

一种基于用户意图建模的 Internet 移动机器人控制方法¹⁾

周 玮 苏剑波

(上海交通大学自动化系 上海 200240)
(E-mail: zhwme@sjtu.edu.cn)

摘 要 Internet 上数据传输存在的不确定性时延, 使得遥操作的网络机器人无法及时完成远程操作者期望的动作. 提出一种新的方法, 即对用户意图进行建模, 通过移动机器人的自主性来补偿不确定时延对系统性能造成的影响. 在对用户操作机器人的意图建立模型后, 利用贝叶斯技术对用户意图进行渐进推断, 从而使得机器人能够识别用户赋予的任务, 并自主地执行该任务, 而无需与用户频繁交互. 这大大减少了数据传输、提高了整个控制系统的效率. 实验结果证明了所提方法的有效性和可行性.

关键词 网络机器人, 用户意图模型, 贝叶斯推断, 不确定延时
中图分类号 TP24; TP18

New Approach to Networked Mobile Robot Based on User Intention Modeling

ZHOU Wei SU Jian-Bo

(Department of Automation, Shanghai Jiao Tong University, Shanghai 200240)
(E-mail: zhwme@sjtu.edu.cn)

Abstract Due to uncertain time delay of data transmission over Internet, teleoperated Internet robots cannot accomplish the desired actions of the remote operator in time. This paper investigates a novel approach, user intention modeling, to compensate the uncertainty with the robot autonomy. The user intention to control and operate the networked robot is modeled and incrementally inferred based on Bayesian techniques. Consequently, the robot can autonomously execute the task without frequent interactions with the user, and this decreases data transmission over Internet and improves the efficiency of the whole system to a great extent. Experimental results demonstrate the validity and feasibility of the proposed method.

Key words Internet-based robot, user intention model, Bayesian inference, uncertain time delay

1 引言

Internet 上数据传输的不确定时延大大妨碍了用户和机器人迅捷而及时地交互, 严重降低和限制了网络机器人的性能和应用. 研究者们已经采取了诸多努力来尝试减小和解决

1) 国家 863 高技术研究发展计划项目 (2001AA422260) 资助
Supported by the National High-Tech Research and Development Plan of P. R. China (2001AA422260)
收稿日期 2005-7-6 收修改稿日期 2005-12-31
Received July 6, 2005; in revised form December 31, 2005

时延问题. 办法之一就是客户端构造真实反映远程机器人环境的仿真模型, 用户将控制指令发给远端之前先在本地模型上模拟执行^[1~3]. 由于整个过程没有和远程环境交互, 所以不存在数据通讯延时带来的影响. 然而一个充分真实的模型要求对远程机器人及其环境具有足够的理解, 通常这是很困难的. 更重要的是, 即使本地仿真能够被远端的反馈信息补偿, 用户对机器人的控制实际上仍然是开环的. 还有许多学者试图通过对网络建模、从控制的角度来分析和解决遥操作系统的时延问题^[4]. 但这是一项艰巨的任务, 短期难以取得重要进展. 时延是 Internet 的固有特性, 而机器人与控制理论研究的其他对象相比存在自主性, 因此很自然地想到通过赋予机器人一定的智能^[3,5~7] 来解决这个问题. 在控制过程中, 操作者置于控制结构闭环之外, 承担的是监督和任务分配的角色. 机器人的自主性虽然能减小通讯的带宽要求, 但也引入了新的问题, 尤其是在交互领域. 人们更喜欢“手把手”(hands-on)的直接控制, 而遥操作的自主机器人无法提供动作层面上的完全控制和即时反馈.

本文提出一种新的网络移动机器人控制方法, 即通过对用户意图建模来增强机器人的自主性, 以改善用户和机器人之间的交互, 从而减轻了不确定延时对控制的影响.

2 用户意图模型

贝叶斯滤波技术已经被成功用于各种不同的机器人系统^[8~10], 其关键思想是从一系列的噪声观察数据去维持动态系统中状态变量的概率分布. 在本文研究中, 所关注的状态变量是用户的真实意图, 各种观察数据是网络机器人的传感器读入和客户端发出的控制指令. 因此, 该研究问题可以表述如下: 给定初始状态知识和 t 时刻前机器人已经接收到的所有控制指令和各种传感器信息, 评估在目前 t 时刻时的用户意图状态.

观测值集合 $D_t = \{d_t, d_{t-1}, \dots, d_1, d_0\}$ 表示机器人接收到的一系列传感器测量和用户指令, $d_i (0 \leq i \leq t)$ 是 i 时刻的观测值. 我们用 u 表示用户意图, 即用户想让机器人去实现怎样的动作, u_t 表示 t 时刻用户的意图, U_t 表示相应的随机变量. 一般地, 机器人并不知道用户的确切意图, 它只是有一个关于用户所有可能期望意图的概率分布. 已知 t 时刻前的所有观测值, 概率密度 $P(U_t|D_t)$ 表示在整个意图空间上 t 时刻时的意图概率分布. 例如, $P(U_t = u_t|D_t)$ 表示机器人认为在 t 时刻用户意图为 u_t 的概率值. 意图概率分布通过机器人的传感器测量和用户指令被更新. 在 D_t 中, 定义 v 表示传感器测量, c 表示控制命令, 相应的随机变量分别由 V 和 C 表示. 在遥操作过程中, 机器人通常交替地收到传感器信息 v 和用户命令 c , 因此观测集能够进一步表示为 $\{c_t, v_{t-1}, \dots, c_1, v_0\}$.

为了易于处理和计算, 贝叶斯滤波假设了动态系统是马尔可夫的, 即认为所有相关信息都包含在了目前状态变量 u_t 中. 用户意图的捕获, 需要在每一时刻递归地计算概率密度函数 (Probability density function, PDF) $P(U_t = u_t|D_t)$. 这分为两个阶段:

预测阶段: 在该阶段我们只考虑机器人的传感器信息, 通过 PDF $P(U_t = u_t|D_{t-1})$ 来预测用户的当前意图. 由马尔可夫假设, 目前意图 u_t 仅与前一时刻意图 u_{t-1} 和测得的传感器信息 v_{t-1} 有关, 这样条件概率密度 $P(u_t|v_{t-1}, u_{t-1})$ 能够被定义. 预测 PDF 如下式:

$$P(U_t = u_t|D_{t-1}) = \int P(U_t = u_t|v_{t-1}, U_{t-1} = u_{t-1})P(U_{t-1} = u_{t-1}|D_{t-1})du_{t-1} \quad (1)$$

$P(u_t|v_{t-1}, u_{t-1})$ 表示当完成的上一时刻意图为 u_{t-1} 、观测到传感器信息为 v_{t-1} 时, 用户想要实现意图 u_t 的概率.

校正阶段: 该阶段通过集成用户控制输入来校正正在上一阶段预测的 PDF. 给定目前的用户意图, 假设 t 时刻用户输入 c_t 条件独立于先前的测量 $D_{t-1} = \{d_{t-1}, \dots, d_1, d_0\}$. 由

Bayes Rule, 得到后验 PDF:

$$P(U_t = u_t | D_t) = \eta P(c_t | U_t = u_t) P(U_t = u_t | D_{t-1}) \quad (2)$$

式中, η 表示归一化常数. $P(c_t | u_t)$ 代表用户意图为 u_t 而机器人从客户端收到 c_t 的相似度. 如果没有任何先验知识, $P(U_0 = u_0)$ 可认为是在整个允许意图值集合上的一致分布.

3 实验

本文构造了一个在线图书浏览系统, 设计了移动机器人推断并实现用户意图的实验任务, 即机器人能够自主地以特定的放大率浏览用户期望的图书. 本文定义所研究的状态变量为一个二维向量 $\mathbf{u} = \langle x, y \rangle$, 即用户想要机器人以 y 的放大率浏览第 x 本书. 用户命令集由 8 个命令组成, 分别控制机器人运动和摄像头运动. 不影响文章主题, 图像集 v 简化为 x , 表示某特定的书被机器人的摄像头捕获. 表 1 给出了各个属性的所有可能值. 根据实验中各属性的定义, 进一步运用 Bayes Rule, 式 (1) 和 (2) 是不难实现的.

表 1 属性定义及其可能值
Table 1 Establishing attributes and their possible values

属性	值
图书	$X \in \{b_1, b_2, \dots, b_n\}$, n 指图书总数
放大率	$Y \in \{f_1, f_2, \dots, f_m\}$, m 指摄像头放大率的级数
意图	$U \in \{u_1, u_2, \dots, u_k\}$, k 等于 n 和 m 的乘积
摄像头图像	$V \in \{b_1, b_2, \dots, b_n\}$
控制命令	$C \in \{\text{robotForward}, \text{robotBackward}, \text{robotLeft}, \text{robotRight}, \text{cameraLeft}, \text{cameraRight}, \text{zoomOut}, \text{zoomIn}\}$

控制指令是机器人主要的学习样本. 根据实际操作过程, 实验针对“没有延时”和“存在延时”两种状况构造了相应的用户输入流 A 和 B. 输入流 A 由指令集 C 中一系列符合正常操作情形的合理指令组成, 对应于用户的真实浏览过程. 输入流 B 则包括输入流 A 和一些取自指令集 C、由于用户对当前机器人状态错误理解而发出的冗余指令.

图 1 显示的是机器人以输入流 A 为样本学习第 3、12、18 和 24 步后预测的意图概率分布, X 和 Y 分别表示书架上的 5 本书和摄像头的 3 级放大率 (整个意图集是这 15 个可能的意图值). 字母 U 标识的是在实验前已确定的用户真实意图.

第 3 步学习完成之前, 概率分布中一些意图峰值已经相当突出而另一些意图的概率值很小甚至为零, 这和移动机器人运动的初始位置有关. 从第 3 步开始, 机器人的学习信息逐渐涉及到所有可能的意图值. 到第 12 步, 意图集中的所有用户意图值都有着相近的预测概率. 这反映了一个真实的现象: 读者在浏览初期可能并没有特定的目的和兴趣, 此时往往都是先浏览一下所有的书. 从第 12 步起, 用户已经有了感兴趣的书, 即形成了他的意图, 并通过输入命令控制远程机器人的运动和摄像头的放大率加强了这个意图. 从第 12 到 18 步, U 标识的用户真实意图逐渐呈现出最大的概率值, 并在第 24 步后, 稳定地成为了最显著的峰值, 其对应的概率值约为 0.18. 经过足够样本的学习, 机器人已经能够确定用户的真实意图. 根据估计的意图, 机器人自主停在用户期望的书前, 并以期望的放大率浏览该书. 本实验证明了所述方法能够正确推断用户意图.

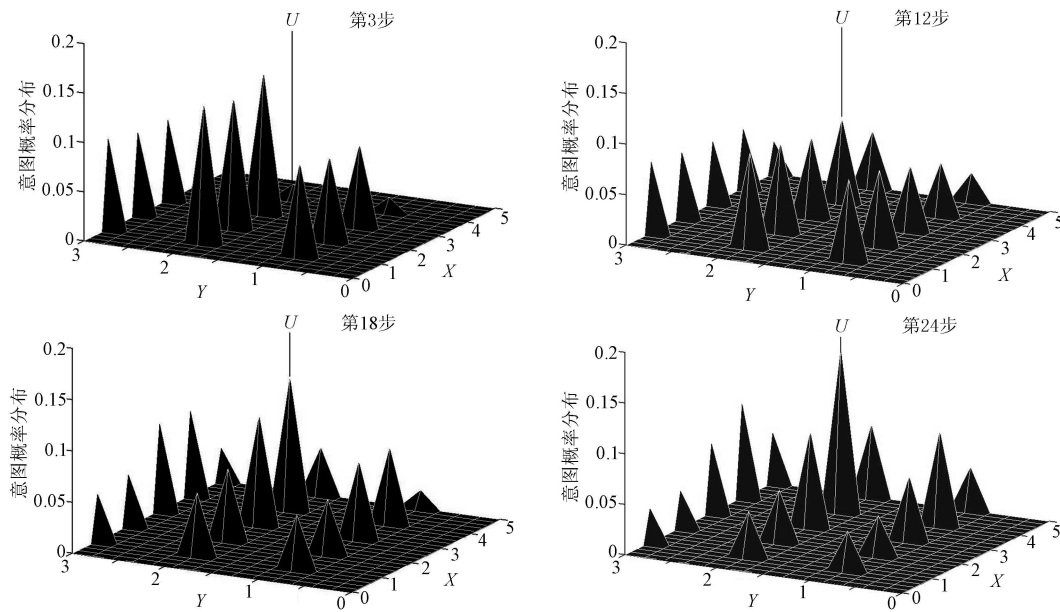


图1 不存在延时, 模型学习第 3,12,18,24 步后推断的用户意图概率分布

Fig. 1 User's intention inferred probability distribution after 3, 12, 18, 24 steps without time delay

第二个实验表现了如何从含有冗余命令的输入流 B 中学习用户的意图. 图 2 的实验结果显示的是第 3、18、24 和 30 步学习后预测的意图概率分布. 从图可见, 用户的真实意图能够被成功捕获, 但是由于冗余输入, 整个学习过程比第一个实验的时间要长.

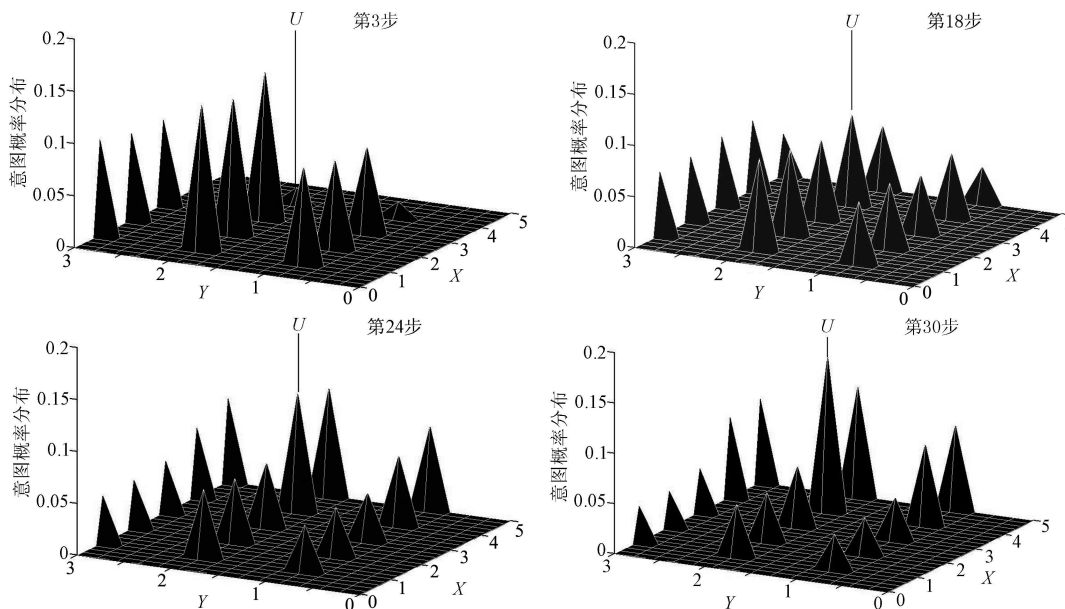


图2 存在延时, 模型学习第 3,18,24,30 步后推断的用户意图概率分布

Fig. 2 User's intention inferred probability distribution after 3, 18, 24, 30 steps with time delay

如图 2 所示, 第 18 步之前, 意图概率分布趋于平均. 而在图 1 中, 同样过程只花了十二步. 从第 18 步开始, U 标识的用户真实意图的概率值逐渐增大, 第 24 步后终于成为

全局最大. 但和上一个实验相比, 第二个实验推断的意图概率值要小些, 领先于其他意图的优势也要小些. 例如, 第 24 步以后, 图 2 中 U 标识的意图概率值是 0.145, 小于图 1 中的 0.165. 学习完成之后, 图 2 在第 30 步, 最终所得到的真实意图概率值高出第二极大值 0.025, 这也小于前一个实验中第 24 步学习后所表现的相应差值 0.05.

4 结论和进一步工作

本文介绍了一种新颖的方法, 即利用贝叶斯技术对用户意图进行建模, 从用户行为和传感器读数中捕获用户真实意图. 根据推断的意图, 无需频繁交互, 机器人就能够自主地规划和执行用户期望的行为. 整个网络机器人系统降低了对通讯带宽的要求、减小了不确定延时的影响、提高了任务完成的性能. 实验结果证明了该方法的有效性和可行性. 用户意图模型是整个控制方法的关键. 今后进一步的工作将着重于提高学习的准确性和快速性, 以改善整个意图模型的工作效率. 另外, 如何扩展模型的适用性和一般性, 使其能够运用于更复杂的移动机器人遥操作任务中, 也是需要不断研究的问题.

References

- 1 Bejczy A K, Venema S, Kim W S. Role of computer graphics in space telerobotics: preview and predictive displays. In: Proceedings of SPIE Cooperative Intelligent Robotics in Space. Boston, USA: SPIE Press, 1990. 365~377
- 2 Sayers C. Remote Control Robotics. New York: Springer Verlag, 1989. 95~116
- 3 Sheridan T. Telerobotics, Automation, and Human Supervisory Control. Cambridge: MIT Press, 1992. 199~226
- 4 Jing X J, Wang Y C, Tan D L. Control of time-delayed tele-robotic systems: review and analysis. *Acta Automatica Sinica*, 2004, **30**(2): 214~223
- 5 Luo R C, Chen T M. Supervisory control of multisensor integrated intelligent autonomous mobile robot via Internet. In: Proceedings of IEEE International Conference on Intelligent Processing Systems. Gold Coast, Australia: IEEE Press, 1998. 12~16
- 6 Kawabata K, Ishikawa T, Fujii T, Noguchi T, Asama H, Endo I. Teleoperation of autonomous mobile robot under limited feedback information. In: Proceedings of International Conference on Field and Service Robotics. Canberra, Australia: Springer Verlag, 1997. 158~164
- 7 Simmons R, Fernandez J, Goodwin R, O'Sullivan J. Lessons learned from Xavier. *IEEE Robotics & Automation Magazine*, 2000, **7**(2): 33~39
- 8 Fox D, Hightower J, Lin Liao, Schulz D, Borriello G. Bayesian filtering for location estimation. *IEEE Pervasive Computing*, 2003, **2**(3): 24~33
- 9 Burgard W, Cremers A B, Fox D, Hähnel D, Lakemeyer G, Schulz D, Steiner W, Thrun S. Experiences with an interactive museum tour-guide robot. *Artificial Intelligence*, 1999, **114**(1-2): 3~55
- 10 Dellaert F, Fox D, Burgard W, Thrun S. Monte Carlo localization for mobile robots. In: Proceedings of IEEE International Conference on Robotics and Automation. Detroit, USA: IEEE Press, 1999. 1322~1328

周 玮 博士研究生. 研究领域为网络机器人、智能机器人.

(ZHOU Wei Ph. D. candidate. His research interests include networked robot and intelligent robot.)

苏剑波 教授. 博士生导师. 研究领域为机器人视觉、多机器人协调.

(SU Jian-Bo Professor. His research interests include robot vision and multi-robot coordination.)