



论文

具有环境适应能力的蛇形机器人仿生控制方法

唐超权^{①③*}, 马书根^{①②}, 李斌^①, 王明辉^①, 王越超^①^① 中国科学院沈阳自动化研究所机器人学国家重点实验室, 沈阳 110016^② 日本立命馆大学工学部机器人学系, 滋贺 525-8577^③ 中国矿业大学机电工程学院, 徐州 221116

* 通信作者. E-mail: tangchaoquan@sia.cn

收稿日期: 2013-02-10; 接受日期: 2013-11-12

国家自然科学基金 (批准号: 61333016) 资助项目

摘要 基于生物学原理, 本文构建了一种能够产生蛇形机器人多种仿生步态的多模态中枢模式发生器模型. 该模型通过外部激励的引入, 可以实现蛇形机器人运动形式的自由调整和转换, 有助于提高蛇形机器人的环境适应能力. 文中主要针对任意节数的多模态中枢模式发生器模型的稳定性进行了证明; 分析了多模态中枢模式发生器模型参数对系统输出的影响; 研究了蜿蜒运动中环境参数与蛇形机器人关节最优幅值的对应关系, 从而确定了多模态中枢模式发生器幅值优化调整策略; 并通过建立外部激励与模型参数之间的约束, 使得蛇形机器人在多模态中枢模式发生器控制下具有三维运动能力以及相应的环境适应能力. 最后, 利用蛇形机器人平台验证了仿生控制方法的有效性以及与生物蛇步态的相似性.

关键词 智能机器人 智能控制 自适应控制系统 仿生学 反馈控制

1 引言

经过千万年的进化, 生物蛇具有极强的运动能力和环境适应性, 它们可以在草丛, 沙漠, 河流, 洞穴等各种环境下运动. 人们通过模仿生物蛇身体结构设计了蛇形机器人, 一方面有助于揭示生物蛇无肢运动原理, 另一方面也希望获得能够适应多种环境的探测和操作工具. 而蛇形机器人本身的多自由度则为其控制问题提出了挑战. Hirose^[1] 最早提出了通过观察生物蛇运动曲线得到的 Serpnoide 曲线法. Serpnoide 曲线法运算简便, 却不利于传感信息的引入. 其次是来源于传统控制领域的模型法^[2]. 而模型法大多计算复杂, 运动效果不佳.

近期, 人们将越来越多的精力投入到仿生控制领域. 既然仿生机器人的外形是模仿相应动物设计的, 那么参考动物的运动神经系统来构建的运动控制系统自会有其天然的优势. 神经解剖学的研究表明动物的节律运动是由位于脊髓 (脊椎动物) 或胸腹神经节 (非脊椎动物) 中的中枢模式发生器 (central pattern generator, 简称 CPG) 来控制的^[3]. CPG 是由神经元组成的振荡网络, 它能够自发产生动物的节律运动控制信号, 大脑的控制信号和肢体的传感信息则起到运动调整和稳定的作用. 人们利用数学模型模拟 CPG 的机理作为仿生机器人的控制输入. CPG 控制模型具有利于分布式控制, 便于集成

传感信息等优点^[4]. 因此, CPG 控制已经成为仿生机器人控制的主要方法之一. Heliot^[5] 利用 CPG 模型实现了双足步行机器人的稳态控制. 通过将传感信息集成到 CPG 模型中, Kimura^[6] 实现了四足机器人在不平整路面的动态行走. Arena^[7] 将电子元件构建的 CNN-CPG 用于六足机器人的控制.

在蛇形机器人控制中, CPG 控制同样得到了广泛的应用. Crespi^[8] 利用 CPG 模型实现蛇形机器人蜿蜒运动的在线速度优化, Sfakiotakis^[9] 基于生物学中居中避障原理结合 CPG 控制实现了多个蛇形机器人的协调控制. 卢振利^[10] 针对蛇形机器人结构特点提出了循环抑制 CPG, 并证明了这种模型在同类模型中神经元数最少. 吴晓东^[11] 将循环抑制 CPG 进行了改进, 通过数值仿真找出了模型参数与系统输出的关系. 然而, 目前蛇形机器人的 CPG 模型研究仍存在以下问题: 1) 蛇形机器人由于本身结构的原因, 理论上可以具有 3 节以上的任意关节数, 而由于 CPG 模型的复杂性, 任意节蛇形机器人 CPG 模型的稳定性并没有得到证明, 从而无法在理论上保证 CPG 模型输出的连续稳定. 2) 由于 CPG 模型是对动物中枢模型发生器的数学模拟, 大部分 CPG 模型研究中很难给出准确的模型参数与系统输出之间的对应关系, 也就无法进一步制定相应的步态调整策略^[10]. 3) 大部分针对蛇形机器人的 CPG 控制仍集中于蛇形机器人在水平平面内蜿蜒运动的控制^[8,9,11]. 然而生物蛇对于环境的高适应能力归功于它能够在不同环境采用不同的步态, 因此蛇形机器人的三维运动能力是其环境适应能力的重要一环.

针对以上问题, 本文基于生物学原理, 通过引入外部激励信息, 建立了一种能够产生多种步态并能够自由转换的多模态 CPG 模型. 并对任意节多模态 CPG 模型的稳定性进行了证明, 从而保证了模型输出的连续稳定. 此外, 对于模型参数与系统输出的关系进行了全面的分析, 为蛇形机器人的步态调整和转换打下了基础. 通过蜿蜒运动优化参数分析, 为进一步多模态 CPG 参数制定策略提供了参考, 与蛇形机器人三维运动能力相结合, 从而增强蛇形机器人的环境适应能力.

文章的组织结构如下: 第 2 部分介绍多模态 CPG 模型构建的生物学原理和构建过程, 并对其最简形式进行了讨论. 第 3 部分证明了任意节多模态 CPG 模型的稳定性. 第 4 部分对多模态 CPG 模型的参数特性进行了全面的分析. 第 5 部分引入了外部激励与多模态 CPG 参数对应关系, 讨论了蛇形机器人自身参数对于蜿蜒运动中幅值优化参数的影响, 分析了中枢控制与传感诱导两种情形下多模态 CPG 模型的环境适应性. 第 6 部分通过实验验证了仿生控制方法的有效性, 并与实际生物运动进行了比较. 第 7 部分是结论.

2 多模态 CPG 模型的构建

2.1 多模态 CPG 模型的生物原理

蛇对环境的高适应性得益于其狭长的身体结构和多样的运动形式, 它能在不同的环境中选择最恰当的运动形式. 蜿蜒运动, 侧向蜿蜒和行波运动分别具有自己的特点和适应的环境. 为了提高蛇形机器人的环境适应能力, 其 CPG 控制模型也应该能够产生多种步态. 生物学研究表明不同的肌肉群由不同的运动神经元组来控制, 而运动的协调性由不同运动神经元组间的耦合关系来决定^[12]. 因此, 可以将生物蛇的各种步态统一分解成为水平和竖直两种运动. 假设其中水平运动由水平肌肉群驱动, 竖直运动由竖直肌肉群组驱动. 而水平肌肉群和竖直肌肉群则分别是由相应的水平和竖直运动神经元组控制, 水平运动神经元组和竖直运动神经元组之间相互耦合共同完成肌肉群间的协调工作. 其原理如图 1 所示.

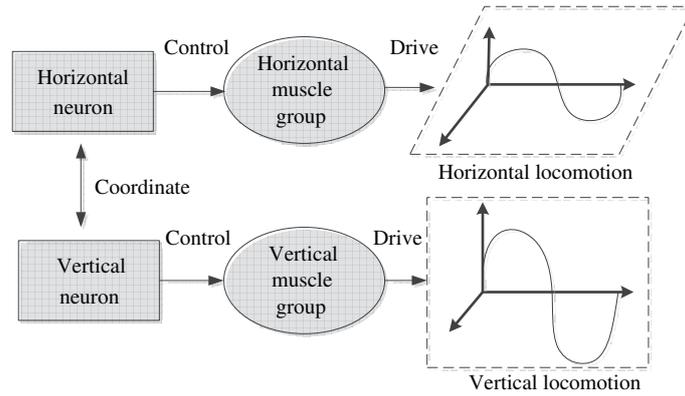


图 1 神经 - 肌肉 - 运动协调原理图

Figure 1 Schematic diagram of neuron-muscle-locomotion coordination

表 1 多模态 CPG 神经元参数

Table 1 Multi-phase CPG neuron parameters

Symbol	Parameters	Value
d_i	Amplitude convergence rate	25
R_i	Amplitude equilibrium	1
$w_i^h = w_i^v$	Frequency	1.5
φ_{ij}	Phase difference	0.9
c_{ij}	Coupling weight	4

2.2 多模态 CPG 模型

CPG 模型的构建由 2 个基本步骤组成, 分别是神经元的选择和连接形式的构建. 本文选择 Cohen 神经元作为多模态 CPG 模型基本组成部分 [13]. Cohen 神经元是在对鳗鲡 CPG 研究过程中提出的, 它具有良好的锁相性特点, 便于 CPG 输出的控制. 神经元的数学表达式如下所示:

$$\dot{\theta}_i = w_i + \sum c_{ij} \sin(\theta_j - \theta_i - \varphi_{ij}), \tag{1}$$

$$\dot{r}_i = d_i r_i (R_i - r_i), \tag{2}$$

$$x_i = g(r_i \sin(\theta_i)), g(u) = \max(u, 0), \tag{3}$$

式 (1) 表示神经元间的相位以及相位耦合关系, 式 (2) 代表神经元输出的幅值, 式 (3) 则是神经元的最终输出. $g(u)$ 为神经元激发阈值函数, 表示激励在某个阈值以上, 神经元才会被激发. x_i 为神经元输出 [14]. 上式中各参数的具体意义参见表 1.

神经元之间通过轴突和树突的连接来传递信息, 协调运动控制. 表现在数学上就是神经元间的耦合关系, 通过神经元间的耦合来构建神经元组用于运动控制. 首先构建最基本的神经元组, 即只包含 2 个神经元的神经元组, 用于控制蛇形机器人的某个单一关节的驱动. 2 个神经元分别控制相应关节的屈肌和伸肌的运动. 结构形式如图 2 所示.



图 2 单一关节 CPG 模型

Figure 2 CPG model of single joint

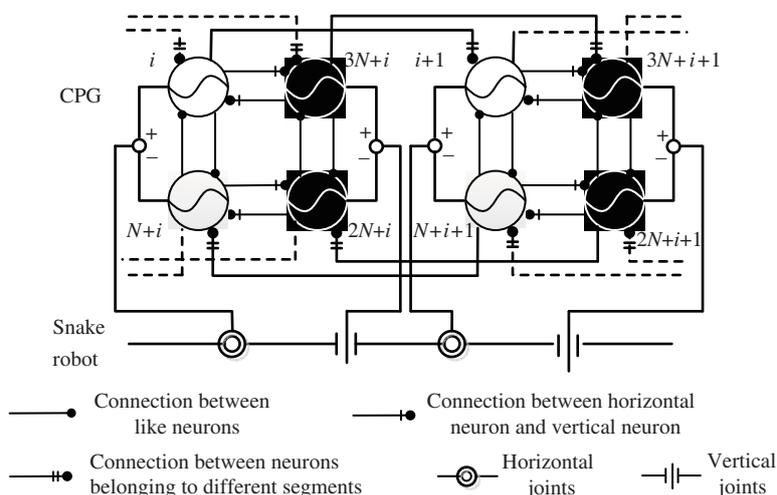


图 3 多模态 CPG 模型. 其中空心圈代表水平神经元, 实心圈代表竖直神经元. 每两个为一组控制相应的水平或者竖直关节. 不同形式的短线代表神经元间的耦合关系, 其中 $i, i + 1, N + i$ 等是神经元的编号

Figure 3 Multi-phase CPG model. Hollow circle represents horizontal neuron, solid circle represents vertical neuron. A group which consists of two neurons controls corresponding horizontal and vertical joints. Types of lines represent the coupling between neurons, $i, i + 1, N + i$ are the orders of neurons

将一组用于控制水平关节的神经元和一组用于控制竖直运动的神经元相连形成一节, 用于控制蛇形机器人一组相互正交的运动关节. 蛇形机器人有几组运动关节就构建相应节数的 CPG 模型. 因为模型能够通过外部激励的调整产生多种模式输出, 所以叫做多模态 CPG 模型. 多模态 CPG 模型结构如图 3 所示.

2.3 多模态 CPG 模型的单节最简形式

CPG 模型的构建过程中, 在确保使用性能的前提下, 应该尽可能减少神经元的数量, 降低 CPG 模型的计算复杂度, 提高系统反应速度. 如图 3 中所示, CPG 模型每节由 4 个神经元组成. 而如果采用 3 个神经元也同样能够产生 2 个输出, 分别控制一个水平和一个竖直关节, 如图 4(b) 所示. 然而当一节中只有 3 个神经元时, 无法保证水平神经元组和竖直神经元组间相位的稳定. 如图 4(a) 中所示, Cell1 和 Cell4 以及 Cell2 和 Cell3 的相角差为 φ , 可以保证水平和竖直运动间的协调关系. 而当只有 3 个神经元时, 与水平关节与竖直关节同时发生关系的 Cell1(4) 则无法同时满足 2 种不同的相位要求, 必然造成相位混乱, 关节间无法协调运动. 因此多模态 CPG 模型中每一节的最简形式为 4 个神经元.

3 多模态 CPG 模型的稳定性

无论是动物肢体的运动还是仿生机器人的运动控制, 都要求关节控制信号平滑稳定. 因此 CPG

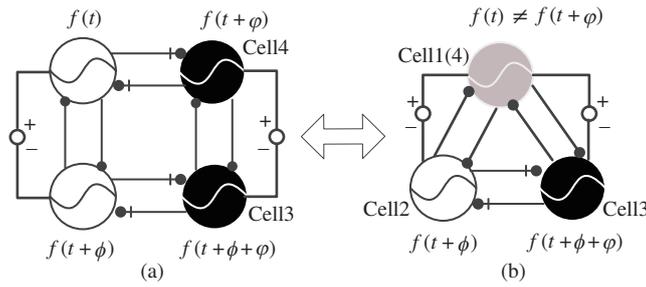


图 4 (a) 中水平神经元和垂直神经元相位差为 φ ; (b) 中的 Cell1(4) 无法同时满足不同的相位要求, 造成相位混乱

Figure 4 (a) φ represents the phase difference between horizontal and vertical neurons; (b) Cell1(4) cannot satisfy two phase difference at the same time, so there will be a phase chaos

模型的输出必须是稳定的, 也就是说 CPG 动力系统的输出最终是收敛的. 由于蛇形机器人结构的特殊性, 不同于四足或六足机器人, 理论上它可以具有任意多的关节, 为蛇形机器人 CPG 模型稳定性的证明增加了难度. 由于 CPG 模型的复杂性, 大部分相关研究对于相应的蛇形机器人 CPG 模型的稳定性只证明了相对简单的情况, 即取出 CPG 模型的某一节, 作为稳定性证明的对象, 因此在理论上并不完备 [8,10]. 本文针对蛇形机器人结构特点, 证明其关节数为任意节时多模态 CPG 模型的稳定性, 从理论上保证了系统输出的平滑稳定.

假设蛇形机器人有 N 对正交关节, 其中包括 N 个偏航关节和 N 个俯仰关节. 与其相应的多模态 CPG 模型则由 N 节组成, 每节有 4 个神经元, 共 $4N$ 个神经元. 多模态 CPG 模型的稳定性的证明分为 2 部分, 分别对应于式 (1) 中相位差稳定性的证明以及式 (2) 中幅值稳定性的证明.

3.1 相位差稳定性证明

式 (1) 是神经元频率和相位的控制项, 且包含神经元间的耦合项, 即通过耦合项来协调神经元间的相位关系. 为保证运动的协调稳定, 需要证明神经元间振荡输出的相位差是渐进稳定的. 首先, 讨论最小 CPG 模型相位差的收敛条件. 假设只对一个关节进行控制, CPG 模型由 2 个神经元组成. 其结构如图 2 所示. 2 个神经元的相位项与幅值项的数学表达式为

$$\begin{cases} \dot{\theta}_1 = w_1 + c_{12} \sin(\theta_2 - \theta_1 - \varphi_{12}), \\ \dot{r}_1 = d_1 r_1 (R_1 - r_1), \\ \dot{\theta}_2 = w_2 + c_{21} \sin(\theta_1 - \theta_2 - \varphi_{21}), \\ \dot{r}_2 = d_2 r_2 (R_2 - r_2), \end{cases} \quad (4)$$

其中, $\varphi_{12} = \phi$, $c_{12} = c_{21} = c$, $\varphi_{12} = -\varphi_{21} = \varphi$. 则相位差表达式为

$$\dot{\phi} = \dot{\theta}_2 - \dot{\theta}_1 = (w_2 - w_1) - 2c \sin(\phi - \varphi). \quad (5)$$

根据平衡点定理 [15], 当式 (6) 被满足时, 式 (5) 是渐进稳定的.

$$\begin{cases} \dot{\phi} \Big|_{\phi=\phi^*} = 0, \\ \frac{\partial \dot{\phi}}{\partial \phi} \Big|_{\phi=\phi^*} < 0. \end{cases} \quad (6)$$

为保证式 (4) 所描述系统的稳定性, 需要满足相应的参数限制, 即

$$\begin{cases} |(w_2 - w_1)/2c| < 1, \\ c > 0. \end{cases} \quad (7)$$

类似的, 可以推导出本文所建立的图 3 中 CPG 模型神经元个数为 $4N$ 情况下系统的稳定性. 图 3 所表示的多模态 CPG 模型中任意一个神经元都要与它周围总共 3 个或者 4 个神经元相连. 多模态 CPG 模型中任意连接的 2 个神经元间的耦合关系的数学表达式为

$$\dot{\phi}_{ij} = (w_j - w_i) - 2c_{ij} \sin(\phi_{ij} - \varphi_{ij}) - \sum_{k \neq j} c_{ik} \sin(\phi_{ik} - \varphi_{ik}) + \sum_{e \neq i} c_{je} \sin(\phi_{je} - \varphi_{je}), \quad (8)$$

其中 $c_{ij} = c_{ji}$, $\varphi_{ij} = -\varphi_{ji}$, ϕ_{ij} 是第 i 个神经元和第 j 个神经元间的相位差, $(w_j - w_i)$ 则是神经元间的频率差, 剩余项则为神经元间的耦合项, c_{ij} 代表第 i 个神经元和第 j 个神经元的连接权重, 而 c_{ik} 和 c_{je} 分别代表与第 i 个或第 j 个神经元相连的其他神经元的连接权重. 当多模态 CPG 模型由 N 个神经元节构成时, 整个模型的耦合连接则有 $4(2N - 1)$ 个, 将这些连接以矩阵的形式来表达

$$\dot{\Phi} = W + C\Theta, \quad (9)$$

$\Phi \in R^{4(2N-1)}$ 是由相角差所构成的矢量, $W \in R^{4(2N-1)}$ 是频率差矢量, $C \in R^{4(2N-1) \times 4(2N-1)}$ 是系数矩阵, 其中每一个元素代表连接相应神经元的耦合权重. $\Theta \in R^{4(2N-1)}$ 则是不同神经元间耦合式组成的矢量. 式 (9) 中各量的具体表达和意义参见附录 A.

利用平衡点定理, 系统的相角差稳定性, Φ 的分量需满足

$$\dot{\Phi}_{ij} \Big|_{\Phi_{ij} = \Phi_{ij}^*} = 0, \quad (10)$$

$$\partial \dot{\Phi}_{ij} / \partial \Phi_{ij} \Big|_{\Phi_{ij} = \Phi_{ij}^*} < 0. \quad (11)$$

首先当式 (10) 被满足时, 式 (9) 变为

$$C\Theta = -W. \quad (12)$$

文中假设所有水平运动神经元都在同一频率振荡即 w^h , 而所有竖直运动神经元都以另一频率 w^v 振荡. 其中 w^h 和 w^v 都不为零. 则可得到

$$\Theta = \begin{cases} \frac{(w^h - w^v)}{2c_{ij}}, & i = 1, \dots, N, \\ -\frac{(w^h - w^v)}{2c_{ij}}, & i = N + 1, \dots, 2N, \\ -\frac{(w^h - w^v)}{c_{ij}}, & i = 2N + 1, \dots, 3N, \\ 0, & \text{其他.} \end{cases} \quad (13)$$

由于 Θ 中所有项都是幅值为 1 的正弦函数, 所以其绝对值应小于 1, 即,

$$|(w_h - w_v)/c_{ij}| < 1. \quad (14)$$

式 (11) 可表达为

$$\left. \frac{\partial \dot{\phi}_{ij}}{\partial \phi_{ij}} \right|_{\phi_{ij}=\phi_{ij}^*} = -2c_{ij} \cos(\phi_{ij}^* - \varphi_{ij}) < 0. \quad (15)$$

由于式 (10) 对 ϕ_{ij}^* 的限制, 式 (15) 中 $\cos(\phi_{ij}^* - \varphi_{ij})$ 大于等于零, 则式 (11) 对参数的限制为

$$c_{ij} > 0, \quad (16)$$

即任意神经元间连接权重应大于 0.

3.2 幅值稳定性的证明

式 (2) 作为神经元的幅值控制项, 其中不含有耦合项, 即对于每个神经元是相互独立的. 因此, 只需证明式 (2) 是渐进稳定的即可. 根据平衡点定理, 当式 (17) 被满足时, 则式 (2) 中的 r_i 是渐进稳定的.

$$\begin{cases} \dot{r}_i|_{r_i=r_i^*} = 0, \\ \partial \dot{r}_i / \partial r_i|_{r_i=r_i^*} < 0, \end{cases} \quad (17)$$

从式 (17) 可以推出, 幅值稳定性对于模型参数的限制为

$$\begin{cases} d_i > 0, \\ R_i > 0. \end{cases} \quad (18)$$

当式 (14), (16), (18) 被满足时, 任意关节数多模态 CPG 模型系统是渐近稳定的, 从式 (16), (18) 中可以看出, 系统稳定性对于参数的要求大多只是大于零, 因此参数可选范围较大. 这也是本模型相对于其他 CPG 模型的优点之一.

4 多模态 CPG 模型参数特性研究

参数特性是 CPG 研究中最重要内容之一, 它涉及到 CPG 模型是否具有有良好的可控性, 然而由于大部分 CPG 模型本身的复杂性, 很难找出模型参数与系统输出间明确的对应关系^[10]. 只能通过局部线性化^[16], 谐波平衡^[17]等方法进行估计, 从而使得参数调节的准确性和可靠性大打折扣. 本文提出的模型的优点之一就是参数与系统的输出之间的关系可用解析式表达, 因此可以很方便的调整系统输出, 为提高蛇形机器人环境适应性所涉及到的步态调整奠定了良好的基础.

4.1 影响系统输出的参数

现在分析如图 2 所示单一关节 CPG 模型, 其中相角和幅值表示如式 (4), 相位差表示如式 (5), 其中参数 w_1 和 w_2 为神经元振荡的圆频率, 而 ϕ 为神经元间振荡的相位差. 当模型参数满足式 (6) 要求时,

$$\phi \rightarrow \arcsin\left(\frac{w_2 - w_1}{2c}\right) + \varphi, \quad (19)$$

式 (19) 表示可以通过 φ 来调节系统输出的相位差.

r 为神经元输出的幅值, 当满足式 (18) 时,

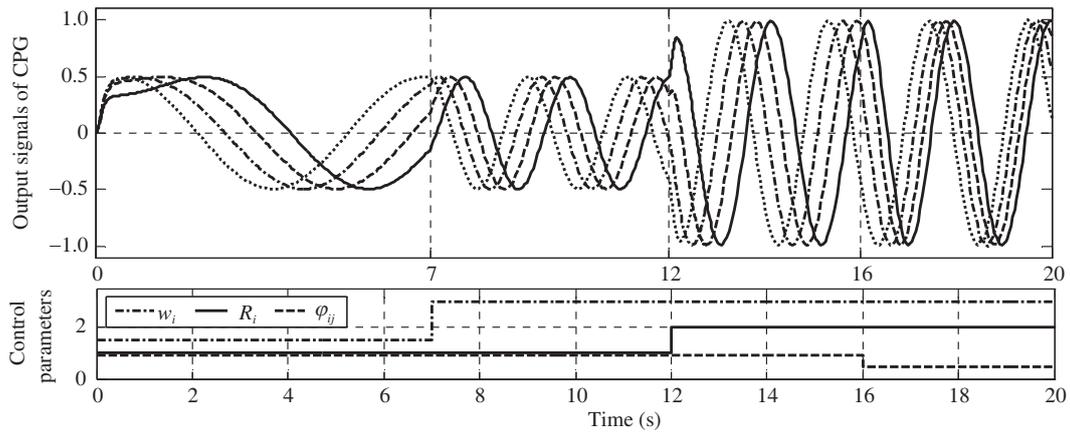


图5 CPG模型参数对于系统输出的影响示意图. 当改变控制参数 w_i , R_i , φ_{ij} 时, 相应的系统输出, 如频率, 幅值和相位差也会发生变化

Figure 5 The influence of CPG model parameters to system outputs. When control parameters w_i , R_i , φ_{ij} change, corresponding system output, such as frequency, amplitude and phase difference will change also

$$r_i \rightarrow R_i, \quad (20)$$

式 (20) 表示可以通过 R_i 来调节系统输出的幅值.

图5为模型控制参数对于系统输出的影响示意图. 其中使用的多模态CPG模型由4组神经元组成, 各神经元组统一使用表1中所列参数. 图5中第7秒时, 参数 w_i 从1.5变到3, CPG输出频率也相应增大. 图5中第12秒时, 参数 R_i 从1变为2, CPG输出的幅值也相应从1变为2. 图5中第16秒时, 参数 φ_{ij} 从0.9变到0.2, CPG输出的相角差也相应从0.9变为0.2. 在参数改变过程中, 系统输出响应迅速, 同时在参数剧烈变化时, 输出信号过渡平滑, 有利于参数调整过程中对电机的保护. 这同样也是本文中CPG模型作为蛇形机器人控制器的优点之一.

4.2 影响系统收敛速度的参数

式 (4) 中的相角间耦合权重 c 表示神经元间相互影响的强度, 它将影响相位差的收敛速度. 假设式 (4) 中2个神经元振荡频率相同, 从式 (5) 中解出 ϕ , 可得

$$\phi(t) = \arccos(A) + \varphi, \quad (21)$$

其中, $A = \frac{1 - B e^{-4ct}}{1 + B e^{-4ct}}$, $B = \frac{1 - \cos(\phi(0) - \varphi)}{1 + \cos(\phi(0) - \varphi)}$.

假设 $\phi(0) = \varphi_0$, 当 φ 由 φ_0 变为 φ_n 时, 由式 (19) 可知 $\phi(\infty) = \varphi_n$, 假设存在一个任意小量 ε 来表示 $\phi(t)$ 与 φ_n 间的偏差值, 即

$$\phi(t) = (1 - \varepsilon)\varphi_n. \quad (22)$$

由式 (22) 得到相位差 ϕ 由 $\phi(0)$ 变化为 $\phi(t)$ 所需要的时间, 即

$$t = \frac{1}{4c} \ln \left(\frac{1 + E}{1 - E} B \right), \quad (23)$$

其中, $E = \cos(\varepsilon\varphi_n)$.

如式 (23) 所示, 神经元间的耦合权重 c 将影响相位差的收敛速度.

式 (2) 中 d_i 为神经元幅值的膜能系数, 将影响幅值改变时的收敛速度. 由式 (2) 中解出 r_i :

$$r_i(t) = \frac{R_i r_i(0)}{r_i(0) + (R_i - r_i(0))e^{-d_i R_i t}}. \quad (24)$$

假设 $r_i(0) = R_{i0}$, 当 R_i 从 R_{i0} 变为 R_{in} 时, 由 (20) 可知, $r_i(\infty) = R_{in}$. 假设存在一个任意小量 ε 来表示 $r_i(t)$ 与 R_{in} 间的偏差值, 即

$$r_i(t) = (1 - \varepsilon)R_{in}. \quad (25)$$

由式 (25) 得到幅值 r_i 由 $r_i(0)$ 变化为 $r_i(t)$ 所需要的时间, 即

$$t = \frac{1}{d_i R_i} \ln \left(\frac{1 - \varepsilon}{\varepsilon} * \frac{R_i - r_i(0)}{r_i(0)} \right). \quad (26)$$

如式 (26) 所示, 神经元幅值的膜能系数将影响神经元幅值改变时的调整速度.

本节对于多模态 CPG 神经元中涉及到的各个参数进行了分析, 明确了参数 w, R, φ 与系统输出频率, 幅值以及相位差的关系. 找出了系数 c, d_i 与系统收敛速度的解析关系. 为进一步多模态 CPG 模型参数调整, 优化等工作打下了基础.

5 多模态 CPG 模型与环境的交互

5.1 外部激励的引入

解剖神经学研究结果表明, CPG 能够独立产生动物节律运动控制信号, 而上层神经中枢 (大脑) 或是由肢体传来的传感信息的作用则是调节运动形式和增强运动的稳定性. 动物对外界环境的运动适应性是指 CPG 模型根据脑部命令或者肢体传来的外界信息调整相应的 CPG 输出, 从而改变运动参数或运动形式, 以提高运动效率的能力. 为实现蛇形机器人对环境的适应性, 需要建立外界激励与多模态 CPG 模型参数的对应关系:

$$R_p^q = \begin{cases} a_p^q s + b_p^q, & s_{\min}^q \leq s \leq s_{\text{mid}}^q, \\ x_p^q s + y_p^q, & s_{\text{mid}}^q \leq s \leq s_{\max}^q, \\ 0, & \text{其他,} \end{cases} \quad p = 1, \dots, N; q = h, v, \quad (27)$$

其中 s 是高层神经系统控制信号或外部传感信息. p 代表蛇形机器人第 p 处关节, 而 q 代表在该关节处相应的水平或竖直神经元. $s_{\min}^q, s_{\text{mid}}^q$ 和 s_{\max}^q 分别是多模态 CPG 神经元相应的激发值, 饱和值和不应值. 当激励信号 s 高于激发值时, 相应的神经元才会被激发, 当 s 高于饱和值时, 神经元相应输出稳定于某一常数, 而当激励信号 s 高于不应值时, 则神经元不再产生输出. 而其中参数 a_p^q, b_p^q 等相关参数则关系到多模态 CPG 模型与外界激励间的交互关系, 即其环境适应性, 在 5.2 小节中通过对于 C_t/C_n 与优化幅值参数关系的讨论, 确定 a_p^q 和 b_p^q 的具体数值.

5.2 多模态 CPG 模型环境适应性参数的选择

影响蛇形机器人运动的环境因素较多, 本文只讨论最为普遍的蛇形机器人与地面间的切向摩擦系数与法向摩擦系数之比, 即: C_t/C_n . 蛇形机器人常用步态可以归结为水平面内的蜿蜒运动, 竖直面内



图 6 仿真环境下蛇形机器人的蜿蜒步态及其运动速度

Figure 6 Snake robot serpentine locomotion and move speed in simulation

的行波运动以及三维空间内的侧向蜿蜒运动, 其中蜿蜒运动受 C_t/C_n 影响最大. Ma 与吴晓东的研究表明在不同 C_t/C_n 环境下, 影响机器人运动效能的主要因素是蛇形机器人关节运动幅值 α ^[11,17]. 因此, 本节主要讨论不同环境下蛇形机器人蜿蜒运动的优化幅值参数的选择.

蛇形机器人的动力学比较复杂, 涉及到多自由度, 非线性等问题, 因此蛇形机器人的求解需要求助于数值仿真. 本文使用 ODE(open dynamic engine, 一款开源动力学仿真软件) 作为蛇形机器人的仿真环境. 设定蛇形机器人共有 9 节, 为实现蛇形机器人的三维运动能力, 采用正交关节, 即一个俯仰关节和一个偏航关节交错安装, 关节处用电机连接作为驱动, 共 8 个关节. 在仿真中为实现蛇形机器人与地面间切向与法向摩擦力的不同, 在蛇形机器人的每一节上都加装了被动轮. 当给定环境参数 C_t/C_n , 蛇形机器人物理参数单节质量 m 和单节长度 l 以及蛇形机器人摆动幅值 α 后, 即可得到蛇形机器人的运动平均速度 V . 图 6 为仿真环境下蛇形机器人的蜿蜒步态及其运动速度.

首先讨论不同环境下, 即 $K = \{C_t/C_n|0.01, 0.1, 0.2, 0.3\}$, 蛇形机器人的幅值参数对于其平均运动速度 V 的影响. 蛇形机器人的幅值变量有 11 个, 即 $A_p = \{\alpha|0.1, \dots, 1.1\}$. 在 C_t/C_n 较小时, 蛇形机器人的运动速度随关节幅值参数增加而先增后减, 而当 C_t/C_n 较大时, 蛇形机器人的运动速度随关节幅值参数增加而单调增加, 如图 7 所示. 每种环境下, 只存在一个最优幅值 α_{Max} , 因此可使用黄金分割法进行单值寻优.

在 Ma 与吴晓东的研究中都利用动力学找出了环境与最优幅值参数 α_{Max} 的关系, 但却只限于特定的蛇形机器人, 未考虑蛇形机器人自身参数, 每一节的重量和长度, 对最优幅值参数 α_{Max} 的影响, 即所得到的优化参数能否适用于其他蛇形机器人的控制^[11,16]. 接下来讨论不同环境下, 蛇形机器人自身重量及长度对于最优幅值参数 α_{Max} 分布的影响. 假设蛇形机器人单节长度 $l = 0.15$ m, 单节重量为 $M = \{m|0.1, 0.5, 1.0\}$ kg, 利用仿真找出其最优幅值参数 α_{Max} . 如图 8 中第 1~4 组数据所示, 蛇形机器人身体的重量并不会影响其优化参数 α_{Max} 的分布, 这与蛇形机器人本身运动机理有关, 其前进的动力 $\sum mg \cdot C_n \cdot \vec{n}_x$ 与阻力 $\sum mg \cdot C_t \cdot \vec{n}_x$ 都与质量 m 成线性关系, 当质量发生改变时, 动力与阻力同时增加, 因此其最优幅值参数 α_{Max} 未发生变化. 具体动力学分析, 参见文献 [18]. 下一步, 假设蛇形机器人单节质量 $m = 0.2$ kg, 其单节长度 $L = \{l|0.08, 0.15, 0.30, 0.45, 0.60\}$ m. 如图 8 中第 5~8 组数据所示, 蛇形机器人在不同环境下最优幅值参数 α_{Max} 会因其身体长度的不同而发生些许改变, 但改变的幅度并不大.

通过对图 8 中第 1~8 组数据分析可知, 最优幅值参数 α_{Max} 随 C_t/C_n 单调增加, 利用已有数据点, 拟合出一个优化幅值参数与环境参数 C_t/C_n 的关系式:

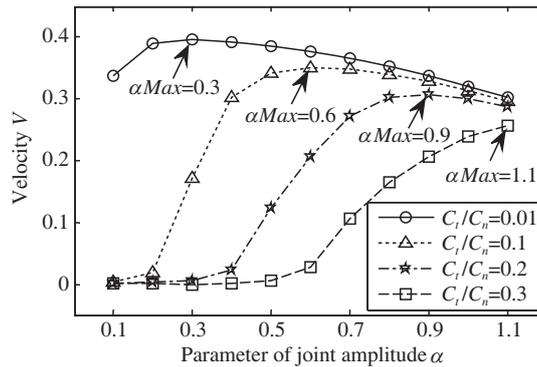


图 7 蜿蜒运动中幅值参数与环境关系. 其中 αMax 为当前环境下令蛇形机器人平均运动速度最大的幅值参数.

蛇形机器人单节质量 $m = 0.1 \text{ kg}$, 单节长度 $l = 0.3 \text{ m}$

Figure 7 The relationship between serpentine locomotion amplitude parameter and environments. αMax is the amplitude parameter which makes the snake robot moving speed be maximum in current situation. The mass of single link of the snake robot $m = 0.1 \text{ kg}$, the length $l = 0.3 \text{ m}$

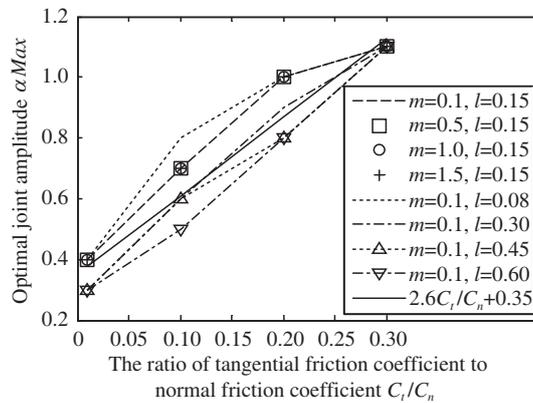


图 8 不同环境下不同蛇形机器人最优幅值参数分布

Figure 8 The optimal amplitude parameter distribution of various snake robots in various environments

$$\alpha_{opt} = 2.6 \cdot C_t/C_n + 0.35, \quad \alpha \in Ap, \quad (28)$$

将式 (28) 中得到的参数 α_{opt} 带回仿真与最优幅值参数 αMax 所得的蛇形机器人的平均运动速度 V 相比较, 发现在不同环境, 蛇形机器人单节长度也并不相同的情况下, 拟合曲线幅值参数 α_{opt} 与最优幅值参数 αMax 驱动所得的蛇形机器人平均运动速度差别极小, 取 $E = (V_p - V_c)/V_p \cdot 100\%$, 其中 V_c 是拟合曲线幅值参数 α_{opt} 生成的平均运动速度, V_p 是最优幅值参数 αMax 生成的平均运动速度. 最大值 $E_{max} = 6.15\%$, 如图 9 所示.

如图 7 所示, 摩擦系数比 C_t/C_n 与最优关节幅值参数 αMax 呈递增关系, 当 $C_t/C_n = 0.3$ 时, 最优幅值参数 $\alpha Max = 1.1$, 因此 $C_t/C_n > 0.3$ 时, 最优幅值参数依旧是 $\alpha Max = 1.1$. 而蛇形机器人单节长度 $0.08 \leq l \leq 0.6$ 则包括了大部分实际使用的蛇形机器人长度. 因此可以把式 (28) 作为蛇形机器人优化幅值参数来对多模态 CPG 模型的参数设计进行指导. 摩擦系数比 C_t/C_n 对于蜿蜒运动的影响较大, 而对行波运动和侧向蜿蜒运动的影响相对较小, 这是由于各种步态的运动机理不同. 因此在行波运动和侧向蜿蜒运动中可选择某个固定值作为关节运动幅值参数. 具体参数选择过程可参见文献 [19].

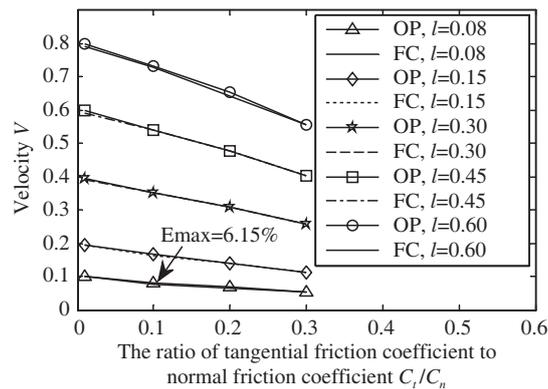


图 9 在不同环境下拟合曲线幅值参数 α_{opt} 与最优幅值参数 α_{Max} 性能对比, E_{max} 为性能差别最大处。

OP 代表最优幅值参数, FC 代表拟合曲线幅值参数

Figure 9 Performance comparison between amplitude parameter from fitting curve α_{opt} and optimal amplitude parameter α_{Max} , E_{max} is the maximum difference of performance. OP means optimal amplitude parameters, FC means fitting curve amplitude parameters

5.3 多模态 CPG 模型的环境适应性

多模态 CPG 模型的优点之一就是能够根据外部激励产生类似于生物蛇的多种步态以适应不同的环境需求。通过引入外部激励与多模态 CPG 模型参数间的关系和相应系数的适当选择, 实现了蛇形机器人多种步态的自由选择并增强了蛇形机器人的环境适应能力。由于外部激励源的不同, 将运动调整方式分为中枢控制和传感诱导。中枢控制指的是 CPG 由于接收到更高层神经中枢(如大脑)的激励信号而对其输出进行调整的过程, 而传感诱导指的是通过外部肢体传来的传感信息, CPG 对其输出进行调整的过程。这 2 种情况在生物学上都有发现 [20]。

首先, 对应于中枢控制, 可将式 (27) 中的外部激励看作是对于 CPG 的控制指令, 多模态 CPG 模型则可以根据外部激励值的不同产生相应的步态, 利于人为操作。当外部激励的值较小时 ($s = 0.2$), 水平运动神经元被激活, 而竖直运动神经元被抑制, 蛇形机器人所产生的运动为蜿蜒运动, 当外部激励的值增加为 1.5 的时候, 水平运动神经元组和竖直运动神经元组同时被激活, 则所产生的运动为侧向蜿蜒运动。而当外部激励的值进一步增加为 1.8 时, 水平运动神经元组被抑制而竖直运动神经元组仍然处于激活状态, 则所产生的运动为行波运动。如图 10 所示。

另一方面, 对应于传感诱导, 也可将式 (27) 中的外部激励 s 看作是由生物肢体传来的传感反馈, 多模态 CPG 模型可以通过传感信息来产生相应的步态, 从而达到适应环境的目的。将外部信息选择为蛇形机器人与地面间切向和法向摩擦系数比 C_t/C_n 。当 C_t/C_n 较小时, 此种情况对应于真实世界中的硬地面, 生物蛇大多采用蜿蜒运动。此时切向摩擦所产生的阻力相对于法向摩擦所产生的动力较小, 采用蜿蜒运动的运动效率较高。并且随着 C_t/C_n 的增大, 蛇形机器人关节幅值也会相应增加从而保证其运动效率。而当 C_t/C_n 增加到蜿蜒运动无法良好运行时, 即法向摩擦力不足以提供前进的动力, 竖直神经元被激活, 蛇形机器人的步态转变为侧向蜿蜒, 即抬起部分身体, 将身体分部分向侧向移动, 这是生物蛇通常在沙漠等软地面采用的运动方式。而当 C_t/C_n 进一步增加, 即切向摩擦力远大于法向摩擦力时, 水平运动神经元被抑制而竖直运动神经元被激活, 则蛇形机器人的步态变为行波运动, 此时切向摩擦力变成动力, 推动蛇形机器人继续前进, 图 11 表示了传感诱导下多模态 CPG 模型由于外部激励的不同所产生的不同步态。计算中所用参数参见表 2。

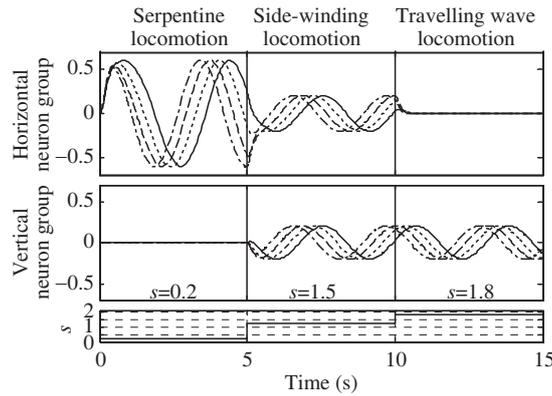


图 10 中枢控制下多模态 CPG 模型由于外部激励的不同产生不同的步态

Figure 10 Multi-phase CPG model produce various gaits with various external stimulations which come from central neuron system

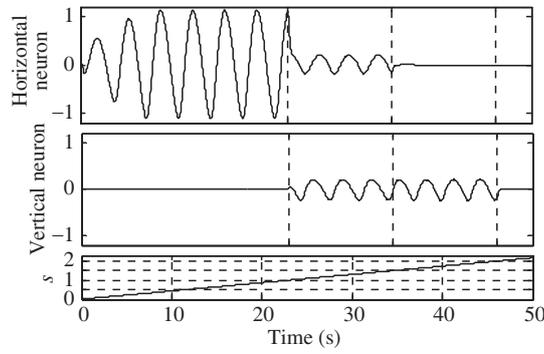


图 11 传感诱导下多模态 CPG 模型由于外部激励的不同产生不同的步态

Figure 11 Multi-phase CPG model produce various gaits with various external stimulations come from feedback signals

表 2 外部激励与 CPG 模型参数对应关系参数设置

Table 2 Parameter setting of the relationship between external stimulation and CPG model parameters

Parameters	Value
a_p^h	2.6
b_p^h	0.35
$a_p^v = x_p^v = x_p^h$	0
$b_p^v = y_p^v = y_p^h$	0.2
$[s_{\min}^h, s_{\text{mid}}^h, s_{\max}^h]$	[0.01, 1, 1.5]
$[s_{\min}^v, s_{\text{mid}}^v, s_{\max}^v]$	[1, 1.5, 2]

表 3 实验中蛇形机器人参数

Table 3 Snake robot parameters used in experiment

Parameter	Value
Snake robot joint number	8
Outline dimension(length-width-height)	0.07 m · 0.033 m · 0.055 m
Weight of single link	0.11 kg

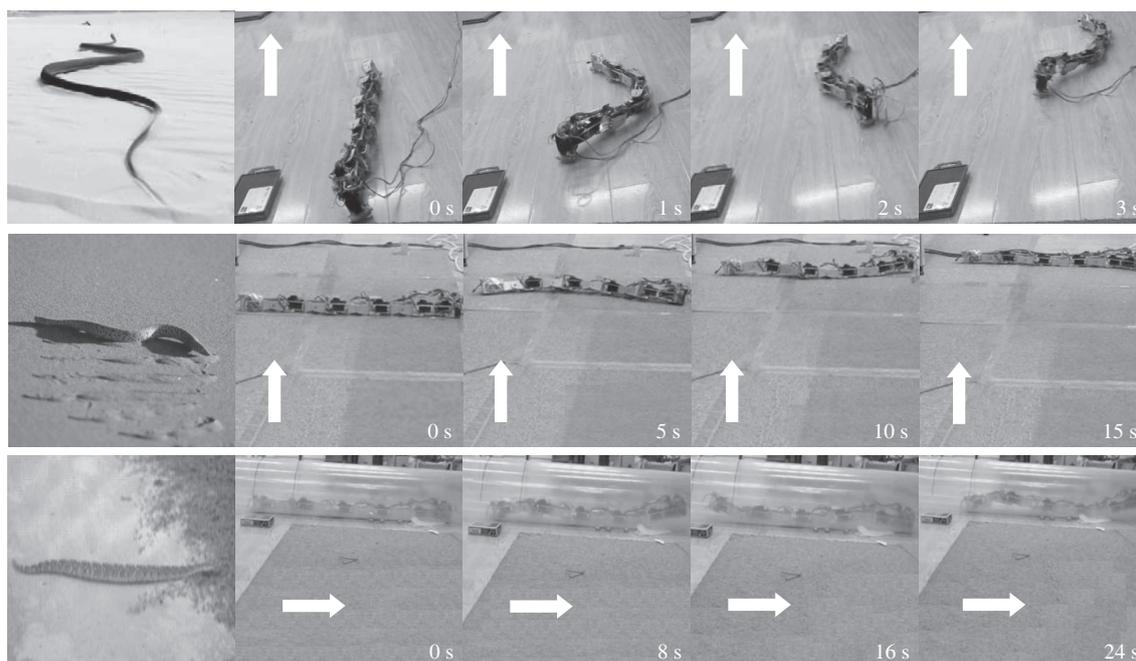


图 12 (a) CPG 控制下蛇形机器人蜿蜒运动; (b) CPG 控制下蛇形机器人侧向蜿蜒运动; (c) CPG 控制下蛇形机器人行波运动

Figure 12 (a) Serpentine locomotion of snake robots under CPG control; (b) side-winding locomotion of snake robots under CPG control; (c) travelling wave locomotion of snake robots under CPG control

6 多模态 CPG 模型有效性的验证

生物蛇极强的环境适应能力得益于其步态的多样性, 为了让蛇形机器人也具有相似的运动能力, 沈阳自动化研究所开发了勘探者 I^[21]. 勘探者 I 是采用模块化设计, 关节正交组装的蛇形机器人原理样机. 它能够产生蛇形机器人的三维步态, 其具体参数参见表 3. 以往用于蛇形机器人的 CPG 模型控制多限于蜿蜒运动的生成, 而忽略了其他的步态. 多模态 CPG 模型可以通过外部激励 s 的不同产生多种不同的步态, 从而提高了蛇形机器人的环境适应能力. 当外部激励为 0.2 时, 蛇形机器人只有偏航关节被激活, 生成蜿蜒运动, 如图 12(a). 当外部激励增加为 1.2 时, 蛇形机器人的偏航和俯仰关节都被激活, 相互协调, 生成侧向蜿蜒运动, 如图 12(b). 当外部激励进一步增加到 1.8 时, 蛇形机器人只有俯仰关节被激活, 采用的运动方式为行波运动, 如图 12(c). 多模态 CPG 模型产生的 3 种步态都能够驱动蛇形机器人协调运动, 并与生物蛇的相应步态具有一定的相似度.

蛇形机器人的每种步态都有各自适用的情况和场景, 而通过外部激励 s 取值的不同实现多模态 CPG 模型多种步态间自由选择和调控, 有利于蛇形机器人的远程控制, 提高了蛇形机器人的环境适应能力.

7 结论

本文基于生物学原理, 通过引入外部激励信息, 建立了一种能够产生多种步态并能够自由转换的多模态 CPG 模型, 提高了蛇形机器人的环境适应性. 文中证明了任意节多模态 CPG 模型的稳定性问

题,从而保证了系统输出的连续稳定. 分析了多模态 CPG 模型中各参数对于系统输出的影响,从而为参数调整奠定了基础. 引入外部激励,并对蛇形机器人蜿蜒运动与关节幅值最优参数的对应关系进行了研究,从而可以通过高层神经中枢控制和传感诱导两种方式实现多模态 CPG 模型多种步态的生成和转换,提高了蛇形机器人的环境适应能力.

文中对于多模态 CPG 模型的本身特性进行了较完备的分析,并对步态调整中蜿蜒运动最优参数关系进行了研究,但步态转换策略还需进一步完善,对于侧向蜿蜒运动以及行波运动的讨论也需要进一步展开^[19].

参考文献

- 1 Hirose S. *Biologically Inspired Robots*. Oxford: Oxford University Press, 1993
- 2 Tanaka M, Matsuno F. Cooperative control of three snake robots. In: *Proceedings of IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems*, Beijing, 2006. 3688–3693
- 3 Wu Q D, Liu C J, Zhang J Q, et al. Biomimetic deduced robots locomotion control study development. *Sci Sin Inform*, 2009, 39: 1080–1094 [吴启迪, 刘成菊, 张家奇, 等. 生物诱导的机器人行走控制研究进展. *中国科学 F 辑: 信息科学*, 2009, 39: 1080–1094]
- 4 Ijspeert A J. Central pattern generators for locomotion control in animals and robots: a review. *Neural Netw*, 2008, 21: 642–653
- 5 Heliot R, Espiau B. Multisensor input for CPG-based sensory-motor coordination. *IEEE Trans Robot*, 2008, 24: 191–195
- 6 Kimura H, Fukuoka Y, Cohen A H. Adaptive dynamic walking of a quadruped robot on natural ground based on biological concepts. *Int J Robot Res*, 2007, 26: 475–490
- 7 Arena P, Fortuna L, Frasca M, et al. An adaptive, self-organizing dynamical system for hierarchical control of bio-inspired locomotion. *IEEE Trans Syst Man Cy B*, 2005, 34: 1823–1837
- 8 Crespi A, Ijspeert A. Online optimization of swimming and crawling in an amphibious snake robot. *IEEE Trans Robot*, 2008, 24: 75–87
- 9 Sfakiotakis M, Tsakiris D P. Biomimetic centering for undulatory robots. *Int J Robot Res*, 2007, 26: 1267–1282
- 10 Lu Z L, Ma S G, Li B, et al. Serpentine locomotion of a snake robot controlled by cyclic inhibitory CPG model. In: *Proceedings of IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems*, Edmonton, 2005. 96–101
- 11 Wu X D, Ma S G. Adaptive creeping locomotion of a CPG-controlled snake robot to environment change. *Aut Robot*, 2010, 28: 283–294
- 12 Bernstein N. *The Co-ordination and Regulation of Movement*. Oxford: Oxford Pergamen Press, 1967
- 13 Cohen A H, Holmes P J, Rand R H. The nature of the coupling between segmental oscillators of the lamprey spinal generator for locomotion: a mathematical model. *J Math Biol*, 1982, 13: 345–369
- 14 Tang C Q, Ma S G, Li B, et al. A cubic CPG model for snake robot to adapt to environment. In: *Proceedings of IEEE International Conference on Information and Automation*, Harbin, 2010. 24–29
- 15 Robinson R C. *An Introduction to Dynamic Systems*. New Jersey: Prentice Hall Press, 2004
- 16 Concalves J M. Regions of stability for limit cycles of piecewise linear systems. In: *Proceedings of IEEE Conference on Decision and Control*, Atlantis, 2003. 651–656
- 17 Iwasaki T. Multivariable harmonic balance for central pattern generators. *Automatica*, 2008, 44: 3060–3069
- 18 Ma S G. Analysis of creeping locomotion of a snake robot. *Adv Robot*, 2001, 15: 205–224
- 19 Tang C Q, Ma S G, Li B, et al. A self-tuning multi-phase CPG enabling the snake robot to adapt to environments. In: *Proceedings of IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems*, San Francisco, 2011. 96–101
- 20 Pearson K G, Ramirez J M. Influence of input from the forewing stretch receptors on motoneurons in flying locusts. *J Exp Bio*, 1990, 151: 317–340
- 21 Chen L, Wang Y C, Li B, et al. A reconfigurable snake robot study. *China Mech Eng*, 2003, 14: 1351–1353 [陈丽, 王越超, 李斌, 等. 一种可重构的蛇形机器人的研究. *中国机械工程*, 2003, 14: 1351–1353]

附录 A

下面给出式 (9) 中各符号的具体表达和意义:

$$\dot{\Phi} = W + C\Theta, \quad (\text{A1})$$

其中 $\Phi = [\Phi_1 + \Phi_2]$ 是相位差构成的矢量, Φ_1 表示某个神经节内部神经元间的相位关系, 而 Φ_2 表示神经节间神经元的相位关系.

$$\begin{aligned} \Phi_1 &= [\phi_{12}, \dots, \phi_{i(i+1)}, \dots, \phi_{(N-1)N}, \dots, \phi_{(N+i)(N+i+1)}, \dots, \\ &\quad \phi_{(2N+i)(2N+i+1)}, \dots, \phi_{(3N+i)(3N+i+1)}, \dots, \phi_{(4N-1)(4N)}], \\ \Phi_2 &= [\phi_{1(N+1)}, \dots, \phi_{i(N+i)}, \dots, \phi_{(N+i)(2N+i)}, \dots, \phi_{(2N+i)(3N+i)}, \dots, \phi_{i(3N+i)}, \dots, \phi_{N(4N)}], \end{aligned}$$

$W = [W_1 + W_2]$ 是频率差向量, W_1 表示某个神经节内部神经元间的频率关系, 而 W_2 表示神经节间神经元的频率关系.

$$\begin{aligned} W_1 &= [(w_2 - w_1), \dots, (w_{i+1} - w_i), \dots, (w_N - w_{N-1}), \dots, (w_{N+i+1} - w_{N+i}), \dots, (w_{2N+i+1} - w_{2N+i}), \\ &\quad \dots, (w_{3N+i+1} - w_{3N+i}), \dots, (w_{4N} - w_{4N-1})], \\ W_2 &= [(w_{N+1} - w_1), \dots, (w_{N+i} - w_i), \dots, (w_{2N+i} - w_{N+i}), \dots, (w_{3N+i} - w_{2N+i}), \dots, (w_{3N+i} - w_i), \\ &\quad \dots, (w_{4N} - w_N)]. \end{aligned}$$

$\Theta = [\Theta_1 + \Theta_2]$ 是不同神经元间耦合式组成的矢量, Θ_1 表示某个神经节内部神经元间的耦合关系, 而 Θ_2 表示神经节间神经元的耦合关系.

$$\begin{aligned} \Theta_1 &= [\sin(\phi_{12} - \varphi_{12}), \dots, \sin(\phi_{i(i+1)} - \varphi_{i(i+1)}), \dots, \sin(\phi_{(N-1)N} - \varphi_{(N-1)N}), \\ &\quad \dots, \sin(\phi_{(N+i)(N+i+1)} - \varphi_{(N+i)(N+i+1)}), \dots, \sin(\phi_{(2N+i)(2N+i+1)} - \varphi_{(2N+i)(2N+i+1)}), \\ &\quad \dots, \sin(\phi_{(3N+i)(3N+i+1)} - \varphi_{(3N+i)(3N+i+1)}), \dots, \sin(\phi_{(4N-1)(4N)} - \varphi_{(4N-1)(4N)})], \\ \Theta_2 &= [\sin(\phi_{1(N+1)} - \varphi_{1(N+1)}), \dots, \sin(\phi_{i(N+i)} - \varphi_{i(N+i)}), \dots, \sin(\phi_{(N+i)(2N+i)} - \varphi_{(N+i)(2N+i)}), \\ &\quad \dots, \sin(\phi_{(2N+i)(3N+i)} - \varphi_{(2N+i)(3N+i)}), \dots, \sin(\phi_{i(3N+i)} - \varphi_{i(3N+i)}), \dots, \sin(\phi_{N(4N)} - \varphi_{N(4N)})]. \end{aligned}$$

C 是系数矩阵, 代表神经元间耦合权重, 即神经元间相互影响的强度,

$$C = \begin{bmatrix} 2c_{12} & \cdots & c_{1(N+1)} & \cdots & c_{1(3N+1)} & \cdots & c_{2(N+2)} & \cdots & c_{2(3N+3)} & \cdots & 0 \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & \cdots & c_{ik} & \cdots & 0 & \cdots & 2c_{ij} & \cdots & c_{ej} & \cdots & \vdots \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & \cdots & c_{(N-1)N} & \cdots & c_{(4N-1)4N} & \cdots & c_{N(2N)} & \cdots & c_{(3N)(4N)} & \cdots & 2c_{N(4N)} \end{bmatrix}.$$

The study of snake robots biomimetic control method with the environments adaptability

TANG ChaoQuan^{1,3*}, MA ShuGen^{1,2}, LI Bin¹, WANG MingHui¹ & WANG YueChao¹

1 State Key Laboratory of Robotics, Shenyang Institute of Automation, Chinese Academy of Sciences, Shenyang 110016, China;

2 Department of Technology, Ritsumeikan University, Kusatsu-Shi 525-8577, Japan;

3 China University Of Mining And Technology, Xuzhou 221116, China

*E-mail: tangchaoquan@sia.cn

Abstract Based bionic principle, this paper built a multi-phase central pattern generator model capable of producing multiply bionic gaits. This model could realize the arbitrary adjusting and transforming between different movement types of snake robots by introducing external excitatory, which will be helpful to improve the environments adaptability of snake robots. In this paper, the stability of arbitrary segments multi-phase central pattern generator was proved. The influence of multi-phase central pattern generator model parameters to system outputs was analyzed. For conclude the optimization strategy of multi-phase central pattern generator outputs amplitude, the relationship between optimal amplitude of snake robots and environments parameters in serpentine locomotion. Constrains between model parameters and external excitatory were built, which enabled snake robots controlled by multi-phase central pattern generator to move in three dimensional space and adapt to environments. Finally, the validity of this bionic control method and the similarity of snake gaits were verified with the snake robot platform.

Keywords intelligent robots, intelligent control, adaptive control system, bionics, feedback control



TANG ChaoQuan was born in 1982. He received the Ph. D. degree in mechatronics from the Shenyang Institute of Automation, Chinese Academy of Science, Shenyang, China, in 2013. Currently, he is a lecturer at School of Mechatronic Engineering, China University of Mining and Technology. His research interests include bio-robotics and rescue robotics.



MA ShuGen was born in 1963. He received the Ph. D. degree in mechanical engineering science from the Tokyo Institute of Technology, Tokyo, Japan, in 1991. Currently, he is a Professor at Department of Robotics, Ritsumeikan University, Kyoto, Japan. He also holds a Professor position with the Shenyang Institute of Automation, Chinese Academy of Sciences, Shenyang, China. His research interests include the design and control theory of new types of robots and bio-robotics. He is a senior member of the IEEE, a fellow of the JSME, and a member of the SICE and the Robotics Society of Japan.



LI Bin was born in 1963. He received the M. S. degree in medical science from China Medical University, Shenyang, China, in 1988. Currently, he is a professor of the State Key Laboratory on Robotics, Shenyang Institute of Technology, Chinese Academy of Sciences. His research interests include the rescue robotics and bio-robotics.



WANG MingHui was born in 1980. He received the Ph. D. degree in mechatronics from the Shenyang Institute of Automation, Chinese Academy of Science, Shenyang, China, in 2007. Currently, he is an associate professor at the State Key Laboratory of Robotics, Shenyang Institute of Automation, Chinese Academy of Sciences. His research interests include transformable robots and reconfigurable robots. He is a member of the IEEE.