物联网无线充电效率监测

Pengwei Yang、Amani Abusafia、Abdallah Lakhdari 和 Athman Bouguettaya 悉尼大学计算机科学学院，澳大利亚
pyan8871@uni.sydney.edu.au，{amani.abusafia,abdallah.lakhdari,athman.bouguettaya}@sydney.edu.au

arXiv:2303.05629v1 [cs.NI] 10 Mar 2023

摘要——众包无线能量是一种为附近物联网设备充电的新颖便捷方案。人们已提出多种应用，以实现点对点无线能量充电。然而，这些应用都未考虑能量无线传输的能源效率。本文提出了一种能量估算框架，用于预测实际接收能量。该框架采用两种机器学习算法，即 XGBoost 和神经网络，来估算接收能量。结果表明，在预测接收能量方面，神经网络模型优于 XGBoost。我们通过采集真实的无线能量数据集来训练和评估模型。

索引词—**无线能量、无线电力传输、能量损耗、EnergyServices、物联网、众包、机器学习、XGBoost、神经网络**

I. 引言

物联网 *(IoT)*是一种范式，使日常物品（即事物）能够连接到互联网并交换数据。物联网设备（如智能手机和可穿戴设备）通常具备增强的功能，包括感知、联网和处理 [1]。这些先进功能会导致能源消耗增加，因此需要更长的电池续航时间 [2]。另一方面，提高物联网设备的电池容量面临多项挑战，包括安全性、重量、成本和回收 [3]。此外，由于物联网用户流动性较高，充电线或充电宝等传统充电方式并不方便 [4]。因此，无线充电成为提升电池续航能力的有效解决方案 [5] [6]。

无线充电技术的最新进展使物联网设备之间能够进行点对点无线能量传输 [7]。例如，Energous 开发了一项技术，可在最远 4.5 米的距离内实现无线充电[1]。近期，有人提出了一种框架，以便在物联网设备之间提供无线能量共享服务 [8] [9]。该框架通过众包方式，将附近物联网设备的能量作为能源服务提供。能源即服务（*EaaS*）指的是将能量从一台物联网设备（例如，太阳能智能手表）无线传输到附近的另一台物联网设备（例如，智能手机）[7]。提供能量的物联网设备称为能源提供者。同样，接收能量的物联网设备称为能源消费者。能源提供者（例如智能纺织品或太阳能手表）可以从自然资源（例如体热或身体活动）中采集能量 [10] [11] [12]。例如，PowerWalk 动能采集器可产生

[1]www.energous.com

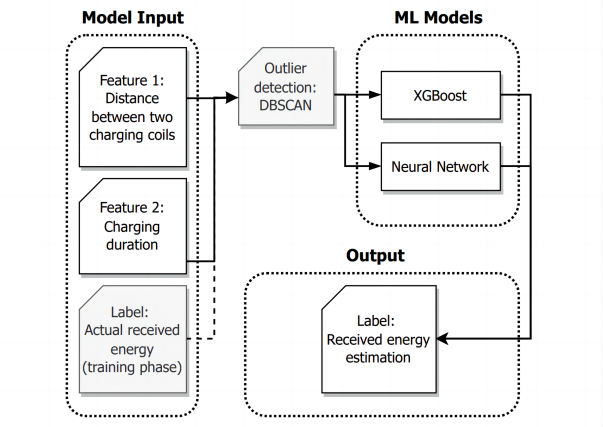


图 1. 无线能量估算框架

10–12 瓦特的移动电力[2]。采集的剩余能量可以作为服务共享给附近的物联网设备。

近期，一些研究首次开发了若干移动应用，旨在实现点对点无线能源服务 [7] [13]。这些应用允许智能手机按能量大小（例如 1000 毫安时）或按时间（例如充电 10 分钟）向附近的智能手机请求能源服务。然而，据我们所知，现有应用均未考虑传输能量时产生的能量损耗 [8] [9]。例如，如果能量接收方请求 200 毫安时的能量，那么根据所用技术和能量传输距离，其中一部分能量会在传输过程中损耗 [5]。因此，能量接收方实际收到的能量会少于请求量。为此，我们扩展了 [7] 和 [13] 的工作，通过构建无线传输能量估算框架来监测物联网无线充电的效率。我们的框架用于估算能量接收方实际接收到的能量。该框架采用两种机器学习模型，即 XGBoost 和神经网络，来估算实际接收能量。这两种模型在估算接收能量时都会考虑两个特征：（1）设备之间的距离；（2）能量传输的持续时间。我们考虑这些特征，是因为不同的距离和持续时间会影响无线能量传输 [13]。

II. 无线能量估算框架

我们的无线能量估算框架如图1所示。具体而言，该框架包含四个步骤：

[2]www.bionic-power.com



图 2. 用于数据收集的硬件实验设置

1) 无线能量传输数据集收集： 我们收集真实的无线能量传输数据集，以训练机器学习模型。数据由 [13]开发的应用程序收集。该应用程序允许能量接收方通过蓝牙连接到能量提供方，然后按能量大小或时间请求能量。该应用程序还会监控能量接收方与能量提供方之间的能量共享过程，并以特定时间间隔（mt）记录双方的电池电量，例如每5秒记录一次。监控时间间隔 mt的粒度由能量接收方选择。较短的时间间隔能够更详细地记录能量接收方和能量提供方的电池电量。此外，系统使用时间戳同步能量提供方与能量接收方之间能量传输的监控和记录。能量共享过程完成后，收集到的监控数据将上传至云端。当前版本的能量共享应用程序支持一对一能量传输模式，即一名单独的 能源提供者只能向一名单独的 能源消费者传输能量。

在实验中，我们使用 Google Pixel 5 智能手机作为能量提供方，使用 Google Pixel 3 作为能量接收方。我们将能量接收方和能量提供方都连接到无线充电线圈上（见图 2 ）。此外，为了获得准确的结果，所有实验均在实验室中进行，温度约为 20 摄氏度。我们还使用前面提到的应用按时间请求能量。我们将充电时长设为 30 分钟，监测间隔 mt 设为 1 分钟。为了在两个线圈之间以不同距离进行无线充电，我们制作了一个滑动装置（见图 2）。用户可以使用我们的装置，在不同距离下无线共享能量。在实验中，我们收集了不同距离下的数据集，即 1 cm、1.5 cm 和 2 cm。随后，我们在每个距离下重复实验五次。因此，我们总共获得了 450 个数据点（即 $5\times30\times3$）。总之，收集的数据集包含五个属性：(1) 两个线圈之间的距离；(2) 充电时长；以及 (3) 能量接收方和能量提供方的电池电量，每隔 mt 时间间隔记录一次，单位为毫安时和百分比。在实验中， mt为 1 分钟。

2) 特征选择： 在我们的实验中，我们考察能量接收方实际接收的能量。因此，我们选择以下属性来训练模型：(1) 充电时长；(2) 能量接收方在各个时刻的电池电量；(3) 充电线圈之间的距离。收集到的数据集如图 3(A) 所示。在训练模型时，我们使用实际接收能量作为标签，而将另外两个变量作为选定特征。因此，我们将预测接收能量这一目标转化为一个回归机器学习问题。

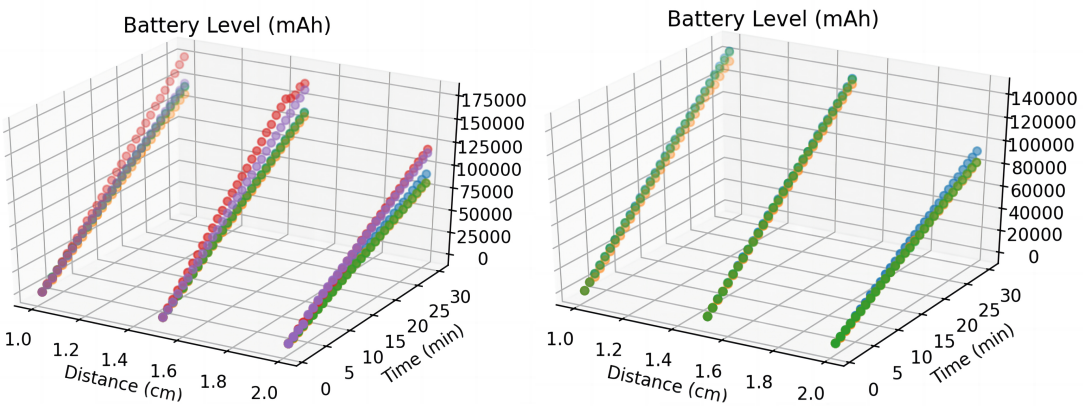
3) 异常值检测： 收集的数据集中存在一些异常的充电电池电量，导致部分数据点远离大多数数据点（见图 3(A)）。由于我们使用均方根误差（RMSE）作为评估指标，且 RMSE 对异常值较为敏感[14], ，因此我们采用一种异常值检测技术，即基于密度的含噪声应用空间聚类（DBSCAN） [15],, 以检测异常值。与能够检测高于或低于某个阈值（极值）的异常点的统计方法不同，DBSCAN 能够发现出现频率较低的数据（即检测密度较低的异常点） [16]。此外，无线充电过程中出现错误的可能性较低，但此类错误可能导致能量接收方的电池电量出现异常值。因此，这些异常数据点的密度低于正常数据点。基于此，我们使用 DBSCAN 检测异常的电池电量值。如前所述，充电错误可能导致电池电量异常上升。因此，通过关注充电过程后能量接收方电池电量的增加，问题可简化为两个维度：两个充电线圈之间的距离，以及电池电量的增加。图 3(B) 展示了剔除异常值后的训练数据集，其中共包含 270 个数据点。此外，在将数据输入模型之前，我们将所有目标值（即能量接收方的电池电量）除以 1000，以降低计算复杂度。因此，在我们的框架中，电池电量的单位由毫安时（mAh）转换为安培时（Ah）。

4) 能量估算模型训练： 我们采用一种传统的机器学习方法——极端梯度提升（XGBoost）作为基线方法 [17]。XGBoost 算法是一种用于集成学习的基于提升的方法。在我们的 XGBoost 模型中，我们使用 Scikit-learn 中的网格搜索方法来选择最优超参数 [18]。

此外，我们还使用神经网络作为第二种模型。由于数据分布并不特别复杂，我们构建了一个包含三个隐藏层的简单多层感知器，作为神经网络模型。由于我们有两个输入特征，即充电线圈之间的距离和充电时长，因此将输入层的神经元数量设为两个。此外，由于这是一个回归机器学习问题，我们将输出层的神经元数量设为一个。神经网络模型的结果是一个数值，表示对能量接收方电池电量增幅的估算。

III. 评估

由于我们的能量估算是一个回归问题，最直接的方法是计算预测的电池电量增幅与实际电池电量增幅之间的绝对差值 [14]。本文采用一种常用于回归问题的评估指标，即均方根误差（RMSE）（见公式 1）。分子表示每个



(A) Original datasets (B) Datasets after outliers removel

图3. 训练数据集可视化

数据点的预测值与真实值之差的平方和，分母则表示输入数据的数量。

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum(\hat{y}_i - y_i)^2}{n}} \quad (1)$$

通过十折交叉验证计算 XGBoost 和神经网络模型的均方根误差。图4展示了这两种模型性能的比较。与 XGBoost 模型相比，神经网络模型有效降低了均方根误差。

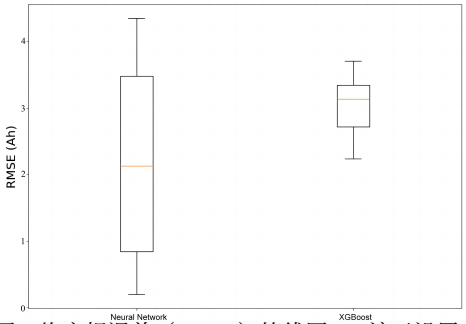


图4. 均方根误差（RMSE）箱线图 IV. 演示设置

在 PERCOM 2023 上，我们将演示两个智能手机在不同距离下进行无线能量共享的真实案例。在此案例中，我们使用近场无线充电（即电感耦合无线技术）。电感耦合装置由两个线圈组成，并通过磁场传输电能（见图2）。我们将使用 Google Pixel 5 智能手机作为能量提供方，使用 Google Pixel 3 作为能量接收方。我们将能量接收方和能量提供方都连接到无线充电线圈，然后运行一个与第 II 节中前述场景类似的案例。此外，感兴趣的参观者还可以使用我们的移动应用程序创建能量请求。他们也可以尝试线圈之间的不同距离。此外，我们将播放一段视频，展示如何使用设备和应用程序实时请求、接收和监控整个能量共享过程。视频地址：youtu.be/8cYG6jscivE

V. 结论与未来工作

本文介绍了我们的无线能量估算框架。该框架能够估算实际接收的能量，并考虑无线能量传输过程中产生的能量损耗。实验结果表明，神经网络模型优于 XGBoost 模型。未来，我们计划研究不同线圈对能量传输的影响。

致谢

本研究部分得益于澳大利亚研究委员会资助项目 LE220100078。本文所述观点仅由作者负责。

参考文献

[1] A. Whitmore 等，“物联网——主题与趋势综述”，《Information Systems Frontiers》，第 17 卷，第 2 期，第 261–274 页，2015 年。[2] T. P. Raptis，“当无线众包充电遇上在线社交网络：一种由社交动机驱动的能源共享愿景”，《Online Social Networks and Media》，第 16 卷，文章编号 100069，2020 年。[3] W. Fang 等，“面向物联网设备的共振光束充电公平调度”，《IEEE IoT》，第 6 卷，第 1 期，第 641–653 页，2018 年。[4] A. Lakhdari 和 A. Bouguettaya，“面向公平的物联网能源服务众包”，载于 ICSOC，Springer，2021 年，第 351–367 页。[5] A. Dhungana 和 E. Bulut，“移动网络中的点对点能源共享：应用、挑战与未决问题”，《Ad Hoc Networks》，第 97 卷，文章编号 102029，2020 年。[6] A. Abusafia 等，“物联网能源服务中的体验质量优化”，载于 ICWS，IEEE，2022 年，第 91–96 页。[7] J. Yao 等，“无线物联网能源共享平台”，载于 PerCom Workshops，IEEE，2022 年，第 118–120 页。[8] A. Lakhdari 等，“无线能源服务众包共享”，载于 CIC，IEEE，2020 年，第 18–24 页。[9] A. Abusafia 等，“基于服务的无线能源众包”，载于 ICSOC，Springer，2022 年。[10] V. H. Tran 等，“WiWear：通过定向 WiFi 能量采集实现可穿戴传感”，载于 PerCom，IEEE，2019 年，第 1–10 页。[11] M. M. Sandhu 等，“面向无电池物联网的最优动能采集”，载于 PerCom Workshops，IEEE，2020 年，第 1–6 页。[12] A. Abusafia 等，“最大化物联网能源服务的消费者满意度”，载于 ICSOC，Springer，2022 年。[13] P. Yang 等，“迈向无线能源服务的点对点共享”，载于 ICSOC，Springer，2022 年。[14] H. Li 等，“基于全面实时使用数据预测智能手机电池续航时间”，arXiv 预印本 arXiv:1801.04069，2018 年。[15] M. Ester 等，“一种基于密度的算法，用于在含噪大型空间数据库中发现簇”，载于 KDD，第 96 卷，第 34 期，1996 年，第 226–231 页。[16] M. C.elik 等，“使用 DBSCAN 算法检测温度数据中的异常”，载于 IISA，IEEE，2011 年，第 91–95 页。[17] T. Chen 和 C. Guestrin，“XGBoost：一种可扩展的树提升系统”，载于 ACM SIGKDD，2016 年，第 785–794 页。[18] F. Pedregosa 等，“Scikit-learn：Python 中的机器学习”，《Journal of Machine Learning Research》，第 12 卷，第 2825–2830 页，2011 年。