sum_{i=1}^N (y_i - \tilde{y})^2}} \quad (5)$$

其中,  $x_i$  是图像块像素值,  $\tilde{x}$  是图像块像素值平均值,  $y_i$  是模板值,  $\tilde{y}$  是模板值的平均值, 计算值在  $(-1.0, 1.0)$  之间。

### 2.3 注册精度上的提高

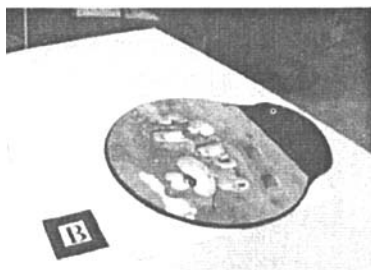
在对实时帧图像求解变换矩阵完成注册过程中, 由于考虑特征匹配的误差, 文中需要采取方法提高精度。文中引入 RANSAC 算法<sup>[7]</sup>减小系统注册误差, 具体方法如下: 从匹配特征点对集合  $(X_{ci}, X_{wi})$  ( $1 \leq i \leq$  匹配特征点对数) 中随机选取四对非共线的特征点, 并根据式(1)和式(3)求取候选变换矩阵  $T_{cm}$ , 然后利用  $T_{cm}$  和特征点对集合计算每对  $X_{ci}$  与  $\lambda CT_{cm} X_{wi}$  之间的距离  $S_i$ , 选取  $S_i$  小于等于某个设定阈值的最多个数的  $T_{cm}$  作为当前帧  $T_{cm}$ , 文中算法中取该阈值为 2。

## 3 实验结果

文中实验环境为一台配置 AMD 1.67GHz CPU、512M 内存、GeForce4 图形卡和普通摄像头的普通 PC。在 VC6.0 环境下利用 ARToolKit, OpenGL 和 OpenCV<sup>[8]</sup>实现了该算法。采集的图像为  $320 \times 240$  像素, 系统能以约 30 帧/秒的速度稳定运行。当注册成

功时, 在纹理上叠加一个三维模型。

实验结果如图 3 所示, 其中(a)为原始图像, (b)为初始帧利用标识实现的三维注册效果, (c)为后续帧标识不可见情况下利用自然纹理特征实现的注册效果, (d)为后续帧中纹理被其他物体部分遮挡时的注册效果。



(a) 原始图像



(b) 初始帧效果



(c) 后续帧效果1



(d) 后续帧效果2

图 3 实验结果

## 4 结束语

实现了增强现实中一种基于 ARToolKit 中规则标

(下转第 83 页)

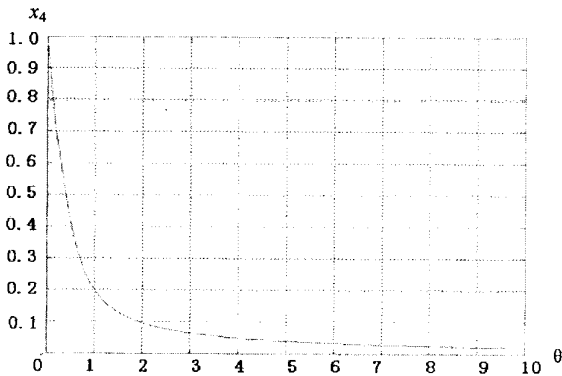


图2 引入交流系数之后的稳定点与交流系数的关系

#### 4 总 结

文中研究了引入交流系数后的进化博弈。在传统的进化博弈中,任何博弈方之间的博弈速率(或难度)都是相同的,与他们各自采用的策略无关。而引入交流系数之后,各博弈方之间的博弈速率是不同的。比如,在日常生活中,使用相同策略交流的人往往比较容易沟通,其博弈速度自然就比较快,而使用不同策略的人之间往往存在分歧,使博弈难以达到一致,速度也相应地变慢。

上文中已经详细讲述了引入交流系数后的进化博弈与传统进化博弈之间的区别。如果策略A是严格的纳什均衡,则引入交流系数后仍然是进化稳定策略(ESS);如果策略A占优于策略B或者策略B占优于策略A时则需要分别讨论两个进化稳定点,其中只有

一个是进化稳定的;如果策略A与策略B共存或策略A与策略B均为进化稳定策略时,交流系数的引入只能够改变进化稳定点的位置。

借助文中分析的引入交流系数之后的各种情况,分析了一个鹰鸽博弈在传统进化博弈及引入交流系数后的对比实例,通过Matlab的函数图绘制,得到的结果与之前分析的结果相一致,进一步证明和验证了分析的正确性。

文中只讨论了两种策略之间的对称收益模型,如果进一步通过引入多重交流系数或者直接引入各种策略之间的交流速率分析多策略之间的进化博弈将会进一步的拓展此理论。

#### 参考文献:

- [1] 谢识予. 经济博弈论[M]. 第2版. 上海:复旦大学出版社, 2001.
- [2] 王永钦. 演化博弈论[M]. 上海:上海人民出版社, 2006.
- [3] Killingback T, Doebeli M. The continuous Prisoner's Dilemma and the evolutionary of cooperation through reciprocal altruism with variable investment[J]. Am Nat, 2002, 160(4): 421-438.
- [4] Hauert C, De Monte S, Hofbauer J, et al. Volunteering as Red Queen mechanism for cooperation in public goods game[J]. Science, 2002, 296: 1129-1132.
- [5] Irwin A J, Taylor P D. Evolution of altruism in stepping-stone populations with overlapping generations[J]. Theor Popul Biol, 2001, 60: 315-325.

(上接第79页)

识与自然纹理特征的三维注册方法。与目前普遍采用的基于视觉和已知标识的注册方法相比,在系统对各种场景的适用性上得到了很大的提高。主要表现在:该方法在实时注册过程中并不需要在场景中放置标识,而只需在离线图像处理阶段使用一次标识,从而降低了在真实场景中放置标识的难度,同时实验表明系统对部分纹理被遮挡的情况也是鲁棒的。

#### 参考文献:

- [1] Azuma R T. A survey of augmented reality[J]. Teleoperators and Virtual Environments, 1997, 6(4): 355-385.
- [2] ARToolKit[EB/OL]. 2003. <http://www.hitl.washington.edu/artoolkit/>, Human Interface Technology Laboratory, University of Washington.
- [3] Inside ARToolKit[EB/OL]. 2001. <http://ar.in.tum.de/twiki/pub/>, Hiroshima City University.
- [4] Harris C G, Stephens M J. A Combined Corner and Edge De-

tector[C]//In: Proceedings of the Fourth Alvey Vision Conference. Manchester, U.K.: [s. n.], 1998: 147-151.

- [5] Lepetit V, Pilet J, Fua P. Point Matching as a Classification Problem for Fast and Robust Object Pose Estimation[C]//In: Proceedings of the 2004 IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Lausanne, Switzerland: [s. n.], 2004: 244-250.
- [6] Zhang Z, Deriche R, Faugeras O, et al. A Robust Technique for Matching Two Uncalibrated Images through the Recovery of the Unknown Epipolar Geometry[J]. Artificial Intelligence J, 1995, 78: 87-119.
- [7] Fischler M A, Bolles R C. Random sample consensus: A paradigm for model fitting with applications to image analysis and automated cartography[J]. Comm ACM, 1981, 24(6): 381-395.
- [8] Open Source Computer Vision Library. OpenCV[CP/OL]. 2001. <http://www.intel.com/research/mrl/research/opencv/>.