文章编号: 1000-8152(2001)02-0273-04

自主探测系统的 Bayes 递推估计策略

刘传才　　杨静宇
(福州大学计算机系·福州,350002)　(南京理工大学计算机系·南京,210094)

摘要: 探测系统被动地接受外界的测量信息是不够的,因此方式获得的数据是不完备的,由此推理得出的结论在一定程度上具有不确定性,是不能接受的.为获得可靠的信息,常采用多传感器的数据融合或装备自主传感器的方法.文中将 Bayes 递推估计策略应用于自主探测系统,使其能最逼真的再现所关心的探测对象.

关键词: 自主探测; 主动视觉; 非结构化环境; 超椭球
文献标识码: A

A Bayesian Recursive Estimate Strategy for Autonomous Exploration

LIU Chuancai
(Department of Computer, Fuzhou University·Fuzhou, 350002, P.R.China)
YANG Jingyu
(Department of Computer, Nanjing University of Science and Technology·Nanjing, 210094, P.R.China)

Abstract: Passively accepting measurements of the world is not enough, as the data we obtain is always incomplete, and the inferences made from it uncertain to a degree that is often unacceptable. Two methods are generally adopted to obtain reliable data: one is multi-sensor data fusion; the other is to build machines that operate autonomously. A Bayesian recursive estimate strategy is applied to autonomous exploration systems, and it deliberately seeks out those parts of the world that maximize the fidelity of its internal representations, and keeps searching until those representations are acceptable.

Key words: autonomous exploration; active vision; unstructured environments; super-ellipsoids

1 引言(Introduction)

近几年,在主动视觉领域,人们提出了通过传感器位置的调节和外界信息的采集以及与周围环境相互作用来学习了解所处环境的自主探测方法.这种学习能力对于工作在非结构化环境的自主系统是必不可少的.鉴于此,取得在线可利用的系统模型对系统运行是必要的和有效的.其次,模型应建立在实时观测的基础上,并自适应地在线调整.此外,还必须作模型的在线计算,并在每个采样时段内完成样本的量测处理,否则,建模工作跟不上信息流.因量测的输入-输出数据在它们变成可利用的时候被序贯地处理,为此需采用递推辨识技术.多次观测之下,鉴于文[1]仅考虑来自样本的信息,而忽略初始分布的先验信息.在此,将 Bayes 递推估计策略应用于自主探测系统,摆脱被动接受外界测量信息的处境,从而自主地探测搜寻和最逼真的再现环境中所感兴趣的对象.

2 线性模型推理(Linear model inference)

在环境场中,用于描述曲面的体模型是强非线性的,而研究非线性模型的许多基本概念和方法都源于线性模型.通常非线性模型的解析解难以获得,而借助数值迭代技术获得数值解.在系统扰动足够小时,此方法有效.

2.1 线性模型(Linear model)

研究表明[1],传感器的位置由控制参数的向量 X 决定.对线性模型,若传感器在水平面上运动和模型参数 Θ 已知,则在位置 $X_i^{\mathrm{T}} = (x_i, y_i)$ 上的测量值由定义在控制参数空间中的基函数 g_i 的线性组合来预测.X_i 位置的采样值可写为 $d_i = g_i^{\mathrm{T}}\Theta$,且 d_i 为到某一表面的垂直距离[1]:

$$d_i = ax_i^2 + bx_iy_i + cy_i^2 + dx_i + ey_i + f, \quad (1)$$

故 $\Theta^{\mathrm{T}} = (a, b, c, d, e, f)$,就控制参数而言,$g_i^{\mathrm{T}} = (x_i^2, x_iy_i, y_i^2, x_i, y_i, 1)$ 是非线性的.

2.2 多次观测之下的 Bayes 递推估计(Recursive Bayesian estimate in multi-observation)

在某些实际的环境(尤其是非结构环境)中,Θ 受摄动因素的影响而有微小的变动.因此,常将线性模型写为

收稿日期:1998-07-28; 收修改稿日期:2000-03-09.

$$\Theta_{i+1} = \Theta_i + W_i,\ d_{i+1} = G_{i+1}\Theta_{i+1} + e_{i+1},$$

其中 $W_i \sim N(0, Q_i)$, $Q_i \geqslant 0$, G_{i+1} 为控制参数的矩阵. Θ 的 Bayes 估计为(极大似然估计为 $\hat{\Theta} = (G^{\mathrm{T}}G)^{-1}G_d^{\mathrm{T}}$):

$$\hat{\Theta}_{i+1} = \mathrm{E}[\Theta_{i+1}/d_1,\cdots,d_{i+1}] = \hat{\Theta}_i + \hbar_{i+1}[d_{i+1} - G_{i+1}\hat{\Theta}_i], \tag{2a}$$

$$\hbar_{i+1} = P_{i+1/i}G_{i+1}^{\mathrm{T}}[G_{i+1}P_{i+1/i}G_{i+1}^{\mathrm{T}} + R_{i+1}]^{-1}, \tag{2b}$$

$$P_{i+1/i} = P_{i/i} + Q_i, \tag{2c}$$

$$P_{i+1/i+1} = \mathrm{E}[\hat{\Theta}_{i+1}-\Theta)(\hat{\Theta}_{i+1}-\Theta)^{\mathrm{T}}] = [I-\hbar_{i+1}G_{i+1}]P_{i+1/i} = [I-\hbar_{i+1}G_{i+1}]P_{i+1/i}(I-\hbar_{i+1}G_{i+1})^{\mathrm{T}} + \hbar_{i+1}R_{i+1}\hbar_{i+1}^{\mathrm{T}}, \tag{2d, 2e}$$

而 $\hat{e}(\Theta_{\mathrm{True}}) = \Theta_{\mathrm{True}} - \hat{\Theta}$ 是均值为0的 p 变量的正态分布,其协方差阵为

$$\Theta = \sigma^2(G^{\mathrm{T}}G)^{-1} = \sigma^2\Xi^{-1}. \tag{3}$$

逆解中随机误差的存在是内在不确定性的体现.下式

$$\Gamma(\Theta) = \hat{e}(\Theta)^{\mathrm{T}}\Pi^{-1}\hat{e}(\Theta) = \frac{1}{\sigma^2}\hat{e}(\Theta)^{\mathrm{T}}\Xi\hat{e}(\Theta) \tag{4}$$

定义了正态参数误差分布的形状,而 $\Gamma(\Theta) = \Gamma(\Theta_{\mathrm{True}})$ 定义了包络真实模型的超曲面, Π^{-1} 为对称的二次型椭球曲面.因 Θ_{True} 未知,故无法了解此曲面的位置,但 $\Gamma(\Theta_{\mathrm{True}})$ 是有 p 个自由度的 χ_γ^2 分布的随机抽样[1].对某置信水平 γ,在此分布中,能找到一个是 γ 的概率的数值 χ_γ^2,且满足 $\Gamma(\Theta_{\mathrm{True}}) < \chi_\gamma^2$,而包络真实模型的椭球的置信 γ 的概率为

$$\sigma^2\Gamma(\Theta) = \hat{e}(\Theta)^{\mathrm{T}}\Xi\hat{e}(\Theta) = \sigma^2\chi_\gamma^2. \tag{5}$$

因这个缘故,就称此椭球为置信椭球.此概率既指出了可能的真实模型的参数空间区域,又提供了一个关于逆解的非唯一性的有用视图解.

3 减小不确定性(Reducing uncertainty)

研究揭示[1]:参数的协方差能传递不确定性给那些利用逆解的任务;更好的方法是通过测量位置的选择来影响不确定性,而置信椭球是一种潜在控制不确定的有效方法,若 X_i 选取适当,就可让置信椭球落入满足接受判据的参数空间的区域中.

3.1 不确定性的度量(A measure of uncertainty)

此处的中心问题是构造合适的接受判据.严格讲,此问题仅在实际使用环境中才能确定,但基于 Shannon 熵的判据含有描述参数误差的概率分布信息,其极大信息与参数协方差阵的行列式的极小值等效[2].其几何意义为: $\det(\Pi)$ 与置信椭球体积的平方成正比,小 $\det(\Pi)$ 值对应的模型参数空间的体积也小,亦即真实参数充分集中和此区域中有关真实参数的知识或信息含量高.

3.2 不确定性位置(The location of uncertainty)

若由 n 次测量值计算得到的协方差阵为 Π_n,则 $\min(\det(\Pi_{n+1}))$ 等同 $\max(\det(\Xi_{n+1}))$ 每获得一次测量值就更新一次 Ξ,经 $n+1$ 次测量后, Ξ 的值为

$$\Xi_{n+1} = \Xi_n + g_{n+1}g_{n+1}^{\mathrm{T}}. \tag{6}$$

由(6)式可导出

$$\det(\Xi_{n+1}) = \det(I + g_{n+1}g_{n+1}^{\mathrm{T}}\Xi_n^{-1})\det(\Xi_n). \tag{7}$$

因矩阵的行列式是特征值的积[1],(7)式可简化为

$$\det(\Pi_{n+1}) = \frac{\det(\Pi_n)}{1 + g_{n+1}^{\mathrm{T}}\Pi_n g_{n+1}/\sigma^2}. \tag{8}$$

根据 $\hat{d}(X_{n+1}) = g_{n+1}^{\mathrm{T}}\hat{\Theta}_n$,由前 n 次测量值估计出的 $\hat{\Theta}_n$ 能预测位置 X_{n+1} 将获得的测量值.因 $\hat{\Theta}_n$ 含有随机误差,故希望预测值同样含有随机误差.若这样,则 $\hat{d}$ 的方差可表示为

$$\sigma_D^2(X_{n+1}) = g_{n+1}^{\mathrm{T}}\Pi_n g_{n+1}, \tag{9}$$

$\sigma_D^2(X_{n+1})$ 称为位置 X_{n+1} 的预测方差. $\det(\Pi)$ 的前后次测量的比率可由(8)式导出

$$\frac{\det(\Pi_{n+1})}{\det(\Pi_n)} = \frac{1}{1 + \sigma_D^2(X_{n+1})/\sigma^2}. \tag{10}$$

(10)式表明:增加新的观测数据会使 $\det(\Pi_n)$ 减小;当 σ_D^2 最大时,在该位置采集的数据会使 $\det(\Pi_{n+1})$ 最小.除了采集新的测量数据的最佳位置预测能力最差外,而追加的测量数据都有助于预测.

4 传感器的取向:凝视规划策略(Looking: the gaze planning strategy)

文[1]的方法能预测每次采样的最佳位置,但实际上很难采集到满足需要的数据.如此就必须在位置序列 $X_{1'}, X_{2'}, \cdots, X_{n'}$ 上采集数据,并直到估计的参数协方差 Π_n 可接受.在此要考虑如何选择传感器的位置序列这样的"凝视规划策略"问题.

4.1 非线性模型(Nonlinear models)

因非线性强有力的描述功能,故常采用非线性的超椭球模型来描述环境场中的目标物.在此要探究线性系统的理论在多大程度上能有效地用于非线性模型.目前多数实验采用激光距离扫描仪采集三维面坐标值,并经数层自底向上的处理后,推断那些能最合理地解释测量数据的超椭球模型[3].超椭球模型面上的点 $\{s_i, i = 1,\cdots,n\}$ 和参数 Θ 满足强非线性的方程 $D(s_i,\Theta) = D_i(\Theta) = 0$[4].由 $\min(\sum_{i=1}^{n} D_i^2(\Theta))$ 求 $\hat{\Theta}$,就可获得真实参数的极大似然估计.借鉴文[1],采用迭代技术解这个非线性问题.显然这是个局部的线性

模型,并满足 Jacobi 行列式

$$g_i = \frac{\partial D}{\partial \Theta}(s_i, \hat{\Theta}). \tag{11}$$

由(9)式知,超椭球模型面上某点的预测方差为 $g_i^T \Pi g_i$.

研究表明[1],此方法避免了 Kalman 滤波技术的缺陷,且无 Kalman 滤波器那样的发散现象.其次,采用遵循 σ_D^2 梯度的策略可避免过度依赖由参数协方差计算的概率.在此方法中,参数协方差的量级并不重要了,重要的是梯度方向.

4.2 梯度策略——一种通用的非线性凝视规划策略(The gradient strategy – a general nonlinear gaze planning strategy)

若是线性模型,则 $\det(\Pi_n)$ 不依赖被测模型,故有可能找到一个最优轨迹或甚至是实际操作中的最优轨迹,并可对轨迹作离线计算.若是非线性模型,则 g_i 依赖 $\hat{\Theta}$,对 Π 和 σ_D^2 所作的局部线性近似是不可靠的.就非线性模型而言,不可能找到真正的最佳凝视轨迹.

鉴于 σ_D^2 依赖 $\hat{\Theta}$,采用如下迭代策略:在凝视轨迹的每一步上,用 $\hat{\Theta}$ 的当前估计计算 $(\sigma_D^2)_n = \sigma_D^2(X, \hat{\Theta})$,同时选择传感器运动轨迹上的下一个位置 X_{n+1} 使 $(\sigma_D^2)_n$ 最大,此过程受到了传感器位置的有效线性近似区域的制约.一旦找到 X_{n+1},传感器就移到那儿采集新的数据,并将其添加到以前采集的数据集中去,然后更新模型估计以求得新的模型参数估计 $\hat{\Theta}_{n+1}$,此过程持续到参数协方差满足选定的接受判据为止.

为确保线性化理论的有效性,可采用传感器移动步长小的保守方法[1].就(9)式而言,不是求全局最大,而是在当前位置的邻域内求最大,即沿 σ_D^2 的最大方向移动传感器.实际上,距离扫描仪遵循近似的 $\partial\sigma_D^2/\partial X$ 的梯度策略.此策略与经典的梯度上升法有明显差别:即随新数据的添加,$\sigma_D^2(X)$ 上升的形式是连续变化的.当在 $\sigma_D^2(X)$ 高的位置采集数据时,那里的预测方差会减小到传感器的噪声水平.这种减小效应使得传感器在下一次迭代远离当前位置时,就能克服传感器的轨迹在局部最大上摇摆的缺陷.

5 实验结果(Experimental results)

为检验上述方案,将一台 PUMA-560 机器人作改装,把其装配在可运动的平台上,并把激光测距仪装在机械手末端,这样就基本上适应了自主探测的要求,而其处理流程见文[5].实验中,每次迭代时采集 128×128 的 Range 图像,并用二台 486 微机进行处理.

实验开始时,从 $\theta = 90°, \varphi = 0°$ 的位置开始采集数据,搜索圆的径向间隔 θ_c 为 20°,并以 20° 的间隔在最大不确定方向上步进.在新位置获得的噪声测量值也混入数据集中,使用最新获得的实验数据更新模型当前的估计,经 100 次的迭代重复此过程.

在机械手的工作空间里放置了一枚石蛋.在相同初始视点和视域(view)下,采用凝视机制的聚焦点方法[1],对极大似然估计策略和 Bayes 递推估计策略作比较,实验结果表明,后者的性能比前者性能要优越,根据探测数据计算出的目标物模型,后者的目标物模型与真实物体比较接近,而前者的目标物模型偏离真实物体比较大,特别是石蛋的前端变形比较大(见图 1、图 2 和图 3),图 2 中的石蛋的前端比真实石蛋的前端拉长了,且向两边膨胀变"胖"了.此种现象,究其原因,算法的假定不完全合理.如石

图 1 "石蛋"图像
Fig. 1 Stone egg

图 2 采用极大似然估计策略获得的 range 图
Fig. 2 The range image obtained by amaximum likelihood setimate stratgy

图 3 采用 Bayes 递推估计策略获得的 range 图
Fig. 3 The range image obtained by a Bayesian recursive estimate strategy

蛋并不完全对称,有凹陷部分,那么超椭球模型就不能准确地描述石蛋.此外,机械手存在某些约束因素,使其不能随意移动.

6 结束语(Conclusion)

我们的初步研究表明,基于模型不确定性的反馈能有效地用于凝视规划,并可推断现场描述.特别是激光测距仪获得的数据序列可计算目标模型.然而,自主探测系统的操作性是一个难点问题,很少存在完全自由地采集现场中目标物的表面数据的情形.这主要基于如下事实:被探测对象由别的物体支撑,或嵌入别的物体中,或为别的物体遮挡;激光扫描仪有一定的大小,不能随意移动和穿过窄的通道;机械手存在某些约束因素,它不可能对大多数不确定表面采样,而此问题的解决还有赖于面向任务的知识的获取,如激光扫描仪的大小、机器人和工作空间的构造等.那么在缺乏操作性的情况下,重要的是保障探测策略的正常运作,以及能有效地处理外部问题.此工作所追求目标:最终模型具有鲁棒性;能承担操纵(控制)和识别目的的目标物描述;整个过程完全是数据驱动的.在非结构化环境中,这种系统可充当探测器的核心部分.它不仅完全自主,而且传感器测量、数据融合和凝视规划可重复进行,这种过程可持续到获得现场的稳定描述,或采集到足够数量的数据.要实现此目的,还需做大量的研究工作.

致谢 吴大鸣博士提供了实验数据和部分程序,在此表示诚挚的感谢!

参考文献(References)

[1] Whaite P and Ferrie F P. Autonomous exploration: driven by uncertainty [J]. IEEE Trans. Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1997,19(3):193 - 205

[2] Mackay D J C. Bayesian methods for adaptive models [D]. Pasadena: California Institute of Technology, 1992

[3] Ferrie F P, Lagarde J and Whaite P. Darboux frames, snakes and superquadrics: geometry from the bottom-up [J]. IEEE Trans. Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1993, 15(8):771 - 784

[4] Whaite P and Ferrie F P. From uncertainty to visual exploration [J]. IEEE Trans. Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1991, 13(10):1038 - 1049

[5] Liu Chuancai and Yang Jingyu. Adaptive estimate and viewpoint planning strategy for autonomous exploration [J]. Robot (Suppl.), 1998,20(4):465 - 470 (in Chinese)

本文作者简介

刘传才 1963年生.博士,副教授.主要研究领域:模式识别和智能系统,计算机网络.

杨静宇 1942年生.教授,博士生导师.主要研究领域:模式识别和智能机器人,信息融合.

(上接第272页)

图3给出了系统的阶跃响应曲线,其中在 $t = 20$s 时加入恒值为0.5的负载干扰.图4为系统用BP神经网络控制,加入阶跃信号和恒值为0.5的负载干扰下的曲线.其中神经网络辨识器和控制器的输入输出变量和小波网络相同,单隐层均为4个节点,Sigmoid函数为 $f(x) = (1 - e^{-x})/(1 + e^{-x})$. 从图中可看出,小波网络控制系统比BP神经网络调节器优越.表现为上升速度快,调节时间短,超调小,抗干扰能力强.

5 结论(Conclusion)

本文利用神经网络的自学习特性和小波的非线性逼近能力提出了基于小波神经网络模型的自校正控制方法.仿真结果表明,本文提出的方法可行,并且小波网络学习速度较快,施加小波控制后系统抗干扰能力强,过渡过程时间短,控制精度较高.

参考文献(References)

[1] Zhang Q and Benvensite A. Wavelet networks [J]. IEEE Trans. on Neural Networks, 1992, 3(6):889 - 898

[2] Delyon B, Juditsky A and Benveniste A. Accuracy analysis for wavelet approximations [J]. IEEE Trans. on Neural Networks. 1995, 6(2):332 - 348

[3] Ding Yuexin and Shen Xuqin. Wavelet neural network based on energy density [J]. Chinese Journal of Computers, 1997, 20(9):832 - 838 (in Chinese)

本文作者简介

王忠勇 1965年生.1986年毕业于哈尔滨工程大学自动控制系,1998年于西安交通大学自动控制理论及应用专业获博士学位.现为郑州大学电子工程系副教授,硕士生导师.主要研究方向为非线性系统的分岔与混沌,智能控制,过程控制.

张端金 1966年生.1986年毕业于东北大学自动控制系,1998年于南京理工大学控制理论与控制工程专业获博士学位.现为郑州大学电子工程系副教授,硕士生导师,在华南理工大学信息与通信工程流动站做博士后研究.主要研究方向为高速信号处理,鲁棒控制,系统辨识.

方 浩 1974年生.1998年获西安交通大学硕士学位.现为该校博士生.研究方向为非线性控制.

蔡远利 1963年生.1990年于西北工业大学获工学博士学位,1992年在西安交通大学完成博士后研究.现为西安交通大学自动控制系教授.主要研究方向为非线性系统的混沌与分岔,神经网络,飞行器制导与仿真.