

基于FNN的直驱式波浪发电系统PID控制

李尚恒, 周 骅*, 丁 召

贵州大学大数据与信息工程学院, 贵州 贵阳

收稿日期: 2023年4月24日; 录用日期: 2023年6月27日; 发布日期: 2023年7月5日

摘 要

本文在分析浮子水动力模型和永磁同步线性发电机模型的基础上, 得到了最大功率捕获条件。然后, 将改进的模糊神经网络PID (RFNNP)控制算法应用于最大功率点跟踪控制。通过对模糊神经网络结构的分析, 在模糊神经网络中加入Relu激活函数, 构建了RFNNP控制。将模糊规则与神经网络的自学习能力相结合, 根据海况变化调整PID参数, 使RFNNP算法更准确地逼近非线性目标模型。仿真结果表明, 采用该策略的波能转换系统是有效可行的。

关键词

模糊神经网络, PID, 最大功率捕获, 直驱式波浪发电系统

PID Control of Direct Drive Wave Power Generation System Based on FNN

Shangheng Li, Hua Zhou*, Zhao Ding

College of Big Data and Information Engineering, Guizhou University, Guiyang Guizhou

Received: Apr. 24th, 2023; accepted: Jun. 27th, 2023; published: Jul. 5th, 2023

Abstract

Based on the analysis of float hydrodynamic model and permanent magnet synchronous linear generator model, the maximum power capture conditions are obtained. Then, the improved fuzzy neural network PID (RFNNP) control algorithm is applied to the maximum power point tracking control. By analyzing the structure of fuzzy neural network, adding Relu activation function into the fuzzy neural network, RFNNP control is constructed. The fuzzy rules are combined with the self-learning ability of neural network, and PID parameters are adjusted according to the change

*通讯作者。

of sea state, so that RFNNP algorithm approximates the nonlinear target model more accurately. The simulation results show that the wave energy conversion system using this strategy is effective and feasible.

Keywords

Fuzzy Neural Network, PID, Maximum Power Capture, Direct Drive Wave Power Generation System

Copyright © 2023 by author(s) and Hans Publishers Inc.

This work is licensed under the Creative Commons Attribution International License (CC BY 4.0).

<http://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>



Open Access

1. 引言

波浪能作为一种清洁的可再生资源,具有功率密度高,蕴藏能量巨大、无污染、可预测等特点,是扩充海洋资源丰富国家的能源重要途径[1] [2]。因此,波浪能备受人们广泛关注。捕获最大功率下的波浪能对未来能源资源的可持续利用具有战略意义[3]。然而,大多数波浪能转换系统都包含变速箱等复杂的传动机构,导致能量转换效率[4]较低。直接驱动波浪发电系统通过永磁同步线性发电机(PMSLG)将浮子的运动直接转化为电能,节省了中间传动机构[5] [6] [7]的能量损失。因此,研究适合直接驱动波浪能变换器(WEC)系统的功率优化控制策略,对于进一步提高海洋捕获功率[8]具有重要意义。

目前,文献[9] [10] [11] [12]中的波浪发电系统广泛采用传统 PID 控制。但由于海浪的振幅和频率变化频繁,传统 PID 控制参数是固定的,无法实时调整,因此在海洋条件变化的情况下,相对难以准确跟踪目标值。在直驱波系统中采用模糊 PI 控制器跟踪最优参考值,文献[13]中采用模糊规则自适应调节 PI 控制增益参数。文献[14]采用模糊神经网络 PID (FNPN)控制,利用神经网络的学习能力不断减小误差值,实现 PID 参数的自适应调节。同时,波浪发电系统还采用了其他一些方法来达到的最优功率值[15] [16]。文献[17]中,采用电流斩波电路控制开关磁阻电机的动作,使浮子与波浪同步运动,从而获得最大功率。文献[18]提出了一种经济模型预测控制方法。它不仅可以在扩大海况下的安全作业范围,还可以提高能源生产效率。

综上所述,本文采用基于智能控制的 PID 控制。通过对浮子水动力模型和 PMSLG 模型的分析,得到了捕获最大功率的条件。本文将一种改进的模糊神经网络 PID (RFNNP)控制应用于提取功率最大化的最优控制。通过在模糊神经网络(FNN)中加入 Relu 激活函数,形成 RFNNP,使控制能够最大限度地逼近非线性目标模型。同时,利用模糊神经网络内部参数的迭代更新,不断减小目标误差。最后,通过仿真验证了基于 RFNNP 控制的 WEC 的正确性和可行性。

2. 波浪发电系统建模与分析

2.1. 水动能模型

波浪发电系统整体结构如图 1 所示。浮子和直线电机通过连接器件形成刚性连接,统称为运动部件。浮子受到波浪激励作用后上下运动,带动电机转子切割磁场,吸收海洋表面波浪能,通过电机旁的转换器(MSC)转换为电能。在本文中,仅考虑浮子的上升和下沉两个方向。因此,浮子摆动的水动力方程可以表示为公式所示:

$$m\ddot{z} = F_e + F_r + F_v + F_b + F_g \tag{1}$$

在公式(1)中, m 代表运动部件的总质量, \ddot{z} 代表浮子的运动方向的加速度, F_e 为波浪作用在浮子上的激励力, F_r 代表的是辐射力, F_v 是粘滞力, F_b 代表的是浮子的浮力, F_g 为永磁同步线性发电机产生的电磁力。

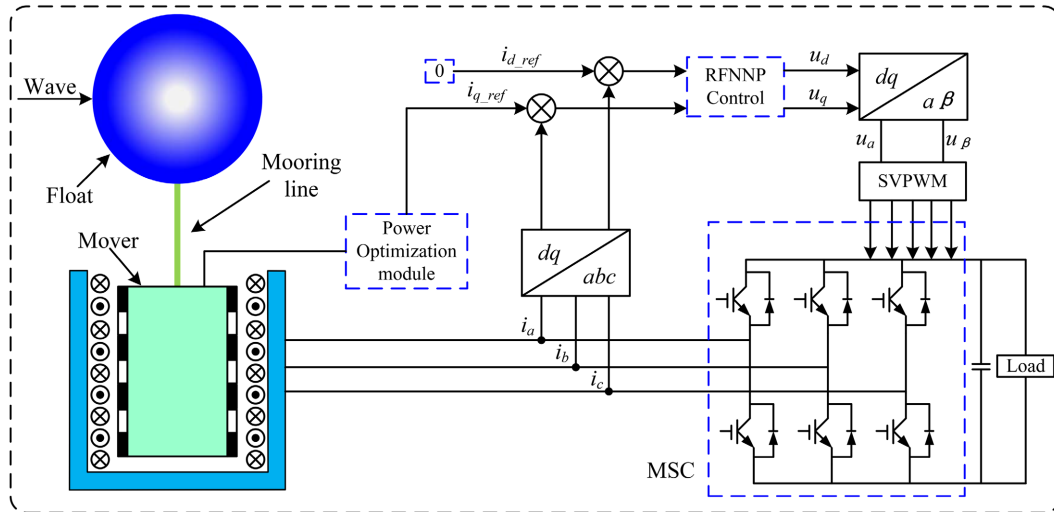


Figure 1. Structure diagram of wave power generation system
图 1. 波浪发电系统结构图

在规则波作用的情况下, 辐射力 F_r 通常可以描述为公式(2)所示:

$$F_r = -m_a\ddot{z} - c_r\dot{z} \tag{2}$$

在公式(2)中, m_a 是附加质量, c_r 代表水动力阻尼系数。电磁力 F_g 可以表示为公式(3)所示:

$$F_g = -R_g\dot{z} \tag{3}$$

在公式(3)中, R_g 代表永磁同步线性发电机有源分量的阻尼系数。浮子的浮力 F_b 能表示为公式(4)所示:

$$F_b = -\rho gAz = -k_bz \tag{4}$$

在公式(4)中, A 代表水面处浮子的面积大小, ρ 代表海水的密度, k_b 是水动力刚度系数。粘滞力 F_v 可以表示为公式(5)所示:

$$F_v = -c_v\dot{z} \tag{5}$$

在公式(5)中, c_v 代表粘滞力的阻尼系数。因此, 通过公式(2), (3), (4)和公式(5)可得, 将上述公式带进公式(1)中, 易得波浪作用在浮子上的激励力 F_e , 表示为公式(6)所示:

$$F_e = (m + m_a)\ddot{z} + (c_r + R_g + c_v)\dot{z} + k_bz \tag{6}$$

2.2. PMSLG 数学模型与分析

在波浪发电系统中, 永磁同步线性发电机负责将浮子捕获的海洋波浪能转换为电能, 并在定子绕组中产生三相电流。以永磁同步线性发电机的 $d-q$ 轴作为参考系, 可知永磁同步线性发电机的模型为公式(7)所示:

$$\begin{aligned} u_d &= -Ri_d + wL_q i_q - L_d \frac{di_d}{dt} \\ u_q &= -Ri_q + wL_d i_d - L_q \frac{di_q}{dt} + w\psi_L \end{aligned} \quad (7)$$

在公式(7)中, u_d 和 u_q 代表着定子 d - q 轴两端电压, i_d 和 i_q 代表定子 d - q 轴两端电流, L_d 和 L_q 代表定子绕组的 d - q 轴的电感, R 代表定子的电阻, ψ_L 代表永磁体的磁链, w 代表定子的旋转的角速度。

根据上述可得, 永磁同步线性发电机产生的电磁力表示为公式(8)所示:

$$F_e = \frac{3\pi}{2\tau} [\psi_L i_q - (L_q - L_d) i_d i_q] \quad (8)$$

假设永磁同步线性发电机中的气隙均匀, 则有 $L_q = L_d$, 则公式(8)则等价于公式(9)所示:

$$F_e = \frac{3\pi}{2\tau} \psi_L i_q \quad (9)$$

此外, 忽略永磁同步线性发电机内部能量损耗, 可以得出永磁同步线性发电机从海洋波浪中提取的平均能量为公式(10)所示:

$$P_a = \frac{\int_0^T F_g z dt}{T} \quad (10)$$

2.3. 规则波最大功率捕获

在海洋平面的规则波作用下, 公式(6)的二阶微分方程可以表示 RLC 等效电路, 等效电路图如图 2 所示。其中 F_e 代表等效电路中的电源, z_v 代表电路中的电流, F_g 代表对应电阻上的电压。

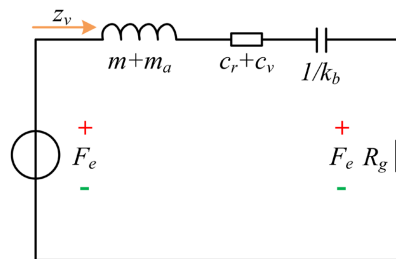


Figure 2. Hydrodynamic equivalent circuit of float

图 2. 浮子水动力等效电路

结合图 2 以及公式(6), 系统提取的平均功率 P_g 可以表示为公式(11)所示:

$$P_g = F_g z_v = \frac{|F_e|^2}{4(c_r + c_v)} \left(1 - \frac{\left| \left((c_r - R_g + c_v) - j \left[w(m + m_a) - \frac{k_b}{w} \right] \right) \right|^2}{\left| \left((c_r + R_g + c_v) + j \left[w(m + m_a) - \frac{k_b}{w} \right] \right) \right|^2} \right) \quad (11)$$

在实际理论中, 为了实现提取的功率最大化, 上述公式应同时满足公式(12)所示的条件。

$$\begin{cases} R_g = c_r + c_v \\ k_b = w^2 (m + m_a) \end{cases} \quad (12)$$

2.4. 不规则波最大功率捕获

实际的海浪信号可以看作是不同频率分量的正弦信号或者余弦信号的线性叠加而成，对于海洋中的一些随机扰动，它们大多具有较短的周期和较低的振幅。因此可利用傅里叶变换将海浪分解为如下形式：

$$F_e = F_{e1} + F_{e2} + \dots + F_{en} \tag{13}$$

$$F_{en} = A_n \sin(w_n + \Phi_n) \tag{14}$$

在公式(13)和公式(14)中， $n=1,2,3,\dots$ ， A_n ， w_n 和 Φ_n 分别代表着 F_{en} 的幅值，频率以及相位。

在不通的海浪激励作用下，运动部件或产生不同的水动力反馈。因此，公式(6)可以表示成如下形式：

$$\begin{cases} (m + m_{a1})\ddot{z}_1 + (c_{r1} + R_{g1} + c_v)\dot{z}_1 + k_b z_1 = F_{e1} \\ \dots \\ (m + m_{an})\ddot{z}_1 + (c_{rn} + R_{gn} + c_v)\dot{z}_n + k_b z_n = F_{en} \end{cases} \tag{15}$$

在公式(15)中， m_{an} ， c_{rn} 和 R_{gn} 代表各 F_{en} 下对应的水动力参数。因此，系统总功率 P_a 可以描述为公式(16)所示：

$$P_a = \sum_{k=1}^n F_{gk} \dot{z}_k = \sum_{k=1}^n P_k \tag{16}$$

在公式(16)中， F_{gk} ， \dot{z}_k 和 P_k 分别代表各 F_{en} 对应的电磁力，速度和功率。因此，当求得每个 F_{en} 下的最优值时，总功率值能够取得最大。

3. 改进 FNN 的建模与分析

3.1. FNN 网络结构

模糊神经网络(Fuzzy Neural Network, FNN)本质上是一种将模糊理论与人工前向神经网络相结合的多层前向神经网络。FNN 将模糊控制规则的知识应用到神经网络中，对输入信号进行逐层计算和处理，输出 PID 控制所需的三个参数，最后将其输入 PID 控制器进行在线调节。FNN 的结构如图 3 所示。

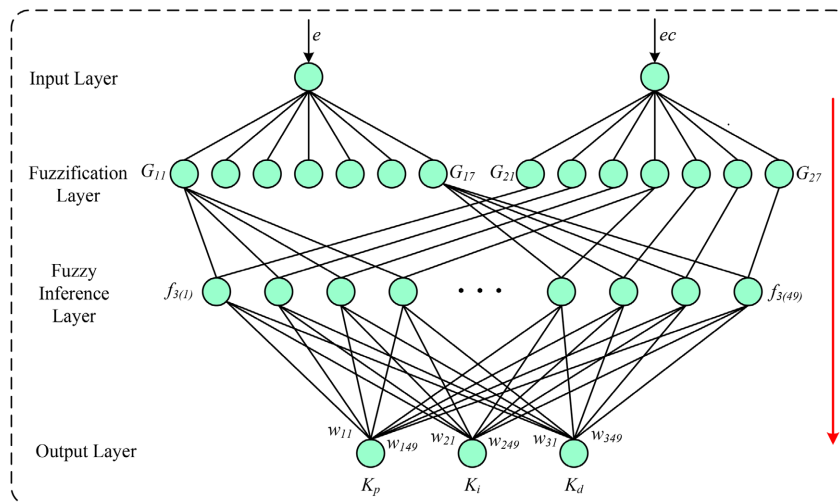


Figure 3. FNN structure diagram
图 3. FNN 结构图

如图 3 所示, 第一层是输入层, I_L 和 O_L ($L=1,2,3,4$) 分别表示每一层的输入和输出数据。假设 $x_1 = e$, $x_2 = e_c$, 则第一层的网络输入和输出如公式 17 所示:

$$\begin{cases} I_i = x_i \\ O_i = I_i \end{cases} \quad (17)$$

第二层是模糊化层, 它可以将输入信号划分为 7 个模糊子集, 最后的输出属于函数值。 c_{ij} 和 b_{ij} ($i=1,2; j=1,\dots,7$) 分别为高斯函数的中心值和宽度。第一层的输入和输出如公式(18)所示:

$$\begin{cases} I_2 = O_1 \\ O_2 = G_{ij} = \exp\left(-\frac{(x_i - c_{ij})^2}{b_{ij}^2}\right) \end{cases} \quad (18)$$

第三层是模糊推理层。神经元的数量等于模糊规则的数量。这一层的目标是输出每个模糊规则的适应度。第三层的输入和输出如公式(19)所示, 其中 k 代表第二层的神经元, $i_1, j_1 = 1, \dots, 7$ 。

$$\begin{cases} I_3 = O_2 \\ O_3 = f_{3(k)} = G_{i_1} * G_{j_1} \end{cases} \quad (19)$$

最后一层是解模糊层, 目的是计算 PID 的三个控制参数。第三层的输入和输出如公式(20)所示:

$$\begin{cases} I_4 = f_{4(l)} = \sum_{k=1}^N f_{3(k)} * w_{lk} \\ O_4 = g(I_4) \end{cases} \quad (20)$$

在公式(20)中, $N = 49$, w_{lk} 代表连接第三层和最后一层的权重系数, $l=1,2,3$, $g()$ 代表激活函数。

3.2. 激活函数

本文采用 Relu 激活函数应用在图 3 所示的 FNN 结构图中的第四层, 形成改进的模糊神经网络(RFNN), 通过改进后的网络能够更准确的拟合目标模型。Relu 激活函数示意图如图 4 所示。

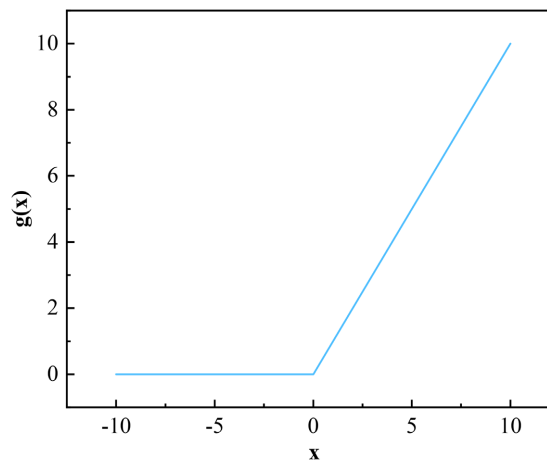


Figure 4. Relu activation function
图 4. Relu 激活函数

综上所述, 通过本文对 FNN 结构的分析, 解决上述缺陷, 采用 Relu 激活函数 $g(x)$ 。它的表达式如

公式 21 所示:

$$g(x) = \begin{cases} 0 & x \leq 0 \\ x & x > 0 \end{cases} \quad (21)$$

由公式(21)可知, 激活函数 $g(x)$ 的梯度在 x 轴的正半轴上并没有消失, 可以通过神经网络学习到梯度值。Relu 激活函数能够输出一个真正的零值, 能够使得负输入可以输出真零值, 允许神经网络中的隐藏层激活包含一个或多个真零值。这种表示称做稀疏表示, 这种性质能够加速学习和简化模型。此外, $g(x)$ 的推导也非常简单, 大大缩短了收敛时间, 更准确地接近目标值。

3.3. RFNN 梯度下降法

根据图 3 可知, 模糊神经网络结构最后一层输出三个参数, 分别是 K_p , K_i , K_d 。模糊神经网络在输出三个参数后将其送入 PID 控制器。PID 算法的离散形式如公式(22)所示:

$$u(k) = K_p e(k) + K_i \sum_{i=0}^k e(i) + K_d [e(k) - e(k-1)] \quad (22)$$

在公式(22)中, K_p , K_i , K_d 的系数分别等于 $x_l = (l=1,2,3)$, RFFNP 详细控制流程图如图 5 所示。在图 5 中, PID 控制器接收到 RFNN 传递的三个参数, 并生成 $u_{(k)}$ 传递给永磁同步直线电机。永磁同步直线电机产生的电流 i 作为残差连接反馈给 RFNN 之前的信号, 以此达到实时调整 PID 控制器的三个参数。

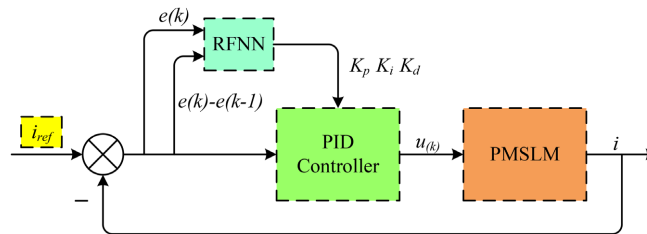


Figure 5. Schematic diagram of RFNNP control
图 5. RFNNP 控制示意图

在 RFNNP 过程中, 定义成本函数为公式(23)所示:

$$E = \frac{1}{2} e^2 = \frac{1}{2} (r_i - y_o)^2 \quad (23)$$

在公式(23)中, r_i 代表参考输入电流值, y_o 代表实际输出电流值。因此, w_{ij} , a , c_{ij} , b_{ij} 的变化如下公式所示:

$$\begin{aligned} -\frac{\partial E}{\partial w_{lk}} &= -\eta \frac{\partial E}{\partial e} \frac{\partial e}{\partial y_o} \frac{\partial y_o}{\partial u} \frac{\partial u}{\partial O_4} \frac{\partial O_4}{\partial I_4} \frac{\partial I_4}{\partial w_{lk}} \\ &= \eta e \frac{\partial y_o}{\partial u} x_l (2I_4 + a) f_{3(k)} = S f_{3(k)} \end{aligned} \quad (24)$$

$$-\frac{\partial E}{\partial a} = \eta e \frac{\partial y_o}{\partial u} x_l I_4 \quad (25)$$

$$-\frac{\partial E}{\partial b_{ij}} = S \sum_{m=1}^N \left(w_{lk(m)} O_{3(m)} \frac{-2(x_i - c_{ij})^2}{b_{ij}^3} \right) \quad (26)$$

$$-\frac{\partial E}{\partial c_{ij}} = S \sum_{m=1}^N \left(w_{lk(m)} O_{3(m)} \frac{-2(x_i - c_{ij})}{b_{ij}^2} \right) \quad (27)$$

在上述公式中， η 代表神经网络的学习率， N 代表着目标函数 E 到目标参数的路径数。目标参数的迭代更新公式如下公式所示：

$$w_{lk}|_n = w_{lk}|_{n-1} - \frac{\partial E}{\partial w_{lk}} + a(w_{lk}|_{n-1} - w_{lk}|_{n-2}) \quad (28)$$

$$a|_n = a|_{n-1} - \frac{\partial E}{\partial a} + a(a|_{n-1} - a|_{n-2}) \quad (29)$$

$$b_{ij}|_n = b_{ij}|_{n-1} - \frac{\partial E}{\partial b_{ij}} + a(b_{ij}|_{n-1} - b_{ij}|_{n-2}) \quad (30)$$

$$c_{ij}|_n = c_{ij}|_{n-1} - \frac{\partial E}{\partial c_{ij}} + a(c_{ij}|_{n-1} - c_{ij}|_{n-2}) \quad (31)$$

在上述公式中， a 代表神经网络的动量因子， n 代表迭代次数。

4. 仿真与分析

本文基于 Simulink 平台建立直接驱动波浪发电系统的模型，并通过仿真验证模型与所提策略的正确性。根据浮子的水动力模型，表 1 给出了 $T = 2 \text{ s}$ 时模拟所用的水动力参数。表 1 中海水密度、重力加速度、水动力阻尼系数、粘滞系数、刚度系数各项数值均为物理标准测量值，激励力为海浪作用在浮子上实测数值，附加质量为发电系统其他附加部件实际质量。

Table 1. Parameters of wave power generation system

表 1. 波浪发电系统参数

参数 Parameters	描述 Description	单位 Units	值 Value
ρ	海水密度	Kg/m ³	1025
g	重力加速度	N/Kg	9.8
F_e	激励力	N	6700
m_a	附加质量	Kg	421
c_r	水动力阻尼系数	N·s/m	610
c_v	粘滞系数	N·s/m	835
k_b	刚度系数	N/m	1.5×10^4

规则波下的模拟结果如图 6，图 7，图 8 以及图 9 所示。在保持其他参数一致的情况下，图 6，图 7 以及图 8 分别为 PID 算法、FNNP 算法和 RFNNP 算法对最大功率点的跟踪控制结果。为了更好地验证模型的可行性，不难看出，海浪的初始环境为激振力设为 9810 N， $T = 4 \text{ s}$ 。当 $t = 16 \text{ s}$ 时，激振力周期保持不变，振幅变为 8000 N。 $t = 28 \text{ s}$ 时，激振力的幅值变为 6700 N， $T = 2 \text{ s}$ 。

由图 6，图 7 以及图 8 中可以看出，当永磁线性同步发电机速度最大时，跟踪误差相对最大。在 PID 算法控制的 q 轴电流跟踪曲线中，最大跟踪误差可达 2 A，误差范围为 PID 算法跟踪误差的 3/5 左右。但可以看出，RFNNP 算法控制的 q 轴电流相对平滑，具有最好的精度。误差范围约为 $-0.5 \text{ A} \sim 0.5 \text{ A}$ ，误差值约为 FNNP 算法的 5/9。总体而言，RFNNP 算法可以更好地跟踪参考电流值，实现对最大功率点的准

确跟踪。

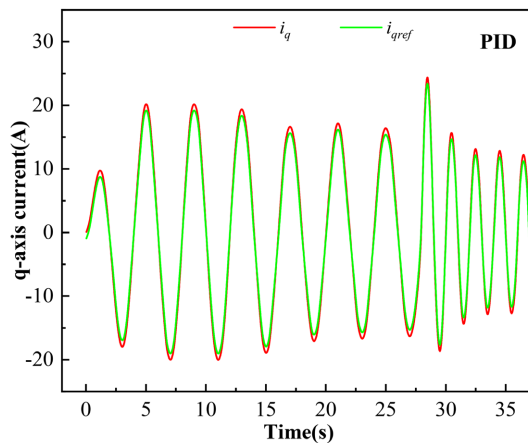


Figure 6. PID control q axis current
图 6. PID 控制 q 轴电流

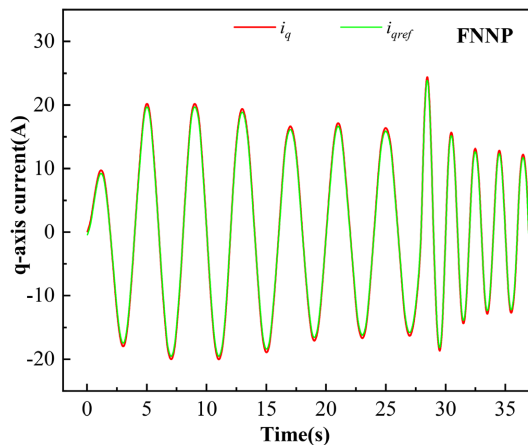


Figure 7. FNNP control of q axis current
图 7. FNNP 控制 q 轴电流

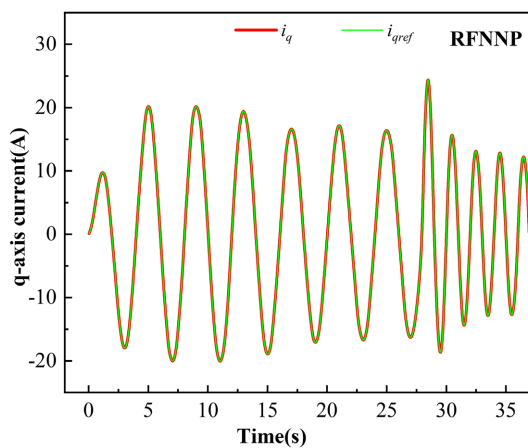


Figure 8. IFNNP controlled q axis current
图 8. IFNNP 控制 q 轴电流

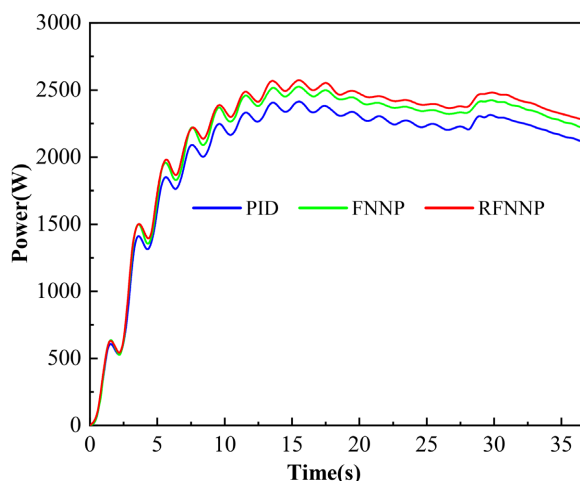


Figure 9. Comparison of average power
图 9. 平均功率的比较

从图 9 中可以看到三种算法下从海洋中提取的平均功率的对比。RFNNP 算法控制下提取的平均功率比 FNNP 算法控制下的平均功率高约 50 W，在某些点比 PID 算法控制下的平均功率高 120 W。因此，RFNNP 控制具有更高的精度。

为了更好地验证本文提出的 RFNNP 控制的高鲁棒性，本文对随机波条件下进行仿真验证结果分析。

图 10 为随机海况下的波浪激励力的波形。图 10 中的波浪激励力波形主要由以下四个频率分量组成： $F_{e1} = 9810 \text{ N}$, $T = 4 \text{ s}$; $F_{e2} = 6700 \text{ N}$, $T = 2 \text{ s}$; $F_{e3} = 11200 \text{ N}$, $T = 8 \text{ s}$; $F_{e4} = 8200 \text{ N}$, $T = 3 \text{ s}$ 。

当 WEC 系统的输入为图 10 中的波浪激励力时，得到系统输出的平均功率，如图 11 所示。可以看出，总体上 RFNNP 算法提取的平均功率与其他两种算法相比是最高的。RFNNP 算法较之 FNNP 算法，在神经网络层引入 Relu 激活函数，因此可以加快收敛速度，提高平均功率；较之 PID 算法，则是在 Relu 激活函数之上同时引入 FNN，能够加快 PID 内部参数自更新，提升转换效率。综上所述，RFNNP 算法用于 WEC 系统的最大功率点轨迹控制是有效可行的。此外，在相同的海洋条件下，它可以提高 WEC 系统从海洋提取的平均功率。

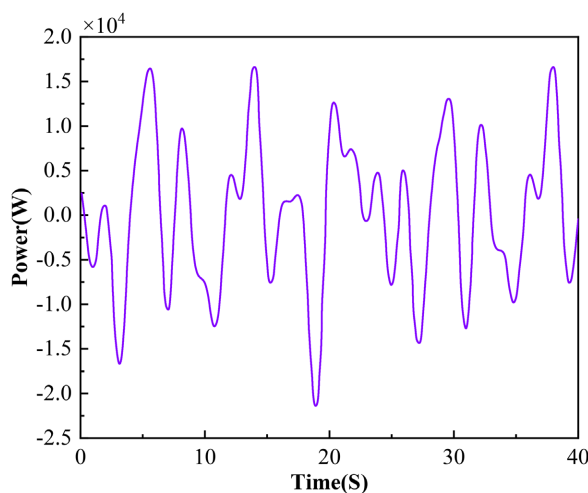


Figure 10. Wave excitation wave form
图 10. 波浪激励波形

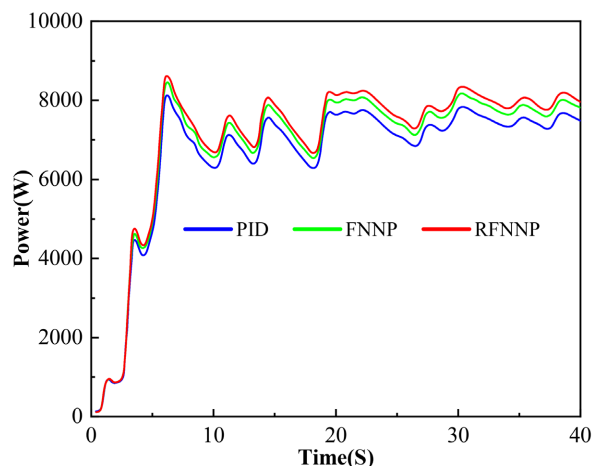


Figure 11. Comparison of average power
图 11. 平均功率的比较

5. 总结

本文利用提出的 RFNNP 算法构建了一个直驱式的 WEC 系统来优化取电策略。首先,对浮子和 PMSLG 的模型进行了分析,得到了最大功率条件。其次,将模糊规则以神经网络的形式表达,在 FNN 中引入 Relu 激活函数,利用神经网络的自学习能力更新内部目标参数以减小误差,从而跟踪参考值。实验结果表明,本文所提出的 RFNNP 算法能够更准确地跟踪最大功率点,跟踪趋势更加平滑。同时,在相同的波浪条件和参数设置下,由 RFNNP 算法控制的波浪能转换器转换效率更高。基于此,本文研究的 RFNNP 算法跟踪最优功率点具有一定可行性和有效性。

参考文献

- [1] Luan, Z., He, G., Zhang, Z., et al. (2019) Study on the Optimal Wave Energy Absorption Power of a Float in Waves. *Journal of Marine Science and Engineering*, 7, Article No. 269. <https://doi.org/10.3390/jmse7080269>
- [2] 刘振亚. 全球能源互联网跨国跨洲互联研究及展望[J]. 中国电机工程学报, 2016, 36(19): 5103-5110+5391. <https://doi.org/10.13334/j.0258-8013.pcsee.160788>
- [3] Tedeschi, E. and Molinas, M. (2010) Impact of Control Strategies on the Rating of Electric Power Take off for Wave Energy Conversion. 2010 *IEEE International Symposium on Industrial Electronics*, Bari, 4-7 July 2010, 2406-2411. <https://doi.org/10.1109/ISIE.2010.5637522>
- [4] Fang, H., Song, R. and Xiao, Z. (2018) Optimal Design of Permanent Magnet Linear Generator and Its Application in a Wave Energy Conversion System. *Energies*, 11, Article No. 3109. <https://doi.org/10.3390/en1113109>
- [5] Qin, C., Liu, Y., Ju, P., et al. (2018) Equivalent Modeling of Direct-Drive Wave Array in Frequency Domain. 2018 *International Conference on Power System Technology (POWERCON) IEEE*, Guangzhou, 6-8 November 2018, 2198-2203. <https://doi.org/10.1109/POWERCON.2018.8602323>
- [6] Zhou, X., Abdelkhalik, O. and Weaver, W. (2020) Power Take-Off and Energy Storage System Static Modeling and Sizing for Direct Drive Wave Energy Converter to Support Ocean Sensing Applications. *Journal of Marine Science and Engineering*, 8, Article No. 513. <https://doi.org/10.3390/jmse8070513>
- [7] Fang, H. and Yu, Z. (2020) Improved Virtual Synchronous Generator Control for Frequency Regulation with a Coordinated Self-Adaptive Method. *CSEE Journal of Power and Energy Systems*.
- [8] Qing, K., Xi, X., Zanxiang N., et al. (2013) Design of Grid-Connected Directly Driven Wave Power Generation System with Optimal Control of Output Power. 2013 *15th European Conference on Power Electronics and Applications (EPE)*, Lille, 2-6 September 2013, 1-8. <https://doi.org/10.1109/EPE.2013.6631811>
- [9] Yang, J., Huang, L. and Hu, M. (2016) Modeling and Control Strategy Based on Energy Tracking for Direct Drive Wave Energy Conversion. 2016 *19th International Conference on Electrical Machines and Systems (ICEMS) IEEE*, Chiba, 13-16 November 2016, 1-5.

-
- [10] Wu, F., Zhang, X.P., Ju, P., *et al.* (2008) Modeling and Control of AWS-Based Wave Energy Conversion System Integrated into Power Grid. *IEEE Transactions on Power Systems*, **23**, 1196-1204. <https://doi.org/10.1109/TPWRS.2008.922530>
- [11] Kracht, P., Perez-Becker, S., Richard, J.B., *et al.* (2014) First Results from Wave Tank Testing of Different Control Strategies for a Point Absorber Wave Energy Converter. 2014 *9th International Conference on Ecological Vehicles and Renewable Energies (EVER) IEEE*, Monte-Carlo, 25-27 March 2014, 1-8. <https://doi.org/10.1109/EVER.2014.6844043>
- [12] Song, J., Abdelkhalik, O., Robinett, R., *et al.* (2016) Multi-Resonant Feedback Control of Heave Wave Energy Converters. *Ocean Engineering*, **127**, 269-278. <https://doi.org/10.1016/j.oceaneng.2016.09.046>
- [13] Yang, J., Huang, B., Shen, H., *et al.* (2019) EKF Based Fuzzy PI Controlled Speed Sensorless Power Optimal Control of a Direct Drive Power System. *IEEE Access*, **7**, 61610-61619. <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2019.2912431>
- [14] Wang, R., Zhou, Z. and Qu, G. (2018) Fuzzy Neural Network PID Control Based on RBF Neural Network for Variable Configuration Spacecraft. 2018 *IEEE 3rd Advanced Information Technology, Electronic and Automation Control Conference (IAEAC)*, Chongqing, 12-14 October 2018, 1203-1207. <https://doi.org/10.1109/IAEAC.2018.8577860>
- [15] Valerio, D., Beirão, P. and da Costa, J.S. (2007) Optimisation of Wave Energy Extraction with the Archimedes Wave Swing. *Ocean Engineering*, **34**, 2330-2344. <https://doi.org/10.1016/j.oceaneng.2007.05.009>
- [16] Fang, H.W. (2020) Design and Control of Wave Power Generation System.
- [17] Fang, H., Tao, Y., Zhang, S., *et al.* (2018) Design and Analysis of Bidirectional Driven Float-Type Wave Power Generation System. *Journal of Modern Power Systems and Clean Energy*, **6**, 50-60. <https://doi.org/10.1007/s40565-017-0289-9>
- [18] Zhan, S., Li, G. and Bailey, C. (2019) Economic Feedback Model Predictive Control of Wave Energy Converters. *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, **67**, 3932-3943. <https://doi.org/10.1109/TIE.2019.2922947>