

基于Kimura神经元振荡器的六足仿生机器人步态控制研究

田健鹏, 曹乐, 徐浩洋, 张思河

上海工程技术大学电子电气工程学院, 上海 201620

【摘要】生物中枢模式发生器(CPG)对六足机器人的步态控制具有重大研究意义,为此提出一种基于Kimura神经元振荡器的六足机器人CPG步态控制方法。首先,以蜘蛛为仿生对象设计六足机器人机械结构并对其进行运动学解算;然后,基于Kimura神经元振荡器建立振荡器模型并对其参数整定;其次,针对机器人6条单腿的相位关系设计CPG网络模型;最后,通过计算机仿真工具和样机进行联合实验。结果表明,基于Kimura神经元振荡器生成的CPG网络模型输出信号幅值和相位差稳定,能够满足六足机器人步态控制需求,为六足机器人的步态控制提供一种可行性方案。

【关键词】中枢模式发生器;Kimura神经元振荡器;六足仿生机器人;步态控制

【中图分类号】R318;TP242

【文献标志码】A

【文章编号】1005-202X(2023)12-1510-08

Gait control for bio-inspired hexapod robot based on Kimura neural oscillator

TIAN Jianpeng, CAO Le, XU Haoyang, ZHANG Sihe

School of Electronic and Electrical Engineering, Shanghai University of Engineering Science, Shanghai 201620, China

Abstract: Biological central pattern generator (CPG) is of great research significance to the gait control for hexapod robot. Therefore, a Kimura neural oscillator based CPG gait control strategy for hexapod robot is proposed. The mechanical structure of hexapod robot is designed with the spider as the bionic object, and its kinematics is solved. An oscillator model is established based on Kimura neural oscillator, and its parameters are adjusted. The CPG network model is designed according to the phase relation of the 6 legs of the robot. Gait experiments are conducted with computer simulation tools and prototypes. The results demonstrate that the output signal amplitude and phase difference of the CPG network model generated based on Kimura neural oscillator are stable, meeting the gait control requirements of hexapod robot. The study provides a feasible gait control strategy for hexapod robot.

Keywords: central pattern generator; Kimura neural oscillator; bio-inspired hexapod robot; gait control

前言

随着机器人技术的飞速发展,多足仿生机器在救灾、侦察和补给等应用场景中体现出其优越性^[1]。现代仿生学已经延伸到了机器人领域,通过研究动物结构、材料、功能、控制策略、群体等方面来复制或再造自然界中生物的某些特性和功能^[2]。其中,六足机器人具有较强的地貌适应能力,以多自由度和高灵活性的特点受到国内外研究机构的广泛关注^[3]。步态控制作为六足机器人步态运动控制中的关键技术,

仍然是当前六足机器人运动控制领域的难题。目前六足机器人的步态控制方法主要有基于模型构建的方法和基于生物中枢模式发生器(Central Pattern Generator, CPG)的控制方法。其中基于模型构建的方法需要对机器人自身参数和运动环境进行精确建模,计算较为繁琐^[4],而基于CPG的控制方法是通过模仿生物界中高等动物的节律性运动来对动物肢体进行运动控制^[5]。生理学研究表明,CPG存在于自然界中的脊椎动物的脊髓或无脊椎动物的胸腹神经节中^[6],多种动物的节律运动如咀嚼、奔跑等都通过CPG实现^[7],这些运动是低级神经中枢的自激性行为,不受大脑等高级中枢控制或者感官反馈便能进行自激振荡从而自主完成节律运动^[8],因此基于CPG的控制方法具有较高的实用意义和研究价值。

多足动物的每个单足关节都被单独的CPG神经元振荡器控制,或者以单个CPG振荡器作为振荡中

【收稿日期】2023-08-16

【基金项目】国家自然科学基金(61703270)

【作者简介】田健鹏,硕士,研究方向:仿生机器人步态控制,E-mail: 15364618539@163.com

【通信作者】曹乐,博士,副教授,研究方向:惯性传感器、惯性导航定位、微弱信号检测技术,E-mail: caole00012@163.com

心控制肢体的多个关节^[9]。而人工仿生CPG通过组合多个CPG振荡器构成CPG网络并调整网络内振荡器之间的耦合关系来实现对机器人的步态控制^[10]。基于振荡器的CPG包含非线性振荡器和神经元振荡器等,其中神经元振荡器具有参数多、生物意义较明确等特点^[11]。Miyakoshi等^[12]基于非线性振荡器CPG模型进行改进,针对双足仿人机器人进行步态控制验证。Kimura等^[13]结合生物CPG控制原理设计Kimura振荡器模型,最终实现四足机器人在非结构化路面进行稳定行走。Ijsoert^[14]以蝾螈为仿生对象,设计一种Salamander CPG网络模型,该模型由20个CPG单元振荡器组成,能够模拟蝾螈在水下和陆地两种步态进行切换。

本文采用Kimura神经元振荡器单元构建CPG振荡器模型,并对振荡器进行参数整定,得到适用于六足仿生机器人步态生成的振荡器参数。针对六足仿生机器人设计CPG网络模型,通过计算机仿真工具对机器人三角步态进行步态信号仿真。最后基于设计的机器人样机进行三角步态实验。

1 机器人运动学分析

1.1 机械结构设计

六足机器人机械结构作用是为整机提供保护和支撑,对机器人步态运动控制能够产生直接影响^[15]。选取节肢动物中的蜘蛛作为仿生对象,通过模仿蜘蛛的躯体结构和单腿各关节比例来设计六足仿生机器人机械结构,以此为基础设计出一种构型简单且能实现六足机器人步态的机械结构。本文设计的机器人躯干为八边形,6条腿均匀分布在机身的两侧,单足由3个关节组成,分别为基节、股节、胫节,共有3个自由度。躯体长、宽分别为0.89、0.89 m,单腿的基节、股节、胫节长度分别为0.02、0.22、0.20 m,足端长度为0.015 m。基节、股节和胫节的转动角度范围分别为 $-90^{\circ}\sim 90^{\circ}$ 、 $-60^{\circ}\sim 60^{\circ}$ 、 $45^{\circ}\sim 105^{\circ}$ 。六足机器人单腿结构如图1所示,机身三维模型如图2所示。

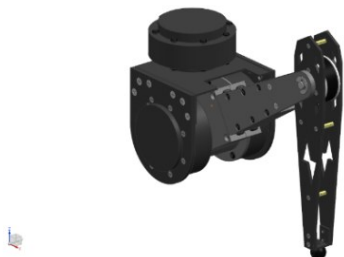


图1 单足结构 V1.0

Figure 1 Single-leg structure V1.0



图2 机身三维模型 V1.0

Figure 2 Fuselage 3D model V1.0

1.2 运动学模型构建

对本文设计的机器人结构进行运动学分析,图3为机器人单腿D-H(Denavit-Hartenberg)坐标系。其中 α 、 β 和 γ 分别为机器人单腿髋关节、膝关节和踝关节的转角。坐标系中Y为机器人的行进方向,X轴与Y轴垂直,Z轴垂直于XOY平面。 J_1 、 J_2 和 J_3 分别为基节、股节和胫节。通过D-H法对机器人单腿结构进行运动学分析,最终得到机器人运动学正解:

$$\begin{bmatrix} p_{ix} \\ p_{iy} \\ p_{iz} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \cos\alpha (J_1 + J_3 \cos(\beta + \gamma) + J_2 \cos\beta) \\ \sin\alpha (J_1 + J_3 \cos(\beta + \gamma) + J_2 \cos\beta) \\ J_3 \sin(\beta + \gamma) + J_2 \sin\beta \end{bmatrix} \quad (1)$$

根据机器人正解进行逆运算得到机器人运动学逆解,即机器人足端相对于机身的坐标:

$$\begin{cases} \alpha = \arctan\left(\frac{p_{iy}}{p_{ix}}\right) \\ \beta = -\arctan\left(\frac{J_3 \sin\gamma}{J_2 + J_3 \cos\gamma}\right) + \arctan\left(\frac{z}{\sqrt{x^2 + y^2}}\right) \\ \gamma = \pm \arccos\left(\frac{x^2 + y^2 + z^2 - J_2^2 - J_3^2}{2J_2 J_3}\right) \end{cases} \quad (2)$$

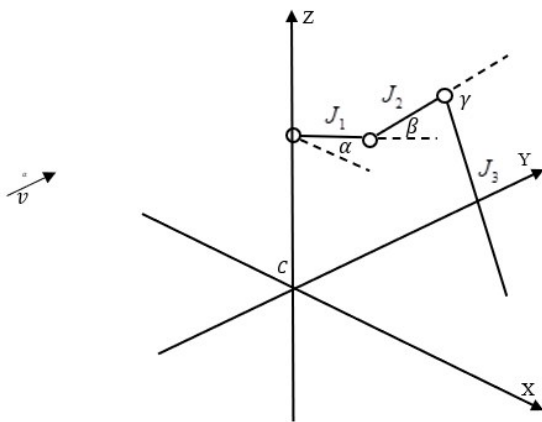


图3 机器人单腿D-H坐标系

Figure 3 Robot single-leg D-H coordinate system

2 生物神经元振荡器建模

2.1 Kimura 神经元振荡器

对生物神经元振荡器建模用于模拟神经元受到刺激后产生反应的生理过程。生物 CPG 运动控制系统由高层控制信号源、CPG 和效应器构成,其中高层控制信号源为大脑皮层、基底神经节等,负责动物的运动规划。CPG 为低级神经中枢,通过自激振荡产生周期性节律信号。CPG 中的生物神经元细胞作为生物运动控制中的基本单元,是神经系统中的一种电可兴奋细胞,该细胞通常表现为兴奋和抑制两种状态,且彼此之间通过相互兴奋及抑制作用进行交流^[16]。神经元细胞由细胞体、树突和轴突组成,其中细胞体为该细胞主体,树突负责接收生物神经元信号,轴突负责发送神经元信号^[17]。生物神经元细胞结构如图4所示。

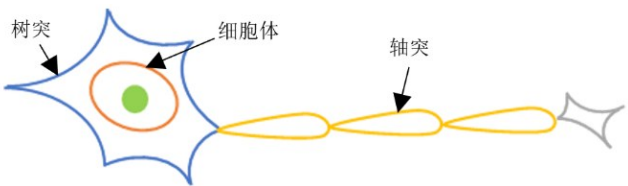


图4 生物神经元细胞结构
Figure 4 Biological neuron cell structure

由于神经元细胞之间的突触连接具有可塑性,因此可通过改变不同神经元细胞之间的连接关系以控制动物作出不同的节律运动^[18]。多足动物的 CPG 运动控制架构如图5所示。

以蜘蛛作为仿生对象并基于上述 CPG 原理建立六足仿生机机器人的 CPG 网络模型,通过研究 CPG 振荡器之间的耦合关系以实现六足仿生机机器人的步态控制。本文选取的 Kimura 神经元振荡器由 Matsuoka 神经元振荡器改进而来,Matsuoka 单神经元振荡器通过模拟神经细胞活动以研究肌肉的控制规律,该神经元模型通过研究生物神经细胞活动,并将模拟神经元细胞疲劳特性的适应项加到了漏极积分器的微分方程中,简易模型如图6所示。

Matsuoka 振荡器数学模型为:

$$\begin{cases} T_r \frac{du}{dt} + u + bv = s \\ T_a \frac{dv}{dt} + v = y \\ y = g(u - \theta) \\ g(x) = \max(0, x) \end{cases} \quad (3)$$

其中, u 为神经元细胞膜电位,也称为神经元细胞内部的活跃项, v 为神经元细胞内部的疲劳项, s 为振荡器的外部输入, T_r 为活跃时间, T_a 为延迟时间, b 为自抑系数, θ 为输出阈值, y 为振荡器的输出信号。通过仿真工具

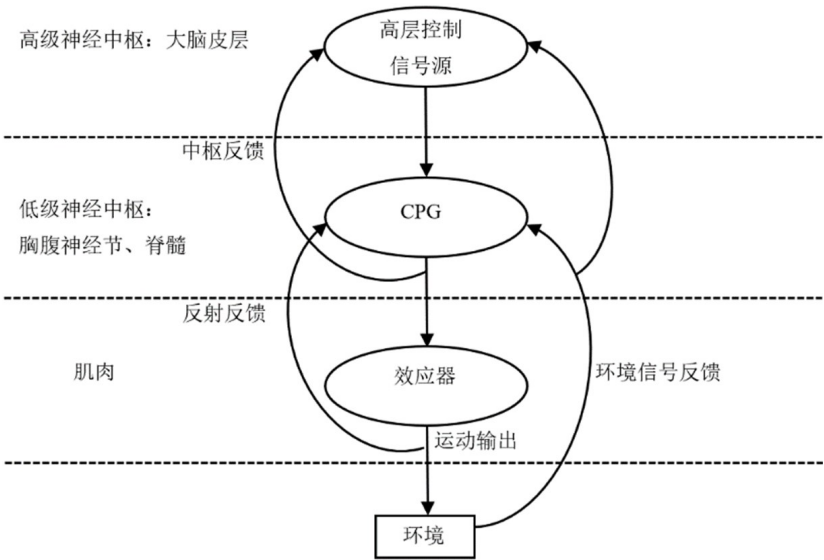


图5 多足动物 CPG 运动控制架构
Figure 5 CPG motion control architecture for polypod

构建 Matsuoka 神经元振荡器模型,得到其输出信号如图7所示。由图7分析可知,Matsuoka 神经元输出信号仅能输出正值。该振荡器的输出信号为非周期信号,

从初始状态递增后衰减为稳定信号。而驱动机器人关节电机转动需要由周期信号来进行控制,因此单个 Matsuoka 振荡器无法控制机器人关节转动。

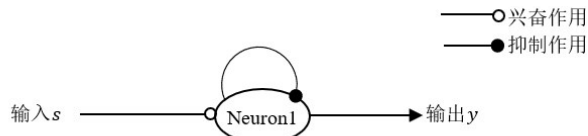


图6 Matsuoka 振荡器模型

Figure 6 Matsuoka oscillator model

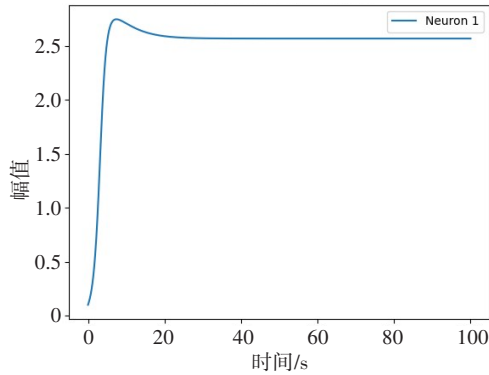


图7 Matsuoka 神经元输出信号

Figure 7 Matsuoka neuron output

Kimura 振荡器模型针对 Matsuoka 振荡器只能输出正值的不足进行改进,设计一组互相抑制的伸肌神经元细胞和屈肌神经元细胞,该模型在 Matsuoka 振荡器的基础上增加了传感反馈,对两个 Matsuoka 振荡器的输出进行了线性组合并将其作为 Kimura 振荡器的输出,能够较好地模拟生物学特性(图8)。

Kimura 振荡器数学模型为:

$$\begin{cases} T_a \frac{dv_i^e}{dt} = -v_i^e + y_i^e \\ T_r \frac{du_i^e}{dt} = -u_i^e - a_1 y_i^e - a_2 v_i^e - \sum_{j=1}^n \omega_{ij} y_j^e - \text{Feed}_i^e + s_e \\ T_a \frac{dv_i^f}{dt} = -v_i^f + y_i^f \\ T_r \frac{du_i^f}{dt} = -u_i^f - a_1 y_i^f - a_2 v_i^f - \sum_{j=1}^n \omega_{ij} y_j^f - \text{Feed}_i^f + s_f \\ y_i^e = \max(u_i^e, 0) \\ y_i^f = \max(u_i^f, 0) \\ y_i = y_i^e - y_i^f \end{cases} \quad (4)$$

其中, e 表示振荡器中的伸肌神经元细胞, f 表示振荡器中的屈肌神经元细胞; u_i^e, u_i^f 为神经元细胞内部的活跃项, v_i^e, v_i^f 为神经元细胞内部的疲劳项; s_e 和 s_f 为振荡器的外部输入,共同决定振荡器的输出幅值; T_r 为上升时间, T_a 为延迟时间; a_1 为互抑系数; a_2 为自抑系数; ω_{ij} 为振荡器 j 到振荡器 i 的连接权重,表示振荡器网络的输出类型; $\text{Feed}_i^e, \text{Feed}_i^f$ 为 CPG 模型的反馈项; y_i 为第 i 个振荡器的输出信号。

通过计算机仿真工具对 Kimura 模型进行仿真,

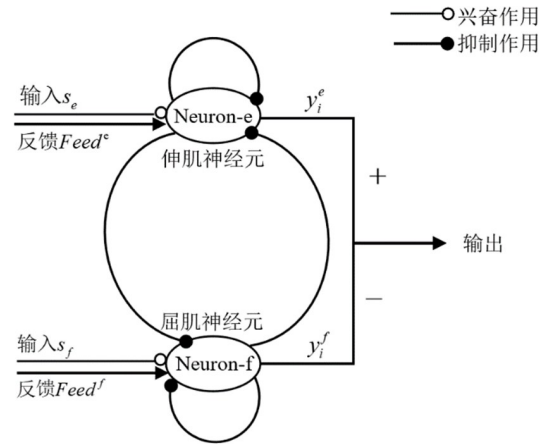


图8 Kimura 振荡器模型

Figure 8 Kimura oscillator model

图9为 Kimura 振荡器的输出信号。由图9分析可知,基于 Matsuoka 振荡器增加反馈项并对两个 Matsuoka 振荡器的输出进行差运算后输出的信号为周期信号,能够用于机器人关节的转动控制。后续对 Kimura 振荡器进行参数整定,对振荡器各参数分别进行讨论后得到 Kimura 振荡器各参数对振荡器输出信号的影响,最终确定 Kimura 振荡器参数范围。

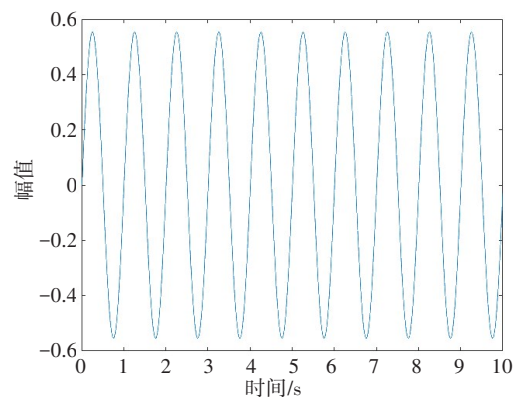


图9 Kimura 振荡器输出

Figure 9 Kimura oscillator output

2.2 Kimura 神经元振荡器参数整定

通过单参数法确定能够用于六足机器人步态控制的振荡器参数,分别对 Kimura 神经元振荡器的外部刺激 s 、延迟时间 T_a 、上升时间 T_r 、自抑系数 a_2 、互抑系数 a_1 进行参数整定。

(1) 分析外部刺激 s 对振荡器输出的影响: 将 T_r 和 T_a 设为 1.5, a_2 设为 100, a_1 设为 2.5, 将外部刺激 s 依次设为 0、5、50, 对上述 3 种情况下的 Kimura 振荡器输出信号进行对比,图 10 为 Kimura 振荡器的外部刺激 s 取不同值时的输出信号。

(2)分析延迟时间 T_a 对振荡器输出的影响,将 s 设为 5, T_r 设为 1.5, a_2 设为 100, a_1 设为 2.5, 将 T_a 依次设为 0.5、1.0、2.0, 并对上述 3 种情况下的 Kimura 振荡器输出信号进行对比, 图 11 为 Kimura 振荡器的延迟时间 T_a 取不同值时的输出信号。

(3)分析上升时间 T_r 对振荡器输出的影响: 将 s 设为 5, T_a 设为 1.5, a_2 设为 100, a_1 设为 2.5, 将 T_r 依次设为 0.5、1.0、1.5, 并对上述 3 种情况下的 Kimura 振荡器输出信号进行对比, 图 12 为 Kimura 振荡器的 T_r 取不同值时的输出信号。

(4)分析自抑系数 a_2 对振荡器输出的影响: 将 s 设为 5, T_a 设为 1.5, T_r 设为 1.5, a_1 设为 2.5, 将 a_2 依次设为 1、10、50, 并对 3 种情况下的 Kimura 振荡器输出信号进行对比, 图 13 为 Kimura 振荡器的 a_2 取不同值时的输出信号。

(5)分析神经元互抑系数 a_1 对振荡器输出的影响: 将 s 设为 5, T_a 设为 1.5, T_r 设为 1.5, a_2 设为 100, 将 a_1 依次设为 0、1、2, 并对上述取值下的 Kimura 振荡器输出信号进行对比, 图 14 为 Kimura 振荡器的互抑系数取不同值时的输出信号。

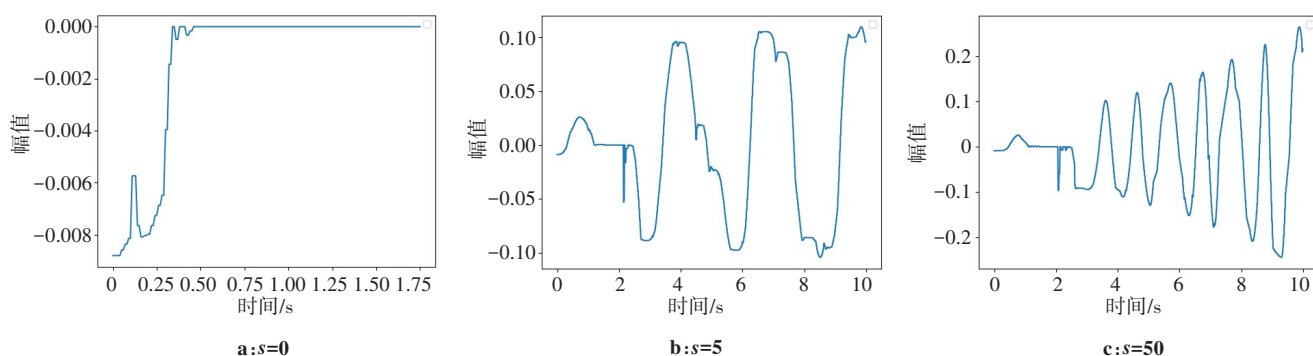


图10 外界激励 s 影响

Figure 10 Effect of extrinsic stimulus s

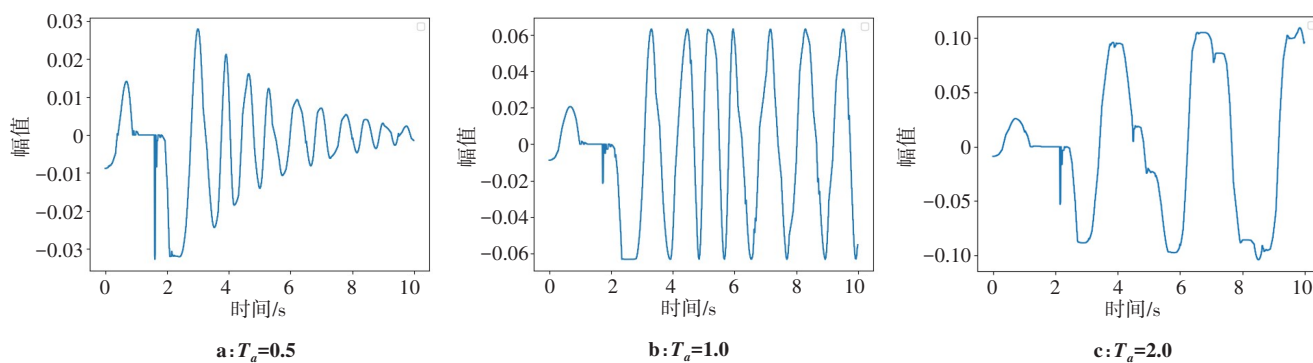


图11 延迟时间 T_a 影响

Figure 11 Effect of delay time T_a

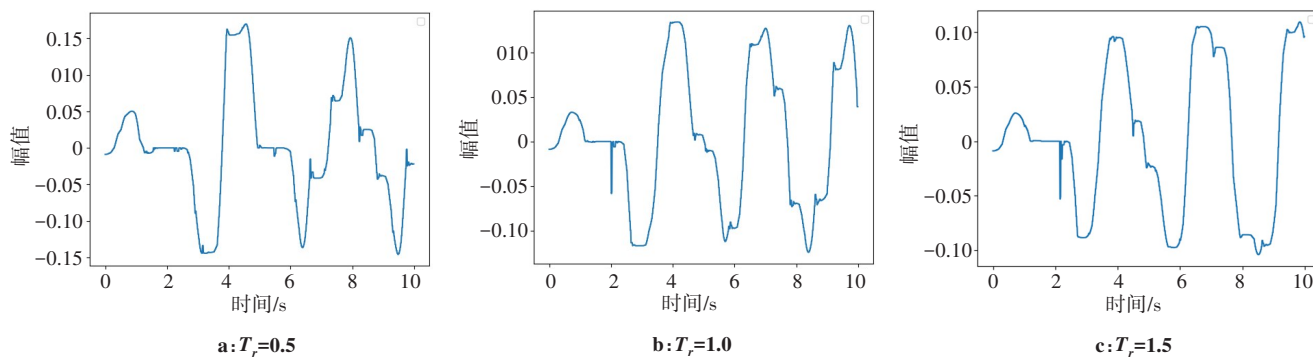


图12 上升时间 T_r 影响

Figure 12 Effect of rise time T_r

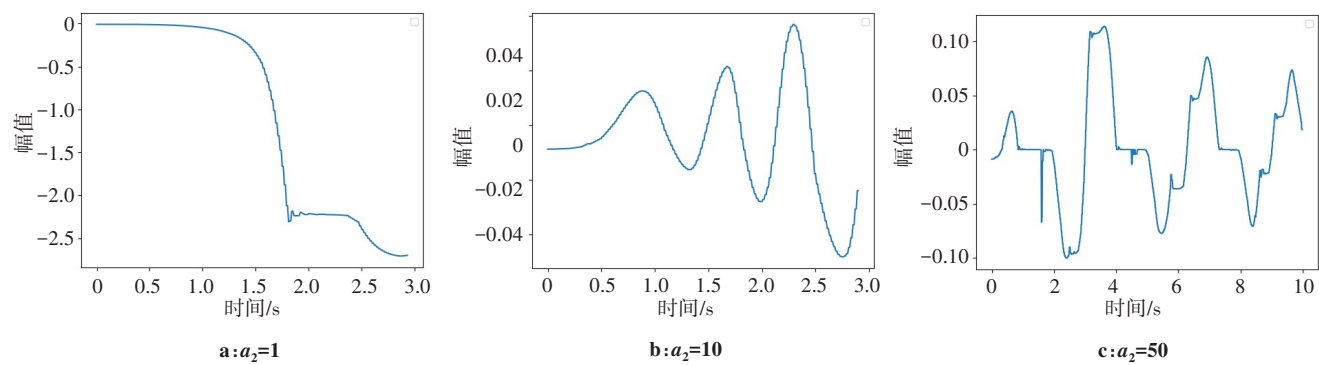


图13 自抑系数 a_2 影响

Figure 13 Effect of self suppression coefficient a_2

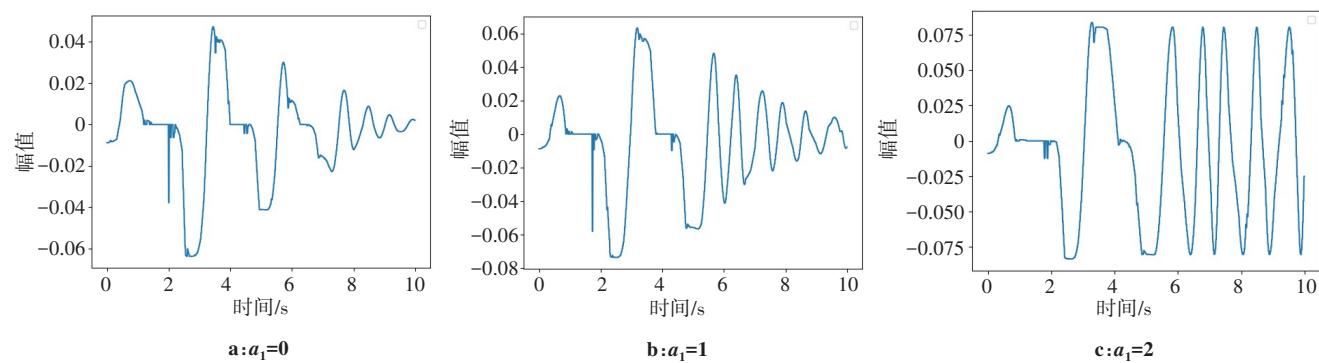


图14 互抑系数 a_1 影响

Figure 14 Effect of mutual suppression coefficient a_1

通过单参数法分析振荡器各参数对振荡器的输出影响,最终确定Kimura振荡器的数值为: $s=5, T_r=1, T_a=1, a_2=50, a_1=2$ 。

3 机器人CPG网络模型构建

3.1 六足机器人CPG步态规划

六足机器人的步态控制由6条腿相互配合完成,单腿动作则由基节、股节和胫节配合完成。机器人6条腿分别为左前腿、左中腿、左后腿、右前腿、右中腿和右后腿,分别设为{1, 2, 3, 4, 5, 6},6条腿共有18个关节,若每个关节均采用一个振荡器则整个网络需要18个振荡器从而使得CPG建模过于复杂,因此需要建立各关节之间的联系,简化CPG网络来生成CPG神经环路的自激振荡,从而生成协调的步态控制信号输出。

基于Kimura振荡器的六足机器人步态由各个CPG之间的连接权重矩阵 ω_{ij} 决定,通过研究不同步态下的连接权重矩阵 ω_{ij} 来构建Kimura振荡器网络模型,本文振荡器网络拓扑结构采用全连接型。图15为三角步态下的Kimura网络拓扑结构。

六足机器人以三角步态行进时,作为同组腿的振荡器CPG1、CPG3和CPG5为互相刺激的关系,CPG2、

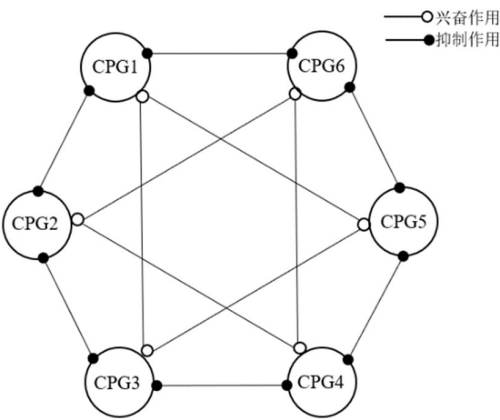


图15 三角步态CPG网络拓扑结构

Figure 15 Triangular gait CPG network topology

CPG4和CPG6为互相刺激的关系。作为任意两条相邻腿的异组腿的振荡器之间为互相抑制的关系。

连接权重矩阵表示的是两个CPG之间的状态关系,单个CPG不存在激励关系,因此其自身连接权重为0,若两个CPG之间是互相刺激的关系,则连接权重为正值,若两个CPG之间是互相抑制的关系,则连接权重为负值。根据六足机器人各单腿在三角步态下的相位关系,设计三角步态下的连接权重矩阵:

$$\omega_{ij} = \begin{pmatrix} 0 & -1 & 1 & -1 & 1 & -1 \\ -1 & 0 & -1 & 1 & -1 & 1 \\ 1 & -1 & 0 & -1 & 1 & -1 \\ -1 & 1 & -1 & 0 & -1 & 1 \\ 1 & -1 & 1 & -1 & 0 & -1 \\ -1 & 1 & -1 & 1 & -1 & 0 \end{pmatrix} \quad (5)$$

对三角步态下的连接权重矩阵进行分析:在拓扑结构中任意两个CPG之间的刺激和抑制关系是相互的,因此将三角步态下的连接权重矩阵设计为对称阵,并将连接权重矩阵中的激励关系设计为1,抑制关系设计为-1,CPG振荡器自身的权重关系设为0。六足机器人以三角步态行进时,机器人6条腿分为两组,分别为X组腿{1, 3, 5}和Y组腿{2, 4, 6},六足机器人的X、B两组腿依次处于摆动相和支撑相,并且分别通过两组信号来控制。

3.2 步态仿真

经上文分析得到六足机器人在三角步态下的CPG连接权重,通过计算机仿真工具对三角步态下六足机器人六条腿的相位关系进行仿真。如图16为三角步态相位仿真。由图16分析可知,三角步态下6条腿分为两组,其中X组腿输出波形一致,Y组腿输出波形一致,且X组腿与Y组腿相位相差1/2个周期,符合六足机器人的三角步态相位关系。

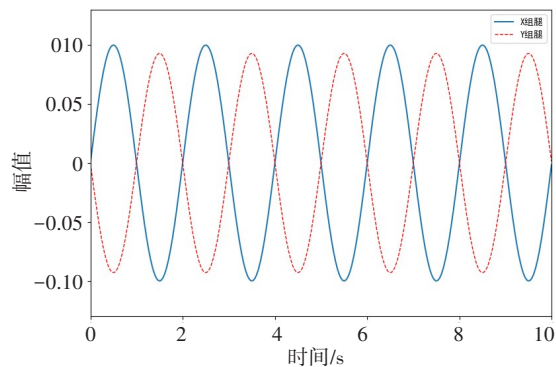


图16 三角步态相位仿真
Figure 16 Triangular gait phase simulation

4 实验与结果

为验证本文设计的基于Kimura振荡器网络模型的可行性,将CPG网络模型生成的步态控制信号通过映射函数转换为机器人各关节转角输入至仿生六足机器人实验平台进行步态实验验证。

4.1 六足机器人实验平台

对机器人机身进行改进,图17为六足机器人实验平台V2.0。本文以蜘蛛为仿生对象,搭建六足机

器人实验平台,对本文提出的Kimura振荡器的CPG网络模型进行步态实验验证。



图17 六足机器人实验平台V2.0
Figure 17 Hexapod robot experimental platform V2.0

4.2 步态实验及结果分析

将三角步态的各项参数输入CPG网络模型中,通过上位机发送三角步态控制指令。图18为单个步态周期内的三角步态行进过程。将机器人6条腿分为A组腿{1,3,5}和B组腿{2,4,6}。由图18分析可知,机器人首先为初始站立状态,此时X、Y组腿均处于支撑相,然后给机器人发送三角步态控制指令,机器人开始以三角步态开始前进,行进过程中X、Y组腿交替进行摆动,最终收到终止指令,机器人停止前进,完成三角步态。

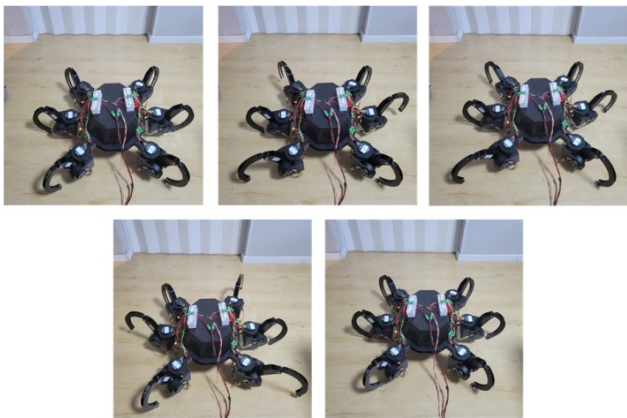


图18 三角步态行进过程
Figure 18 Triangular gait motion

5 结论

本文基于Kimura生物神经元振荡器提出一种用于六足仿生机器人步态控制的CPG网络模型,该模型的特点在于模拟生物神经元细胞之间的兴奋与抑制作用并将其应用到六足机器人的步态控制中。实验结果表明,本文设计的基于Kimura神经元振荡器

的CPG网络步态控制模型能够用于六足机器人的三角步态控制,并且能够稳定运行,验证了该方案的可行性及稳定性。后续将以该神经元振荡器模型为基础进一步研究六足机器人的复杂步态控制。

【参考文献】

- [1] Pa PS, Wu CM. Design of a hexapod robot with a servo control and a man-machine interface[J]. Robot Comput Integr Manuf, 2012, 28(3): 351-358.
- [2] 张建,周俊杰,苑士华,等. 水陆两栖仿生机器人构形、运动机理及建模控制综述[J]. 机器人, 2023, 45(3): 367-384.
Zhang J, Zhou JJ, Yuan SH, et al. Review of configuration, motion mechanism, modeling and control of amphibious bionic robots[J]. Robot, 2023, 45(3): 367-384.
- [3] 秦现生,张雪峰,谭小群,等. 类哺乳动物腿式机器人研究综述[J]. 中国机械工程, 2013, 24(6): 841-851.
Qin XS, Zhang XF, Tan XQ, et al. Mammalian legged robot: a review[J]. China Mechanical Engineering, 2013, 24(6): 841-851.
- [4] Zak M, Rozman J, Zboril FV. Overview of bio-inspired control mechanisms for hexapod robot [C]//2015 15th International Conference on Intelligent Systems Design and Applications (ISDA). IEEE, 2015: 160-165.
- [5] Marder E, Bucher D. Central pattern generators and the control of rhythmic movements[J]. Curr Biol, 2001, 11(23): R986-R996.
- [6] Atoufi P, Hamker FH, Nassour J. Learning of central pattern generator coordination in robot drawing[J]. Front Neurobot, 2018, 12: 44.
- [7] Xu WL, Fang FC, Bronlund J, et al. Generation of rhythmic and voluntary patterns of mastication using Matsuoka oscillator for a humanoid chewing robot[J]. Mechatronics, 2009, 19(2): 205-217.
- [8] Yu JZ, Tan M, Chen J, et al. A Survey on CPG-inspired control models and system implementation[J]. IEEE Trans Neural Netw Learn Syst, 2014(3): 441-456.
- [9] Righetti L, Ijspeert AJ. Pattern generators with sensory feedback for the control of quadruped locomotion[C]//2008 IEEE International Conference on Robotics and Automation. IEEE, 2008: 819-824.
- [10] 张秀丽,郑浩峻,陈恳,等. 机器人仿生学研究综述[J]. 机器人, 2002, 24(2): 188-192.
Zhang XL, Zheng HJ, Chen K, et al. Research on robotic bionics[J]. Robot, 2002, 24(2): 188-192.
- [11] 张许元. 仿生六足机器人运动规划与CPG控制研究[D]. 沈阳: 东北大学, 2010.
Zhang XY. Study on motion planning and CPG control of a hexapod bionics robot[D]. Shenyang: Northeastern University, 2010.
- [12] Miyakoshi S, Taga G, Kuniyoshi Y, et al. Three dimensional bipedal stepping motion using neural oscillators-towards humanoid motion in the real world[J]. Journal of the Robotics Society of Japan, 2000, 18(1): 87-93.
- [13] Kimura H, Fukuoka Y. Biologically inspired adaptive dynamic walking in outdoor environment using a self-contained quadruped robot: Tekken2[C]//2004 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS). IEEE, 2004: 986-991.
- [14] Ijspeert AJ. Central pattern generators for locomotion control in animals and robots: a review[J]. Neural Netw, 2008, 21(4): 642-653.
- [15] 刘静,赵晓光,谭民. 腿式机器人的研究综述[J]. 机器人, 2006, 28(1): 81-88.
Liu J, Zhao XG, Tan M. Legged robots: a review[J]. Robot, 2006, 28(1): 81-88.
- [16] Rutecki PA. Neuronal excitability: voltage-dependent currents and synaptic transmission[J]. J Clin Neurophysiol, 1992, 9(2): 195-211.
- [17] 董小铷,官瑞丽,陈筱鸣,等. 线粒体运输蛋白HUMMR促进低氧环境中大鼠神经元轴突生长[J]. 神经解剖学杂志, 2023, 39(4): 407-412.
Dong XR, Guan RL, Chen YM, et al. The mitochondrial transport protein HUMMR promotes neuronal axon growth in a hypoxic environment[J]. Chinese Journal of Neuroanatomy, 2023, 39(4): 407-412.
- [18] 袁泉,徐洁琼,陈慧莹. 耦合CPG神经网络的节律分析[J]. 广西大学学报(自然科学版), 2022, 47(3): 788-796.
Yuan Q, Xu JQ, Chen HY. Rhythm analysis of coupled CPG neural network[J]. Journal of Guangxi University (Natural Science Edition), 2022, 47(3): 788-796.

(编辑:薛泽玲)