

DOI: 10.13973/j.cnki.robot.2014.0697

基于层次化联结 CPG 模型的蛇形机器人 3 维步态控制

杨贵志^{1,2}, 马书根^{1,3}, 李 斌¹, 王明辉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, 辽宁 沈阳 110016;
2. 中国科学院大学, 北京 100049; 3. 日本立命馆大学机器人系, 日本 滋贺 525-8577)

摘要: 联结 CPG (connectionist central pattern generator, CCPG) 模型适于控制机器人生成步态, 但是传统的 CCPG 模型无法很好地生成 3 维步态. 为此, 本文根据生物学原理, 提出了一个改进的神经元模型和一个改进的层次化 CCPG (hierarchical CCPG, HCCPG) 模型. HCCPG 模型能够生成相位协调的多自由度运动控制信号, 从而解决了传统 CCPG 模型的步态生成问题. 基于该模型, 提出了一个统一方法来生成机器人的 2 维、3 维步态. 对转弯步态的特性进行了系统化深入分析, 以便更好地利用该步态来适应狭窄的弯道环境. 本文提出的 HCCPG 模型以及得到的步态特性, 有助于提高机器人的环境适应能力.

关键词: 蛇形机器人; 层次化联结 CPG 模型; 3 维步态; 转弯步态

中图分类号: TP242

文献标识码: A

文章编号: 1002-0446(2014)-06-0697-07

An HCCPG Model-based 3D Gait Control of a Snake-like Robot

YANG Guizhi^{1,2}, MA Shugen^{1,3}, LI Bin¹, WANG Minghui¹

(1. State Key Laboratory of Robotics, Shenyang Institute of Automation, Chinese Academy of Sciences, Shenyang 110016, China;
2. University of Chinese Academy of Sciences, Beijing 100049, China; 3. Department of Robotics, Ritsumeikan University, Kusatsu-Shi 525-8577, Japan)

Abstract: The connectionist central pattern generator (CCPG) model is suitable for controlling robots and generating gaits, however, the traditional CCPGs can't generate the 3D gaits well. To solve this problem, an improved neuron model and an improved hierarchical CCPG (HCCPG) model are proposed according to biology principles. HCCPG can generate the phase-coordinated multi-degrees-of-freedom motion control signals well, so it solves the gait generation problem in traditional CCPGs. Based on the HCCPG, a unified generation method is proposed for 2D gaits and 3D gaits. The properties of turning gait are investigated systematically and thoroughly to make better use of it to adapt to narrow curved passages. The proposed HCCPG model and the derived gait properties are useful for improving the robot's adaptability.

Keywords: snake-like robot; hierarchical connectionist central pattern generator model; 3-dimensional gait; turning gait

1 引言 (Introduction)

大量研究表明, 脊椎动物的一些节律运动是由一种称为中枢模式生成器 (CPG) 的神经机制控制的^[1]. 因为蛇形机器人的步态也是节律性的, 所以已经提出了一些 CPG 模型来控制这些步态^[2]. 相比于基于蛇形曲线的步态控制方法^[3], 基于 CPG 的方法更适合实现分布式、自适应控制^[4]. 然而现有的 CPG 主要用于控制 2 维步态, 而非 3 维步态, 从而限制了它们的环境适应能力. 因此, 必须解决如何让 CPG 更好地控制 3 维步态的问题.

联结 CPG (CCPG) 模型是应用最广泛的一类 CPG 模型^[5]. 相比于其它 CPG 模型, CCPG 更适合用硬件模拟电路来实现, 而非在处理器上通过软

件程序来实现^[6]. 用模拟电路实现具有能降低控制器功耗、减小控制器体积等优点^[7]. 因此, 需要实现基于 CCPG 的 3 维步态控制. 但是已有的 CCPG 模型存在不能调整输出的相位, 从而不能很好地生成 3 维步态所需要的相位协调的多自由度运动控制信号的问题. Huang 等^[8]提出了一个反馈机制来协调相位, 但是他们用三角函数来转换映射得到输出的相位, 所以只能通过软件实现. 为了解决这个问题, 需要提出新的 CCPG 模型.

神经生理学研究表明, 生物 CPG 机制具有一些重要特点, 比如它有层次化结构^[9], 运动神经元具有调节功能等^[10]. 根据这些特征, 本文提出了一个 3 层结构的层次化 CCPG (HCCPG) 模型^[11], 并

且给出了一个简化神经元模型作为 HCCPG 模型中的运动神经元模型。各个运动神经元能够独立调整上层的输出的幅值、相位等，从而以低复杂度解决了生成相位协调的多自由度运动控制信号的问题。但是该模型无法生成偏置的输出，因此无法实现转弯步态^[12]等步态，从而限制了环境适应能力。本文通过改进神经元模型来改进 HCCPG 模型，通过分析改进模型的参数特性，提出了一个新的 2 维、3 维步态统一控制方法。

作为行波步态^[13]的扩展，转弯步态适合机器人在狭窄弯道中运动。为了实现基于该步态的环境适应，本文分别通过仿真、实验对它的运动性能进行分析，即分析步态参数、环境参数等对运动速度、功耗、转弯半径等的影响。

2 神经元与 HCCPG 模型 (Neurons and HCCPG models)

2.1 神经元模型及其特性

为了实现转弯步态等步态，CPG 需要输出偏置信号。经过分析，本文通过改进前文^[11]提出的神经元模型来解决前文 CPG 模型无法生成偏置输出的问题。

2.1.1 持续神经元模型

持续型神经元^[15]是最为简单、应用最多的一种神经元模型，如式(1)所示：

$$\begin{cases} \tau \cdot \dot{u} = -u + w \cdot s + \zeta \\ y = \max(0, u) \end{cases} \quad (1)$$

其中， τ 是膜电势的时间常量， u 、 y 分别是神经元的膜电势、输出， s 、 w 是神经元的外部输入及其连接系数， ζ 是新引入的输出偏置系数。

因为 CPG 中的神经元的输入是节律信号，所以需要分析神经元正弦激励响应。

$$s = f(t) = \alpha_0 \cdot \sin(\omega \cdot t + \beta) \quad (2)$$

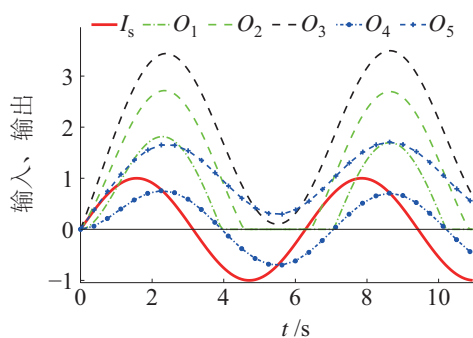


图1 神经元的正弦激励响应

Fig.1 Neuron's response to the sine input

其中， $f(t)$ 是正弦激励信号， α_0 和 ω 分别是幅值与角频率，周期为 $T = 2\pi/\omega$ ， β 是初始相位。神经元的正弦激励响应如图 1 所示。令 $\tau = 1$ 、 $w = 2.4$ 。 $I_s = \sin t$ 是输入； O_1 、 O_2 、 O_3 是响应，分别对应 $\zeta = 0$ 、 $\zeta = 1$ 、 $\zeta = 2$ 。由此可知 ζ 可以调整输出的偏置。

2.1.2 简化神经元模型

为了输出完整正弦形式控制信号，前文提出了一个简化神经元模型^[11]。为了进一步解决该模型无法输出偏置信号的问题，下面对其进行改进，如式(3)所示：

$$\begin{cases} \dot{u} = -k \cdot u + g \cdot s + \varepsilon \\ y = u \end{cases} \quad (3)$$

其中， u 、 y 分别是神经元的膜电势、输出， k 是相位调整系数， s 、 g 是神经元的外部输入及其幅值调整系数。 ε 是新引入的输出偏置系数。该神经元的正弦激励响应的稳态解如式(4)所示：

$$\begin{aligned} h &= \gamma + \alpha \cdot \sin(\omega \cdot t + \beta + \Delta p) \\ &= \gamma + \alpha' \cdot f(t + \frac{\Delta p}{\omega}) \end{aligned} \quad (4)$$

$$\gamma = \varepsilon/k \quad (5)$$

$$\alpha = g \cdot \alpha_0 / \sqrt{k^2 + \omega^2} \quad (6)$$

$$\alpha' = \alpha/\alpha_0 = g/\sqrt{k^2 + \omega^2} \quad (7)$$

$$\Delta p = \arctan(k/\omega) - \pi/2 \quad (8)$$

其中， h 是稳态响应， γ 输出偏置， α 、 α' 分别 h 的绝对幅值、 h 相对于 $f(t)$ 的幅值调整量， Δp 是 h 相对于 $f(t)$ 的相位调整量。由式(4)可知，简化的神经元模型可以像运动神经元那样对其外部输入信号的幅值、相位进行调整。简化神经元实际上也是一个低通滤波器，所以能使输出信号更平滑。神经元的正弦激励响应如图 1 所示。令 $k = 1$ 、 $g = 1$ 。 O_4 、 O_5 是响应，分别对应 $\varepsilon = 0$ 、 $\varepsilon = 1$ 。由此可知 ε 可以用于调整输出的偏置。

由以上分析可知，改进后的神经元能够输出偏置信号，从而为解决原 HCCPG 模型无法输出偏置信号的问题奠定了基础。

2.2 HCCPG 模型

基于改进的神经元模型和作者提出的 HCCPG 模型的结构^[11]，给出如图 2 所示的蛇形机器人控制系统。蛇形机器人有 n 个关节，并且每个关节有 2 个运动自由度，即偏航自由度 Y_i 和俯仰自由度 P_i ， $i = 1, \dots, n$ 。每个关节由 1 节 HCCPG 控制。

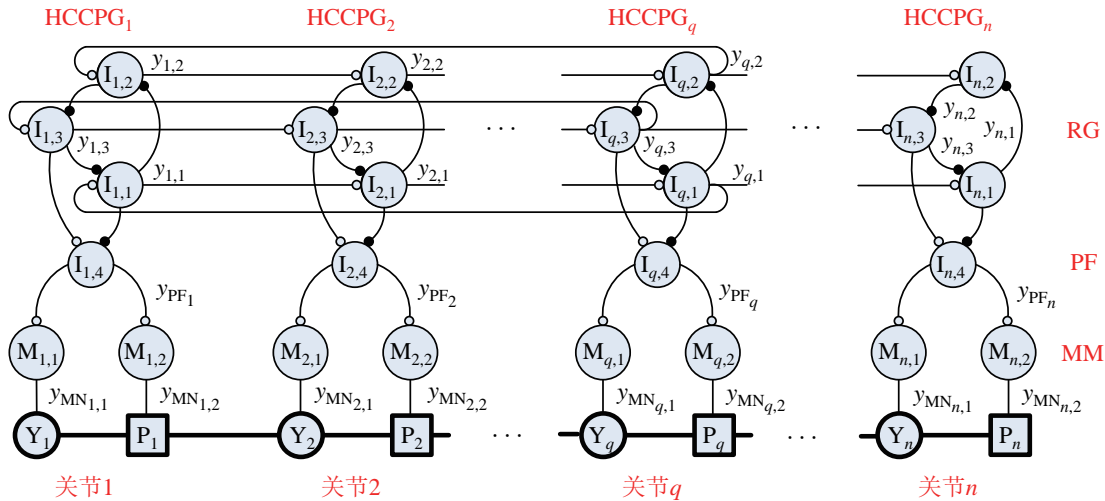


图 2 蛇形机器人的控制系统

Fig.2 Control system of the snake-like robot

HCCPG 模型可以分为 3 层, 即 RG 层、PF 层和 MM 层. RG 层由改进后的持续神经元模型组成, 即 $I_{i,j}$, $j = 1, 2, 3$; PF 层由改进后的简化神经元模型组成, 即 $I_{i,4}$; MM 层也是由改进后的简化神经元模型组成, 即 $M_{i,r}$, $r = 1, 2$; 为了协调关节之间的运动, HCCPG 之间只通过 RG 部分进行连接. 连接包括从 RG_1 到 RG_n 的前向串联, 也包括第 q 个 RG (RG_q , $q = 1, \dots, n$) 到 RG_1 的反馈闭环连接. 有研究表明这种闭环连接能够改善 RG 的输出, 使输出更平滑^[11]. 控制系统的完整模型如式 (9) 所示:

$$\begin{cases} \tau \cdot \dot{u}_{i,j} = -u_{i,j} - w \cdot y_{i,k} + w_0 \cdot y_{s,j} + \zeta \\ \dot{u}_{PF_i} = -k_{PF} \cdot u_{PF_i} + g_{PF} \cdot y_i + \varepsilon_{PF} \\ \dot{u}_{MN_{i,r}} = -k_{MN_r} \cdot u_{MN_{i,r}} + g_{MN_r} \cdot y_{PF_i} + \varepsilon_{MN_r} \\ y_{i,j} = \max(0, u_{i,j}) \\ y_i = y_{i,m} - y_{i,1} \\ y_{PF_i} = u_{PF_i} \\ y_{MN_{i,r}} = u_{MN_{i,r}} \end{cases} \quad (9)$$

其中, m 是 1 个 RG 内部包含的中间神经元总数, 在本文中 $m = 3$; s 是 RG 的序号, 当 $i = 1$ 时, $s = q$, 否则 $s = i - 1$; k 是神经元在 RG 内部的序号, 当 $j = 1$ 时, $k = m$, 否则 $k = j - 1$; $u_{i,j}$ 、 $y_{i,j}$ 分别是 RG_i 的第 j 个神经元的膜电势、输出; y_i 是 R_i 的输出; τ 是膜电势的时间常量; w 是 RG 内部各个神经元之间的连接系数; w_0 是不同的 RG 的神经元之间的连接系数; ζ 是输出偏置系数; u_{PF_i} 、 $u_{MN_{i,r}}$ 分别是 I_4 、 $M_{i,r}$ 的膜电势; y_{PF_i} 、 $y_{MN_{i,r}}$ 分别是 I_4 、 $M_{i,r}$ 的输出; k_{PF} 、 k_{MN_r} 分别是 I_4 、 $M_{i,r}$ 的相位调节系数, 令 $k_{MN_1} = k_y$ 、 $k_{MN_2} = k_p$; g_{PF} 、 g_{MN_r} 分别是 I_4 、 $M_{i,r}$ 的幅值调节系数, 令 $g_{MN_1} = g_y$ 、 $g_{MN_2} = g_p$;

ε_{PF} 、 ε_{MN_r} 分别是 I_4 、 $M_{i,r}$ 的偏置系数, 令 $\varepsilon_{PF} = 0$ 、 $\varepsilon_{MN_1} = \varepsilon_y$ 、 $\varepsilon_{MN_2} = \varepsilon_p$.

HCCPG₁ 各部分的输出如图 3 和 4 所示. 由于简化神经元的滤波作用, $I_{1,4}$ 、 $M_{1,1}$ 、 $M_{1,2}$ 的输出比 RG_1 更平滑. 这有助于降低关节控制信号的噪声, 提高控制器的性能.

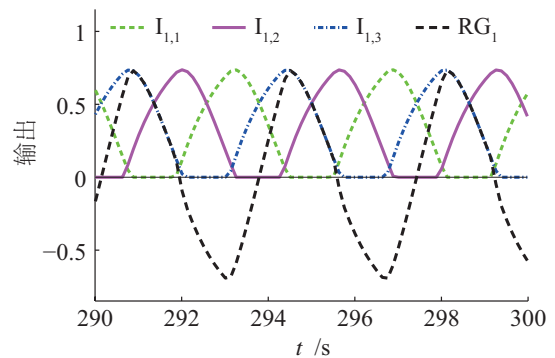


图 3 $I_{1,1}$ 、 $I_{1,2}$ 、 $I_{1,3}$ 、 RG_1 的输出

Fig.3 Output of $I_{1,1}$, $I_{1,2}$, $I_{1,3}$ and RG_1

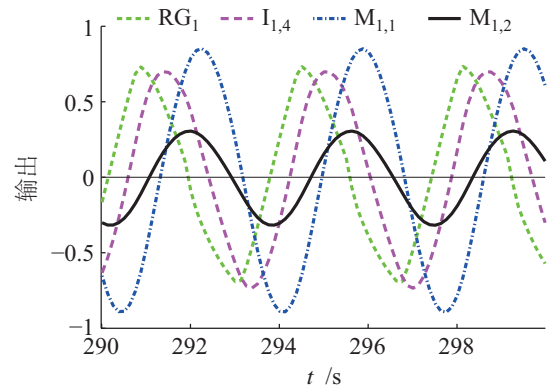


图 4 RG_1 、 $I_{1,4}$ 、 $M_{1,1}$ 、 $M_{1,2}$ 的输出

Fig.4 Output of RG_1 , $I_{1,4}$, $M_{1,1}$ and $M_{1,2}$

由于新 HCCPG 模型的 RG 层部分与之前的模

型^[11]相同, 所以 RG 部分依然具有如下特性:

(1) τ 和 HCCPG 输出的周期 T 之间满足如式 (10) 所示关系:

$$T = \lambda_1 \cdot \tau + \lambda_2 \quad (10)$$

其中, λ_1 是由仿真结果确定的正系数, λ_2 是由仿真结果确定的接近于 0 的系数. 并且由 τ 调整 T 时, 不会对 HCCPG 输出产生其它幅值.

(2) q 和相邻 HCCPG 的输出之间的相位差 ϕ 满足如式 (11) 所示关系, 并且 q 只影响 ϕ .

$$\phi = \frac{2\pi}{q} \quad (11)$$

3 基于 HCCPG 的步态控制方法 (HCCPG-based gait control method)

因为 HCCPG 适合控制蛇形机器人的步态, 所以下面提出一个基于改进后的 HCCPG 模型的步态控制方法以生成期望的步态. 2 维和 3 维步态可以通过如下这些参数进行定义: 周期 T , 相邻关节之间运动的相位差 ϕ , 同一关节的偏航与俯仰自由度运动之间的相位差 Δp_{yp} , 偏航运动的幅值 α_y , 偏航运动的偏置 γ_y , 俯仰运动的幅值 α_p , 俯仰运动的偏置 γ_p . 步态生成方法即为由期望的步态参数 (T^* , ϕ^* , Δp_{yp}^* , α_y^* , γ_y^* , α_p^* , γ_p^*) 来确定 HCCPG 的参数的方法. 由于 HCCPG 具有分层结构, 并且信号自上而下单向传递, 所以自上到下逐层给出各个部分的参数的求解方法.

3.1 T^* 、 ϕ^*

RG 的作用是生成基本的节律信号, 并协调相邻关节之间的运动的相位差. 根据式 (10), 由 T^* 设置 τ . 再根据式 (11), 由 ϕ^* 设置 q .

PF 的作用是对 RG 的输出进行滤波. 它的参数按照如下关系通过尝试法确定.

$$\begin{cases} k_{PF} = c_k \cdot \omega^* \\ g_{PF} = c_g \cdot \omega^* \end{cases} \quad (12)$$

其中 c_k 、 c_g 为尝试法设定的正常数, $\omega^* = 2\pi/T^*$ 是期望步态的频率.

3.2 Δp_{yp}^*

M_1 和 M_2 能够独立调整 PF 层的输出的幅值、相位. 假设 M_1 和 M_2 相对于 PF 的相位调整量分别为 Δp_y 和 Δp_p , 则偏航与俯仰运动之间的相位差为 $\Delta p_{yp} = \Delta p_p - \Delta p_y$. 因此, 需要由 Δp_{yp}^* 来确定 M_1 和 M_2 各自的期望相位调整量 Δp_y^* 和 Δp_p^* .

由前文的分析^[11]可知, 为了避免调整 CPG 模型输出的过渡过程过短或者过长, 需要对 k 的范围进行限制. 假设 k 的范围为 $k \in [k_L, k_U]$, 则由式 (8) 可以得到此时的相位调整范围 $\Delta p \in [\Delta p_L, \Delta p_U]$, $\Delta p_L, \Delta p_U$ 如式 (13) 所示:

$$\begin{cases} \Delta p_L = \arctan(k_L/\omega) - \pi/2 \\ \Delta p_U = \arctan(k_U/\omega) - \pi/2 \end{cases} \quad (13)$$

根据式 (13), 由 ω^* 可以得到单个运动神经元的相位调整范围 $\Delta p^* \in [\Delta p_L^*, \Delta p_U^*]$. 为了避免过渡过程过慢或者过快, Δp_y^* 和 Δp_p^* 分别取各自可行域的中值 Δp_{ym}^* 、 Δp_{pm}^* ^[16], 如式 (14) 所示:

$$\begin{cases} \Delta p_{ym}^* = (\Delta p_L^* + \Delta p_U^* - \Delta p_{yp}^*)/2 \\ \Delta p_{pm}^* = (\Delta p_L^* + \Delta p_U^* + \Delta p_{yp}^*)/2 \end{cases} \quad (14)$$

根据式 (8) 和式 (14), 可以得到 M_1 和 M_2 的相位调整系数.

$$\begin{cases} k_y = -\omega^* \cdot \cot \Delta p_{ym}^* \\ k_p = -\omega^* \cdot \cot \Delta p_{pm}^* \end{cases} \quad (15)$$

3.3 α_y^* 、 α_p^* 、 γ_y^* 、 γ_p^*

根据式 (6), 可以得到 M_1 和 M_2 的幅值调整系数:

$$\begin{cases} g_y = \alpha_y^*/\alpha_{PF} \cdot \sqrt{k_y^2 + \omega^{*2}} \\ g_p = \alpha_p^*/\alpha_{PF} \cdot \sqrt{k_p^2 + \omega^{*2}} \end{cases} \quad (16)$$

根据式 (5), 可以得到 M_1 和 M_2 的偏置系数:

$$\begin{cases} \varepsilon_y = \gamma_y^* \cdot k_y \\ \varepsilon_p = \gamma_p^* \cdot k_p \end{cases} \quad (17)$$

综上所述, 改进后的步态生成方法的流程图如图 5 所示.

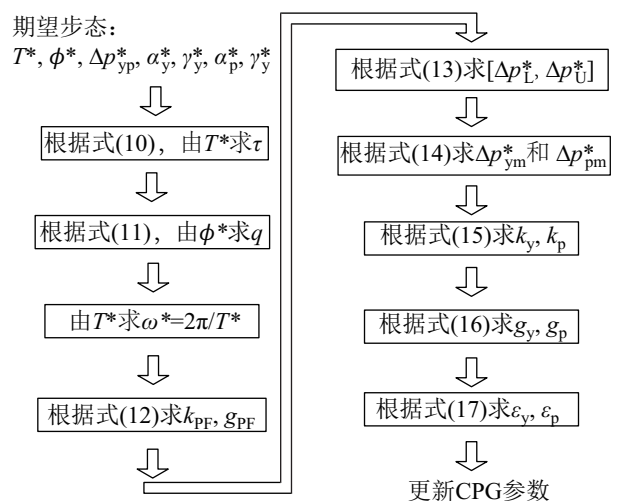


图 5 步态的统一生成方法的流程图

Fig.5 Flow chart of the unified gait generation method

4 仿真与实验 (Simulations and experiments)

转弯步态是蛇所没有的一种 3 维步态. 运动过程中身体呈弧形, 如图 6 所示. 因此转弯步态使得机器人能够适应弧形弯道环境. 它是通过给行波步态^[13]时的所有关节的偏航自由度施加角偏置来实现的, 如图 7 所示. θ_{y_i} ($= \gamma_y$) 与 θ_{p_i} ($i = 1, \dots, n$) 分别是第 i 个关节的偏航、俯仰自由度的角度.

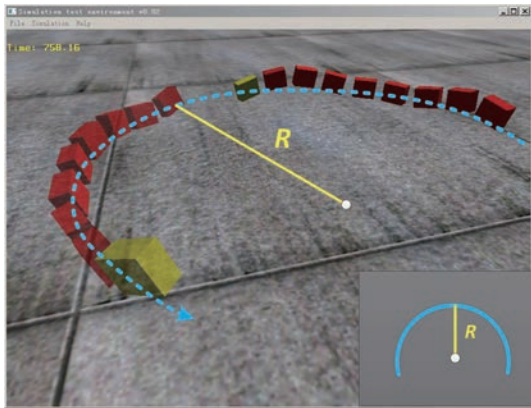


图 6 转弯步态
Fig.6 Turning gait

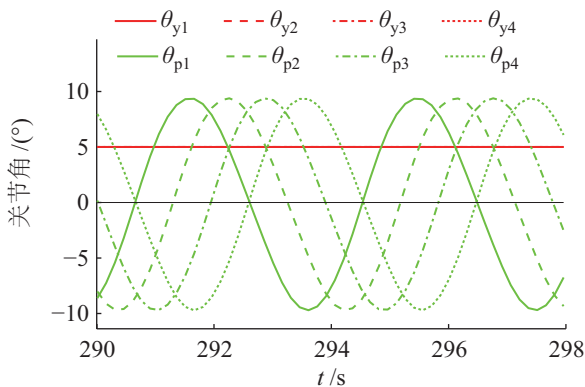


图 7 转弯步态时的关节角
Fig.7 Joint angles of the turning gait

4.1 仿真

为了实现基于转弯步态的环境适应控制, 需要对其性能进行评估, 即分析步态参数和环境参数等对其运动性能的影响. 步态性能包括运动速度、功耗、转弯半径等. 为了对性能进行分析, 本文首先利用一个开源的动力学仿真引擎 (Open Dynamic Engine, ODE)^[17] 进行仿真. 机器人由 10 个相同模块组成. 每个模块的长、宽、高、质量分别为 0.07 m、0.033 m、0.055 m、0.1 kg. 模块之间通过只有 1 个自由度的旋转关节相连接. 相邻关节的转轴正交放置, 从而实现偏航与俯仰关节的交叉放置. 机器人与地面之间的摩擦力采用库仑摩擦力模型.

根据 RG、PF 的功能与参数特性, 通过尝试将它们的部分参数设置为 $w = 2.3$ 、 $w_o = 0.04$ 、 $\zeta = 1$ 、 $c_k = 1$ 、 $c_g = 1.5$. 简化神经元的相位调整系数 k 的范围为 $k \in [k_L, k_U] = [0.2, 20]$, 以避免衰减过快或者过慢. HCCPG 的其它参数则是由给定的期望步态参数根据提出的步态控制方法来确定. 本文主要分析步态参数 γ_y^* 和 α_p^* 对性能的影响. 其它步态参数分别设置为 $T^* = 3$ s、 $\phi^* = 60^\circ$ 、 $\alpha_y^* = 0^\circ$ 、 $\gamma_p^* = 0^\circ$ 和 $\Delta p_{yp}^* = 0^\circ$.

图 8 和 9 表明所提出的步态控制方法生成的实际步态与期望步态一致. α_p 的误差 $E_{\alpha_p} \triangleq \alpha_p - \alpha_p^*$ 的均值与标准差分别为 -0.6958° 、 0.3951° . γ_y 的误差 $E_{\gamma_y} \triangleq \gamma_y - \gamma_y^*$ 的均值与标准差均为 0° .

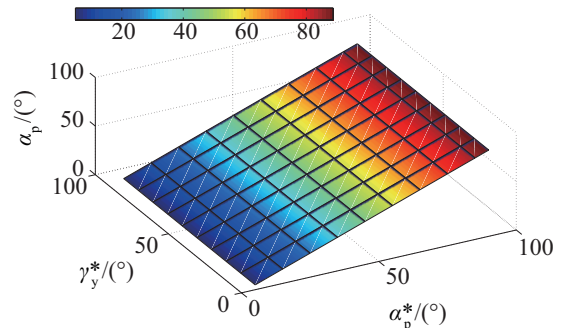


图 8 α_p^* 、 γ_y^* 对 α_p 的影响
Fig.8 Variation of α_p with respect to α_p^* , γ_y^*

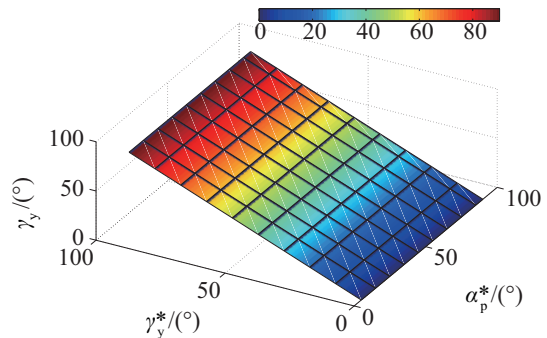


图 9 α_p^* 、 γ_y^* 对 γ_y 的影响
Fig.9 Variation of γ_y with respect to α_p^* , γ_y^*

图 10 和 11 给出了摩擦系数 $\mu = 0.3$ 时, α_p^* 和 γ_y^* 对速度 V 和功耗 P 的影响. 由图可知: 当 α_p^* 越大, γ_y^* 越小时, 则速度越大. 当 γ_y^* 非常小, 则近似为行波步态, 能够平稳移动. γ_y^* 越大, 则身体越弯曲, 机器人能够实现更大的转弯. 但是, 与此同时, 机器人的身体也会发生倾斜, 稳定性变差. 在图 10 中低谷处所对应的步态参数 $\gamma_y^* = 12.86^\circ$ 、 $\alpha_p^* = 63.37^\circ$ 下, 机器人发生倾翻, 如图 12 所示. 此时部分身体会在空中摇摆, 从而降低运动速度, 增加功耗.

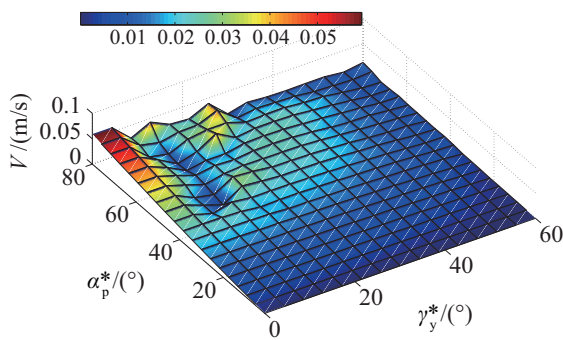


图 10 α_p^* 、 γ_y^* 对 V 的影响
Fig.10 Variation of V with respect to α_p^* , γ_y^*

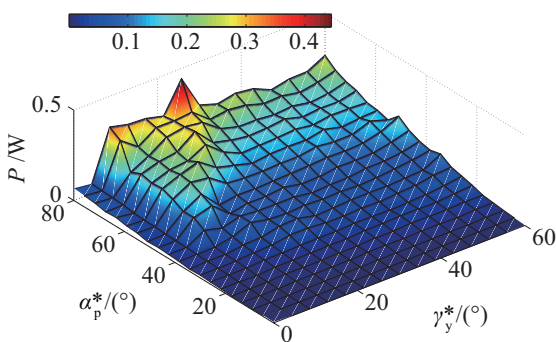


图 11 α_p^* 、 γ_y^* 对 P 的影响
Fig.11 Variation of P with respect to α_p^* , γ_y^*

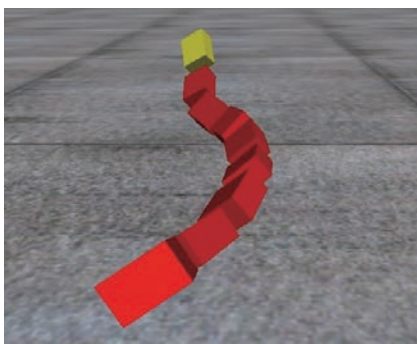


图 12 机器人倾翻
Fig.12 Robot topples over

图 13 给出了由如上的系统化测试方法得到的最优步态参数（使 V 最大的步态参数，即图中的 α_{p0} 、 γ_{y0} ）随地面摩擦系数的变化关系。结果表明 μ 对最优步态参数的影响小，但是 μ 越大则最优步态的功耗也越大。这是因为运动时身体会部分与地面产生滑动摩擦，所以 μ 越大，则该功耗也越大。另外，在 μ 较小时，最优步态参数 γ_{y0} 并不一定是 0° 。比如 $\mu = 0.3$ 时， $\gamma_{y0} = 1.67^\circ$ 。这是主要由误差造成的。由图 10 可知，在 V 达到最大值的附近区域，不同 γ_y 的结果差异小。小的误差就会使 γ_{y0} 非 0° 。

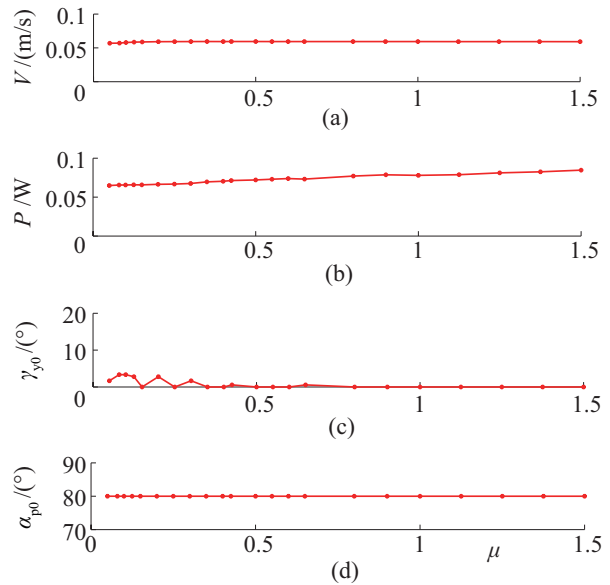


图 13 环境对最优步态参数的影响
Fig.13 The relationship between the optimal gait parameters and the environment

4.2 实验 (Experiments)

为了得到步态参数与转弯半径的关系，本文进行了实验。机器人由 9 个相同模块组成^[13]，每个模块的长、宽、高、质量分别为 0.07 m、0.033 m、0.055 m、0.1 kg。模块之间通过只有 1 个自由度的旋转关节相连接。相邻关节的转轴正交放置，从而实现偏航与俯仰关节的交叉放置。

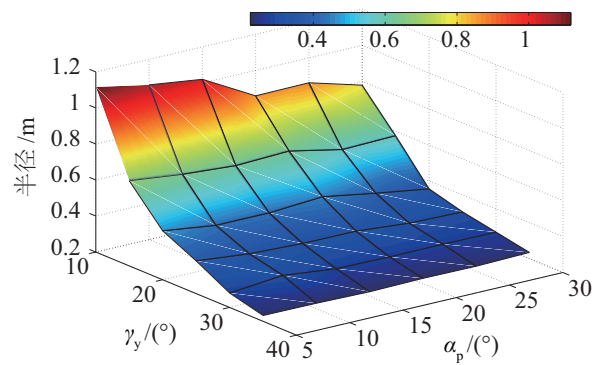


图 14 α_p 、 γ_y 对转弯半径的影响
Fig.14 The relationship between α_p , γ_y and the turning radius

由图 14 可知，转弯半径主要由 γ_y 决定。 γ_y 越大，则蛇体越弯曲，从而半径越小，能够适应更弯曲的弯道。

5 结论 (Conclusion)

本文根据生物 CPG 机制提出的 HCCPG 模型以较小复杂度解决了现有 CCPG 模型不能生成 3 维步态所需要的相位协调的多自由度运动控制信号的问题，从而为实现基于 3 维步态的自适应控制奠定基

础。以 HCCPG 模型为基础提出了一个 2 维步态和 3 维步态的统一的步态控制方法, 为调整机器人的步态以实现环境适应奠定基础。通过对步态的性能进行系统化测试, 得到了步态的性能特性, 从而为实现基于转弯步态的狭窄弯道环境的自适应控制提供了依据。下一步的工作包括如下几方面: 改进模型以解决相邻 HCCPG 输出的相位差无法连续调整的问题; 根据获取的步态性能特性, 利用 HCCPG 模型设计自适应控制器。

参考文献 (References)

- [1] Hooper S L. Central pattern generators[J]. *Current Biology*, 2000, 10(5): R176-R177.
- [2] Herrero-Carron F, Rodriguez F, Varona P. Bio-inspired design strategies for central pattern generator control in modular robotics[J]. *Bioinspiration & Biomimetics*, 2011, 6(1): No.016006.
- [3] Hirose S, Yamada H. Snake-like robots: Machine design of biologically inspired robots[J]. *IEEE Robotics and Automation Magazine*, 2009, 16(1): 88-98.
- [4] 唐超权, 王明辉, 李斌, 等. 融合机械元的蛇形机器人循环抑制中枢模式发生器控制方法 [J]. *机器人*, 2013, 35(1): 123-128.
Tang C Q, Wang M H, Li B, et al. A cyclic inhibitory central pattern generator control method integrated with mechanical oscillators for snake robots[J]. *Robot*, 2013, 35(1): 123-128.
- [5] Ijspeert A. Central pattern generators for locomotion control in animals and robots: A review[J]. *Neural Networks*, 2008, 21(4): 642-653.
- [6] Vogelstein R J, Tenore F V G, Guevremont L, et al. A silicon central pattern generator controls locomotion in vivo[J]. *IEEE Transactions on Biomedical Circuits and Systems*, 2008, 2(3): 212-222.
- [7] Yang Z J, Cameron K, Lewinger W, et al. Neuromorphic control of stepping pattern generation: A dynamic model with analog circuit implementation[J]. *IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems*, 2012, 23(3): 373-384.
- [8] Huang W W, Chew C M, Hong G S. A coordination-based CPG structure for 3D walking control[J]. *Robotica*, 2013, 31(5): 777-788.
- [9] McCrea D A, Rybak I A. Organization of mammalian locomotor rhythm and pattern generation[J]. *Brain Research Reviews*, 2008, 57(1): 134-146.
- [10] Kiehn O, Kjaerulff O, Tresch M C, et al. Contributions of intrinsic motor neuron properties to the production of rhythmic motor output in the mammalian spinal cord[J]. *Brain Research Bulletin*, 2000, 53(5): 649-659.
- [11] 杨贵志, 马书根, 李斌, 等. 面向蛇形机器人的三维步态控制的层次化联结中枢模式生成器模型 [J]. *自动化学报*, 2013, 39(10): 1611-1622.
Yang G Z, Ma S G, Li B, et al. A hierarchical connectionist central pattern generator model for controlling three-dimensional gaits of snake-like robots[J]. *Acta Automatica Sinica*, 2013, 39(10): 1611-1622.
- [12] Gomez J G. Modular robotics and locomotion: Application to limbless robots[D]. Madrid, Spain: Universidad Autonoma de Madrid, 2008.
- [13] Chen L, Ma S G, Wang Y C, et al. Design and modelling of a snake robot in traveling wave locomotion[J]. *Mechanism and Machine Theory*, 2007, 42(12): 1632-1642.
- [14] Marder E, Bucher D. Central pattern generators and the control of rhythmic movements[J]. *Current Biology*, 2001, 11(23): 986-996.
- [15] Matsuoka K. Sustained oscillations generated by mutually inhibiting neurons with adaptation[J]. *Biological Cybernetics*, 1985, 52(6): 367-376.
- [16] Yang G Z, Ma S G, Li B, et al. A hierarchical connectionist CPG controller for controlling the snake-like robot's 3-dimensional gaits[C]//IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems. Piscataway, USA: IEEE, 2012: 822-827.
- [17] Smith R. Open Dynamics Engine v0.5 User Guide[OL]. (2008-02-05) [2010-09-02]. <http://www.ode.org/ode-0.5-userguide.html>.

作者简介:

杨贵志 (1983-), 博士生. 研究领域: 蛇形机器人, 智能控制.

马书根 (1963-), 男, 博士, 研究员. 研究领域: 仿生机器人, 移动机器人和多机器人的协作.

李斌 (1963-), 男, 硕士, 研究员. 研究领域: 仿生机器人, 移动机器人, 机器人控制.