

doi:10.11835/j.issn.1000-582X.2015.06.019

## 仿生学习的机器鱼运动模式分析

王进<sup>1</sup>, 蒋定立<sup>1</sup>, 邓欣<sup>1</sup>, 陈乔松<sup>1</sup>, 曾向璟<sup>2</sup>, 罗燕<sup>3</sup>

(1.重庆邮电大学 计算智能重庆市重点实验室, 重庆 400065; 2.国家电网湖南省电力公司  
衡阳供电分公司, 湖南 衡阳 421002; 3.重庆师范大学 美术学院, 重庆 401331)

**摘要:**运动行为建模是机器鱼研究领域的重点和难点, 研究将一种新颖的仿生学习方法应用到多关节机器鱼运动模式学习和生成上。首先, 通过视频采集设备对鲤鱼的运动行为进行记录, 并对记录的视频数据作离散化处理后进行分析, 提取得到了鲤鱼的3个基本运动模式:“巡游”、“游动转弯”和“C形急转”。然后采用通用内部模型(general internal model, GIM)对鲤鱼的运动模式进行学习, 利用其函数逼近能力和在时间、空间上的可伸缩性, 机器鱼可以学习、修正和再现真鱼的运动模式。最后结合红外传感器及避障算法实现了机器鱼的自主避障行为, 从而证实了该方法的有效性。

**关键词:**仿生学习; 机器鱼; 通用内部模型; 避障

**中图分类号:**TP242.6

**文献标志码:**A

**文章编号:**1000-582X(2015)06-138-09

## Study on the fish robot locomotion based on biomimetic method

WANG Jin<sup>1</sup>, JIANG Dingli<sup>1</sup>, DENG Xin<sup>1</sup>, CHEN Qiaosong<sup>1</sup>, ZENG Xiangjing<sup>2</sup>, LUO Yan<sup>3</sup>

(1. Chongqing Key Laboratory of Computational Intelligence, Chongqing University of Posts and Telecommunications, Chongqing 400065, P. R. China; 2. State Grid Electric Power Company Hengyang, Hunan Province Power Supply Branch, Hengyang 421002, Hunan, P. R. China;  
3. Department of Art, Chongqing Normal University, Chongqing 401331, P. R. China)

**Abstract:** Locomotion behavior modeling is a key and difficult problem in the research field of robotic fish. In this paper, a novel biomimetic learning approach is applied to the movement patterns generation of a multi-joint robotic fish. Firstly, the real fish behaviors are recorded by video system. By analyzing the recorded data, three basic swimming patterns, “cruise”, “cruise in turning” and “C sharp turn”, are extracted. Then the general internal model (GIM) is employed to learn the swimming patterns of carangiform fishes. Based on the approximation ability and the temporal-spatial scalabilities of GIM, robotic fish owns the capability of learning, modifying and regenerating the similar swimming patterns of the real fish. Finally, autonomous obstacle avoidance behavior of the robotic fish is realized by combining infrared sensors and obstacle avoidance algorithm. The experiment result verifies the validity of the

**收稿日期:**2015-07-11

**基金项目:**国家自然科学基金资助项目(61403054; 61403053); 重庆市自然科学基金(cstc2014jctjA40022); 重庆教委科学技术研究项目(自然科学类)(KJ1400436)。

Supported by National Science Foundation of China (61403054; 61403053), Chongqing Natural Science Foundation(cstc2014jcyjA4002), and the Science Foundation Project of CQ Education Commision under Grant (KJ1400436).

**作者简介:**王进(1979-), 男, 重庆邮电大学教授, 博士, 主要从事计算智能方向研究。

邓欣(联系人), 男, 重庆邮电大学副教授, 博士, (E-mail)dx168@yeah.net。

proposed biomimetic learning approach.

**Key words:** biomimetic learning; robotic fish; general internal model; obstacle avoidance

鱼惊人的游泳能力启发了许多研究人员致力于开发新型仿生机器人,其结构直接模仿鱼的形态<sup>[1]</sup>。在设计和控制机器鱼之前,必须先了解鱼类的运动行为。在自然界中,大多数鱼类运动主要是通过身体和(或)尾鳍产生推力。从鱼的波状运动与摆动运动来看,鱼运动模式可分为三大类:鳗鲡目模式,鲤科模式和鲭行模式<sup>[2]</sup>。研究专注于鲤科模式的鱼,即通过尾鳍和与尾部相连的身躯摆动来游动,例如鲤鱼、鲑鱼、金枪鱼、旗鱼等,因为它们的运动从机械设计的角度看相对简单和统一。

鲤科模式鱼类的运动可提取为几个基本的运动模式<sup>[3]</sup>,如“巡游”、“游动转弯”和“C形急转”。虽然生物学家在鲤科鱼类运动模式的研究上取得了很大的进展<sup>[4]</sup>,但是研制可以再现这种运动模式的机器鱼仍然面临着巨大的挑战。大多数生物学家主要专注于鱼的生物学特性,很少考虑鱼的运动模式所涉及的流体动力学和运动学问题。因此,模拟各种鱼类的行为并产生同真鱼一样的运动模式在机器鱼的研究领域已成为目前的热点问题之一。

受鲤科模式鱼类运动的启发,很多研究人员正在对鲤科鱼类的运动模式进行模拟。一种基本的方法是模拟鱼的关节旋转来再现鱼的运动模式。在文献[5]中,鱼的运动是通过运动轨迹的近似逼近法实现的。但是,由于近似方法需要大量耗时的数值计算,不利于进行实时控制。在文献[6]中,机器鱼由连杆结构组成,连杆之间由一系列相位滞后的正弦信号控制从而产生鱼状运动。虽然连杆间接头可通过转动幅度、频率和正弦函数的波长进行控制,但是正弦函数参数的在线调节将导致机器鱼关节角度的不连续跳跃,因此可能会损坏电机和传动机构<sup>[7]</sup>。文献[8]中,三关节机器鱼的尾部动力学模型被建立和仿真,但是没有构造出实际的机器鱼实体。

从神经生物学研究来看,生物体的运动可以通过神经网络进行模拟<sup>[9-10]</sup>。而负责节律运动的中枢模式发生器(Central pattern generator, CPG)能产生协调一致的振荡信号,可以用来生成脊椎动物的节律运动,例如游泳、飞行和行走等<sup>[11-12]</sup>。受这种方法的启发,CPG已广泛应用于机器人运动控制<sup>[12]</sup>。在文献[11]中,具有非线性振荡器的CPG网络被建立在机器鱼上。文献[13]发展出了可以通过使用CPG在水下作鱼状运动的两栖机器人。这些研究表明,以CPG为运动行为发生器的方法易于设计、便于实施,并且能够在线调整。然而,目前还没有通用的CPG用于所有的机器人,因此设计的时候必须针对特定机器人结构而采用特定的CPG<sup>[14]</sup>。为了解决这个问题,采用一种通用的CPG运动控制器来学习真鱼的运动行为。

在的研究中,采用一种新颖的基于通用内部模型(GIM)的仿生学习方法来捕捉和学习鲤科鱼类的游泳模式,然后把学习到的运动模式应用在多关节机器鱼上,包括鱼身体的运动和鱼尾的摆动。由于GIM内嵌的人工神经网络(ANN)具有优秀的函数逼近能力,因而可以很容易地学习鱼类的任意游泳模式。基于GIM的仿生学习的另一个优点是时间和空间的可扩展性,可以直接通过调节GIM的相关参数来产生相应的运动模式。得益于这一优势,真实的鱼类游泳模式可以很容易地移植到机器鱼上。最后,设计了机器鱼自主避障算法,并结合红外传感器进行了真实的机器鱼避障实验,实验结果表明了各个基本运动模式之间具有良好的协调性。

## 1 机器鱼的设计

### 1.1 多关节机器鱼模型

对于鲤科鱼类的游动,前2/3的鱼身动作在很大程度上是刚性的方式,有推进力的部分仅限于鱼身后部的1/3。尾部是由一个细长的通常可以忽略流体动力影响的柄与鱼身相连。

如图1所示,鲤科鱼可以建模为多关节模型。鱼的主体被模拟成2个刚性部件连接在一起。尾部和鳍片可以被看做刚性的升力面,它们按照流体力学的原理通过摆动和升降运动来产生推力。 $X^w O^w Y^w$ 为全局坐标系。整个身体的位置和方向通过 $x^w, y^w,$ 和 $\phi_3$ 个坐标来描述。 $x^w$ 和 $y^w$ 表示位于1/8体长处点A的位置(鱼2

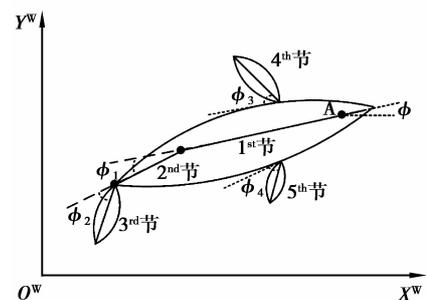


图 1 多关节机器鱼模型

Fig.1 Multi-joint robotic fish model

只眼睛的中点),而  $\phi$  表示  $X$  轴到  $1^{\text{st}}$  连接的夹角。整个鱼身在全局坐标系上的运动可以被描述为  $fm(x^w, y^w, \phi, t)$ 。 $\phi_i (i=1,2,3,4)$  表示实际控制的角度,即相邻的连线之间的关节角。

机器鱼游动的推力由鱼身的弯曲、鱼鳍的起伏以及鱼尾的摆动产生,因此可以通过操纵  $\phi_i(t)$  来控制鱼的“形”而产生运动。因此,存在一个关节角位移  $\phi_i(t)$  与游泳模式之间的关系或映射。然而,这样的映射很难被明确地写出,因为精确的鱼类运动流体力学原理是未知的,而且许多基本鱼类游动的运动学是与力学相结合的。笔者通过一个新颖的仿生学习机制来探讨这个映射。

### 1.2 多关节机器鱼机械结构

笔者设计的机器鱼如图 2 所示。机器鱼大约长 30 cm,包括 2 个伺服舵机,一个微处理器,一个无线通信模块,5 个铝制连接件,一组传感器,以及一些外围设备。2 个用于控制机器鱼身体段运动的舵机和鱼尾串联在一起充当鱼体运动的推进器。微处理器 (AVR Mega32) 用来对传感器数据以及无线信号进行分析和处理,并根据内在的规则作出决策,控制机器鱼的运动。

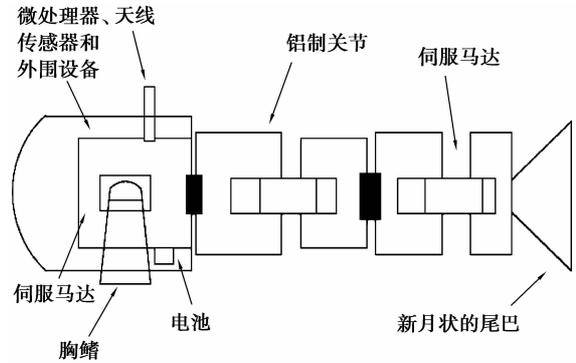


图 2 机器鱼结构

Fig.2 Structure of the robotic fish

## 2 鱼游泳学习

在研究中,选择典型的鲤科鱼类鲤鱼作为观察对象,将一条 19 cm 的鲤鱼放在一个 70 cm × 30 cm × 40 cm 的鱼缸里,并对其游动状态进行摄像。通过对记录的视频进行分析,提取了 3 种基本的鲤鱼游泳模式,它们分别是“巡游”、“游动转弯”和“C 形急转”。这 3 种运动模式是鲤鱼最常见的基本运动模式。

如图 3 所示,在“巡游”中,鱼在近似直线的方向上以恒定的速度移动。在所捕获的图像中,鱼通过身体和尾部周期性的拍打获得推进的动力,并利用胸鳍的延展来帮助身体平衡。通过分析,获得了多组在“巡游”模式下的运动轨迹,图 4 中的关节角度  $\phi_1$  和  $\phi_2$  即为在“巡游”模式下鲤鱼的运动轨迹。其中, $\phi_1$  的周期为 0.25 s,振幅约为  $20^\circ$ ;  $\phi_2$  的周期为 0.25 s,振幅为  $60^\circ$ 。

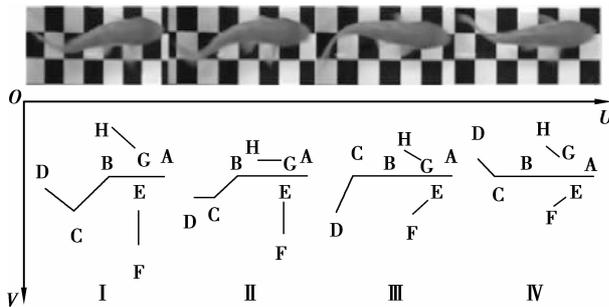


图 3 “巡游”模式

Fig.3 “Cruise” swimming pattern

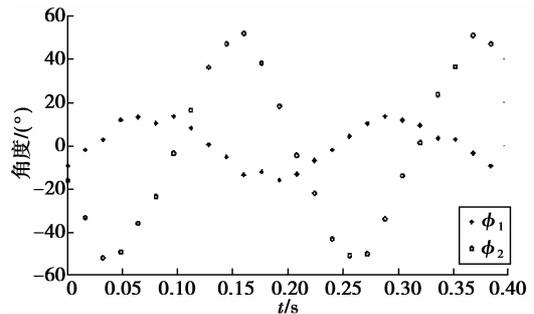


图 4 基于鲤鱼游泳观测提取的“巡游”轨迹的关节角度 ( $\phi_1$  和  $\phi_2$ )

Fig.4 The trajectory of the joint angles in “cruise” extracted form the carp swimming ( $\phi_1$  and  $\phi_2$ )

如图 5 所示,在“游动转弯”模式下,鱼以很低的角速度和恒定线速度转弯。胸鳍有时协助身体转动,但大多数时候协助身体平衡。图 6 显示了关节角度  $\phi_1$  和  $\phi_2$  在“游动转弯”模式下的角度变化情况。其中, $\phi_1$  的持续时间约为 0.3 s,最大幅度约为  $45^\circ$ ;  $\phi_2$  的持续时间约为 0.3 s,最大幅度约为  $60^\circ$ 。

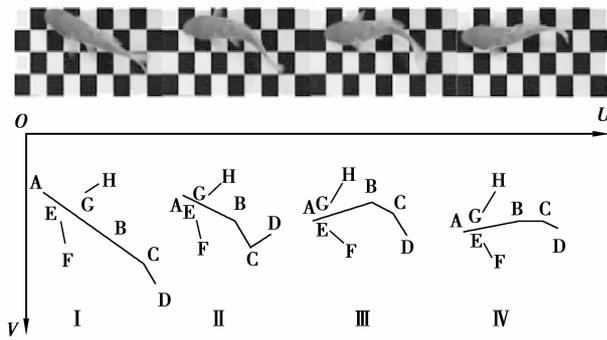


图 5 “游动转弯”模式

Fig.5 “Cruise in turning” swimming pattern

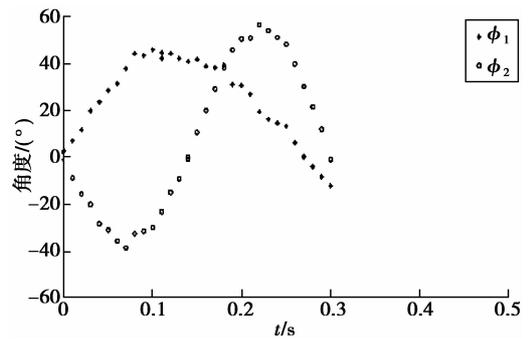


图 6 基于鲤鱼游泳观测提取的“游动转弯”轨迹的关节角度( $\phi_1$  和  $\phi_2$ )

Fig.6 The trajectory of joint angles in “cruise in turning” swimming pattern extracted from the carp swimming( $\phi_1$  and  $\phi_2$ )

“C形急转”是一类特殊的鱼类运动模式。如图 7 所示,在一个非常狭小的空间内鱼为了能快速转弯,通过其身体的尾部变成 C 形来改变其游动方向,同时扩展它的胸鳍来保持身体平衡。到目前为止,这种运动模式不具有明确的身体运动功能。图 8 显示了关节角度  $\phi_1$  和  $\phi_2$  在“C形急转”模式下的角度变化情况。其中, $\phi_1$  的持续时间约为 0.6 s,最大幅度约为  $65^\circ$ ;  $\phi_2$  的持续时间约为 0.6 s,最大幅度约为  $70^\circ$ 。

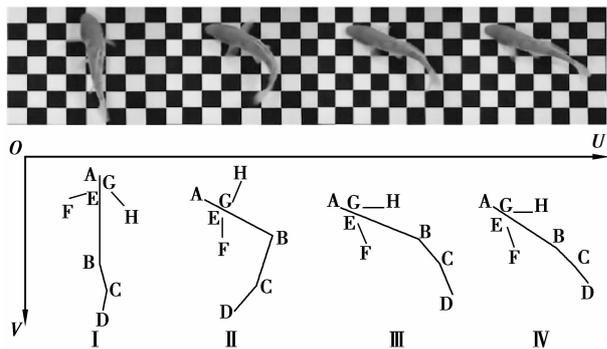


图 7 “C形急转”模式

Fig.7 “C sharp turning” swimming pattern

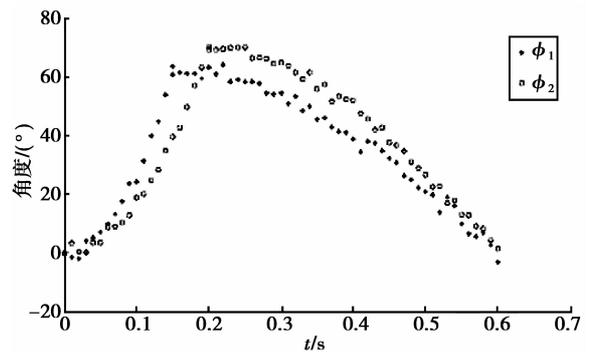


图 8 在“C形急转”关节角度变化( $\phi_1$  和  $\phi_2$ )

Fig.8 The trajectory of joint angles in “C Sharp turning” swimming pattern( $\phi_1$  and  $\phi_2$ )

### 3 基于 GIM 的运动模式学习

鲤科鱼类的运动可以提取为 3 种基本模式,分别是“巡游”、“游动转弯”和“C形急转”。这些运动主要是通过尾部和鱼鳍的摆动而产生。为了建模并将这些运动模式应用到机器鱼上,采用了一种基于 GIM 的仿生学习方法。首先通过 GIM 内嵌的人工神经网络学习真鱼的运动模式,然后利用 GIM 在时间和空间上的可伸缩性,通过调整相关的 GIM 参数(如将  $\tau$  改为  $\alpha\tau$ )即可得到类似的运动模式,最后将得到的运动模式应用到机器鱼上。

#### 3.1 GIM 结构

如图 9 所示,GIM 的结构由 3 部分组成,分别是内部信号发生器,人工神经网络和外部信号调制器。内部信号发生器产生持续周期信号作为人工神经网络的输入。人工神经网络从内部信号发生器获得振荡信号后,可以基于非线性映射产生所需的运动模式。外部信号调制器对运

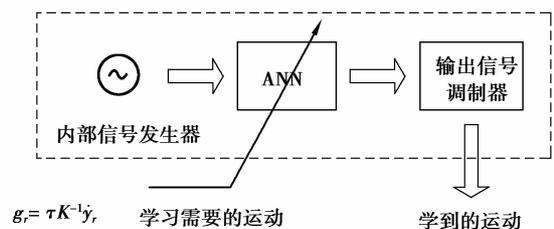


图 9 GIM 的结构

Fig.9 Structure of the GIM

动模式进行幅度调制。其数学形式可描述如下:

内部信号发生器

$$\begin{aligned} \tau \dot{\mathbf{x}} &= \mathbf{A}\mathbf{x}, \quad \mathbf{x}_0 \text{ given} \\ \mathbf{A} &= \begin{bmatrix} 0 \\ -2\pi \\ 0 \end{bmatrix}, \\ \mathbf{x} &= [x_1, x_2]^T, \end{aligned} \quad (1)$$

式中:  $\mathbf{x}$  是内部信号发生器的状态,  $\tau$  是一个常量因子, 其值为生成的节律运动的周期,  $\mathbf{x}_0 = [x_1(0), x_2(0)]^T$  为初始值。

人工神经网络

$$g = f(\mathbf{x}), \quad (2)$$

式中:  $f(\cdot)$  是一个非线性映射,  $\mathbf{x}$  为神经网络的输入,  $g$  为神经网络的输出。

外部信号调制器:

$$\begin{aligned} \tau \dot{\mathbf{y}} &= \mathbf{K}g \quad \mathbf{y}_0 \text{ given} \\ \mathbf{K} &= \text{diag}(k_1, \dots, k_n), \end{aligned} \quad (3)$$

式中:  $\mathbf{y}$  是外部信号调制器的输出,  $k_i (i=1, \dots, n)$  的输出是一组常数参数, 并且  $\mathbf{y}_0 = [y_1(0), \dots, y_n(0)]^T$  是初始值。  $\mathbf{K}$  是空间缩放矩阵,  $\tau$  是常量因子。

GIM 不仅可以学习周期节律运动, 还可以学习离散运动。离散运动可以看作是节律运动的一个周期的一部分。因此, 内部振荡发生器将离散运动作为周期节律运动的一部分。特别地, 如果离散运动的持续时间  $t'$  给定, 则设置节律运动周期  $\tau > t'$ , 这样就可以实现 GIM 学习了。

### 3.2 人工神经网络学习算法

在 GIM 中, 人工神经网络的结构包括 3 层: 输入层、隐含层和输出层。如图 10 所示, 一旦所需要的量  $y_r$  已知, ANN 的学习信号就能由公式  $g_r = \tau \mathbf{K}^{-1} \dot{y}_r$  获得。内部信号  $\mathbf{x}$  作为 ANN 的输入, 而  $g_r$  作为预期的输出值,  $\tau$  为时间常数。之后再通过学习算法进行训练后, ANN 就能产生预期的运动模式。

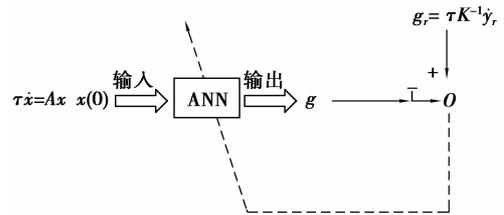


图 10 ANN 的培养体制

Fig.10 Training scheme of the ANN

GIM 的学习能力完全依赖于 ANN 的结构和学习算法的能力。在鱼游动模式的学习过程中, 由于 BP 神经网络具有很好的逼近非线性映射特性和泛化能力, 选择带惯性项的 BP 神经网络 (Multilayer perceptron: MLP) 来精确学习鱼类的运动模式。BP 网络的权值学习算法采用最小梯度下降法, 激活函数选用 Sigmoid 函数, 由于输入数据维数为 2, 输出数据维数为 1, 所以确定网络的输入节点个数为 2, 输出节点个数为 1, 隐含层需要的神经元的数量由学习问题的复杂性决定, 具体数目需要通过实验或经验给出。通过实验分析比较, 最终确定“巡游”、“游动转弯”以及“C 形急转”模式学习所采用的隐含层神经元个数分别为 10、25 和 36。

### 3.3 仿生运动模式的产生

由于机器鱼的尺寸、形状、驱动设备和真正的鱼并不一样, 因此真鱼的运动模式很难直接应用到机器鱼上。现已证实 GIM 对于给定输入输出的时间和空间数量级规模呈线性相关<sup>[15]</sup>, 这意味着仅通过调整一些 GIM 参数就能够产生在时间和空间上不同的信号。GIM 在时间和空间域的可伸缩性和相移特性如下<sup>[15]</sup>:

性质 1: 时间比例因子  $\alpha$  能在时间轴伸展或压缩运动模式。将时间常量  $\tau$  改为  $\alpha\tau$ , 则外部信号调制器输出 (参见公式 (3)) 由  $\mathbf{y}(t)$  变为  $\mathbf{y}_1(t)$ 。  $\mathbf{y}(t)$  和  $\mathbf{y}_1(t)$  关系如式 (4) 所示。

$$\mathbf{y}_1(t) = \mathbf{y}\left(\frac{t}{\alpha}\right). \quad (4)$$

当  $\alpha > 1$  时, 运动周期变长。当  $\alpha < 1$  时周期缩短。其实质是改变运动的频率而保持幅度不变。

性质 2: 空间比例因子  $\beta$  能在空间轴伸展或压缩运动模式, 将空间常量  $k$  改为  $\beta k$ , 并将初始值  $\mathbf{y}(0)$  改为  $\beta\mathbf{y}(0)$ , 则系统新的输出  $\mathbf{y}_1(t)$  和原输出  $\mathbf{y}(t)$  关系如式 (5) 所示。

$$\mathbf{y}_1(t) = \beta\mathbf{y}(t), \quad (5)$$

当  $\beta > 1$  时,振幅增大。当  $\beta < 1$  时振幅减小。其实质是改变运动的振幅而保持频率不变。

性质 3:  $\alpha$  和  $\beta$  能在时间轴和空间轴上共同延伸或压缩运动模式。将参数  $\tau$  改为  $\alpha\tau$ ,  $k$  改为  $\beta k$ , 初始值  $\mathbf{y}(0)$  改为  $\beta\mathbf{y}(0)$ , 则系统新的输出  $\mathbf{y}_1(t)$  和原输出  $\mathbf{y}(t)$  关系如式(6)所示。

$$\mathbf{y}_1(t) = \beta\mathbf{y}\left(\frac{t}{\alpha}\right) \quad (6)$$

性质 4: 令初始值  $\mathbf{y}(0)$  改为  $\mathbf{y}(\Delta)$ ,  $\mathbf{x}(0)$  改为  $\mathbf{x}(\Delta)$ , 则系统新的输出  $\mathbf{y}_1(t)$  和原输出  $\mathbf{y}(t)$  关系如式(7)所示。

$$\mathbf{y}_1(t) = \mathbf{y}(t + \Delta) \quad (7)$$

新生成的运动模式的相位超前原运动模式  $2\pi\Delta/\tau$ 。因此,只需要简单修改一下初值即可生成不同相位差的运动模式。

综上,可以通过调节 GIM 参数  $\alpha$  和  $\beta$  对仿生学习得到的真鱼运动模式进行时间或空间上的伸展或压缩,或者通过改变运动的初值,得到适合于机器鱼上的类似的运动模式。

## 4 实验结果及分析

为证明仿生学习方法的可行性和有效性,将学习得到的 3 种基本运动模式应用到机器鱼上加以实验验证。并结合红外传感器设计了一个机器鱼避障实验来考察各个基本运动模式的协调工作情况,从而实现了机器鱼的避障功能。

### 4.1 “巡游”运动模式的产生

根据录像记录的数据显示,鱼类“巡游”模式的驱动是周期性的。此外,根据文献[16]的结论,鱼体在巡游运动中的动作能用波形来描述。因此,“巡游”中关节的运动有相同的周期而不同的相位。首先用一个含有 2 个输出的 GIM 产生并协调的相移性质,通过改变 GIM 的初始值  $\mathbf{x}(0)$  和  $\mathbf{y}(0)$  来得到不同的初始相位。一个含有 10 个隐含神经元的 BP 神经网络被用来实现非线性映射。由 GIM 学习得到的  $\phi_1$  和  $\phi_2$  如图 11(a) 所示,与图 4 所示真鱼的“巡游”运动轨迹具有相似的运动频率和振幅。

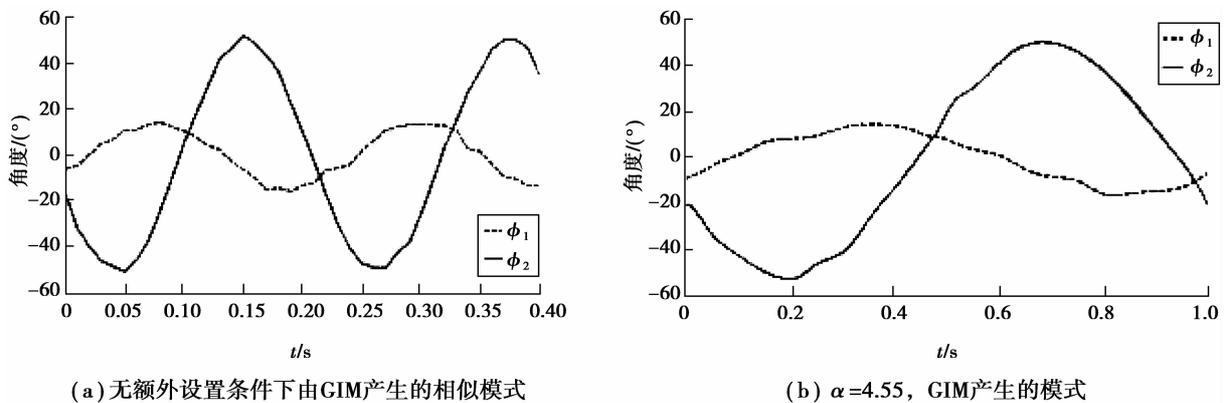


图 11 “巡游”模式中关节的角度变化

Fig.11 Trajectories of joints in “cruise” swimming pattern

然而,由于机器鱼无法移动得像真鱼一样迅速,因此得到的 GIM 输出不能够直接应用于机器鱼。为了解决这个问题,通过调整参数  $\alpha$  将关节运动模式在时间轴上进行延伸。如在图 11(b)所示,在不需要额外训练的情况下,相似的运动能由 GIM 构造产生。在这个试验中,将  $\alpha$  设置为 4.55 以使关节运动的周期为 1 s。图 12 展示了机器鱼在“巡游”模式下游动的图像,通过使用在图 11(b)中所示 GIM 输出的数据。

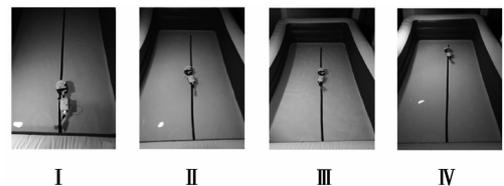


图 12 机器鱼的“巡游”运动模式

Fig.12 Swimming in “cruise” motion pattern

### 4.2 “游动转弯”模式的产生

根据所记录的数据显示,在“游动转弯”模式中,关节的运动可以认为是离散运动。这样,设  $\tau=0.3$ ,这个值大于真鱼在“游动转弯”过程中的持续时间。“游动转弯”模式对应的 GIM 结构如图 13 所示。它包含一个内部信号发生器、2 个 BP 神经网络以及 2 个外部信号调制器。其中,2 个 BP 神经网络的结构完全相同,其隐含层的节点个数均为 25,2 个神经网络的输出为  $\phi_1$  和  $\phi_2$  的角度变化轨迹。图 14(a)为由 GIM 学习得到的  $\phi_1$  和  $\phi_2$  角度变化曲线图,与图 6 所示真鱼的“游动转弯”运动模式具有相似的运动轨迹和持续时间。

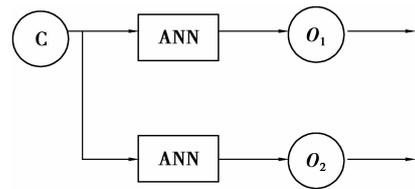
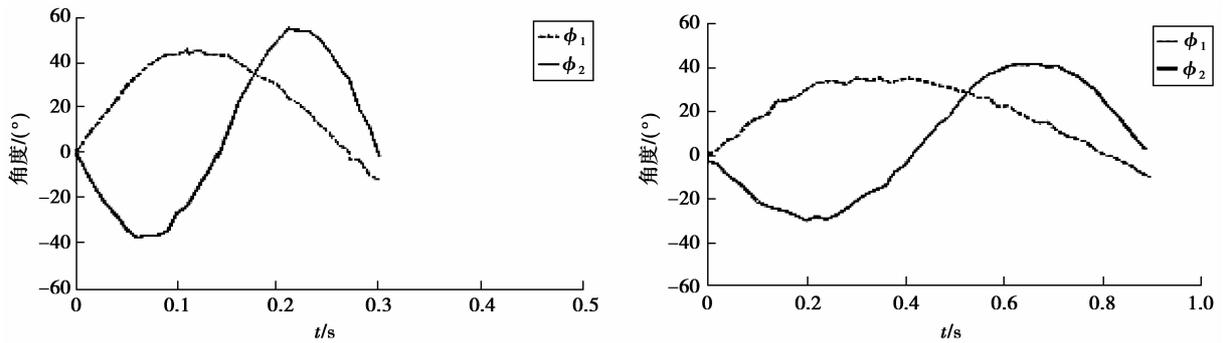


图 13 “游动转弯”和“C 形急转”运动模式的 GIM 结构

Fig.13 The structure of GIM to learn the “cruise in turning” and “C sharp turning” swimming patterns



(a) 无额外设置条件下由 GIM 产生的相似模式

(b)  $\alpha=3, \beta=0.82$  下由 GIM 产生的模式

图 14 “游动转弯”模式中关节的运动轨迹

Fig.14 Joint trajectories in “cruise in turning” pattern

图 14(b) 显示出通过调整参数使  $\alpha=3, \beta=0.82$ , 即通过延伸时间和压缩空间使 GIM 产生类似的可以应用到机器鱼上的运动模式。在此实验中,“游动转弯”仅在 1 s 内完成。图 15 展示了通过使用在图 14(b) 中所示 GIM 输出的数据,完成了机器鱼“游动转弯”模式下游动。

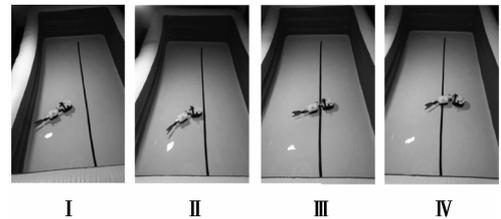
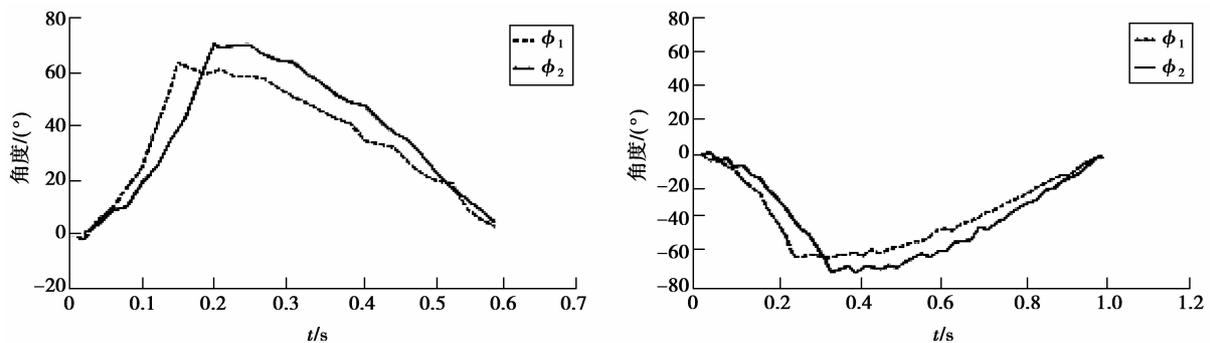


图 15 机器鱼在“游动转弯”模式下右转  
Fig.15 The robotic fish is turning right in “cruise in turning” swimming pattern

### 4.3 “C 形急转”游泳模式的产生

在“C 形急转”中,关节的运动也是离散运动。根据对所记录的数据分析得知,运动过程的持续时间低于 0.8 s,这样,设  $\tau=0.8$ 。“C 形急转”模式的 GIM 结构和“游动转弯”是一样的。2 个 BP 神经网络均包含 36 个隐含神经元。图 16(a)即为通过 GIM 得到的  $\phi_1$  和  $\phi_2$  角度变化曲线图。与图 8 所示真鱼的“C 形急转”运动模式具有相似的运动轨迹和持续时间。



(a) 无额外设置条件下由 GIM 产生的相似模式

(b)  $\alpha=1.67, \beta=0.82$  下由 GIM 产生的模式

图 16 “C 形急转”模式下关节的角度变化

Fig.16 Joint trajectories in “C sharp turning” swimming pattern

此实验中,试图让机器鱼学习向右急转,而图 16(a)是学习真鱼的向左急转。为得到期望的运动,设置  $\alpha = 1.67, \beta = -1$  从而得到相移  $180^\circ$ 、持续时间为 1 s 的适合于机器鱼的运动模式。图 17 展示了机器鱼在“C 形急转”模式下游动的图像。

#### 4.4 基于红外传感器的机器鱼避障实验

为了考察各个基本运动模式的协调工作情况,提出了集成多个红外传感器实现机器鱼避障的控制方案,通过一种基于规则推理的智能避障控制算法,实现了机器鱼基本的避障功能。

采用了 3 个红外传感器,分别安装在机器鱼头部的前、左和右侧。首先,通过红外传感器采集周围障碍物的距离信息,并将采集到的距离数据进行模糊化,比如说将前方障碍物的距离值分成 3 档:近、较远、很远,分别对应距离值  $0 \sim 15$  cm、 $15 \sim 35$  cm 和  $> 35$  cm,距离值经模糊化处理后作为系统输入。然后再根据已导入的规则库和推理策略对输入进行推理,得到输出。相应的推理规则表如表 1 所示。

表 1 推理规则表

Table 1 Inference rule table

Rule	$d_f$	$d_l$	$d_r$	Output
1	N	N	N	STOP
2	N	N	F	TR
3	N	F	N	TL
4	N	F	F	TR
5	F	N	N	FW
6	F	N	F	FW
7	F	F	N	FW
8	F	F	F	FW

其中:N、F 表示障碍物的距离较近和较远;TR、TL 和 FW 表示机器鱼右转、左转和前进。最后,将输出转换为相应的动作激励驱动舵机转动相应的角度,从而实现机器鱼的避障。

实验结果如图 18 所示。首先,机器鱼“巡游”向前(图 18(a)),游到水槽右上角处时,由于前方和右方都存在障碍物(水槽壁),机器鱼“游动左转”(图 18(b)),继续“巡游”到图 18(c)所示位置时,由于障碍物(槽壁)距离太近,机器鱼“C 形急转”避开障碍物,此后继续“巡游”向前。靠近圆形障碍物时,机器鱼“游动左转”(图 18(d))。通过实验,发现机器鱼可以灵活地调用各种基本运动模式轻松地避开障碍物,实现自主漫游。

## 5 结 论

研究中采用了基于 GIM 模型的仿生学习方法构建仿生机器鱼。首先,通过对鲤科类鲤鱼的运动行为进行观察、数据采集和分析,提取出了 3 种基本的运动模式。其次,采用 GIM 模型对这 3 种运动模式进行学习。GIM 方法在时间和空间上的可伸缩性对研究鱼的运动模式提供了很大的灵活性,可以通过调整 GIM 参数产生各种运动模式,从而避开了繁杂的学习或训练过程。最后,构建的仿生机器鱼实现了鲤鱼的 3 种基本

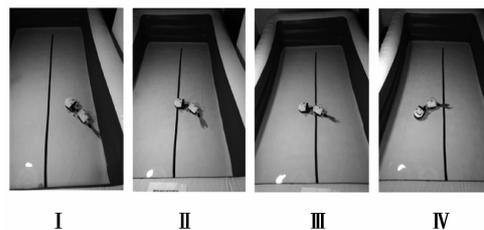


图 17 机器鱼在“C 形急转”模式中右转  
Fig.17 The robotic fish turns left in “C sharp turning” swimming pattern

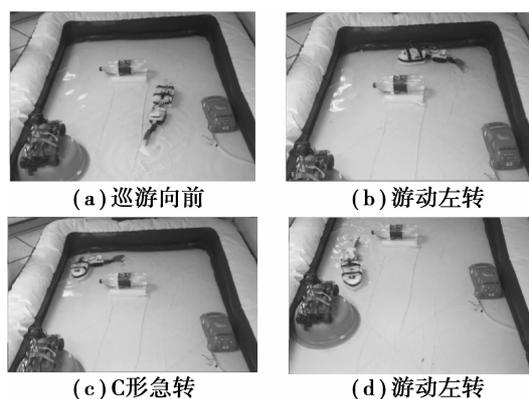


图 18 机器鱼避障效果图  
Fig.18 Obstacle avoidance experiment

运动模式,并结合红外传感器和模糊控制实现了机器鱼避障功能。实验结果验证了该方法的有效性和可行性。

#### 参考文献:

- [1] Colgate J E, Lynch K M. Mechanics and control of swimming: a review[J]. IEEE Journal of Oceanic Engineering, 2004, 29(3): 660-673.
- [2] Sfakiotakis M, Lane D M, Davies J B C. Review of fish swimming modes for aquatic locomotion[J]. IEEE Journal of Oceanic Engineering, 1999, 24(2): 237-252.
- [3] Liu J, Dukes L, Knight R, et al. Development of fish-like swimming behaviour for an autonomous robotic fish[M]. UK:Proceeding of the Control, University of Bath, 2004: 1-217.
- [4] Domenici P, Blake R W. Review the kinematics and performance of fish fast-start swimming[J]. Journal of Experimental Biology, 1997, 200: 1165-1178.
- [5] Yu J, Tan M, Wang S, et al. Development of a biomimetic robotic fish and its control algorithm[J]. IEEE Transaction on System, Man, and Cybernetics Society, 2004, 34(4): 1798-1810.
- [6] Hirata K. Development of experimental fish robot [C] // Proceedings of 6th International Marine Symposium of Engineering. [s. n.]: IEEE, 2007, 1: 711-714.
- [7] Hu Y, Tian W, Liang J, et al. Learning fish-like swimming with a cpg-based locomotion controller [C] // IEEE International Conference on Intelligent Robots and Systems. [s. n.]: IEEE, 2011,1: 1863-1868.
- [8] 张毅,付文勇,刘洪昌,等. 三关节机器鱼的尾部动力学建模与仿真 [J]. 重庆邮电大学学报:自然科学版,2008, 20(5): 603-605.  
ZHANG Yi, FU Wenyong, LIU Hongchang, et al. Tail fin dynamic mode building and simulation of three-joint robotic fish[J]. Journal of Chongqing University of Posts and Telecommunications: Natural Science Edition, 2008, 20(5): 603-605. (in Chinese)
- [9] 刘英卓. 拟人机器人的建模 [J]. 重庆大学学报,2006, 29(2): 1-5.  
LIU Yingzhuo. Dynamic modeling and analysis for a humanoid Robot[J]. Journal of Chongqing University, 2006, 29(2): 1-5. (in Chinese)
- [10] 李敏,王家序,肖科,等. 模糊逻辑及神经网络动态摩擦和死区补偿的机器人滑模变控制 [J]. 重庆大学学报,2013, 36(6): 18-25.  
LI Min, WANG Jiaxu, XIAO Ke, et al. Sliding mode control of robot with dynamic friction and dead zone compensation using fuzzy logic and neural network[J]. Journal of Chongqing University, 2013, 36(6): 18-25. (in Chinese)
- [11] Zhao W, Hu Y, Zhang L. Design and cpg-based control of biomimetic robotic fish [J]. IET Control Theory and Applications, 2009, 3(3): 281-293.
- [12] Marder E, Bucher D. Central pattern generators and the control of rhythmic movements[J]. Central Pattern Generators, 2001, 11(23):986-996.
- [13] Ijspeert A J. Central pattern generators for locomotion control in animals and robots: a review[J]. Neural Networks, 2008, 21(4): 642-653.
- [14] Ijspeert A J. A connectionist central pattern generator for the aquatic and terrestrial gaits of a simulated salamander[J]. Biological Cybernetics, 2001, 84(5): 331-348.
- [15] Xu J X, Wang W. A general internal model approach for motion learning[J]. IEEE Transaction on System, Man, and Cybernetics Society, 2008, 38(2): 477-487.
- [16] Lighthill M J. Note on the swimming of slender fish[J]. Journal of Fluid Mechanics, 1960, 9(2): 305-317.
- [17] Benesty J, Chen J, Huang Y. Time-delay estimation via linear interpolation and cross correlation[J]. IEEE Transaction Speech and Audio Processing, 2004, 12(5): 509-519.