

doi: 10.3969/j.issn.1006-1576.2010.11.024

基于 GRNN 的机器鱼直游稳态速度建模

郭顺利¹, 朱其新¹, 谢广明²

(1. 华东交通大学 电气与电子学院, 江西 南昌 330013; 2. 北京大学 工学院, 北京 100871)

摘要: 为解决机器鱼动力学建模中瞬变的强非线性流动控制等难点问题, 建立基于广义回归神经网络 (General Regression Neural Network, GRNN) 的机器鱼直游稳态速度模型。以三关节仿生机器鱼为研究对象, 利用神经网络的非线性逼近能力, 使用 GRNN 辨识机器鱼游速与其运动参数之间的强非线性关系, 建立了电机控制参数与仿生机器鱼直游稳态速度之间关系的模型, 并通过实验进行了预测值与实际值之间的误差分析。实验结果证明, 采用 GRNN 神经网络辨识技术建立仿生机器鱼直游速度模型是完全可行的。

关键词: 仿生机器鱼; 运动参数; GRNN 神经网络; 直游速度模型

中图分类号: TP249; TP183 **文献标识码:** A

Steady-State Velocity Modeling of Robot Fish Swimming Straight Based on GRNN

Guo Shunli¹, Zhu Qixin¹, Xie Guangming²(1. College of Electrical & Electronic, ECJT University, Nanchang 330013, China;
2. College of Engineering, Peking University, Beijing 100871, China)

Abstract: To resolve the difficult problems in robot fish dynamics modeling such as transient strongly nonlinear flow control, establish the robot fish straight swim steady-state velocity model based on general regression neural network (GRNN). Taking the three joints biomimetic robot fish as the researching object, use the nonlinear approximation capability of the neural networks, make use of GRNN to recognize the strongly nonlinear relationship between robot fish swim velocity and its motional parameters, set up the relation model of the motor controlled parameters and the biomimetic robotic fish straight swim steady-state velocity, carry out experiments to do the error analysis between the predicted and actual values. The experimental results prove that the biomimetic carangiform robot fish straight swim velocity model using the GRNN neural network identification technique is feasible.

Keywords: biomimetic robot fish; motion parameters; GRNN neural network; straight swim velocity model

0 引言

鱼类的游动效率远远高出现代航海推进技术。近年来, 随着人工智能、机器人技术、水动力学的发展以及新材料技术、新型传感器和执行器的出现, 更多的科研工作者希望将鱼的游动推进机理应用到水下机器人上。

就国内而言, 中科院沈阳自动化研究所制作了两关节的仿生机器鱼模型; 2001年, 中科院自动化所复杂系统与智能科学重点实验室和北航机器人所联合开展“多微小仿生机器鱼群体协作与控制的研究”^[1]; 北京大学也在仿生机器鱼领域做了多年的深入研究, 并在国内多次成功举办了机器鱼水球比赛, 促进了国内仿生机器鱼的发展。

随着机器鱼技术的深入发展, 也遇到了一些亟需解决的难题, 机器鱼动力学建模就是其中之一。首先, 由于机器鱼需要长时间地执行任务, 其本身加载的能源有限, 要实现“能量最省, 效率最高”的最优运动控制问题, 就要综合考虑所有运动参数对推进速度的影响。其次, 机器鱼的运动是一种瞬

变的强非线性流动控制问题, 就其最简单的直游情形而言, 需要考虑电机频率、关节摆幅及关节间的滞后角等问题。并且机器鱼的运动受水波影响较大, 故直接对机器鱼直线游动进行机理建模也很困难。文献[1]给出了一个速度控制测试方法, 并得到摆动频率和直游速度间的非线性关系, 但只给出了单个运动参数(频率)和速度的关系。文献[2]从尾部动力学角度对机器鱼进行了速度建模, 并比较详细地论述了鱼尾参数对仿生机器鱼速度的影响; 文献[3]以细长理论为基础, 利用能量守恒、动量定理和波动定理分析了仿生机器鱼在运动中的受力, 建立了运动参数的动态模型, 得到了速度与鱼体运动参数的线性关系。以上文献都是假定在理想的条件下, 单个控制参数对机器鱼速度的影响。但在实际情况中, 水下环境的复杂性使机器鱼运动控制成为一种强非线性的流动控制。

广义回归神经网络 (General Regression Neural Network, GRNN) 是径向基网络 RBF 的一个分支, 是基于非线性回归理论的前馈式神经网络模型, 因

收稿日期: 2010-06-12; 修回日期: 2010-08-17

基金项目: 国家自然科学基金资助 (10972003)

作者简介: 郭顺利 (1984-), 男, 河南人, 硕士研究生, 从事交通信息工程及控制研究。

其训练速度快, 非线性映射能力强, 输出与初始权值无关、能最大限度地避免人为主观假定对预测结果的影响^[4]等优良特性, 常被用于系统辨识。故利用神经网络的非线性逼近能力, 以仿生机器鱼实物模型为平台, 建立基于 GRNN 电机控制参数与仿生机器鱼直游稳态速度之间关系的模型, 并将该模型的分析结果与实体机器鱼的运动效果进行比较。

1 机器鱼的机械结构和运动参数

笔者使用的一款仿鲹科机器鱼, 其机械结构见图 1。该机器鱼为三连杆机构, 每个电机的摆动频率、最大幅值及关节 2、关节 3 相对关节 1 的滞后角决定着机器鱼的游速和方向; 机器鱼总长度约为 40 cm, 重约 0.8 kg。

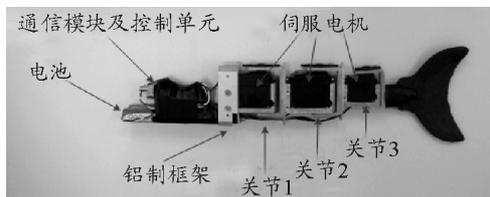


图 1 机器鱼机械结构

科学家发现, 鲹科鱼类的动力主要来自于身体后 1/3 部分的摆动。鱼类在行进过程中隐含着一条由后颈部向尾部传播的推进波, 主要由脊椎和肌肉组织的弯曲产生, 其摆幅由前向后逐渐增加, 体波传播速度大于鱼类前进速度。鲹科鱼类的鱼体波曲线可近似地描述为^[4-5]:

$$y_{body}(x, t) = (c_1x + c_2x^2) * \sin(kx + wt) \quad (1)$$

式中, y_{body} 为鱼体的横向偏移 (背腹轴), x 为轴向偏移 (头尾轴), k 为鱼体波量 ($k = 2\pi / \lambda$), λ 为鱼体波长, c_1 为一次波幅的线性包络, c_2 为波幅的二次包络, $w = 2\pi f$, f 为身体摆动频率。图 2 为机器鱼鱼体波曲线, 在三连杆结构的鱼体波拟合过

程中, 每个连杆的端点都落在拟合曲线上。

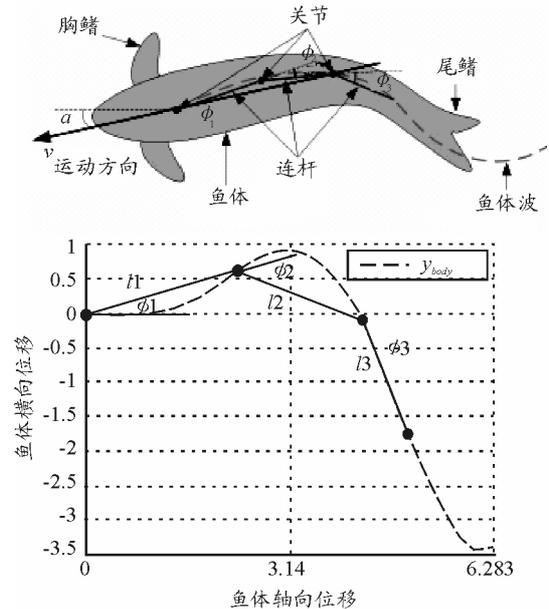


图 2 鱼体波拟合曲线

当前, 对鱼类的仿生集中于运动仿生, 即模仿鱼类快速、高效、灵活的运动机制。在构建仿生结构之前, 必须对鱼类的运动机构进行简化, 结合鱼体特征和游动特征定性地提取形态参数和运动参数。在此基础上, 选择合适的运动参数来优化机器鱼的游动效率和控制性能。以仿鲹科机器鱼为对象, 以大量的实验为基础, 利用 GRNN 神经网络建立机器鱼速度模型的 6 个主要运动参数和速度之间的映射关系, 以获取更高的推进效率。机器鱼的 6 个运动参数为: 1 个电机频率、3 个连杆最大摆幅及第二、三连杆相对第一连杆的滞后角。

2 广义神经网络概述

GRNN 由输入层、径向基隐含层和线性输出层构成, 其网络结构如图 3。其中, P 表示输入向量, R 表示网络输入的维数, M 表示训练样本的个数。

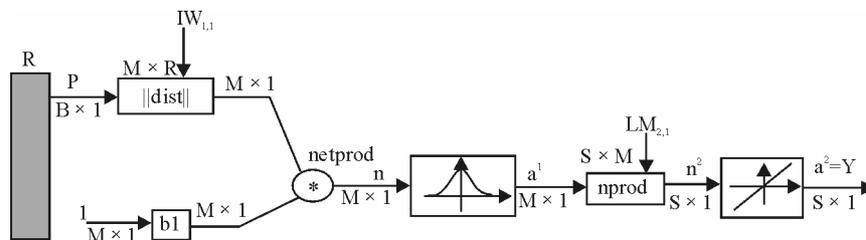


图 3 广义神经网络结构图

径向基隐含层单元个数等于训练样本数 M, 该层的权值函数为欧几里德度量函数 (用

$\|dist\|_j = \sqrt{\sum_{i=1}^R (x_i - IW_{j,i})^2}$ ($j = 1, 2, \dots, M$) 表示), 其作用为计算网络输入与第一层的权值 $IW_{j,1}$ 之间的距离。 b_1 为隐含

层阈值设置为 $\sqrt{-\log(0.5)} / SPREAD$ ，通过 $SPREAD$ 调节 b_1 大小， $SPREAD$ 为径向基函数的分布密度。网络积函数 $netprod$ 将 $b_1 * \|dist\|_j$ 传送给径向基传递函数 $radbas$ 。隐含层的传递函数为径向基函数，常采用高斯基函数作为网络的传递函数：

$$R_i(X_k) = \exp\left[-\frac{1}{2\sigma_i^2} \sum_{m=1}^M (x_{km} - c_{im})^2\right] \quad (2)$$

其中， $C_i = [c_{i1}, c_{i2}, \dots, c_{iM}]$ 为第 i 个高斯函数的中心， σ_i 为高斯函数的方差。理论上， $SPREAD$ 越小，对辨识模型的逼近就越精确，但逼近的过程就越不平滑； $SPREAD$ 越大，则基函数越平滑，但逼近误差就越大，因此，在网络设计过程中需要调整其值以达到比较理想的精度。网络的输出层其权值函数为归一化点积权值函数（用 $nprod$ 表示），计算网络的向量 n^2 ，它的每个元素是由向量 a^1 和权值矩阵 $LM_{2,1}$ 中每行元素的点积再除以向量 a^1 的各元素之和得到的，将结果 n^2 提供给现行传递函数 $a^2 = purelin(n^2)$ ，计算网络输出。

通过实验测得的数据，利用神经网络建立运动参数和速度之间的强非线性映射关系，可实现机器鱼的速度模型辨识，步骤如下：

- 1) 输入机器鱼测量数据。
- 2) 对测量样本进行归一化处理，将训练数据限制在 $[0, 1]$ 范围内，归一化公式为：

$$x_k(i) = (x_k(i)_{norm} - x_k(i)_{min}) / (x_k(i)_{max} - x_k(i)_{min}) \quad (3)$$

反归一化公式为：

$$x_{norm}(i) = x_k(i) * (x_k(i)_{max} - x_k(i)_{min}) + x_k(i)_{min} \quad (4)$$

- 3) 从归一化后的样本里分离出输入输出样本，并确定网络的输入输出数据的维数。
- 4) 调整 $SPREAD$ 。
- 5) 进行网络训练，在前面预设的条件下，如果网络训练的结果比较理想，再对测试数据进行归一化处理；否则，返回步骤 4。
- 6) 对测试数据进行校验，如果校验结果比较理想，则程序结束；否则，返回步骤 4，如此循环直至满意为止。

3 机器鱼稳态速度建模

以机器鱼身上 3 个电机的控制参数作为输入量，机器鱼游速作为输出量，建立其直游输入输出模型。3 个电机的控制参数分别为：摆动频率 (f)、

摆动幅度 (A) 以及相对滞后角 (ϕ)。笔者首先在仿生机器鱼速度建模过程中做了 830 组试验。为了减小仿生机器鱼工作环境的复杂性及机器鱼本身供电电池量的影响，在试验中对同一组 3 个电机控制参数在相同方式下进行了多次测量，使实验数据与真实情况更加吻合。然后设计一个三层结构的神经网络，输入层 6 个神经元，隐含层 15 个神经元，输出层 1 个神经元，如图 4。

输入层 6 个神经元 隐含层 15 个神经元 输出层 1 个神经元

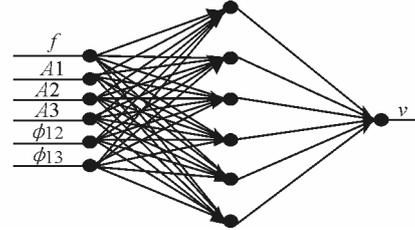


图 4 基于 GRNN 机器鱼速度建模简单框图

图 4 中， f 表示 3 个电机的摆动频率， $A1$ 、 $A2$ 、 $A3$ 分别指电机 1、2、3 的最大摆幅， $\phi12$ 、 $\phi13$ 为电机 2、3 相对电机 1 的滞后角， v 表示机器鱼游动速度，隐含层传递函数用的是径向基函数。然后，将 830 组直游数据作为训练样本 $x \in r^{830 \times 7}$ ，在神经网络程序开头将数据加载进来，并将训练样本进行归一化处理 ($\tilde{x} \in \tilde{r}^{830 \times 7}$)；从归一化的样本分离出输入、输出样本即： $\tilde{x}_{in} \in \tilde{r}^{830 \times 6}$ ， $\tilde{x}_{out} \in \tilde{r}^{830 \times 1}$ 。同理，取 200 组实验数据作为测试样本，对测试的输入样本进行归一化处理 $\tilde{y}_{in} \in \tilde{r}^{200 \times 6}$ ，而实际测试的输出样本为 $\tilde{y}_{out} \in r^{200 \times 1}$ （未归一化）。选择 $SPREAD$ 值，遵循使误差平方和 ($E = \sum_j \sum_k [y_j^d(k) - y_j^{net}(k)]^2$ ，其中， $y_j^d(k)$ 是输出期望值， $y_j^{net}(k)$ 是网络预测值) 最小和训练时间尽可能短的原则对网络进行训练。为了校验所建 GRNN 神经网络模型的有效性，将 200 组测试样本带入训练过的神经网络进行动态辨识仿真，并将 GRNN 辨识得到的机器鱼速度反归一化与实际测得的机器鱼速度 ($\tilde{y}_{out} \in r^{200 \times 1}$) 进行比较。如果对训练结果比较满意，程序结束；否则，调整 $SPREAD$ 值，进行下一轮训练，直到训练结果满意为止。当 $SPREAD=0.5$ 时，训练结果如图 5。

从图 5 中可以看出，除了个别样本跟踪有些偏差外，几乎实现了完美的跟踪，总体上将误差控制在 3 cm/s 以内。由于机器鱼自身惯性、供电电池及水下环境的影响， 3 cm/s 的误差是可以接受的。

(下转第 96 页)

究现状与展望[J]. 控制工程, 2005, 12(3): 198-202.

[2] 李磊, 叶涛, 谭民, 等. 移动机器人技术研究现状与未来[J]. 机器人, 2002, 24(5): 475-480.

[3] 张捍东, 郑睿, 岑豫皖. 移动机器人路径规划技术的现状与展望[J]. 系统仿真学报, 2005: 439-443.

[4] 邹克旭, 欧白羽, 王晨, 等. 基于滑模方法的机器鱼运动控制[J]. 机器人技术与应用, 2009(4): 18-21.

[5] 孙树栋, 曲彦宾. 遗传算法在机器人路径规划中的应用研究[J]. 西北工业大学学报, 1998, 16(1): 79-83.

[6] 戴光明, 杜安红, 李妍. 多边形障碍环境中避障路径的遗传算法[J]. 海军工程大学学报, 2004, 16(5): 43-47.

[7] 王随平, 蒋亮谋. 基于改进型遗传算法的深海集矿机路径规划[J]. 自动化与仪表, 2008, 9: 9-12.

[8] 李立, 孔峰. 水下仿生机器鱼控制平台的研究[J]. 广西工学院学报, 2008, 19(2): 15-19.

[9] Y. Hu, S. Yang, A knowledge based genetic algorithm for

path planning of a mobile robot[C]. Proceedings of the 2004 IEEE International Conference on Robotics and Automation. New Orleans, USA, IEEE, 2004: 4350-4355.

[10] Qing Li, Guangjun Liu. An Improved Genetic Algorithm of Optimum Path Planning for Mobile Robots[C]. Proceedings of the Sixth International Conference on Intelligent Systems Design and Applications. IEEE, 2006: 637-642.

[11] 王海英, 蔡向东, 尤波, 等. 基于遗传算法的移动机器人动态路径规划研究[J]. 传感器与微系统, 2007, 26(8): 32-34.

[12] 谭明, 王硕, 曹志强. 多机器人系统[M]. 北京: 清华大学出版社, 2005.

[13] Junzhi Yu, Min Tan, Shuo Wang, Erkuai Chen. Development of a Biomimetic Robotic Fish and Its Control Algorithm[C]. IEEE Transactions on systems, Man, and cybernetics-Part B: Cybernetics, 2004: 1798-1810.

(上接第 84 页)

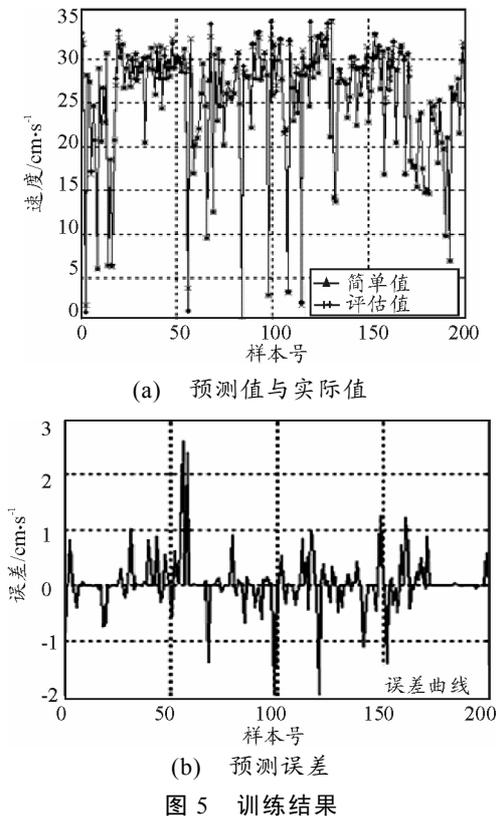


图 5 训练结果

4 结束语

该模型可大大降低在实物试验上的人力、物力、财力的浪费, 并可方便地对机器鱼进行速度优化和控制。同时, 由于建模过程避免了机理数学建模中所涉及的复杂解析过程, 可以快速地得到仿鳐科机器鱼直游的输入输出特性。实验结果证明, 采用 GRNN 神经网络辨识技术建立仿鳐科机器鱼直游速度模型是完全可行的。下一步, 将在已建立的速度

模型上进行机器鱼运动速度优化及控制, 实现仿生机器鱼“能量最省, 效率最高”的最优控制。

参考文献:

[1] 喻俊志. 多仿生机器鱼控制与协调研究[D]. 中国科学院自动化研究所博士论文, 2003.

[2] 张毅, 付文勇. 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, 2008(10).

[3] 俞经虎, 竺长安. 多关节鱼形机器人的动态特性的建模与仿真研究[J]. 水动力学研究与进展.

[4] 飞思科技产品研发中心. 神经网络理论与 MATLAB 实现[M]. 北京: 电子工业出版社, 2005.

[5] Barrett D, Grosenough M, Triantafyllou M. The optimal control of a flexible hull robotic undersea vehicle propelled by an oscillating foil[J]. Proc.1996 IEEE AUV Symp. New York: IEEE Press, 1996, 1-9.

[6] Lighthill M J. Note on the swimming of slender fish[J]. Fluid Mech. 1960(9): 305-317.

[7] 周超, 曹志强. 仿鳐科机器鱼的倒退游控制[J]. 动化学报, 2008(8).

[8] Hyung-Seok Kim, Byung-Ruong Lee.A. Study Optimization of fish robot velocity using Genetic Algorithm[J]. IEEE International Conference on Smart Manufacturing Application April, 9-11, 2008 in KINTEX, Gyeonggi-do, Korea, 441-446.

[9] Jianyan Shao, Long Wang. Development of multiple robotic fish cooperation platform[J]. International Journal of Systems Science, Vol. 38, No.3, March 2007, 257-268.

[10] Eunjug Kim and Yongil Youm. Simulation Study of Fish Swimming Modes for Aquatic Robot System[J]. IEEE International Conference on Robotics and Automation, Barcelona, Spain, April 2005, 3330-3335.

[11] Tuong Quan, Vo, Byung Ryong Lee. Optimizing Maximum Velocity of Fish Robot Using Hill Climbing Algorithm and Genetic Algorithm[J]. 2008 10th Intl. Conf. on Control, Robotics and Vision, Hanoi, Vietnam, 17-20 December 2008, 593-598.