

普适计算中的上下文及纯方位定位模型

李彩霞, 曹奇英

(东华大学 计算机科学与技术系, 上海 200051)

摘 要: 室内高精度定位问题是普适计算中位置感知研究的首要难题。介绍了普适计算中上下文的概念, 就上下文中的位置问题进行了探讨。通过分析目前室内定位中存在的问题, 给出了一种利用红外无源定位技术定位的模型, 通过测得的方位角计算出用户的位置。对该模型进行了证明, 证明结果显示该模型可以定出目标的准确位置。

关键词: 普适计算; 上下文; 红外; 无源定位

中图分类号: TP301.4 **文献标识码:** A **文章编号:** 1000-7024 (2005) 01-0050-03

Context in ubiquitous computing and pure azimuth location model

LI Cai-xia, CAO Qi-ying

(Department of Computer Science and Technology, Donghua University, Shanghai 200051, China)

Abstract: High precision in indoor location is the preliminary problem of location-aware research in ubiquitous computing. The concept of context in ubiquitous computing is firstly introduced. In terms of the "where" in context, some issues are argued. By analyzing the problems in indoor locating system, a model about infrared passive location is then given, and this model can determine the user's position according to the azimuth angles that have been measured. It reaches the high precision in indoor location system. At last, it is proved that the model can get the accurate position of a target.

Key words: ubiquitous computing; context; infrared; passive location

1 引言

普适计算的思想最早是1991年Mark Weiser^[1]在《Scientific American》的“The Computer for the 21st Century”中提出的, 设想人类置身于一个充满连接设备和廉价无线网络的世界, 人们甚至可以不需要携带任何设备, 因为所有设备可以在任何地方随时获得。同时, 计算机对普通用户而言是完全透明的。就是说计算机技术已经完全融入人们周围的物理环境中, 融入到了人们的日常生活中, 以致人们根本不会注意到它的存在。普适计算的目的^[2]就是向用户提供一种具有高度易用性的环境, 以帮助人们过一种更加舒适的生活。

从普适计算系统自身来讲, 它的主要作用方式为^[3]: ①能记录用户的每一次操作及操作的上下文环境; ②通过对过去记录信息的分析能推导出用户的行为方式; ③能判断用户以及设备自身当前所处的上下文环境; ④能预测用户的需求并执行相应的预操作。

显而易见, 物理环境要为人提供服务, 必须捕获上下文环境, 然后才能根据用户的历史行为, 以及当前所处的环境, 推断出用户可能的各种需要, 以便为用户提供适时的帮助。

上下文感知就是感知上下文环境, 是普适计算中的一个重要环节。实际上, 上下文感知计算描述了一个场景, 在这个

场景中, 计算设备知道它自己当前的上下文, 并且照此执行。

上下文在普适计算中是极其重要的一个概念。用户的位置又是上下文中最重要的一方面。文章中提出的红外纯方位无源定位模型, 主要用在室内定位, 通过多部角度传感器, 可以很容易地获得用户的位置信息。知道了用户的准确位置, 就可以更好地为用户提供服务。

2 上下文

在引言中已经介绍了上下文在普适计算中的角色的重要性。那么什么是上下文呢?

上下文环境除了用户的位置外, 还包含很多内容。下面的“5W”, 对上下文进行了比较全面的概括:

Who: 谁。即参与当前系统交互的特定用户的身份。

What: 干什么。即当前系统的交互必须去感知用户正在干什么。

Where: 位置。是上下文中被探究得最多的部分。位置再结合上下文中别的内容, 就会变得非常有意义。例如和“**When**”结合, 一些旅游向导系统把物理世界里的移动历史理论化, 也许可以由用户根据已经察觉的兴趣路径裁减要被显示出来的信息, 更便于提供个性化服务。

When: 时间。时间除了可以作为索引来捕获信息外, 还可

收稿日期: 2004-03-18。

基金项目: 教育部重点基金项目 (104086)。

作者简介: 李彩霞 (1980-), 女, 内蒙古丰镇人, 硕士生, 研究方向为普适计算中位置感知和嵌入式系统开发; 曹奇英, 男, 教授, 博士后。

以计算一个人在某个特定地点呆了多久等。

Why: 为什么。这个人为什么而做(即“what”的原因所在)。

这5个“W”的内容^[4]必须进行融合即上下文融合,才能比较准确地推导出用户的行为方式,有效地为人们提供服务。然而,真正普遍存在的上下文服务很少。定位就是一个很好的例子,目前最广泛的应用就是基于GPS的汽车导航系统和旅游向导系统,但是一直以来GPS在房间内就会失效,甚至在城市的某些地区也不能很好地工作。虽然最近开发出了室内定位GPS技术,但是定位误差比较大,并且在价格方面也不适合普遍采用,而普通计算要求无处不在,即不论用户在哪里,都可以通过周围的设备计算出该用户的准确位置。

3 红外纯角度无源定位模型

就文章所重点探讨的室内定位而言,虽然现在室内的定位模式有好多,并且它们在价格、定位范围、定位精度等方面各有所长,但是没有一种可以同时满足上述所有要求。上一节中提到的GPS就是一个很典型的例子。定位的困难给普通计算的发展带来很大障碍。

文中提出了一种纯方位角度定位模型,利用两部或多部红外传感器就可以定出目标的准确位置。红外传感器是被动工作的,故具有较强的隐蔽性和较强的抗电磁干扰能力^[5]。由于红外线的穿透能力差,为了不被阻挡,可以在屋顶的每个角各装一部红外角度传感器,也可根据实际情况安装在合适的位置,只要保证尽量不出现定位盲区即可。下面介绍红外纯方位无源定位模型在价格、定位范围、定位精度方面的情况。

价格:随着通信和计算器件性能/价格比的不断提高,红外传感器不但技术比较成熟,而且价格低廉。

定位范围:利用红外技术既可以实现短距离定位,也可以进行远距离定位,已广泛应用于日常生活和军事上,因此它的定位范围也足以满足各种距离要求。

定位精度:该模型利用红外角度传感器,在室内的定位精度可以达到厘米级,所以它足以符合人们日常生活需求。

可见,红外纯方位无源定位模型很好地满足了上述3方面要求,是一种房间内短距离定位的好方法。本模型主要侧重静态目标的定位。在屋内的物体一般移动速度不是很高,而定位所用时间非常短,所以一般情况下完全可以将定位目标看做是静止的。对于屋内存在反射的情况,现在已经有一些方法可以排除反射形成的假目标(即通常所说的ghost)。由于篇幅所限,这里不再详述。传统的测向定位方法是无源定位的主要方法,但是那种方法的误差很大,而且在基线延长线上存在定位盲区。本文提出的定位方法不但误差极小,而且消除了盲区问题。同时此模型不仅适用于房间内定位,也完全适用于对静止物体的远程定位。

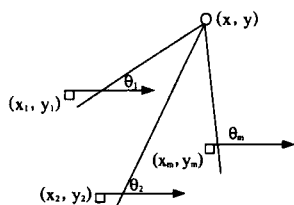


图1 单目标定位示意图

4 定位算法及证明

假设有*i*个观察站(即红外传感器),不全在同一直线上。模型示意图(如图1所示)中 θ_i 是第*i*个观察站测得的方位角。

下面可以根据平面解析几何知识来确定关于目标位置坐标与传感器位置坐标、目标方位角之间应满足的方程组:

$$\begin{cases} (x-x_1)\sin\theta_1-(y-y_1)\cos\theta_1=0 \\ (x-x_2)\sin\theta_2-(y-y_2)\cos\theta_2=0 \\ \dots\dots\dots \\ (x-x_m)\sin\theta_m-(y-y_m)\cos\theta_m=0 \end{cases} \quad (1)$$

显然方程组(1)是一个超定方程组,可以采用最小二乘法来求解。

$$\text{令 } E(x, y) = \sum_{i=1}^m [(x-x_i)\sin\theta_i - (y-y_i)\cos\theta_i]^2$$

则方程组(1)的最小二乘解应使得 $E(x, y)$ 取得极小值,因

$$\text{而有 } \frac{\partial E(x, y)}{\partial x} = 0, \quad \frac{\partial E(x, y)}{\partial y} = 0$$

$$\text{即 } \begin{cases} \sum_{i=1}^m [(x-x_i)\sin\theta_i - (y-y_i)\cos\theta_i] \sin\theta_i = 0 \\ \sum_{i=1}^m [-(x-x_i)\sin\theta_i + (y-y_i)\cos\theta_i] \cos\theta_i = 0 \end{cases}$$

亦即

$$\begin{cases} \left(\sum_{i=1}^m \sin^2\theta_i \right) x - \left(\sum_{i=1}^m \sin\theta_i \cos\theta_i \right) y = \sum_{i=1}^m (x_i \sin\theta_i - y_i \cos\theta_i) \sin\theta_i \\ - \left(\sum_{i=1}^m \sin\theta_i \cos\theta_i \right) x + \left(\sum_{i=1}^m \cos^2\theta_i \right) y = - \sum_{i=1}^m (x_i \sin\theta_i - y_i \cos\theta_i) \cos\theta_i \end{cases} \quad (2)$$

由Cramer法则计算出

$$\Delta = \begin{vmatrix} \sum_{i=1}^m \sin^2\theta_i & -\sum_{i=1}^m \sin\theta_i \cos\theta_i \\ -\sum_{i=1}^m \sin\theta_i \cos\theta_i & \sum_{i=1}^m \cos^2\theta_i \end{vmatrix} = \sum_{1 \leq i < j \leq m} \sin^2(\theta_i - \theta_j)$$

$$\Delta_x = \begin{vmatrix} \sum_{i=1}^m (x_i \sin\theta_i - y_i \cos\theta_i) \sin\theta_i & -\sum_{i=1}^m \sin\theta_i \cos\theta_i \\ -\sum_{i=1}^m (x_i \sin\theta_i - y_i \cos\theta_i) \cos\theta_i & \sum_{i=1}^m \cos^2\theta_i \end{vmatrix}$$

$$= \sum_{i=1}^m \left[\sum_{j=1, j \neq i}^m \cos\theta_j \sin(\theta_i - \theta_j) \right] (x_i \sin\theta_i - y_i \cos\theta_i)$$

$$\Delta_y = \begin{vmatrix} \sum_{i=1}^m \sin^2\theta_i & \sum_{i=1}^m (x_i \sin\theta_i - y_i \cos\theta_i) \sin\theta_i \\ -\sum_{i=1}^m \sin\theta_i \cos\theta_i & -\sum_{i=1}^m (x_i \sin\theta_i - y_i \cos\theta_i) \cos\theta_i \end{vmatrix}$$

$$= \sum_{i=1}^m \left[\sum_{j=1, j \neq i}^m \sin\theta_j \sin(\theta_i - \theta_j) \right] (x_i \sin\theta_i - y_i \cos\theta_i)$$

由此得到方程组(2)的解:

$$(\bar{x}, \bar{y}) = (\Delta_x / \Delta, \Delta_y / \Delta) \quad (3)$$

定理1 假设所有传感器的位置不全在一条直线上($m \geq 3$),而且每一个传感器的量测误差均为零,则由上述方法得到的 (\bar{x}, \bar{y}) 就是目标的精确位置。并且估计精度 $E(\bar{x}, \bar{y}) = 0$ 。

证明:由于每一个传感器的量测误差均为零,所以目标的精确位置 (x, y) 应满足方程组(1),因而它能够使得 $E(x, y)$ 取得最小值0。

另一方面由于 (\bar{x}, \bar{y}) 是方程组(2)的解,所以有

$$\frac{\partial E(\bar{x}, \bar{y})}{\partial x} = 0, \quad \frac{\partial E(\bar{x}, \bar{y})}{\partial y} = 0 \quad (4)$$

由于传感器的位置不全在一条直线上,所以 $\sin\theta_i - t \cos\theta_i$ 不全为零($i=1, 2, \dots, m$),因而对于任意实数*t*有

$$\sum_{i=1}^m (\sin\theta_i - t \cos\theta_i)^2 > 0$$

$$\text{即 } \sum_{i=1}^m \sin^2 \theta_i - 2r \sum_{i=1}^m \sin \theta_i \cos \theta_i + r^2 \sum_{i=1}^m \cos^2 \theta_i > 0$$

所以必有

$$\left(2 \sum_{i=1}^m \sin \theta_i \cos \theta_i\right)^2 - 4 \left(\sum_{i=1}^m \sin^2 \theta_i\right) \left(\sum_{i=1}^m \cos^2 \theta_i\right) < 0$$

从而

$$\left(\frac{\partial^2 E(x, y)}{\partial x \partial y}\right)^2 - \frac{\partial^2 E(x, y)}{\partial x^2} \frac{\partial^2 E(x, y)}{\partial y^2} = \left(2 \sum_{i=1}^m \sin \theta_i \cos \theta_i\right)^2 - 4 \left(\sum_{i=1}^m \sin^2 \theta_i\right) \left(\sum_{i=1}^m \cos^2 \theta_i\right) < 0 \quad (5)$$

再有

$$\frac{\partial^2 E(x, y)}{\partial x^2} = \sum_{i=1}^m \sin^2 \theta_i > 0 \quad (6)$$

结合(4)、(5)和(6),根据数学分析中的极值原理可知: (\bar{x}, \bar{y}) 是 $E(x, y)$ 的惟一的极小值点。因此, (\bar{x}, \bar{y}) 就是目标的精确位置 (x, y) 。证毕

另外,红外传感器所测得的俯仰角,可以作为辅助信息处理。如果需要知道目标的高度,则用计算出的目标的水平位置乘以俯仰角的正切值即可。

4 结束语

随着普适计算的迅速发展,越来越多的人认为计算机技

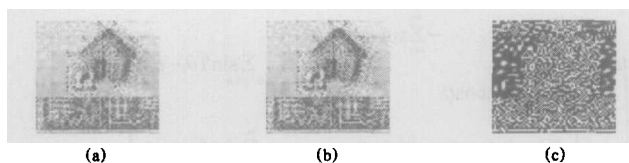
术的第3个时代就是普适计算的时代。计算机将主动学习以适应人们的生活,为人们提供更好、更方便的服务。普适计算环境是能记录用户上下文的环境,能推导用户的行为,以提供服务。

文中提出的纯方位无源定位模型就是给出上下文环境中的重要信息——位置信息,并给出证明。结果可知此方法可定出目标的准确位置,但是系统误差总是不可避免的,这可通过改进测量仪器的精度、改进测量方法来尽量减小。

参考文献:

- [1] Weiser M. Hot topics: Ubiquitous computing[J]. IEEE Computer, 1993, (10).
- [2] Available at[EB/OL]. <http://www.ubicomp.org>.
- [3] 刘敏. 普及计算及其应用[J]. 计算机工程, 2002, 28(7).
- [4] Gregory D Abowd, Elizabeth D Mynatt. Charting past, present, and future research in ubiquitous computing[J]. ACM Transactions on Computer-Human Interaction, 2000, 7 (3):8-10.
- [5] 侯娜, 黄道君. 红外无源定位技术研究[J]. 电子对抗技术, 2002, 17(4).

(上接第32页)

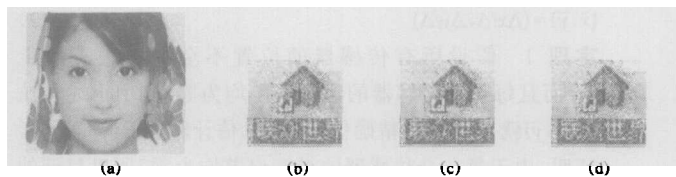


(a)、(b)、(c)分别从RGB 3空间提取的水印

图6 JPEG有损压缩操作

实验结果说明,在最大限度的JPEG压缩变换下,水印的鲁棒性依然强壮。该实验同时说明了对RGB 3个空间同时嵌入水印的必要性和优势。

稳健性实验4:抗噪声污染实验。对图3的(b)图进行随机加噪后,得到图7的(a)图,对此图像在RGB 3个分量空间分别提取的水印如图7的(b)、(c)、(d)图。可见,本算法对噪声污染 also 具有很强的鲁棒性。



(a)受噪声污染的嵌入水印图;(b)、(c)、(d)分别从RGB 3空间提取的水印

图7 抗噪声污染操作

5 结语

提出一种将灰度级水印嵌入到彩色图像中的方法。利用DCT变换技术对水印进行变换,对结果再做编码和信息再生放大处理,最后形成二值序列,采用彩色图像的神经网络模型对二值序列分别在RGB 3个分量空间进行嵌入,由于采用了

信息再生放大,使得嵌入的水印具有很强的鲁棒性。同时,由于是在空间域嵌入,又使水印的不可感知特性很高。克服了以往空间域嵌入水印鲁棒性相对较差的缺点,而且水印的提取不需要原图像。实验结果表明,所提出的算法能够有效地抵抗大多数图像攻击^[1-9]。

参考文献:

- [1] 刘瑞祯, 谭铁牛. 数字图像水印研究综述[J]. 通信学报, 2000, 21(8):39-48.
- [2] 华先胜, 石青云. 多类水印的同时嵌入[J]. 北京大学学报(自然科学版), 2001, 37 (3):305-314.
- [3] 张军, 王能超. 用于图像认证的基于神经网络的水印技术[J]. 计算机辅助设计与图形学学报, 2003, 15(3):307-312.
- [4] Cox Ingegar J, Kilian Foe. Thomson Leighton, et al. Secure spread spectrum watermarking for multimedia [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 1997, 6(12):1673-1687.
- [5] Swanson M D, Zhu B, Tewfik A H. Transparent robust image watermarking [C]. Proceedings of IEEE Int Conf on IP, 1996. 211-214.
- [6] Cybenko G. Approximation by superpositions of a sigmoidal function, math[J]. Contr Signal Sys, 1989, 2(4):303-314.
- [7] Hornik K. Approximation capabilities of multilayer feedforward network [J]. Neural Networks, 1991, 4(2): 251-257.
- [8] 王科俊, 王克成. 神经网络建模、预报与控制[M]. 哈尔滨: 哈尔滨工程大学出版社, 1996.
- [9] Fabien A P Petitcolas, Anderson R J, Markus G K. Attacks on copyright marking systems[R]. USA: Second Workshop on Information Hiding, 1998. 218-238.