

振动能量收集中的动态效率优化神经网络算法应用

祁 斌, 张青波

(浙江工商职业技术学院电子信息学院, 浙江 宁波 315010)

✉ qibingood@gmail.com; 305372820@qq.com



摘 要: 动态效率优化神经网络算法(DEONN)的提出旨在提高振动能量收集设备的能量转换效率。DEONN利用深度学习技术,结合多层感知器架构,优化了发电机的关键组件(电枢、换向器、刷子、磁场及外壳)参数,提升了能量转换效率。开展实验实现该算法预测不同运行条件下的电机效率,具体为通过建立一个包含隐藏层的神经网络,输入转速、负载电阻和线圈数等特征,预测不同工况下的电机效率。实验结果表明,实测效率与预测效率具有高度一致性,预测效率为88.5%,验证了DEONN在预测发电机的转速、负载电阻和线圈数等关键性能参数方面的有效性。

关键词: 动态效率优化; 神经网络; 能量转换; 发电机参数

中图分类号: TP391.41 **文献标志码:** A

Application of Dynamic Efficiency Optimization Neural Network Algorithm in Vibration Energy Collection

QI Bin, ZHANG Qingbo

(School of Electronic Information, Zhejiang Business Technology Institute, Ningbo 315010, China)

✉ qibingood@gmail.com; 305372820@qq.com

Abstract: The proposal of Dynamic Efficiency Optimization Neural Network (DEONN) algorithm aims to enhance energy conversion efficiency of vibration energy collection equipment. With deep learning technology and a multi-layer perceptron architecture, DEONN optimizes parameters of key components of the generator (armature, commutator, brush, magnetic field, and casing), improving energy conversion efficiency. Experiments are conducted to achieve the algorithm's prediction of motor efficiency under different operating conditions. Specifically, it is to establish a neural network containing hidden layers and input features such as rotational speed, load resistance, and coil count, to predict motor efficiency under different operating conditions. The experiment results show a high consistency between the actual efficiency and the predicted efficiency, with a predicted efficiency of 88.5%. This validates its effectiveness in predicting key performance parameters such as rotational speed, load resistance, and coil count.

Key words: dynamic efficiency optimization; neural network; energy conversion; generator parameters

0 引言(Introduction)

在当前的能源收集领域,面临的严峻挑战之一是有有效地转换和利用在日常环境和工业应用中产生的能量,特别是振动能量。传统的能量收集方法面临效率不高和适应性不足的问题^[1]。因此,开发一种高效、适应性强的能量收集和转换方法

显得尤为重要。为此,本文提出了一种创新的能量收集方案,在振动能量收集过程中提高发电机的性能和效率。

本文的核心是开发和应用一种动态效率优化神经网络算法(DEONN)。这种基于深度学习的算法旨在优化发电机的关键组件如电枢、换向器、刷子、磁场及外壳的设计和参数,从而

提高能量转换的效率。通过实验,进一步验证了 DEONN 在预测和优化发电机效率方面的有效性,特别是在不同运行条件下的电机效率。实验结果验证了 DEONN 模型在预测电机效率方面的准确性和实用性,为发电机参数和性能的优化提供了重要的指导。

1 国内外研究综述 (Review of domestic and international research)

在能量收集和转换领域,近年来的研究重点是提高技术的效率和适应性。PARINOV 等^[2]强调了利用压电材料和微型发电机在振动能量收集中的局限性,特别是在效率和环境适应性方面。随着深度学习和人工智能的发展,杨俊杰等^[3]展示了通过集成机器学习算法如多层感知器(MLP)和深度神经网络(DNN),优化能量收集系统性能的新方法。谢志强等^[4]通过算法动态调整设备的关键参数,以适应不同环境和工作条件,实现了设备性能的提升。徐志刚等^[5]提出了一个基于深度学习的模型,该模型专注于发电机和压电设备的效率优化,特别是在动态效率方面的改进。崔宝珍等^[6]的研究表明,通过国际合作项目将先进技术应用于实际的能量收集系统中,可以实现更有效的能源管理和环境可持续性。这些研究不仅提供了对现有技术的重要改进,还为未来的能量收集方法和策略提供了新的视角。VODAPALLY 等^[7]探讨了太阳能光伏技术的进步,尤其关注提高光伏电池效率和降低制造成本。吴柏慧等^[8]通过改进能量收集装置中的叶片形状和材料增加能量捕获效率,并降低噪音。潘海鹏等^[9]设计了一种新型水轮机,能在低水头条件下工作,扩展了水能资源的应用范围,尤其是在山区和小流域的水能开发中,提升了机械能的收集与转化效率。尽管这些研究致力于提高能量收集和转换的效率,但在实际应用中可能仍面临效率不足或对特定环境适应性不强的问题,特别是在复杂或极端环境中,现有技术可能无法达到最优性能。

2 创新能量收集方案 (Innovative energy collection solution)

2.1 能量收集流程

为了捕获和储存能量收集装置产生的电能,需要使用发电机和压电材料。发电机能将机械能转化为电能,发电机由旋转的磁铁和静态的线圈构成,当磁铁在线圈内旋转时,就会产生电流。电能可以储存在电池中或为小型电子设备供电。这一方案提供了一种可持续且便携的电源解决方案,特别适用于传统电源接入有限的情况。运动能量转换流程图如图 1 所示。

2.2 发电机内部参数的动态优化

在发电机的设计和运作中,每个组件的性能都会对发电机的整体效率产生重要影响。以下是发电机内部的关键组件及其优化潜力。

电枢:作为发电机的核心部分,电枢的设计是影响发电效率的关键因素。优化电枢涉及线圈的数量、排列方式及选择更合适的材料,可以提高电磁感应效率。

换向器:换向器的设计是影响电流稳定性和效率的关键因素。通过优化换向器的材料和结构,可以减少能量损失并提高

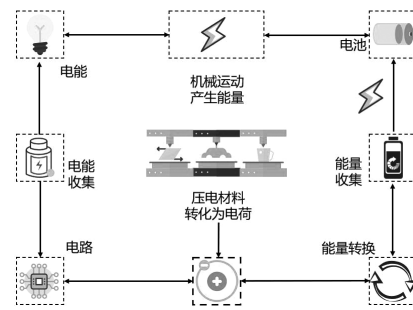


图 1 运动能量转换流程图

Fig. 1 Flowchart of motion energy conversion

电流的质量。

刷子:刷子作为电枢和外部电路的连接点,其材料和接触效率对电能的传输至关重要。优化刷子可以减少接触电阻,提高电能转移效率。

磁场:磁场的强度和均匀性直接影响电能的产生。通过选择适合的永磁体或电磁铁,可以优化磁场,从而提高发电效率。

外壳:外壳主要起保护作用,外壳的设计需要考虑其散热性和维护便利性,以提高整机的稳定性和耐用性。

在发电机的实际应用中,以上组件的参数可以通过 DEONN 进行调整和优化。DEONN 通过分析和模拟不同参数组合下的效率,指导设计和运营决策,从而最大限度地提升发电机效率。当电枢旋转时,它在变化的磁场中感应电流,通过算法优化的换向器和刷子将感应电流有效地传输到外部电路,确保机械能高效转化为电能。图 2 展现了经过优化的发电机的工作原理及其关键组件。

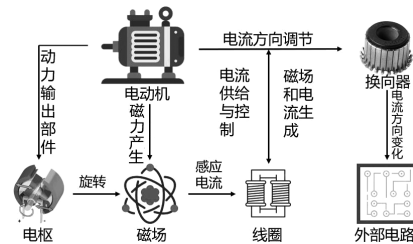


图 2 发电机的工作原理及其关键组件

Fig. 2 Working principle and key components of the generator

3 动态效率优化神经网络算法 (Dynamic efficiency optimization Neural Network algorithm)

3.1 DEONN 概述

为了在能量收集装置中提高能量收集效率,本文提出了 DEONN,它是基于深度学习算法设计的,旨在提高能量转换设备的效率,特别是其收集振动能量的效率。该算法结合了多层感知器(MLP)架构,专门用于处理和优化复杂的能量转换过程。

在数据处理方面,DEONN 接收来自振动能量收集设备的多维输入数据,这些数据可能包括设备的运行参数,如振动频率、振幅、材料特性等。在效率优化方面,DEONN 通过对这些参数的深入分析,智能地学习如何提高能量转换的效率。这涉及预测和调整不同参数下的能量收集效果。

DEONN 特别适用于振动能量收集领域,例如收集汽车行驶过高架桥桥面时产生的振动能量。DEONN 能优化压电材料或微型发电机的性能,最大限度地 将振动能转换为电能。DEONN 能分析振动能量收集设备的运行参数,可以自动调整参数使设备获得最佳的能量转换效率。

3.2 DEONN 在能量收集中的应用

在本文中,DEONN 主要通过深度学习方法优化能量转换设备(如产生机械能的装置)和发电机的效率。结合前向传播、成本函数优化和反向传播技术,对发电机的运行参数进行智能分析和效率预测。DEONN 流程图如图 3 所示。

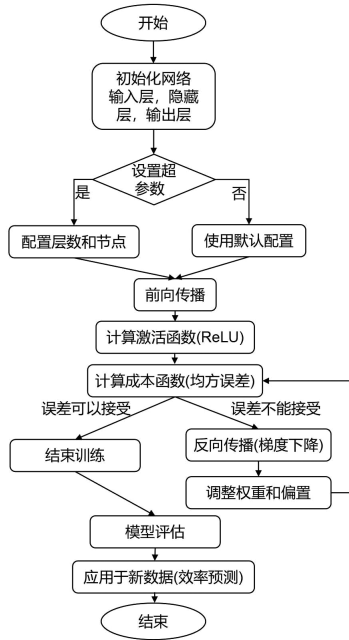


图 3 DEONN 流程图

Fig. 3 The flowchart of DEONN

(1) 神经网络架构

输入层: n 个节点(对应于发电机的 n 个运行参数)。

隐藏层: L 层, 每层有 m_l 个节点。

输出层: 1 个节点(输出预测的效率值)。

(2) 前向传播

第 l 层的激活值:

$$a^{[l]} = g^{[l]}(W^{[l]}a^{[l-1]} + b^{[l]}) \quad (1)$$

(3) 激活函数

将 ReLU 函数用于隐藏层:

$$g^{[l]}(z) = \max(0, z) \quad (2)$$

(4) 成本函数(均方误差)

优化目标是减少预测效率和实际效率之间的差异:

$$J(W, b) = \frac{1}{2m} \sum_{i=1}^m (y_i - \hat{y}_i)^2 \quad (3)$$

(5) 反向传播(梯度下降)

对于每一层 l , 计算成本函数 $J(W, b)$ 对 $W^{[l]}$ 和 $b^{[l]}$ 的偏导数:

$$\frac{\partial J(W, b)}{\partial W^{[l]}} = \frac{1}{m} \Delta^{[l]} a^{[l-1]T} \quad (4)$$

$$\frac{\partial J(W, b)}{\partial b^{[l]}} = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m \Delta^{[l]} \quad (5)$$

其中, $\Delta^{[l]}$ 是第 l 层的误差项。

误差项 $\Delta^{[l]}$ 的计算(链式法则):

$$\Delta^{[l]} = a^{[l]} - y \quad (6)$$

$$\Delta^{[l]} = ((W^{[l+1]})^T \Delta^{[l+1]}) \times g'^{[l]}(z^{[l]}) \quad (7)$$

其中: $\times$ 表示逐元素乘法, $g'^{[l]}$ 是 $g^{[l]}$ 的导数。

权重和偏置的更新规则(梯度下降):

$$W^{[l]} := W^{[l]} - \alpha \frac{\partial J(W, b)}{\partial W^{[l]}} \quad (8)$$

$$b^{[l]} := b^{[l]} - \alpha \frac{\partial J(W, b)}{\partial b^{[l]}} \quad (9)$$

(6) 重复训练

重复执行前向传播和反向传播, 直至成本函数 $J(W, b)$ 达到预设的最小值或者迭代次数达到上限。

4 实验与结果(Experiments and results)

本次实验的目的主要是实现 DEONN 预测不同运行条件下的电机效率。实验中构建了一个包含一个隐藏层的神经网络, 输入特征为转速、负载电阻和线圈数。通过大量实验数据的训练, 网络学习了这些特征与电机效率之间的关系。

4.1 数据采集

为了验证 DEONN 模型预测效率的准确性, 采集了一组数据, 如表 1 所示。表 1 数据反映了发电机在不同运行状态下的效率, 包含转速、负载电阻、线圈数以及相应的实测效率。

表 1 发电机各项参数实测表

Tab.1 Actual measurement table of all engine parameters

序号	转速/RPM	负载电阻/ Ω	线圈数/个	实测效率/%
1	1 400	45	18	80
2	1 500	50	20	84
3	1 600	55	22	87
4	1 700	60	24	89
5	1 800	65	26	91
...	...	...	...	...

注: 实测效率值为通过实验测定的电机效率百分比。

表 1 中, 转速代表发电机的运行速度。负载电阻代表发电机负载的电阻大小。线圈数代表发电机内部的线圈数量。实测效率代表在给定条件下预测的能量转换效率。为了评估影响电机效率的关键因素, 首先确定数据变量, 其中输出变量为电机效率, 输入变量包括转速、负载电阻和线圈数; 其次收集数据, 使用设备在实际工作环境中测量发电机的转速、负载电阻和线圈数, 同时通过功率分析仪记录发电机的实测效率。通过以上数据, 可以用表 1 的数据预测在给定条件下发电机的能量转换效率。

4.2 实验过程

根据上述数据选择表 1 中“序号 2”的数据进行计算。

(1) 输入层: 节点数量为 3 个; 对应变量为转速、负载电阻、线圈数。

(2)隐藏层:节点数量为2个;偏置为由训练过程确定的隐藏层偏置。

(3)输出层:节点数量为1个;对应变量为效率;权重为由训练过程确定的输出层权重;偏置为由训练过程确定的输出层偏置。

由训练过程确定的权重和偏置 $W^{[1]} = \begin{bmatrix} 0.01 & 0.02 & 0.03 \\ 0.04 & 0.05 & 0.06 \end{bmatrix}$,
隐藏层偏置 $b^{[1]} = \begin{bmatrix} 0.1 \\ 0.2 \end{bmatrix}$, 输出层权重 $W^{[2]} = [0.1 \quad 0.2]$, 输出层偏置 $b^{[2]} = 0.3$, 输入向量 $X = \begin{bmatrix} 1500 \\ 50 \\ 20 \end{bmatrix}$ 。

4.2.1 隐藏层的线性变换与激活及输出层的最终计算

(1)隐藏层计算

$$\begin{aligned} z^{[1]} &= \begin{bmatrix} 0.01 \times 1500 + 0.02 \times 50 + 0.03 \times 20 \\ 0.04 \times 1500 + 0.05 \times 50 + 0.06 \times 20 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 0.1 \\ 0.2 \end{bmatrix} \\ &= \begin{bmatrix} 16.6 \\ 63.7 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 0.1 \\ 0.2 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 16.7 \\ 63.9 \end{bmatrix} \end{aligned} \tag{10}$$

首先进行线性变换,将输入乘以相应的权重并加上偏差;其次将偏差值加到线性变换的结果上,有助于网络更好地适应数据;最后得到隐藏层的线性输出。

$$a^{[1]} = g^{[1]}(z^{[1]}) = \begin{bmatrix} \max(0, 16.7) \\ \max(0, 63.9) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 16.7 \\ 63.9 \end{bmatrix} \tag{11}$$

通过 ReLU 激活函数,将所有负数的输出转换为 0,保留正数值,为下一层提供非线性变换后的数据。

(2)输出层计算

$$z^{[2]} = [0.1 \quad 0.2] \begin{bmatrix} 16.7 \\ 63.9 \end{bmatrix} + 0.3 = 14.75 \tag{12}$$

在输出层再次执行线性变换,但这次使用的是隐藏层的输出作为输入,最终得到神经网络的输出。

4.2.2 预测效率

假设输出 $a^{[2]} = 14.75$ 是一个未经归一化的效率值。为了得到百分比形式的效率,可以采用归一化方法。在模型中,有效的最大输出值为 16.67(对应于100%效率),则预测的效率为 $\frac{14.75}{16.67} \times 100\% \approx 88.5\%$;其他数据不再做重复运算。

发电机各项参数预测表如表 2 所示。

表 2 发电机各项参数预测表

Tab.2 Prediction table of all engine parameters

序号	转速/RPM	负载电阻/ Ω	线圈数/个	预测效率/%
1	1 400	45	18	82
2	1 500	50	20	85
3	1 600	55	22	88
4	1 700	60	24	90
5	1 800	65	26	92
...	...	...	...	...

4.3 实验结果与分析

从表 2 中的数据可以观察到,实测效率与预测效率非常接

近,表明 DEONN 能很好地捕捉到影响效率的关键因素,对于不同的工况也能够给出接近实际情况的效率估计。

DEONN 在预测电机效率方面表现较好,并且能够为发电机的设计和性能优化提供重要的信息。然而,实测效率和预测效率也存在微小的偏差,这种偏差可能由多种因素引起,例如测量误差、环境变化、设备老化等,需要经过后续的研究进行论证。同时,为了进一步提高模型的准确性和实用性,后续实验中需要采集更多的数据和进行更多的模型迭代。

5 结论(Conclusion)

综合分析证明了本文提出的 DEONN 在振动能量收集中对电机效率预测的有效性和实用性。该算法的动态优化能力为实时应用和变化环境下的效率管理提供了强有力的工具。未来的工作将集中在进一步优化算法结构、扩展到更多应用场景以及探索算法在大规模数据集上的性能。此外,后续将研究如何将 DEONN 与现有的工业控制系统集成,以实现更广泛的能效提升。

参考文献(References)

[1] 蒲雄,王杰,王中林. 摩擦纳米发电机基础研究和科技创新进展[J]. 科技导报,2023,41(19):29-42.
[2] PARINOV I A, CHERPAKOV A V. Overview: state-of-the-art in the energy harvesting based on piezoelectric devices for last decade[J]. Symmetry,2022,14(4):765-813.
[3] 杨俊杰,徐大诚. 基于压电振动能量采集器的无线监测传感节点[J]. 压电与声光,2022,44(5):791-795,800.
[4] 谢志强,周伟,余泽睿. 动态调整设备维护开始时间的综合调度算法[J]. 机械工程学报,2021,57(4):240-246.
[5] 徐志刚,李金龙,赵祥模,等. 智能公路发展现状与关键技术[J]. 中国公路学报,2019,32(8):1-24.
[6] 崔宝珍,王浩楠,彭智慧,等. 智能轴承自供电结构设计及仿真分析[J]. 轴承,2023(1):17-22.
[7] VODAPALLY S N, ALI M H. A comprehensive review of solar photovoltaic (PV) technologies, architecture, and its applications to improved efficiency[J]. Energies,2022,16(1):319-336.
[8] 吴柏慧,李春,朱海天,等. 风力机叶片被动流动控制技术研究进展[J]. 热能动力工程,2019,34(9):24-40.
[9] 潘海鹏,吴小峰,雷美珍. 基于改进狮群算法的最大功率跟踪控制研究[J]. 软件工程,2023,26(10):5-10.

作者简介:

祁 斌(1991-),男,硕士,助教。研究领域:大数据,人工智能。
张青波(1973-),男,博士,教授。研究领域:无线通信,嵌入式系统。