

移动机器人自适应行为选择的混沌特性分析*

李彩虹¹, 李贻斌², 王凤英^{1†}, 赵磊¹

(1. 山东理工大学 计算机科学与技术学院, 山东 淄博 255049; 2. 山东大学 控制科学与工程学院, 济南 250061)

摘要: 针对移动机器人运行环境的复杂非线性特性, 提出一种将重构相空间理论应用到移动机器人自适应行为选择中的混沌非线性分析方法。在所采集的一维自适应行为动作选择随机序列的基础上, 重构时间序列的相空间, 并计算相空间的嵌入维数、混沌吸引子和最大 Lyapunov 指数。计算结果表明, 当运行环境中障碍物的分布密度较大时, 移动机器人的自适应行为选择规律呈现混沌特性。这为结合混沌理论, 给移动机器人的自适应行为选择提供更精确的控制, 提供了理论基础。

关键词: 移动机器人; 自适应行为; 混沌; 重构相空间

中图分类号: TP242 **文献标志码:** A **文章编号:** 1001-3695(2012)06-2138-03

doi:10.3969/j.issn.1001-3695.2012.06.036

Chaotic characteristics analysis of adaptive behavior selection for mobile robot

LI Cai-hong¹, LI Yi-bin², WANG Feng-ying^{1†}, ZHAO Lei¹

(1. College of Computer Science & Technology, Shandong University of Technology, Zibo Shandong 255049, China; 2. College of Automation Science & Engineering, Shandong University, Jinan 250061, China)

Abstract: This paper applied a nonlinear chaotic method of phase-space reconstruction to the adaptive behavior analysis and construction due to the complex non-linear characteristics of the mobile robot and its running environment. It reconstructed the phase-space for a set of time series which were sampled from the adaptive behavior selection. Then it computed the embedded dimension coefficient, chaotic attractive coefficient and the maximum Lyapunov index. The calculation results show that the selection rule of adaptive behavior demonstrate the chaotic characteristics when the distribution of obstacles density is large in running environment. So the chaotic theory can be used in the adaptive behavior selection and provides an adequate theoretical basis for the more precise control to the mobile robot.

Key words: mobile robot; adaptive behavior; chaotic theory; phase-space reconstruction

0 引言

自主移动机器人是一个复杂的控制系统。如何使机器人具有自适应能力,使其从相对固定和人工化的环境走向非结构化的自然环境(野外作业、矿山救援、星球探测等),拓宽机器人的应用领域,一直是国内外学者研究的热点问题^[1]。传统的基于认知模型的控制设计方式在实际环境中运行时,其实时性、鲁棒性和可行性都面临强有力的挑战,已难以胜任实际运行环境的要求。在这种情况下,控制器必须赋予在动态环境中能够实时调整自身行为的能力,要求机器人的智能在与环境的交互中发展和成长。由于机器人在运行过程中,其状态受到环境因素和机器人过去行为的共同影响,使其行为结果难以预测。另外在运行中,机器人所得到的信息是海量的,充满了误差和不一致性。因此,设计具有自适应行为的自主机器人控制器的难度远远超出了人们最初的设想。

为了解决移动机器人在动态环境下的适应性,目前国内外专家正采用基于学习与进化的思想,研究移动机器人基于传感器输入和执行器输出之间的映射行为,增加它在动态环境下行为的适应能力,以顺利实现人类给予的目标行为。随着人工智

能(artificial intelligence, AI)技术的发展, AI 使环境提供足够的信息以使移动机器人产生自适应行为或运动成为可能。以神经网络^[2]、模糊控制^[3]、进化算法^[4]、强化学习^[5]等为代表的 AI 控制方法,不依赖车体运动学模型,经过学习和训练,生成控制规则。但随着运行环境的复杂,组合的状态动作空间越来越大,容易出现组合爆炸、实时搜索速度慢等问题,这些问题不易解决,也不利于机器人迅速适应变化的环境。

移动机器人作为一个复杂系统,由于其内部各个子系统之间及系统与外界环境各因素之间的相互作用、相互制约,行为的演化过程表现为确定性(或周期性)与确定的随机性(即混沌)综合运动的特点。系统的各种参数是不确定的和随机的,在其演化过程中,表现出复杂的非线性行为。混沌是非线性系统特有的现象,混沌时间序列分析理论较传统确定性和随机性预测方法更多地利用了时间序列中包含的丰富信息。通过相空间重构,把具有混沌特性的时间序列,重建为一种低阶非线性动力学系统,由此找出隐藏在混沌吸引子中的演化规律,因此能够得到更精确的预测结果。目前把混沌理论用于机器人运动控制中较少,主要用于机器人路径规划算法中^[6,7],还没有用于自适应行为的生成和调整中。

收稿日期: 2011-10-16; **修回日期:** 2011-12-26 **基金项目:** 国家自然科学基金资助项目(61075091); 山东省优秀中青年科学家奖励基金资助项目(BS2009DX034); 山东省自然科学基金资助项目(ZR2010FL003)

作者简介: 李彩虹(1970-),女,山东招远人,副教授,博士,主要研究方向为移动机器人路径规划、计算智能学习算法等(lich@sdut.edu.cn); 李贻斌(1960-),男,教授,博士,主要研究方向为移动机器人体系结构、特种机器人等; 王凤英(1962-),女(通信作者),教授,硕士,主要研究方向为移动机器人、信息安全等; 赵磊(1964-),男,教授,博士(后),主要研究方向为移动机器人、计算机测控技术等。

本文拟结合混沌理论来研究移动机器人动态环境中自适应行为选择规律中的非线性特性,把混沌理论已取得的成果及其思想方法运用到移动机器人控制中,探索利用混沌理论进行自适应行为求解和预测的可能性,提高移动机器人在动态环境下的适应能力,为移动机器人自适应行为的调整和产生提供一个新的研究方法。

1 自适应行为的产生

笔者曾经在文献[8]中,利用强化 Q 学习,研究获得一组能够产生局部最优路径的自适应行为的方法。在此基础上,本文以移动机器人运行环境中障碍物密度作为变量,采集一组自适应行为的时间序列,然后利用重构相空间理论分析自适应行为选择时间序列的混沌特性。

以移动机器人 Pioneer 3 为研究本体,声纳传感器在机器人头部安装位置如图1所示。忽略“0”和“7”垂直方向上的信息,文献[8]在状态空间的表达上,将移动机器人视野域范围内其他6个方向上的障碍物信息和目标信息模糊量化,组成了192个输入状态信息。另外又设计了11个离散的动作,共组成了2112个输入—输出状态动作空间进行学习,学习结束后共形成192条控制规则,简化后形成98条。在这些规则的控制下,任意给定起点和终点,移动机器人就可以规划出局部最优路径,如图2所示。

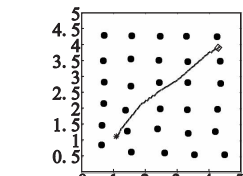
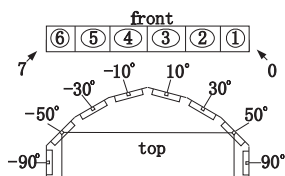


图1 声纳传感器的分布图形

图2 移动机器人局部路径规划

仿真环境里不存在“U”形障碍物和封闭障碍物。机器人运行起点用紫色“*”表示,目标点用红色“◇”表示。障碍物用黑色实心圆表示,路径用蓝色线条表示。标有红色“*”标记的障碍物表示在规划过程中被检测到的障碍物。仿真环境里可以任意设置障碍物的个数、分布以及起始点和目标点的位置。自适应行为是在这个仿真环境下利用强化 Q 学习获得的一组能够产生局部最优路径的控制规则形成的。以当前机器人的移动方向为参考,机器人下一步可移动方向的变化范围是 $\Delta\theta \leq |\pm 90^\circ|$ 。移动步长为 ε ($0 < \varepsilon \leq r_{\text{sense}}$),移动速度 v_r 为恒速。因为机器人只在前方装有传感器,所以不设置向后的运动,以多次旋转来代替。机器人可能的移动方向为 $\Delta\theta = k\Delta\alpha$ ($k=0, \pm 1, \pm 2, \pm 3, \pm 4, \pm 5; \Delta\alpha=10^\circ$)。假设顺时针旋转为正,逆时针旋转为负。可取的动作为11个,表示为 $a(k)$,分别为 $k=-5, -4, -3, -2, -1, 0, +1, +2, +3, +4, +5$ 时所对应的动作。输出的动作空间表示为 $A = \{a(k) | k = -5 \sim +5, v_r, \varepsilon\}$ 。11个动作的位置分布图形如图3所示。

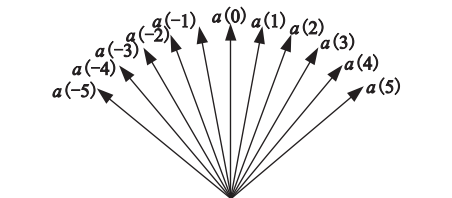


图3 $a(-5) \sim a(5)$ 位置分布图形

2 自适应行为一维时间序列的生成

以障碍物分布密度作为变量,在仿真环境里,在所获得的

最优控制规则的控制下,采集自适应行为的一维时间序列。障碍物的密度是通过运行环境里障碍物的个数来改变的。障碍物在运行空间里分布比较均匀,因此数量越多,密度越大。在障碍物分布比较稀疏的情况下,自适应行为的选择呈现有规律的周期性变化,这种行为的选择可以采用神经网络等预测模型进行分析,本文不加以考虑。当障碍物的分布越来越密集时,自适应行为的选择呈现非线性的变化规律。

如图4和5中所示,当运行环境里障碍物逐渐密集时,自适应行为选择的不确定性逐渐增加,系统呈现出复杂的非线性现象。那么系统的演化规律是完全的随机现象,还是具有类似随机现象的混沌系统?这要通过重构相空间并进行关联维数和Lyapunov指数的计算来进行判断。如果关联维数是分数,并且最大Lyapunov指数为正数,则表明该自适应行为时间选择序列为混沌序列,从而可以采用混沌的方法加以分析。

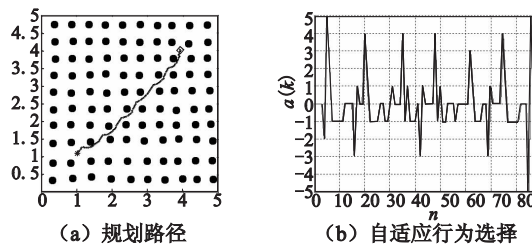


图4 100个障碍物运行环境下的动作选择

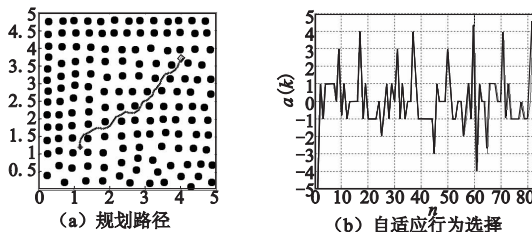


图5 150个障碍物运行环境下的动作选择

3 自适应行为序列的分析

3.1 重构相空间

在时间序列的分析中,决定序列的可观测因素很多,而且相互作用的动力学方程往往是非线性的,甚至是混沌的。在确定性的基础上,对时间序列动力学因素的分析,目前广泛采用的是延迟坐标状态空间重构法。一般来说,非线性系统的相空间维数可能很高,甚至无穷,但在大多数情况下维数并不知道。在实际问题中,对于给定的时间序列 $x_1, x_2, \dots, x_{n-1}, x_n$,通常是将其扩展到三维甚至更高维的空间中去,以便把时间序列中蕴藏的信息充分地显露出来,这就是延迟坐标状态空间重构法^[9]。设时间序列为 $x(t) (t=1, 2, \dots)$,嵌入维数为 m ,时间延迟为 τ ,则重构相空间为

$$Y(t) = (x(t), x(t+\tau), \dots, x(t+(m-1)\tau)) \in \mathbb{R}^m (t=1, 2, \dots, N) \quad (1)$$

根据Takens定理,对合适的嵌入维数 m 及时间延迟 τ ,重构相空间在嵌入空间中的轨线,在微分同胚意义下与原系统是动力学等价的。因此存在一个光滑映射 $f: \mathbb{R}^m \rightarrow \mathbb{R}^m$,给出相空间轨迹的表达式为

$$Y(t+1) = f(Y(t)) \quad t=1, 2, \dots \quad (2)$$

上述映射可表示成时间序列为

$$(x(t+\tau), x(t+2\tau), \dots, x(t+m\tau)) = (f(x(t), x(t+\tau), \dots, x(t+(m-1)\tau))) \quad (3)$$

其中: $Y(t_i)$ 为 m 维相空间中的相点; M 为相点个数,且 $M = N - (m-1)\tau$ 。集合 $\{Y(t_i) | i=1, 2, \dots, M\}$ 描述了系统在相空

间的演化轨迹。根据 Takens 定理,只要 m, τ 选择合理,重构相空间与原系统是拓扑等价的。本文所采样的一维随机时间序列样本为 $x_1, x_2, \dots, x_{n-1}, x_n$ 。如图 6 所示,移动机器人运行环境中障碍物的分布密度较大,为 160 个。自适应行为动作选择个数共有 220 个,分别为移动机器人在第 $n(n=1, 2, \dots, 84)$ 个迭代时刻的动作选择 $a(k)(k=-5, -4, \dots, +5)$ 。

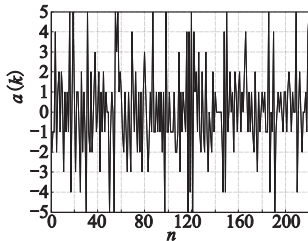


图6 动作选择时间序列

3.2 延迟时间和嵌入维数的选择

在重构相空间中,时间延迟 τ 和嵌入维数 m 的选取具有十分重要的意义,同时这种选取也是很困难的。Grassberger 等人提出了时间序列计算吸引子关联维数的 G-P 算法。一般来说, m 的选择是从小到大,不断增大其取值,并用不同 m 值反复重构序列,对每个嵌入维数取双对数中的直线段,用 OLS 拟合一条直线,该直线斜率随着嵌入维数的增加而变大,最终达到饱和值,使得 $D = \ln C_m(r) / \ln r$ 。 D 为描述混沌吸引子的自相似结构,与之对应的嵌入维数值为饱和嵌入维数值,记为 m 。若 m 存在,则表明所分析系统是有限维的非随机系统;若 m 不存在,表明是一个随机系统。本文中自适应时间序列是在每个规划时刻进行采样,因此延迟时间 τ 取为 1。根据 G-P 算法计算得 m 等于 3,说明自适应行为演化规律必需的实质性变量个数最少是 3 个。时间延迟 τ 的选取方法较复杂。由于实际时间序列存在噪声干扰和噪声估计,如果 τ 太小,相空间轨迹会向同一位置挤压,信息不易显露,产生冗余误差;如果 τ 太大,会导致某一时刻和后一时刻的动力学特性变化剧烈,使得简单的几何对象变得很复杂,动力系统信号失真,产生不相关误差。时间延迟 τ 的确定采用自相关法,对于离散混沌时间序列时间跨度 $j\tau$ 的自相关函数为

$$R_{xx}(j\tau) = \frac{1}{N} \sum_{t=0}^{N-1} x(t)x(t+j\tau) \quad (4)$$

由此可固定 j ,作出自相关函数关于时间 τ 的函数图像。当自相关函数下降到初始值的 $(1-1/e)$ 倍时,所得到的时间 τ 即是重构相空间的时间延迟 τ 。本文研究中延迟时间取为 1。

最小嵌入维数可以通过计算吸引子的不变量(如关联维数)来确定。随着嵌入维数 m 的增大,关联维数的值不再变化,此时的 m 值即为最小嵌入维数。具体步骤如下:

a) 利用时间序列 $x_1, x_2, \dots, x_{n-1}, x_n$, 先给一个较小的值 m_0 , 对应一个重构的相空间,如式(1)所示。

b) 计算关联函数

$$C(r) = \lim_{N \rightarrow \infty} \frac{1}{N} \sum_{i,j=1}^N \theta(r - |Y(t_i) - Y(t_j)|) \quad (5)$$

其中: $|Y(t_i) - Y(t_j)|$ 表示相点 $Y(t_i)$ 和 $Y(t_j)$ 之间的距离; $\theta(Z)$ 是 Heaviside 函数; $C(r)$ 是一个累积分布函数,表示相空间吸引子上两点之间距离小于 r 的概率。

c) 对于 r 的某个适当范围,吸引子的维数 d 与累积分布函数 $C(r)$ 应满足对数线性关系,即 $d(m) = \ln C(r) / \ln r$,从而由拟合求出对应于 m_0 的关联维估计值 $d(m_0)$ 。

d) 增加嵌入维 $m_i > m_0$, 重复计算步骤 b) 和 c), 直到相应的维数估计值 $d(m)$ 不再随 m 增长,而稳定在一定误差范围内为止。此时得

到的 d 即为吸引子的关联维数。

结果表明,当 m 等于 3 时,曲线斜率不再发生显著变化,因此,此系统的嵌入维数等于 3,说明自适应行为演化规律必需的实质性变量个数最少是 3 个。此时,混沌吸引子的维数为 1.662,系统为分数维,呈现出混沌特性。

嵌入维的存在说明,移动机器人自适应行为的选择过程不是一个随机系统,也不是一个确定的有序系统,而是一个具有混沌现象的系统。它既受内部某种确定性规律的支配,同时又受外部环境的干扰,表现出一些类似随机现象的特征。

3.3 最大 Lyapunov 指数计算

在 m 维离散系统中,存在 m 个 Lyapunov 指数 $\lambda_i(i=1, 2, \dots, m)$ 。如果其中最大的指数 $\lambda_{\max} > 0$, 则该系统一定存在混沌现象。据此,只要计算出系统的 $\lambda_{\max}$, 即可判定系统是否进入混沌状态。由于本文中所采集的数据量较少,只有 220 个时间序列值,因此利用小数据量法计算最大 Lyapunov 指数。在重构相空间后,寻找给定轨道上每个点的最近邻点,即

$$d_i(0) = \min_{x(\hat{t})} \|Y(t) - Y(\hat{t})\|, |t - \hat{t}| > p \quad (6)$$

其中: $\hat{t} = 1, 2, \dots, M$, 且 $\hat{t} \neq t$; p 为时间序列的平均周期,它可以通过能量光谱平均频率的倒数估计出来; $Y(t)$ 为式(1)中所构造的相空间中的状态点, $d_i(0)$ 代表在初始时刻一对最近邻点之间的距离。最大 Lyapunov 指数可以通过基本轨道上每个点最近邻近点的平均发散率估计出来。Sato 改进最大 Lyapunov 指数估计表达式为

$$\lambda_1(i, k) = \frac{1}{k\Delta t} \frac{1}{M-k} \sum_{i=1}^{M-k} \ln \frac{d_i(i+k)}{d_i(i)} \quad (7)$$

其中: k 为常数。最大 Lyapunov 指数的几何意义是量化初始闭轨道的指数发散和估计系统的总体混沌水平的量,所以有

$$d_i(i) = C_i e^{\lambda_1(i)\Delta t} \quad (8)$$

其中: $C_i = d_i(0)$, 对式(8)两边取对数得到

$$\ln d_i(i) = \ln C_i + \lambda_1(i)\Delta t \quad t = 1, 2, \dots, M \quad (9)$$

最大 Lyapunov 指数可以近似看做式(9)这组直线的斜率,通过最小二乘法逼近这组直线得到,即

$$y(i) = \frac{1}{\Delta t} \langle \ln d_i(i) \rangle \quad (10)$$

其中: $\langle \cdot \rangle$ 表示所有关于 t 的平均值。

具体计算步骤如下:

a) 对时间序列 $x_1, x_2, \dots, x_{n-1}, x_n$ 进行快速傅里叶变换,计算出时间延迟 τ 和平均周期 p ;

b) 计算出关联维数 d , 再由 $m \geq 2d + 1$ 确定嵌入维 m ;

c) 根据时间延迟 τ 和嵌入维数 m 重构相空间 $\{Y(t), t = 1, 2, \dots, M\}$;

d) 找出相空间中每个点 $Y(t)$ 的最近邻点 $Y(\hat{t})$, 并限制短暂分离,如式(6)所示。

e) 对相空间中每个点 $Y(t)$, 计算出该邻点对的 i 个离散时间步后的距离 $d_i(i)$ 为

$$d_i(i) = \min_{x(\hat{t})} \|Y(t+i) - Y(\hat{t}+i)\| \quad i = 1, 2, \dots, \min(M-t, M-\hat{t}) \quad (11)$$

f) 对每个 i 求出所有 t 的 $\ln d_i(i)$ 的平均 $y(i)$, 即

$$y(i) = \frac{1}{q\Delta t} \sum_{j=1}^q \ln d_j(i) \quad (12)$$

其中: q 为非零 $d_i(i)$ 的数目,并用最小二乘法作出回归直线,该直线的斜率为最大 Lyapunov 指数。

根据上述步骤计算出的最大 Lyapunov 指数 $\lambda_{\max} = 0.425$, 说明当障碍物分布密度较大时,移动机器人自适应行为选择序列为混沌序列。

(下转第 2144 页)

4 结束语

移动机器人的运行环境呈现复杂的非线性特性。本文利用混沌控制特有的非线性特性和重构相空间理论,分析移动机器人自适应行为选择特性;在障碍物分布密度较大的运行环境里,采集移动机器人自适应行为选择的一维时间序列,并对时间序列重构了相空间;计算了相空间的嵌入维数、混沌吸引子和最大 Lyapunov 指数。混沌吸引子为分数,说明系统为分数维;最大 Lyapunov 指数为正数,符合系统的混沌特性。这为未来的研究工作,结合混沌理论,进行移动机器人复杂非线性环境下运行时自适应行为的精确分析和预测提供了理论依据。

参考文献:

- [1] WANG L. Computational intelligence in autonomous mobile robotics: a review[C]//Proc of International Symposium on Micromechatronics and Human Science. New York:IEEE,2002;227-235.
- [2] 宋勇,李贻斌,李彩虹. 递归神经网络的进化机器人路径规划方法[J]. 哈尔滨工程大学学报,2009,30(8):898-902.
- [3] TOMÁS A V, FREUND W, MUNOZ C, *et al.* Fuzzy motivations for evolutionary behavior learning by a mobile robot[C]//Proc of the 19th International Conference on Advances in Applied Artificial Intelligence: Industrial, Engineering and Other Applications of Applied Intelligent Systems. Berlin: Springer-Verlag,2006;462-471.
- [4] DEFOORT M, PALOS J, KOKOSY A, *et al.* Experimental motion planning and control for an autonomous nonholonomic mobile robot [C]//Proc of IEEE International Conference on Robotics and Automation. New York:IEEE,2007;2221-2226.
- [5] SHARMA R, GOPAL M. A hybrid Markov game controller for nonlinear systems[J]. International Journal of Computational Cognition,2007,5(1):1-7.
- [6] 唐旭东,庞永杰,李晔,等. 基于混沌过程神经元的水下机器人运动控制方法[J]. 控制与决策,2010,25(2):213-217.
- [7] JIA Qian, WANG Xing-song. Path planning of mobile robots in dynamic environment using chaotic prediction [C]//Proc of Chinese Control and Decision Conference. Piscataway:IEEE,2008;925-930.
- [8] LI Cai-hong, LI Yi-bin, WANG Feng-ying. A reactive behavior design for the mobile robot based on QL[C]//Proc of the 7th World Congress on Intelligent Control and Automation. Piscataway:IEEE,2008;5770-5775.
- [9] 张琪昌,王洪礼,竺致文,等. 分岔与混沌理论及应用[M]. 天津:天津大学出版社,2004.