

中图法分类号: TP391.9 文献标志码: A 文章编号: 1006-8961(2010)12-1833-09

论文索引信息: 姚争为, 陈一民, 陆意骏, 陈明. 增强现实系统中磁力跟踪器互干扰抑制的研究[J]. 中国图象图形学报, 2010, 15(12): 1833-1841

增强现实系统中磁力跟踪器互干扰抑制的研究

姚争为^{1),2)}, 陈一民¹⁾, 陆意骏¹⁾, 陈明¹⁾

¹⁾(上海大学计算机工程与科学学院, 上海 200072) ²⁾(杭州师范大学信息工程学院, 杭州 310018)

摘要: 随着交互区域的扩大,采用磁力跟踪器的增强现实系统必然要求使用多台磁力跟踪设备,但如果发射器靠得过近,则会产生相互间的干扰,从而使头盔中的虚拟物体产生明显抖动。为抑制发射器相互间的干扰,提出了一种磁力跟踪器互干扰抑制方法,该方法根据交互时头和手各自的运动特点,在头、手的运动跟踪中,引入了以下不同的抗干扰处理策略: 1) 对手的跟踪干扰采用粒子滤波; 2) 对头的跟踪干扰,当头静止时,采用卡尔曼滤波,当头缓慢移动时,则采用改进了的内在几何量3维离散曲线光顺算法。该改进算法先使用准实时模型实现了对动态轨迹的滤波,同时使用双边滤波思想实现了对欧拉角的滤波,当目标快速运动时,则停止滤波,并通过引入临界阻尼来削弱进入快速移动状态时的突变。实验结果表明,采用该改进方法,能较好地抑制磁力跟踪器间的相互干扰。

关键词: 互干扰; 卡尔曼滤波; 粒子滤波; 曲线光顺; 临界阻尼; 增强现实

Research of controlling magnetic force trackers' mutual interference in an augmented reality system

YAO Zhengwei^{1),2)}, CHEN Yimin¹⁾, LU Yijun¹⁾, CHEN Ming¹⁾

¹⁾(School of Computer Engineering and Science, Shanghai University, Shanghai 200072)

²⁾(School of Information Engineering, Hangzhou Normal University, Hangzhou 310018)

Abstract: With tracing region enlarged, an augmented reality system, which uses magnetic force tracker to realize tracing, need more magnetic force trackers. But their transmitters are very close to each other, it leads to mutual interference and virtual object in helmet vibrating obviously. According to the moving characteristics of head and hand while interacting, different methods are designed and applied to control the mutual interference. To the interference of tracing hand, particle filter is adopted. To the interference of tracing head, Kalman filter is used only when it holds still. While moving slowly, the improved intrinsic 3D discrete Curve smoothing algorithm is used. Compared with old algorithm, this improved algorithm can deal with dynamic data using an approaching-real-time model and remove of interference to Euler Angle using bilateral filtering. While head moves quickly, filter is stopped. Furthermore, the critical damping is applied to avoid jumping while entering the quick state. The results show that the mutual interference is reduced significantly by using these methods.

Keywords: mutual interference; Kalman filter; particle filter; curve smoothing; critical damping; augment reality

基金项目: 国家科技支撑计划项目(2006BAK13B10); 国家高技术研究发展计划(863)基金项目(2007AA01Z319); 上海市重点学科建设项目(J50103)。

收稿日期: 2009-04-07; 改回日期: 2009-09-16

第一作者简介: 姚争为(1977—), 男, 讲师。上海大学计算机应用技术专业博士研究生。研究方向为增强现实技术、网络与多媒体技术。E-mail: newiron@163.com。

0 引言

增强现实技术(AR)是多媒体技术在 3 维领域实现虚实融合显示的重要新手段。AR 技术涉及到计算机科学的多个领域,包括 3 维建模、实时跟踪与 3 维注册、场景融合等。

实时跟踪是增强现实系统必不可少的一部分。目前比较常用的跟踪系统主要有光学式跟踪、磁力跟踪、超声跟踪、红外跟踪、惯性跟踪等。由于工作原理的不同,以上几种跟踪系统各有优缺点。其中磁力跟踪器以速度快、实时性好、操作简单、成本相对较低等优点成为增强现实系统中应用最广泛的一类方位跟踪器。但其缺点也很明显,即容易受到周围环境的干扰,如金属、其他电磁发射源等的干扰,造成不正确的测量。如何抑制和减小磁力跟踪器的干扰已成为近年来研究的一大热点。

本系统使用磁力跟踪器来实现对目标进行跟踪与注册,跟踪时,用户需穿戴光透式头盔、数据手套进行交互。主要的交互功能有:1)用户能抓取在真实桌子上呈现的虚拟物体,且虚拟物体能随手的移动而移动;2)AR 系统能主动识别用户的抛掷动作,并在搭建的真实场景中呈现虚拟物体的运动过程。本系统允许 3 人同时参加互动,互动区域的大小为 $0.7\text{m} \times 5\text{m} \times 0.5\text{m}$,但由于选用的磁力发射器的有效距离仅为 $\pm 0.5\text{m}$,因此互动区域显然超出了单个发射器所能覆盖的有效范围,虽然换上大型发射器能将有效距离扩大至 $\pm 3\text{m}$,但还是不能满足更大交互区域的需求,因此本系统采用多发射器方案,即每个用户对应一个发射器,这样系统就会具有很好的可扩展性。

但由于发射器是由 3 个磁场方向相互垂直、由交流电流产生的双极磁源构成,接收器通过感应发射器发射出的电磁场的强弱、方向等来判断自己所处的位置角度,因此每个发射器就是一个电磁波发射源,若它们靠得过近,相互间就会产生干扰,从而导致接收器获得的数据不稳定,离散程度加大,最直接的表现就是使与接收器相对应的虚拟物体产生明显抖动。

现有的很多抑制干扰的方法都是在发射与接收之间进行的处理。由于选用的磁力跟踪器被专门封装,人们很难获取发射信号的波形特征,能得到的只有手部和头部的 6DOF 信息,致使上述方法无法采

用,因此只能用滤波技术从含有干扰的接收信号中提取出有用信号。近几年来研究较多的滤波技术主要有维纳滤波、卡尔曼滤波、粒子滤波等。其中卡尔曼滤波及其改进方法已被运用在多个领域,如目标跟踪^[1]、噪声抑制^[2]等。它们虽具有很好的实时性和抗噪性,但是也存在对系统状态模型具有强依赖性的缺陷^[3]。如果目标机动性很强,那么就无法精确确定系统状态模型,进而使滤波效果大受影响。由于用户交互时,头、手的运动都是无规律的,有很大的机动性,因此不能简单应用这类方法。

关于目标机动性问题,目前也已提出不少解决方案,如“当前统计模型^[4]”,以及被认为是当前最有潜力的机动目标跟踪方法——“交互多模型理论^[5]”等。但由于磁力跟踪器获得的干扰数据在小数点后第 1 位出现不稳定,因此要求人们对数值的估计至少要精确到小数点后第 1 位。粒子滤波是通过非参数化的蒙特卡罗模拟方法来实现递推贝叶斯滤波,虽然它适用于非线性系统^[6],但它不是最优估计,当干扰较大时,虽然能跟踪到目标,效果也较优于其他很多机动跟踪模型^[7],但对干扰的抑制作用还是很有限的。

图形学中的空间曲线光顺算法可以很好地去除曲线中的噪声^[8]。而带噪声的空间离散曲线类似于本文所提到的受干扰的运动轨迹,即干扰值只是在正确值附近浮动,整个运动趋势明显。但这些算法针对的是静态曲线,并且只是对空间坐标进行去噪,没有考虑欧拉角。

基于上述原因,本文没有直接采用某种单一的滤波方法,而是根据交互时,头和手各自的运动特点,对头、手的运动跟踪采用不同的处理策略。尽管手的机动性较大,但由于按改进的放置方案,手更靠近发射器,尤其在抓取操作时,距离发射器不超过 0.1m ,受干扰小,因此采用粒子滤波就能达到较好效果。由于头离发射器 0.42m 左右,受干扰较大,所以对头部跟踪干扰的处理就成为本文研究抑制干扰的重点。交互时,头绝大多数时间处于静止或缓慢移动状态。由于静止状态时,系统状态模型可精确确定,因此本文采用最优估计的卡尔曼滤波;对于缓慢移动,可稍降低对系统实时响应的要求。本文改进了内在几何量 3 维离散曲线去噪算法,使之能接近实时地去除干扰,并且将图像处理中的双边滤波思想引进来,有效解决了欧拉角的去干扰问题,但偶尔头也会进入快速运动状态,这时头盔中的

虚拟物体会出现比较明显的跳跃,针对这种小概率现象,本文引入了临界阻尼思想,用来实现进入快速移动状态的平滑过度。

1 发射器干扰规律

发射器干扰用下面方法进行测试,首先在交互空间的(0.45,0.4,0.2)处,放置一个接收器,在原点放置一个发射器,并在其两端同一水平高度上再各放置一个,使3个发射器位于一条直线上;然后将两端的发射器平移相同的距离,测试接收器接收信号值的变化情况。表1记录了发射器两两相隔2m、2.25m、2.5m、2.75m、3m时,该点的样本标准差。由表1不难发现,发射器距离越远,离散度越小,干扰就越小。当距离超越3m时,干扰的影响已很不显著。

表 1 发射器相隔距离变化时的样本标准差

Tab.1 Sample standard deviation of the distance between transmitters changing

坐标轴	不同相隔距离时的样本标准差				
	2m	2.25m	2.5m	2.75m	3m
X	0.038 5	0.030 3	0.026 8	0.023 2	0.018 7
Y	0.045 1	0.032 5	0.025 4	0.021 8	0.012 3
Z	0.056 3	0.041 8	0.037 9	0.034 3	0.030 0

表2给出了当发射器两两相距2m时,接收器距某个发射器的不同位置测试所得的关于X、Y、Z方向的样本标准差。由表2很容易发现,接收器离发射器越近,干扰就越小。

表 2 接收器距发射器不同位置时的样本标准差

Tab.2 Sample standard deviation of receiver at different positions from the transmitter

坐标轴	不同坐标的样本标准差				
	(0.05, 0.4,0.2)	(0.15, 0.4,0.2)	(0.25, 0.4,0.2)	(0.35, 0.4,0.2)	(0.45, 0.4,0.2)
X	0.008 3	0.010 1	0.016 78	0.026 19	0.038 5
Y	0.009 3	0.011 5	0.019 15	0.028 63	0.045 1
Z	0.004 7	0.006 5	0.015 85	0.032 98	0.056 3

由于场地的限制,本测试项目将发射器的距离定为2m。

2 放置方案的改进

从本系统的功能要求可知,用户的主要交互活动是抓取、抛掷虚拟物体。经实验发现,交互时,用

户的头和手的运动特征分别是:手的机动性强、移动速度较快,且移动幅度相对较大;头大多时间处于静止或缓慢移动状态,活动范围小。由于它们的运动特征不同,因此本文考虑对它们采取不同的滤波策略。

手的运动具有很强的机动性。对于机动目标的跟踪,现有的滤波技术中,粒子滤波具有较大的优势,但它不适于干扰过大的情况。头在交互时以静止和缓慢移动为主。当头静止时,系统状态模型就能精确确定,这时使用卡尔曼滤波就能获得最优估计;缓慢移动时,用本文改进了的曲线光顺算法,即能很好地抑制对6DOF信息的干扰;而当快速移动时,则无法确定系统状态模型。但是由于连续两点间的距离被拉大,使得连续3点形成的夹角变得平坦,再加上此时用户的注意力被整体的运动趋势所吸引,致使抖动现象在视觉上被削弱。而且戴上头盔后,由于水平视角只有26.52°,垂直视角只有20.16°,运动目标在头盔中只能短时出现,所以一旦头部快速运动,就停止滤波。由于静止和缓慢移动状态占了大部分时间,所以该策略具有较强的抗干扰能力。

目前普遍使用的磁力跟踪器的放置方案是:发射器置于头部上方,两个接收器分别置于头盔和手套上,使头和手在磁力发射器下方的有效范围内活动。

大家知道,发射器的干扰规律是离发射器越近,干扰越小,但现有的放置方案使得头距离发射器更近。这样就会使前面提到的两个方案出现:抗干扰能力强的受干扰小;抗干扰能力弱的受干扰反而大的现象。所以本文将磁力跟踪器的放置方案改为:发射器放置在手的活动区域的正下方,两个接收器位置不变(如图1所示)。

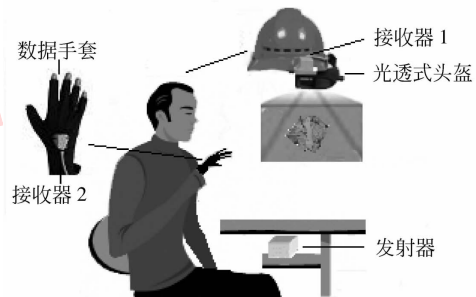


图 1 磁力跟踪器放置新方案

Fig.1 Magnetic force tracker's placement

发射器这样放置后,由于手部接收器的干扰变小,从而有利于粒子滤波。虽然头部接收器的干扰变大,但由于其滤波策略具有很好的抗干扰性,所以影响不大。

3 手部滤波策略

粒子滤波是一种基于序贯蒙特卡罗和递推贝叶斯估计的滤波方法,其理论依据是大数定理和中心极限定理,其核心思想是用离散随机采样点的加权和来表示所需随机变量的后验概率密度,先得到状态的估计值;然后当采样点数很大时,这些样本点就能完全表征后验概率密度。粒子滤波可较好地解决非线性、非高斯滤波问题。由于手的运动就是非线性的,加上发射器放置位置改变后离手的距离近,干扰小,所以本文对手的运动采用粒子滤波。

滤波时,首先确定系统的状态转移模型和观测模型。系统状态转移模型表示目标状态的时间更新过程。一般运动目标的自主运动趋势比较明显,粒子传播可以是一种随机运动过程,即服从一阶自回归过程(ARP)方程。但由于此处目标的状态传播具有速度或加速度,所以本文采用的是以下二阶 ARP 模型:

$$\begin{aligned} X_t = & \tilde{X} + A_1(X_{t-1} - \tilde{X}) + \\ & A_2(X_{t-2} - \tilde{X}) + B_t \end{aligned} \quad (1)$$

式中, \tilde{X} 为上一时刻目标的位置; X_t, X_{t-1}, X_{t-2} 为 $t, t-1, t-2$ 时刻各粒子的位置; B_t 是随机噪声; A_i 为用实验估计的模型参数。

观测模型就是从磁力跟踪接收器直接取到的值。模型确定后即可采用 SIR(sampling importance resampling)算法进行滤波,整个过程为:1)根据先验条件概率抽取随机样本,本项目取 100 个随机样本;2)考虑随机样本,由系统转移方程即可得到预测样本;3)根据观测值和预测样本计算新权值;4)根据新权值计算后验概率;5)以该后验概率重新抽取样本,然后得到状态的估计值。

4 头部滤波策略

交互时,头部大多时间处于静止和缓慢移动状态,但是也有快速移动的可能。一旦快速移动,系统就会从滤波状态进入非滤波状态,位置和速度会发生不期而至的突发改变(如图 2 所示)。图 2(a)是

模拟静止状态时的情形,图 2(b)是模拟由静转为快速移动时的情形。由于手的运动是真实的,不受磁力设备影响,而虚拟废纸团的方位则由滤波后的数据确定,所以废纸团与手的相对位置会发生很明显的突变,缓慢移动进入快速移动时的情形相类似。

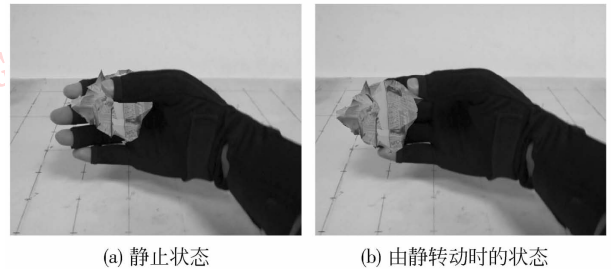


图 2 进入快速移动状态时的突变
Fig. 2 The jumping while entering the quick state

本文是通过阈值的方式来对静止、缓慢移动、快速移动这 3 个状态进行判断,这样虽操作简单,但不够准确、灵活。而滤波本身也有惯性。

临界阻尼是一种慢入慢出的方法,它能很好地削弱由于速度改变所引起的状态突变,所以在头部滤波策略中,引入了临界阻尼的方法。

4.1 静止时的滤波策略

由于本文从磁力跟踪器获取的是 6DOF 信息,所以可采用集中滤波融合结构来对空间坐标和欧拉角进行滤波,两者类似,下面以空间坐标滤波为例进行说明。

由于认为目标是基本静止的,所以接收器当前时刻的值就等于前一时刻的值,这样可大大简化系统状态方程,系统状态方程为

$$S_t = S_{t-1} \quad (2)$$

其中, S_t 为 t 时刻的状态矢量。

测量值就是接收器取到的值,所以测量方程可简化为

$$T_t = S_t + n_t \quad (3)$$

式中, $T_t = [T_t^x, T_t^y, T_t^z]^T$ 为 t 时刻检测到的接收器在 X, Y, Z 3 个方向上的值; n_t 为量测过程噪声矩阵,即 $n_t = [n_t^x, n_t^y, n_t^z]^T$ 。

然后就可以应用卡尔曼的递推算法对预测值进行修正,即

$$\hat{S}_{dt} = \hat{S}_{dt-1} + K_t(T_t - \hat{S}_{dt-1}) \quad (4)$$

式中, \hat{S}_{dt} 为系统在 t 时刻的状态矢量的滤波估计, \hat{S}_{dt-1} 为利用上一状态获得的预测估计, K_t 为增益矩阵。

4.2 缓慢移动时的滤波策略

图形学中的曲线光滑算法能够把受噪声干扰的曲线变得平滑。所以本文把目标的运动轨迹看作是一条空间离散曲线,这样就可参照文献[8],利用 3 维曲线的内在几何量去噪算法来去除轨迹所受的干扰。但由于该算法是对静止数据的去噪,而本文得到的轨迹是实时变化的,所以本文设计了准实时模型,即通过设定滑动窗口长度,根据取到的最新数据来进行递推计算。在理论上,这种新方法会产生 33.3ms 的滞后,但由于目标是缓慢移动,加上不错的滤波效果,因此在视觉上感觉不到滞后感。内在几何量去噪算法的另一问题是它只处理空间坐标,而系统需要的是 6DOF 信息,即对欧拉角也必须进行处理。本文考虑到相邻欧拉角的变化规律与其相对应的两点间距离的变化规律有着一定的联系,为此将图像去噪方法—双边滤波的思想引入进来,从而实现了对欧拉角的滤波。

4.2.1 内在几何量去噪方法

空间曲线的内在表示是用边长和两个角度 θ 和 φ 表示的,边长是指曲线边向量 V 的长度, θ 是指边向量在 XY 平面上的投影与 x 轴正方向的夹角, φ 是指边向量与 Z 轴正方向的夹角(如图 3 所示)。

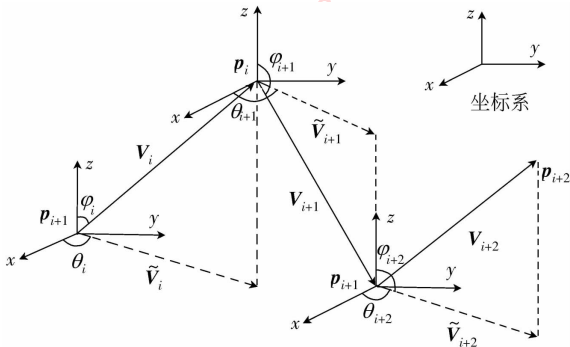


图 3 空间曲线的内在表示

Fig. 3 Intrinsic representation of 3D discrete curve

空间曲线内在表示的 3 个几何量中,由于两个角度量决定着曲线的整体走向,因此首先对角度进行滤波,然后以滤波后的角度作为一个约束条件,通过构造目标函数来反求曲线的顶点,详见文献[8]。

4.2.2 准实时模型的建立

原算法只适用于对静止空间离散曲线的去噪,但它可通过迭代功能来适应不同的情况,而本文要

处理的是动态轨迹。由于缓慢移动时,可稍降低对系统实时响应的要求,因此可建立准实时模型,同时保留迭代功能,以适应不同的环境。

按原算法,若不进行迭代,某个点的值只和它前面的 1 个点和后面的 2 个点相关。为了保留迭代功能,本文增加了后面相关点的个数。准实时模型的基本思想是:某一时刻的值只与其前 1 个时刻和后 m 个时刻的值有关。因此对于 n 个输入滤波器的观测数据 $\{x(t_i), i=1, 2, \dots, n\}$,其中 $n=2+m, m \geq 2$,可采用内在几何量去噪算法来求得 t_{n-m} 时刻的估计值。随着采样的进行,观测数据不断地有新的数据补充进来,同时丢掉最前端的数据,保持滑动窗口的长度为 n ,针对不断更新的 n 个数据重新进行滤波,并输出滤波值。过程说明如图 4 所示。

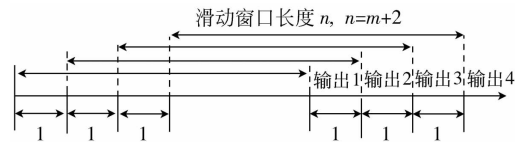


图 4 准实时模型

Fig. 4 The approaching-real-time model

这种思想的优点是无需大量的历史观测值,其估计值可根据新数据的陆续到来自行调整,由于本系统的取点频率达到 120 次/s,故在视觉上具有接近实时测量的效果。另一优点是保留了迭代功能,可通过增加滑动窗口长度来增加迭代次数。因为 $n=2+m$,故当 n 变大, m 也随着变大。这样每次接受滤波的数据点就增多,而每次只输出一个滤波值,这就意味着数据点要经过不止一次的滤波,即实现迭代,此时 $m > 2$ 。

4.2.3 欧拉角的滤波

原算法的另一问题是它只适用于 3 维坐标,无法对欧拉角去噪,因为 3 维坐标可以用内在几何向量表示,而欧拉角则不行,但欧拉角是必不可少的信息,所以该算法还须改进。Tomas、Manduchi 提出的图像去噪方法—双边滤波是将当前点的灰度值用周围点的灰度值的加权平均来代替,其中权因子不只与两点之间的几何距离有关,更与它们的灰度值差异有关,所以称之为双边滤波。于是笔者联想到某个点的欧拉角权因子不只和它邻近点之间的几何距离有关,还和欧拉角值之间的差异有关。

因此根据双边滤波的离散表达式,本文将欧拉角的滤波表达式改为

$$\psi_i = \frac{G_c(d_{i-1})G_s(|\psi_i - \psi_{i-1}|)\psi_{i-1} + G_c(d_i)G_s(|\psi_i - \psi_{i+1}|)\psi_{i+1} + \psi_i}{G_c(d_{i-1})\tilde{G}_s(|\psi_i - \psi_{i-1}|) + G_c(d_i)G_s(|\psi_i - \psi_{i+1}|) + 1} \quad (5)$$

$$\theta_i = \frac{\tilde{G}_c(d_{i-1})\tilde{G}_s(|\theta_i - \theta_{i-1}|)\theta_{i-1} + \tilde{G}_c(d_i)\tilde{G}_s(|\theta_i - \theta_{i+1}|)\theta_{i+1} + \theta_i}{\tilde{G}_c(d_{i-1})\tilde{G}_s(|\theta_i - \theta_{i-1}|) + \tilde{G}_c(d_i)\tilde{G}_s(|\theta_i - \theta_{i+1}|) + 1} \quad (6)$$

$$\phi_i = \frac{\hat{G}_c(d_{i-1})\hat{G}_s(|\phi_i - \phi_{i-1}|)\phi_{i-1} + \hat{G}_c(d_i)\hat{G}_s(|\phi_i - \phi_{i+1}|)\phi_{i+1} + \phi_i}{\hat{G}_c(d_{i-1})\hat{G}_s(|\phi_i - \phi_{i-1}|) + \hat{G}_c(d_i)\hat{G}_s(|\phi_i - \phi_{i+1}|) + 1} \quad (7)$$

式中 ψ_i 、 θ_i 、 ϕ_i 分别为欧拉角中的进动角、章动脚和自转角； d_i 表示两点之间的几何距离； G_c 、 G_s 、 \tilde{G}_c 、 \tilde{G}_s 、 \hat{G}_c 、 \hat{G}_s 分别为欧拉角中的进动角、章动脚和自转角与几何距离相关和与欧拉角相关的高斯函数， $G_c(x) = e^{-x^2/2\sigma_c^2}$ ， $G_s(x) = e^{-x^2/2\sigma_s^2}$ ， $\tilde{G}_c(x) = e^{-x^2/2\tilde{\sigma}_c^2}$ ， $\tilde{G}_s(x) = e^{-x^2/2\tilde{\sigma}_s^2}$ ， $\hat{G}_c(x) = e^{-x^2/2\hat{\sigma}_c^2}$ ， $\hat{G}_s(x) = e^{-x^2/2\hat{\sigma}_s^2}$ ，下标 c 和 s 分别代表与几何距离相关和与欧拉角相关， $G_c(x)$ 中的 x 代表几何距离值， $G_s(x)$ 中的 x 代表欧拉角差值， σ_c 、 σ_s 、 $\tilde{\sigma}_c$ 、 $\tilde{\sigma}_s$ 、 $\hat{\sigma}_c$ 、 $\hat{\sigma}_s$ 分别是它们的自由参数，用户可以根据需要适当选取。

σ_c 、 $(\tilde{\sigma}_c, \hat{\sigma}_c)$ 、 σ_s 、 $(\tilde{\sigma}_s, \hat{\sigma}_s)$ 对抗干扰效果有直接影响。 σ_c 越大，由权因子中距离产生的影响就越大，而 σ_s 越大，则相邻顶点的欧拉角差异对权因子的影响就会加强，反之亦然。由于经处理之后的空间坐标信息是比较正确的值，值得信赖，所以要加大 σ_c 与 σ_s 的比值。

由于欧拉角的滤波与空间坐标的滤波紧密相连，每当系统得到新的坐标估计值，就要传给欧拉角滤波器，所以空间坐标滤波迭代几次，它也迭代几次。由于采用一阶邻域（直接与当前顶点相连的顶点），所以欧拉角估计值会比坐标估计值迟一拍输出。

4.3 进入快速移动时的策略

前面讲到当头部快速移动时就停止滤波，这时虚拟物体与手的相对位置会发生很明显的突变。本文使用临界阻尼来实现进入快速移动状态时的平滑过渡。

临界阻尼能够以连续的速率逼近一个改变中的目标，它不仅具有广泛的适用性，而且可以对任何会随时间改变的值得平滑，无论这个值是标量、矢量还是角度。

临界阻尼的工作原理是基于阻尼弦的，即弹簧末端受到两个力作用，一个是与弹簧长度改变量成正比的力，另一个是与速度方向相反的阻力。所以影响弹簧恢复的主要因素就是弹簧强度和阻力的大小程度（阻尼常数）。阻尼常数过小会产生振荡，而过大则会收敛太慢，临界阻尼就是居于两者之间的

一个常数，此时 $b^2 = 4mk$ ，其中 b 就是阻尼常数， m 为弹簧末端点的质量， k 为弹簧强度。

本文对数据进行平滑，就是仿照弹簧的恢复过程进行的。该数据模型为

$$\frac{d^2\mathbf{y}}{dt^2} = f^2(\mathbf{y}_d - \mathbf{y}) - 2f\frac{d\mathbf{y}}{dt} \quad (8)$$

其中 $f = \sqrt{\frac{k}{m}}$ ， f 是弹簧的固有频率， \mathbf{y} 为弹簧末端点的坐标， \mathbf{y}_d 为弹簧拉长后末端点的坐标。该模型的确切闭合解（见文献[9]）为

$$\mathbf{y}(t) = \mathbf{y}_d + ((\mathbf{y}_0 - \mathbf{y}_d) + (\mathbf{y}'_0 + f(\mathbf{y}_0 - \mathbf{y}_d))t)e^{-ft} \quad (9)$$

再对其进行积分，即可得

$$\mathbf{y}_1 = \mathbf{y}_d + ((\mathbf{y}_0 - \mathbf{y}_d) + (\mathbf{y}'_0 + f(\mathbf{y}_0 - \mathbf{y}_d))\Delta t)e^{-f\Delta t} \quad (10)$$

$$\mathbf{y}'_1 = (\mathbf{y}'_0 - \mathbf{y}'_0 + f(\mathbf{y}_0 - \mathbf{y}_d))f\Delta te^{-f\Delta t} \quad (11)$$

\mathbf{y}_0 是原始位置， \mathbf{y}'_0 是初始速度。按照文献[10]，弹簧的固有频率 f （也称平滑因子）用平滑时间 t_{smooth} 来控制，即 $f = 2/t_{\text{smooth}}$ 。这样就可以根据目标位置、时间间隔以及平滑因子来更新位置和速度。

5 实验结果与分析

本系统基于 Windows XP 平台，编程开发采用 VS2005、DirectX SDK，并将 Quest3D 作为最后的操作集成平台。整个实验场地为全封闭式，大小为 $10\text{ m} \times 14\text{ m} \times 5\text{ m}$ 。用户交互平台大小为 $0.7\text{ m} \times 5\text{ m} \times 1.2\text{ m}$ ，座椅高 0.85 m 。交互时，用户坐在座椅上，抓取、抛掷呈现在平台上的虚拟物体。由于场地限制，系统目前只允许 3 个用户同时参与交互，所以采用 3 套磁力跟踪器进行实验，3 个发射器处于同一水平高度的直线上，两两相隔 2 m 。系统硬件结构如图 5 所示。

系统的整个操作过程分为 5 个阶段，即呈现虚拟物体、抓取虚拟物体、虚拟物体和手一起移动（虚实连动）、抛掷虚拟物体、显示虚拟物体飞行轨迹 5 个阶段。本文所描述的抑制磁力跟踪器互干扰处理

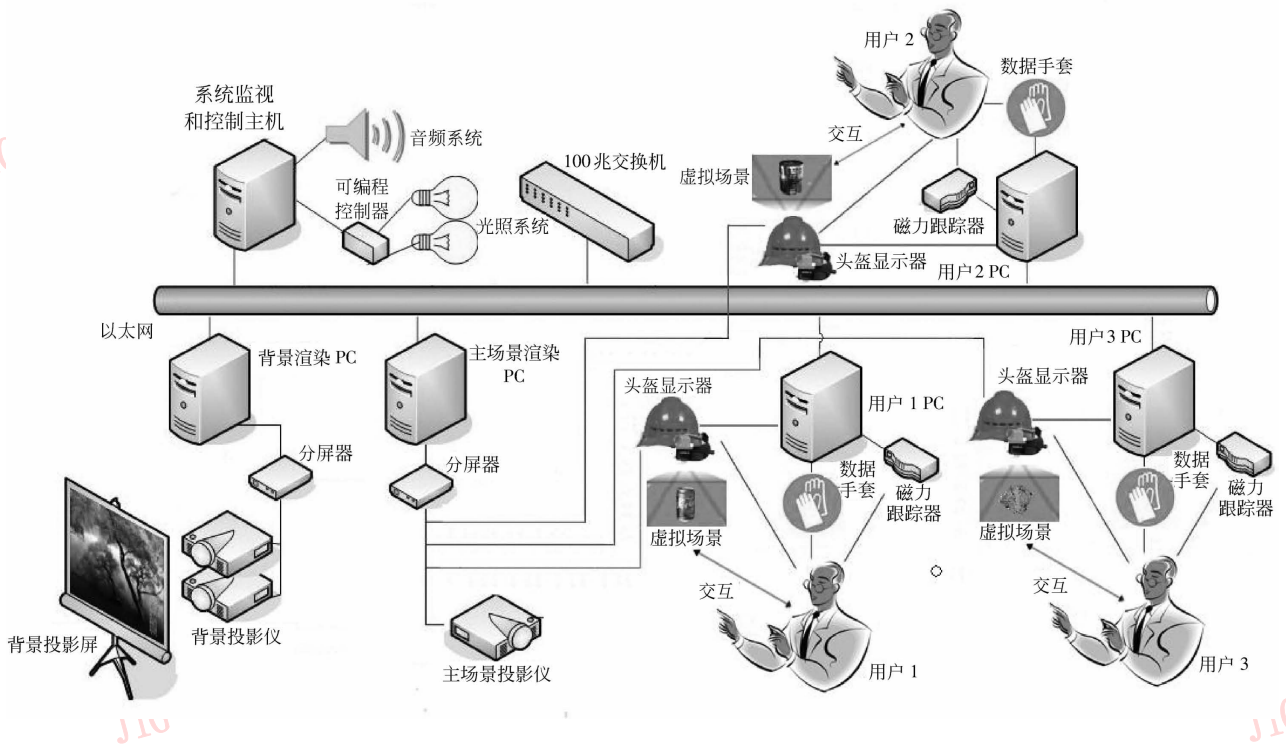


图 5 系统硬件结构图

Fig. 5 System hardware structure drawing

模块应用在前 3 个阶段。在手还没有抓到虚拟物体之前,由于虚拟物体只与头的位置和视角有关,所以此时只需要应用头部滤波策略。当抓到虚拟物体之后,虚拟物体要随手的移动而移动,这时就需要同时对头和手应用本文提到的滤波策略进行去干扰。

本文实验是在真实的环境下截取了头和手的部分运动轨迹,并应用本文的方法去除干扰。为了更好地展示去干扰效果,本文除了对去干扰前后效果进行对比之外,还截取了无干扰时的数据用于比较。由于无干扰数据和干扰数据必须分两次截取,每次截取时,头、手的运动不可能完全重复,所以两者的轨迹会有差异,但大致趋势相同,可供参考。

为了更好地说明改进的内在几何量去噪算法的有效性,实验时特意将发射器之间的距离拉近至 1.5m,且加大了接收器的移动幅度。图 6、图 7 为使用该方法对头运动轨迹进行处理的效果对比图。此处本文选择了一次迭代,即 $m = 3$,这样估计值会比当前值晚三拍输出。图中之所以没有体现出来是因为本文将其前移了三拍,以便使处理前后的效果更好地形成对比。

由于篇幅的限制,本文对于手部运动的粒子滤波、头部静止态的卡尔曼滤波,以及引用临界阻尼的去干扰效果就用某个方向轴的头手运动轨迹对比图来表示(如图 8 所示)。

6 结论

本文提出了一种增强现实系统中磁力跟踪器互干扰的抑制方法,并开发了相关系统。实验结果表明,按照本文设计的磁力跟踪器放置方案,对头、手采用不同的滤波策略,就能够大大地降低磁力跟踪器的互干扰。尤其是内在几何量去噪改进算法,在头手缓慢移动下,对较大的干扰也能产生很好的抑制作用。由于本文方法属于软处理,所以用户无需更改、添加任何硬件配置,且操作方便、经济实用。

当然,增强现实系统中磁力跟踪器互干扰的抑制还有不足之处。例如,如何提高该方案的适用范围,而不仅限于头、手的运动。如何在保证去干扰效果的基础上进一步提高实时性。由此可见,该方法还有不少地方有待进一步的研究。

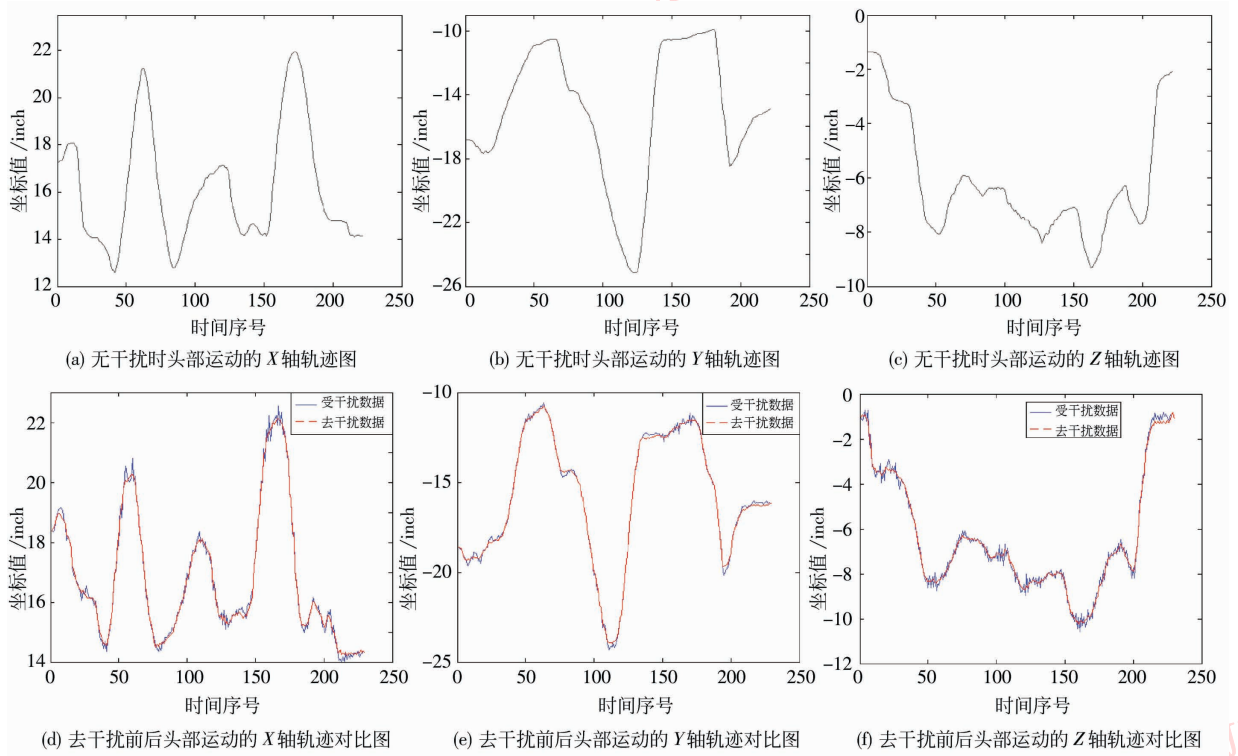


图 6 内在几何量去噪改进算法对头部运动跟踪的空间坐标去干扰效果图

Fig. 6 Effect drawings of removing interference to space coordinates of tracing head using the improved intrinsic 3D discrete Curve smoothing algorithm

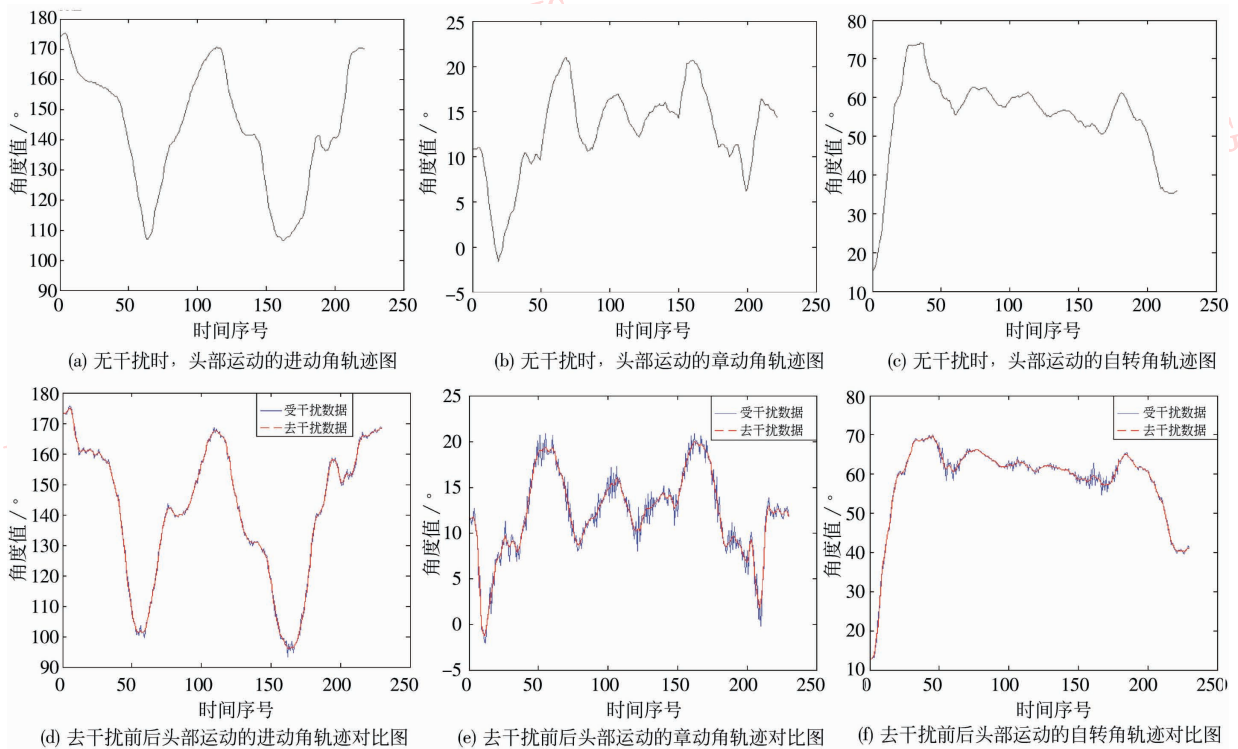


图 7 改进的内在几何量去噪算法对头部运动跟踪的欧拉角去干扰效果图

Fig. 7 Effect drawings of removing interference to Euler Angle of tracing head using the improved intrinsic 3D discrete Curve smoothing algorithm

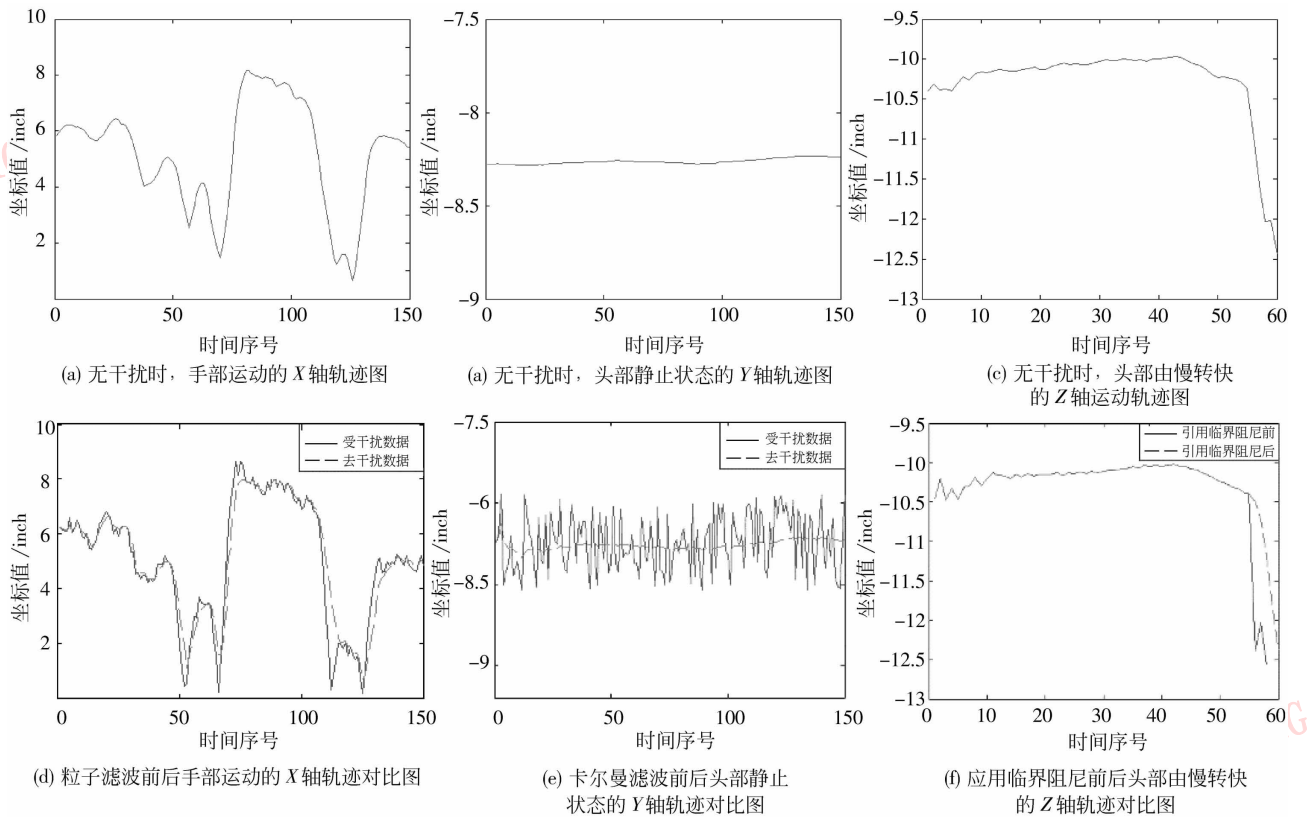


图 8 粒子滤波、卡尔曼滤波、临界阻尼对手运动跟踪的去干扰效果图

Fig. 8 Effect drawings of removing interference of tracing head and hand using particle filter, Kalman filter and critical damping

参考文献 (References)

[1] Teixeira B O S, Santillo M A, Erwin R S. Spacecraft tracking using sampled-data Kalman filters [J]. Control Systems Magazine, 2008, 28(4) : 78-94.

[2] Diversi R, Guidorzi R, Soverini U. Kalman filtering in extended noise environments [J]. IEEE Transactions on Automatic Control, 2005, 50(9) : 1396-1402.

[3] Liu Guangjun, Wu Xiaoping, Guo Jing. A numerically stable sub-optimal parallel sage adaptive filter [J]. Acta Geodaetica et Cartographica, 2002, 31(4) : 283-288. [刘广军, 吴晓平, 郭晶. 一种数值稳定的次优并行 Sage 自适应滤波器 [J]. 测绘学报, 2002, 31(4) : 283-288.]

[4] Hu Hongtao, Jing Zhongliang, Tian Hongwei, et al. A fuzzy adaptive tracking algorithm based on current statistical model [J]. Journal of System Simulation, 2005, 17(2) : 293-295. [胡洪涛, 敬忠良, 田宏伟, 等. 基于“当前”统计模型的模糊自适应跟踪算法 [J]. 系统仿真学报, 2005, 17(2) : 293-295.]

[5] Yildirim B, Demirekler M. Comparison of multiple model particle filter and interacting multiple model EKF in maneuvering target tracking [C] // Proceedings of the 16th IEEE Signal Processing, Communication and Applications Conference. Piscataway, NJ, USA : IEEE Computer Society, 2008 : 1-4.

[6] Arulampalam M S, Maskell S, Gordon N, et al. A tutorial on particle filters for online nonlinear/Non-Gaussian bayesian tracking [J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2002, 50(2) : 174-188.

[7] Yang Xiaojun, Pan Quan, Wang Rui, et al. Development and prospect of particle filtering [J]. Control Theory & Applications, 2006, 23(2) : 261-266. [杨小军, 潘泉, 王睿, 等. 粒子滤波进展与展望 [J]. 控制理论与应用, 2006, 23(2) : 261-266.]

[8] Ren Qingjun, Wang Shuyan, Cai Zengxia. An intrinsic 3D discrete curve smoothing algorithm [J]. Journal of Image and Graphics, 2008, 13(2) : 269-276. [任庆军, 王树艳, 蔡增霞. 基于内在表示的空间曲线去噪算法 [J]. 中国图象图形学报, 2008, 13(2) : 269-276.]

[9] Stone B J. A Summary of Basic Vibration Theory [EB/OL]. www.mech.uwa.edu.au/bjs/Vibration/OneDOF/1DOF.pdf.

[10] Kirmse A. Game Programming Gems 4 [M]. Beijing: Posts & Telecom Press, 2005: 80-85. [Kirmse A. 游戏编程精粹 4 [M]. 北京: 人民邮电出版社, 2005: 80-85.]