[文章编号] 1003－4684(2025)05-0031-05

LCC-S 型无线电能传输系统互感与负载识别方法

常雨芳，朱禛浩，谭海东，胡 滢，黄文聪
（太阳能高效利用及储能运行控制湖北省重点实验室，湖北 武汉 430068）

[摘 要] 针对现有磁耦合谐振式无线电能传输系统互感和负载参数识别运行速度较慢、影响系统稳定运行的问题，提出了基于神经网络的 LCC-S 型 MCR-WPT 系统的参数识别方法。首先，对系统进行了建模分析，确定能够反映互感和负载变化且易于测量的特征参数——输入电流和传输距离；然后，通过 COMSOL 和 Simulink 软件获取建立模型的数据，并给出神经网络模型建立的过程；最后，调用训练好的模型对系统的互感和负载进行识别。仿真结果表明，互感与负载的识别误差在 2%左右，验证了所提方法的可行性和有效性。该方法无需改变 MCR-WPT 系统的正常工作频率，易于实现且成本较低，具有较好的应用价值。

[关键词] 无线电能传输；LCC-S 型拓扑；参数识别；神经网络
[中图分类号] TM724 [文献标识码] A

磁耦合谐振式无线电能传输（magnetically coupling resonant wireless，MCR-WPT）技术无需物理接触即可实现电能传递，受到了国内外众多学者的关注和研究[1-5]。现有 MCR-WPT 系统的参数识别存在下列不足：一是较少涉及高阶补偿结构，参数识别单一；二是部分识别方法依赖精确数学模型，导致运行时间较长；三是部分方法需要改变系统的工作频率，造成系统传输能力下降。

针对上述问题，本文提出一种基于神经网络的 LCC-S 型 MCR-WPT 系统的参数识别方法。通过对 LCC-S 型 MCR-WPT 系统进行数学建模和公式推导，确定能够反映互感和负载变化的特征参数。为避免模型过拟合，对特征进行了多项式拓展，借助神经网络来确立特征参数与互感、负载电阻的关系。在 Keras 框架下对神经网络模型进行训练，并对互感和负载进行实时识别。仿真和试验验证方法的可行性和有效性。

1 LCC-S 型 MCR-WPT 系统建模分析

LCC-S 型 MCR-WPT 系统具有发射侧恒流、接收侧恒压的传输特性[6]。LCC-S 型 MCR-WPT 系统的电路如图 1 所示。

图 1 中，U_1 为高频逆变后的交流电压源，其频率为 ω；I_{in} 为系统的输入电流；L_f、C_f 分别为发射侧的补偿电感和补偿电容；C_1 为发射侧谐振电容；L_1、R_1 分别为发射线圈的自感和内阻；I_1 为流经发射线圈的电流；M 是发射线圈和接收线圈之间的互感；L_2、R_2 分别为接收线圈的自感和内阻；C_2 为接收侧谐振电容；R_L 为整流桥与负载的等效电阻之和；U_o 为接收侧的输出电压。

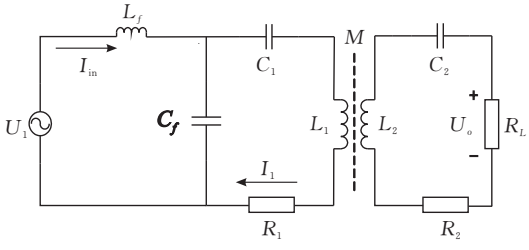

图 1 LCC-S 型 MCR-WPT 系统的电路

当系统处于完全谐振的状态时，对电路应用基尔霍夫电压定律（KVL）可得：

$$\begin{bmatrix} Z_{Lf} & Z_1 & Z_M \\ -Z_{Cf} & Z_1+Z_{Cf} & Z_M \\ 0 & Z_M & Z_2 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} I_{in} \\ I_1 \\ I_2 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} U_1 \\ 0 \\ 0 \end{bmatrix} \tag{1}$$

式中的变量定义如下：

$$\begin{cases} Z_{Lf} = j\omega L_f \\ Z_{Cf} = \dfrac{1}{j\omega C_f} \\ Z_1 = R_1 + j\omega L_1 + \dfrac{1}{j\omega C_1} \\ Z_M = j\omega M \\ Z_2 = R_2 + R_L + j\omega L_2 + \dfrac{1}{j\omega C_2} \end{cases} \tag{2}$$

系统谐振条件满足以下公式：

[收稿日期] 2023－03－10
[基金项目] 南方电网公司无线传能联合实验室开放基金项目（GXKJXM20210149）；襄阳湖北工业大学产业研究院项目（XYYJ2022C03）
[第一作者] 常雨芳（1980－），女，山西阳城人，工学博士，湖北工业大学教授，研究方向为电力电子与电力传动技术。

$$\frac{1}{\omega^2}=(L_1-L_f)C_1=L_fC_f=L_2C_2 \tag{3}$$

将式(3)带入式(1)可得：

$$\begin{cases} I_{in}=\dfrac{j\omega M^2U_1-R_1C_fU_1(R_2+R_L)}{(R_2+R_L)L_f} \\ I_1=\dfrac{jU_1}{\omega L_f}=j\omega C_fU_1 \\ U_o=\dfrac{MU_1R_L}{(R_2+R_L)L_f}\approx\dfrac{MU_1}{L_f} \end{cases} \tag{4}$$

由式(4)可知，输入电流 I_{in} 与互感 M 和接收侧负载 R_L 有关；接收侧输出电压 U_o 受到互感、输入电压和补偿电感的影响。由此可知，系统输出特性主要受到负载和互感变化的影响。

假设两个线圈相对平行，且线圈的线径、尺寸一定时，互感仅与传输距离和偏移距离有关。因此本文可以通过获取系统的输入电流 I_{in} 和传输距离 h 来识别互感和负载的值，满足函数关系式：

$$(M,R_L)=f(h,I_{in}) \tag{5}$$

因为神经网络具有较强非线性逼近能力和较强的自主学习能力，本文借助现有的深度学习框架，建立神经网络模型对式(5)进行近似求解。

2 基于神经网络的识别模型建立

2.1 数据集的获取

本文采用 COMSOL 与 Simulink 联合仿真来获取神经网络模型所需的数据集。其仿真的主要参数如表 1 所示。

表 1 COMSOL 仿真参数

参数/单位	参数值
工作频率/kHz	85
导线线径/mm	3
发射线圈匝数	16.5
接收线圈匝数	16.5
传输距离 H/cm	5—25
偏移距离 d/cm	0—10
发射线圈内圆半径/cm	10.2
接收线圈内圆半径/cm	10.2

在 COMSOL 中对传输距离和偏移距离进行参数化扫描，获得了 231 组不同条件下的互感 M。互感值与传输距离和偏移距离间的关系如图 2 所示。由图 2 可知，随着传输距离和偏移距离的不断增大，线圈的互感值在不断减小。

在得到不同偏移情况下的线圈互感后，在 Simulink中搭建图 1 的电路仿真模型。模型中的主要参数为：$L_f=33\ \mu H$、$C_f=100\ nF$、$C_1=47\ nF$、$C_2=33\ nF$、$R_L=5\ \Omega$。为了获得足够多数据量来训练模型，负载 R_L 以 5 Ω 的步长在 5—50 Ω 范围内变化，对互感的 231 组数据进行拓展，得到 2310 组数据的数据集。

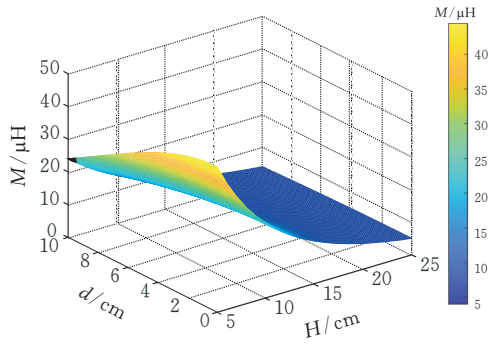

图 2 互感值与传输距离和偏移距离间的关系

2.2 神经网络模型的搭建

本文对输入电流 I_{in} 和传输距离 h 进行了特征拓展，得到了 I_{in}、h、I_{in}^2、$I_{in}\times h$、h^2 共五个特征。为了保证神经网络模型精度，需要确定隐含层数及其神经元的数量。复数隐含层更有利于神经网络模型对非线性函数的拟合。因此，本文采用包含三个隐含层的全连接神经网络模型，兼顾拟合精度的同事，避免了过拟合问题。

隐含层神经元的数量通常由如下公式确定：

$$N_h=\frac{N_s}{(\alpha*(N_i+N_o))} \tag{6}$$

式中，N_i 是输入层神经元个数；N_o 是输出层神经元个数；N_S 是训练集的样本数；α 是自定义的任意值变量，通常范围可取 2—10。

将 2310 组数据构成的数据集随机划分成 5 份，选择其中 4 份当作训练集，共 1848 组数据。由此可确定隐含层神经元的数量在 31 至 154 之间。

选用均方误差(MSE)作为模型的损失函数；隐含层的非线性激活函数采用 ELU 函数，其表达式如下：

$$f(x)=\begin{cases} x & ,x>0 \\ e^x-1 & ,x\leqslant 0 \end{cases} \tag{7}$$

通过遍历寻优，确定最优的隐含层神经元数量为 64，并搭建神经网络模型，如图 3 所示。

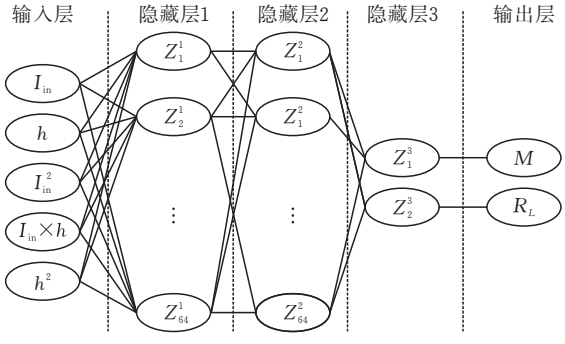

图 3 互感和负载参数识别模型

在图 3 中，隐含层 1 可以表示为：

$$T^1=[I_{in}hI_{in}^2I_{in}\times hh^2]\,\boldsymbol{\omega}_1+\boldsymbol{b}_1 \tag{8}$$

式中，T^1是隐含层 1 的中间变量；$\boldsymbol{\omega}_1$和$\boldsymbol{b}_1$分别是隐含层 1 的权重矩阵和偏置矩阵。

将中间变量的每一个元素代入式(7)，可得到隐含层的输出矩阵 $\boldsymbol{Z}^1$：

$$\boldsymbol{Z}_i^1 = \begin{cases} T_i^1, T_i^1 > 0 \\ e^{T_i^1} - 1, T_i^1 \leqslant 0 \end{cases} \tag{9}$$

式中，T_i^1 为隐含层 1 的第 i 个神经元的中间变量；Z_i^1 为隐含层 1 的输出的第 i 个元素。

根据规律，可以得到 T^2、Z^2、T^3、Z^3的表达式，推导可知互感值与负载的表达式：

$$R_L = \begin{cases} T_2^3, T_2^3 > 0 \\ e^{T_2^3} - 1, T_2^3 \leqslant 0 \end{cases} \tag{10}$$

$$M = \begin{cases} T_1^3, T_1^3 > 0 \\ e^{T_1^3} - 1, T_1^3 \leqslant 0 \end{cases} \tag{11}$$

利用随机梯度下降(SGD)优化器对模型中参数进行寻优，神经网络模型 MSE 收敛结果如图 4 所示。由图 4 可知，该模型在测试集和训练集上的拟合效果均良好，变化趋势基本一致，迭代约 600 次后开始收敛。

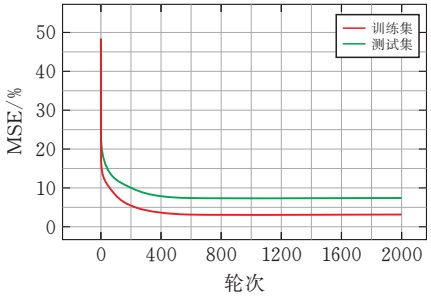

图 4　神经网络模型 MSE 收敛结果

3　仿真验证

为了证明本文识别模型的可行性，本文搭建了 LCC-S 型 MCR-WPT 系统的 Simulink 仿真模型进行验证，系统参数与表 1 一致。在 MATLAB 中导入训练好的神经网络模型后，本文在传输距离 5～25 cm 及负载 5～50 Ω 的变化范围内选取 10 组不同情况进行验证，如表 2 所示。

表 2　10 次仿真验证的相关参数

序号	传输距离/cm	偏移距离/cm	线圈互感理论值/μH	负载电阻理论值/Ω
1	5	0	44.43	5
2	5	2	43.14	10
3	10	4	19.45	15
4	10	6	17.18	20
5	15	8	10.42	25
6	15	10	9.19	30
7	20	8	6.60	35
8	20	6	7.13	40
9	25	4	4.86	45
10	25	2	4.99	50

由图 5 可知，互感值在 4.99～44.43 范围内变化时，互感和负载识别的误差在 2%左右，当互感值比较小时，误差增大至 3%，识别结果与理论值十分接近。为进一步验证模型在互感和负载变化边界情况下的识别效果，本文研究了极限情况下不同偏移情况下的参数识别效果。图 6 为极限情况下参数识别效果图。

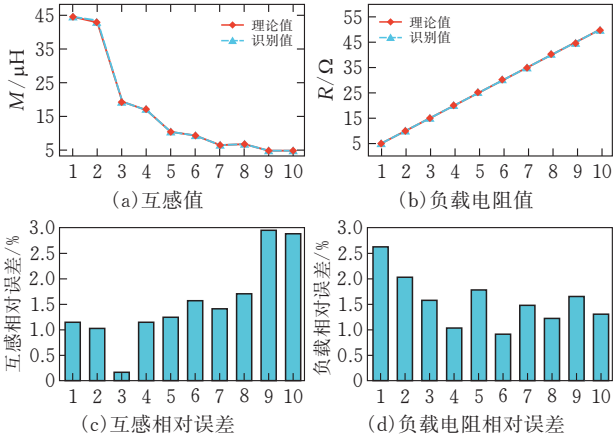

图 5　参数识别仿真验证结果

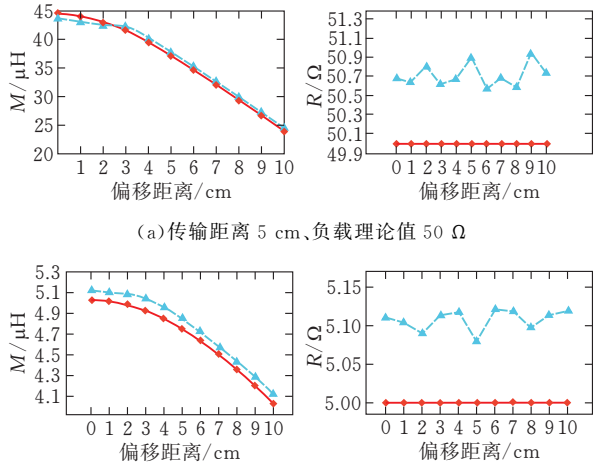

图 6　极限情况下参数识别效果

由图 6 可知，本文建立的神经网络模型可适应能力强，能适应 5～25 cm 传输距离下互感和负载参数的识别。同时对参数的极值有较好识别效果，始终能够保持较高的精度。

4　试验验证

为了进一步验证所提基于神经网络的互感和负载识别方法，本文搭建了 LCC-S 型 MCR-WPT 系统试验模型，如图 7 所示。试验参数同上述仿真模型，试验仪器如表 3 所示。

系统控制器采用了性能较强的 STM32F407ZGT6，该型号主频高达 168 MHz 并拥有 1 MB 的 Flash。

从仿真数据集中选取 20 次数据，做参数识别试

验。可得本文 20 次试验结果如表 4 所示。

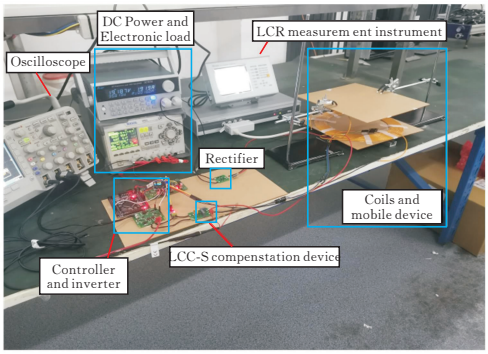

图 7 LCC-S 型 MCR-WPT 系统试验装置

表 3 试验使用的仪器及其作用

名称	作用
ACS712 电流传感器	测量输入电流
GP2D120X 红外距离传感器	测量传输距离
Chroma 11050-5M 高频 LCR 测试仪	测量线圈互感
IT8512A+直流电子负载	设定负载阻值

从上述试验结果可以看出，互感和负载的识别值与实际值之间的最大误差在 2%。与仿真结果相比，互感和负载识别的平均误差分别上升了 0.26% 和 0.51%。仿真和试验结果基本一致，证明所提方法能够实现对 LCC-S 型 MCR-WPT 系统互感和负载的识别。

表 4 参数识别试验结果

试验次数	互感值			负载电阻值		
	实际值/μH	识别值/μH	误差/%	实际值/μΩ	识别值/μΩ	误差/%
1	47.76	47.18	1.21	5	5.08	1.66
2	47.76	46.93	1.75	15	15.41	2.75
3	47.76	46.89	1.82	25	25.44	1.77
4	47.76	46.66	2.31	35	35.66	1.89
5	47.76	46.97	1.64	45	45.87	1.94
6	28.41	28.92	1.81	25	25.68	2.70
7	28.01	28.77	2.72	25	25.57	2.30
8	26.95	27.42	1.76	25	25.49	1.96
9	25.57	26.07	1.94	25	25.46	1.83
10	24.46	24.98	2.14	25	25.43	1.73
11	22.18	22.59	1.87	25	25.31	2.37
12	24.64	25.19	2.23	10	10.14	1.42
13	20.89	21.22	1.60	20	20.48	2.42
14	19.14	19.48	1.79	30	30.49	1.64
15	7.07	7.08	0.15	35	35.64	1.83
16	6.03	6.13	1.62	40	40.79	1.98
17	5.78	5.91	2.27	50	51.27	2.55
18	5.32	5.42	1.85	5	5.12	2.37
19	4.12	4.21	2.10	10	10.18	1.76
20	4.01	4.09	1.96	15	15.27	1.83

5 参数识别算法对比

将本文提出的基于神经网络的参数识别方法与现有的其他无线电能传输系统参数识别算法进行对比分析，可以得到如表 5 所示的比较结果。

表 5 参数识别算法对比结果

文献	补偿结构	识别参数	平均相对误差
本文	LCC-S	互感、负载	负载 1.93%，互感 2.04%
[7]	LCC-S	互感	互感 5%
[8]	S/P/LCL	互感、负载	互感 4.83%，负载 4.73%
[9]	LCL-S	互感、负载	互感 3.9%，负载 9.7%
[10]	S-S	互感、负载	互感 2.95%，负载 3.7%
[11]	S-S	互感、负载	互感 7.40%，负载 3.22%

由表 5 可知，本文所提方法能够同时实现负载和互感两个参数的识别，相较于其他参数识别算法而言，具有更高的识别精度，负载识别的平均相对误差为 1.93%，互感识别的平均相对误差为 2.04%。此外，相比于文献[12]和文献[13]涉及的遗传算法和粒子群算法，本文所提识别算法无需进行迭代运算，识别速度快，识别范围广，更有利于系统的实时控制和提高控制性能。

6 结论

负载和互感的变化会显著影响 MCR-WPT 系统的传输特性，因此本文提出了基于神经网络的 LCC-S 型 MCR-WPT 系统的互感和负载识别方法，该方法仅需对系统的输入电流和传输距离加以检测，即可完成对互感和负载识别，易于实现且成本较低。仿真和试验结果均表明，本文提出的参数识别方法具有较高的精度且速度较快，能够较好地适应不同的偏移情况，具有一定的工程实用性。

[参 考 文 献]

[1] LIU F X, YANG Y, JIANG D, et al. Modeling and optimization of magnetically coupled resonant wireless power transfer system with varying spatial scales[J]. IEEE Transactions on Power Electronics, 2017, 32(04): 3240-3250.

[2] LIU F X, DING D, FU X W, et al. Parametric optimization of a three-phase MCR WPT system with cylinder-shaped coils oriented by soft-switching range and stable output power[J]. IEEE Transactions on Power Electronics, 2020, 35(01): 1036-1044.

[3] QING X, SU Y, HU A P, et al. Dual－loop control method for CPT system under coupling misalignments and load variations[J]. IEEE Journal of Emerging and Selected Topics in Power Electronics. 2022, 10(4), 4902-4912

[4] WEI X , HOU Y , LIU Z ,et al. A novel dual-load wireless power transfer system applied to electric vehicles and its characteristics analysis[J]. Energy Reports,2022, 8: 863-871.

[5] 贾金亮，闫晓强. 磁耦合谐振式无线电能传输特性研究动态[J]. 电工技术学报，2020，35(20)：4217-4231.

[6] GAO T, WANG X, JIANG L R, et al. Research on power distribution in multiple-input multiple-output magnetic coupling resonance wireless power transfer system[J], Electrical Engineering, 2021, 103(06): 3217-3224.

[7] TIAN Y, ZHU Z, TIAN J, et al. Optimization of topology parameters of electric vehicle dynamic wireless charging system based on LCC-S compensation [J]. Chinese Journal of Mechanical Engineering, 2021, 57(14): 150-159.

[8] HE H, WANG S, LIU Y, et al. Maximum efficiency tracking for dynamic WPT system based on optimal input voltage matching[J]. IEEE Access, 2020, 8: 215224-215234.

[9] LI W, WEI G, CUI C, et al. A double-side self-tuning LCC/S system using variable switched capacitor based on parameter recognition[J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2021, 68(04): 3069-3078.

[10] SU Y, CHEN L, WU X, et al. Load and mutual inductance identification from the primary side of inductive power transfer system with parallel-tuned secondary power pickup[J]. IEEE Transactions on Power Electronics, 2018, 33(11): 9952-9962.

[11] 仇逸，汪凤翔，黄卫东，等. LCL-S 型无线电能传输系统负载与互感辨识方法[J]. 福建工程学院学报，2022，20(03)：275-280.

[12] SHENG X, SHI L. Mutual inductance and load identification method for inductively coupled power transfer system based on auxiliary inverter[J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2020, 69(02):1533-1541.

[13] 苏玉刚，陈龙，吴学颖，等. 基于遗传算法的 SS 型磁耦合 WPT 系统负载与互感识别方法[J]. 电工技术学报，2018，33(18)：4199-4206.

Mutual Inductance and Load Recognition Method of LCC-S Wireless Power Transfer System

CHANG Yufang, ZHU Zhenhao, TAN haidong, HU Ying, HUANG Wencong

(*Hubei Key Laboratory for High-efficiency Utilization of Solar Energy and Operation Control of Energy Storage System*, *Wuhan* 430068, *China*)

Abstract: In view of the problems of low accuracy and slow speed in identifying the load and mutual inductance of the wireless power transfer (WPT) system, a parameter identification method based on neural network is proposed in this article. First, the easily measurable characteristic parameters, input current and transmission distance, that can reflect the load and mutual inductance are determined. The data sets of characteristic parameters are obtained by co-simulation of COMSOL and Simulink. Then, the neural network model is trained by these data sets. Finally, the trained model for identification is imported into the controller of experimental platform. The identification errors in simulation and experiment are about 2%, which verify the feasibility and effectiveness of the proposed method. Compared with other parameter identification method, the proposed method does not require iteration. The proposed method is low in cost and easy to implement, which is conductive to the engineering popularization and application.

Keywords: Wireless Power Transfer (WPT), LCC-S, Mutual Inductance Identification, Load Identification, Neural Network

[责任编校：赵　瞳]