

DOI: 10.13382/j.jemi.B2205122

结合高光谱和机器学习的无线充电金属异物检测*

田 勇^{1,2} 周曾鹏¹ 田劲东^{1,2} 胡 超³

(1. 深圳大学物理与光电工程学院 深圳 518060; 2. 人工智能与数字经济广东省实验室(深圳)深圳 518060;

3. 中兴新能源科技有限公司 深圳 518050)

摘要:金属异物侵入会造成无线充电系统效率和稳定性降低,并且可能引发安全事故,因此必须进行金属异物检测。针对现有技术存在检测盲区以及无法检测微小异物的问题,提出一种深度学习目标分割与机器学习目标分类相结合的金属异物检测方法。首先采用YOLO v3网络对充电区域RGB图像进行异物目标分割,然后通过支持向量机对各个目标区域对应的高光谱图像进行分类,最后搭建实验平台验证方法的有效性。结果表明,该方法不仅能够检测螺母和回形针等微小金属异物,而且具有检测包裹金属异物的潜能;与仅采用支持向量机进行逐像素检测相比,该方法的检测速度提升了约38.9%。

关键词:无线充电;金属异物检测;电动汽车;高光谱成像;机器学习

中图分类号: TM72; TP23 文献标识码: A 国家标准学科分类代码: 470.40

Metal object detection in wireless charging systems combining hyperspectral imaging and machine learning

Tian Yong^{1,2} Zhou Zengpeng¹ Tian Jindong^{1,2} Hu Chao³

(1. College of Physics and Optoelectronic Engineering, Shenzhen University, Shenzhen 518060, China;

2. Guangdong Laboratory of Artificial Intelligence and Digital Economy (SZ), Shenzhen 518060, China;

3. ZTE New Energy Technology Co., Ltd., Shenzhen 518050, China)

Abstract: The intrusion of metal foreign objects will lower the efficiency and stability of wireless power transfer systems, even causing safety issues, thus it is extremely essential to achieve metal object detection. Aiming at the problem that existing technologies are subjected to blind-zone and cannot detect small foreign objects, a metal object detection method that combines deep learning-based object segmentation and support vector machine (SVM)-based object classification is proposed. First, object segmentation is performed using a YOLO v3 neural network based on RGB image of the charging area. Then the corresponding hyperspectral images of each object region are classified by the SVM. Finally, an experimental platform is built to verify the effectiveness of the proposed method. Results show that the proposed method not only detects tiny metal object such as a screw nut and a paper clip, but also has the potential to detect metal objects wrapped by non-metal material. Compared with the pixel-by-pixel detection using SVM alone, the proposed method improves the detection speed by about 38.9%.

Keywords: wireless charging; metal object detection; electric vehicles; hyperspectral imaging; machine learning

0 引言

随着“碳达峰”和“碳中和”目标的推进,电动汽车必将迎来更好的发展机遇。然而,目前广泛采用的有线充电方式存在操作不便、可靠性低、环境友好性差等问题,

阻碍了电动汽车的发展与应用。相比之下,无线电能传输(wireless power transfer, WPT)具有非接触、易操作、高安全等优点,得到了越来越多的关注^[1]。近年来,众多专家学者针对无线电能传输在电动汽车^[2-4]、海洋装备^[5-7]、生物医学^[8-9]等领域的应用开展了大量的研究工作。根据传输机理不同,WPT技术主要可分为磁场耦合式、电

场耦合式和电磁辐射式 3 类^[10], 其中, 磁场耦合式 (magnetic coupling WPT, MC-WPT) 技术^[11] 因具有传输效率高、充电面积大等优势, 成为了当前电动汽车无线充电的主要选择。

电动汽车无线充电系统的地面能量发射装置和车载能量接收装置之间存在一定的空气间隙, 因此充电区域容易落入一些金属异物, 如生活中常见的硬币、铁钉、螺母、回形针、易拉罐、香烟铝箔等。由于电动汽车无线充电系统功率大 (通常为千瓦级)、充电区域磁场强, 金属异物中将产生显著的涡流效应, 使金属被加热, 进而存在引发火灾的潜在风险; 另外, 金属异物的侵入也会引起系统参数发生变化, 使系统失谐, 从而降低功率传输效率^[12]。因此, 为了保证电动汽车无线充电系统能够安全、高效运行, 必须对落入充电区域的金属异物进行有效检测。现有金属异物检测 (metal object detection, MOD) 方法主要可分为 3 类^[13]: 基于系统参数的方法^[14-15]、基于波的方法^[16-17] 和基于场的方法^[18-19]。这些方法各有优缺点, 适用于不同的应用场景。基于系统参数的方法, 主要原理是 MC-WPT 系统正常工作时, 发射线圈和接收线圈与补偿网络处于谐振状态; 当耦合机构之间或周围存在金属异物后, 系统会出现谐振频率偏移、损耗功率增大、传输效率下降、发射/接收线圈品质因数降低、发射/接收线圈端电压/电流相位改变等现象。因此, 可以通过检测上述系统参数的变化来判断是否有金属异物侵入 MC-WPT 系统。例如, Jafari 等^[15] 提出通过测量原边线圈的谐振电流和谐振频率偏差来检测异物, 并且提出了一种判别机制, 可以有效区分由异物侵入和原副边线圈水平、垂直偏移所造成的参数变化。此类方法无需增加额外的传感器, 因此结构简单、成本低, 但不适用于大功率系统。基于波的方法, 通过部署距离传感器、图像传感器等额外的传感器来实现异物检测。基于距离传感器的异物检测原理是利用异物反射超声波或电磁波实现异物的探测和定位, 因此可以同时检测金属和生物体异物, 但是无法区分金属异物和生物体异物。例如, Sonnenberg

等^[17] 提出了基于红外成像的实时检测方法, 将传感器采集到的金属异物红外图像输入到自编码网络中进行特征学习, 自编码网络对含有金属异物和不含金属异物的图片进行重建, 最后通过算法计算重建后的图片与原图的差异来判断充电系统中是否存在金属异物。基于场的方法, 采用附加的感应线圈及其测量电路来探测由金属异物引起的磁场分布变化, 由此判断 WPT 系统中是否存在金属异物。例如, Jeong 等^[18] 提出了一种基于微调谐振电路和感应线圈自感变化的金属异物检测方法。该方法不受金属异物位置的影响, 可以减少检测盲区。综上, 基于波和基于场的方法虽然能够适用于不同功率等级的系统, 但均需要增加额外的传感器。基于系统参数的方法虽然简单, 无需增加额外的传感器, 但不适用于大功率系统。再者, 现有方法普遍存在的一个突出问题是对于微小尺寸的金属异物检测灵敏度低甚至无法检测。针对上述问题, 本文在前期研究工作^[20] 的基础上, 提出一种基于高光谱成像和深度学习的两步检测方法, 首先通过等效电路建模分析了金属异物对无线充电系统的影响, 随后阐述了结合 YOLO v3 深度学习网络和支持向量机实现异物分割与分类识别的原理, 最后通过实验验证了该方法的有效性。

1 金属异物及其对无线充电系统的影响

1.1 电动汽车无线充电原理及系统组成

典型的电动汽车无线电能传输 (EV-WPT) 系统组成如图 1 所示^[13], 主要包括地面端 (原边) 和车载端 (副边) 两个部分。原边通过整流滤波器、逆变器等将电网的工频电压转换成高频电压, 再经由谐振补偿网络注入到地面发射线圈; 地面发射线圈再通过其产生的高频交变磁场将能量耦合到车载接收线圈, 再通过车载端的整流滤波器、DC/DC 变换器等转换成满足电池充电要求的直流电压, 最终完成无线充电功能。

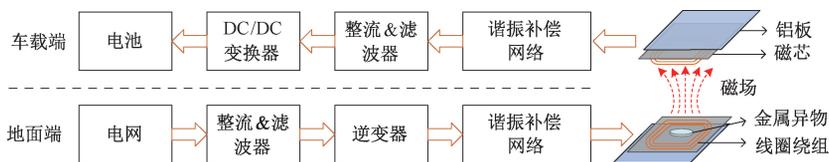


图 1 电动汽车 WPT 系统组成

Fig. 1 Composition of electric vehicle WPT system

1.2 金属异物及其危害

在 EV-WPT 系统中, 地面发射线圈和车载接收线圈之间通常存在较大的空气间隙, 所以极有可能会各种材质的异物落入充电区域, 给充电系统带来不利影响。

在各类异物中, 尤以金属异物对充电系统造成的危害最大, 如 SAEJ2954TM 国际标准^[21] 中明确定义了回形针 (paper clip)、带有回形针的纸团 (paper stack with paper clip)、订书针 (staple)、带有订书针的纸团 (paper stack

with staple)、硬币 (coins)、易拉罐 (beverage can)、铝箔 (aluminum sheet)、金属线圈 (wire loop) 等 13 种常见的金属异物。EV-WPT 系统传输功率大 (kW 级)、磁场强,一旦有金属异物落入充电区域,则由于涡流效应,将导致金属自身温度迅速升高,从而烫伤意外接触到的生物体,甚至引发火灾,造成安全事故。

落入充电区域的金属异物在磁场的作用下,将会产生一些物理现象,进而对 MC-WPT 系统带来不良影响。目前,主要采用电导率、磁导率和介电常数 3 个参数来描述金属材料的电磁特性。其中,电导率描述材料的导电能力,磁导率描述材料的导磁能力,介电常数描述材料的极化能力。金属材料根据其磁导率的不同可以分为两类:第 1 类是铁磁性金属,其电导率和磁导率均很大,具有良好的导电和导磁性能,当其处于充电系统中时,将同时产生电涡流效应和电磁效应;第 2 类是非铁磁性金属,其电导率较大,相对磁导率约等于 1,当其处于充电系统中时,主要产生电涡流效应,磁效应则可以忽略不计。常见的铁磁性金属如铁、镍、钴等,它们具有良好的导磁能力;非铁磁性金属则为除铁和铁合金以外的金属,它们不能被磁化,代表性金属有铜、镁、铝、金、银、锌等。

1.3 金属异物对无线充电系统性能参数的影响

当金属异物侵入无线充电区域后,由于电磁感应会在金属中产生涡流效应,如图 2 所示。假设通电线圈中的电流 i_1 为逆时针方向, i_1 产生磁场 H_1 ,当有金属异物位于通电线圈上方时,其内部会产生涡流 i_2 ,并且由 i_2 产生磁场 H_2 ,这种由涡流效应产生的电流会影响充电线圈的阻抗、电感和品质因数等。不仅如此,因为金属自身存在阻抗,通过涡流后也会产生能量损耗,使得金属的温度升高。图 3(a) 是一枚螺钉、一元硬币和一把钥匙放置在电流为 25 A 的充电线圈上方 30 min 后的热成像图,图 3(b) 给出了最高温度随时间变化的曲线。从图 3 中可以看出,在 30 min 后,最高温度已经超过了 140 °C,该温度足以点燃一些低燃点的易燃物。另外,当无线充电功率增大时,温升速度和最高温度也将明显增大。

图 4 给出的是发射线圈上落入金属异物后的等效电路,其中 M 是发射线圈和金属异物之间的互感, U_{ac} 是发射线圈的高频激励电压, I_1 是发射线圈中的电流, I_2 是金属内部的涡流, R_1 和 L_1 分别为发射线圈的电阻和电感, R_2 和 L_2 分别为金属异物的电阻和电感。

当充电区域不存在金属异物时,发射线圈的阻抗可表示为:

$$Z_1 = R_1 + j\omega L_1 \tag{1}$$

式中: ω 是激励电压的角频率。

当有金属异物侵入充电区域后,发射线圈的等效阻抗变为:

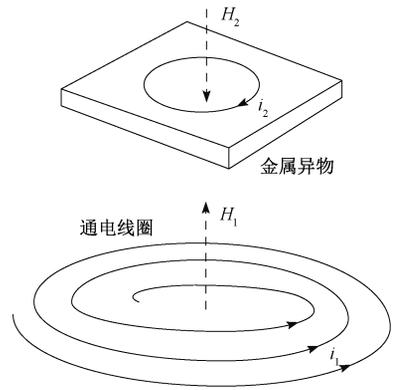
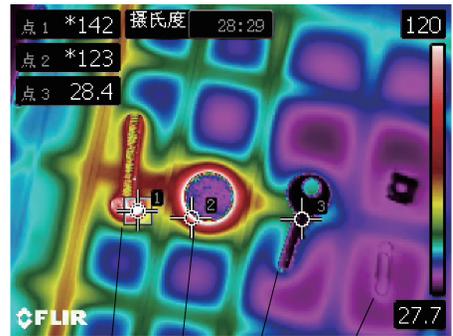


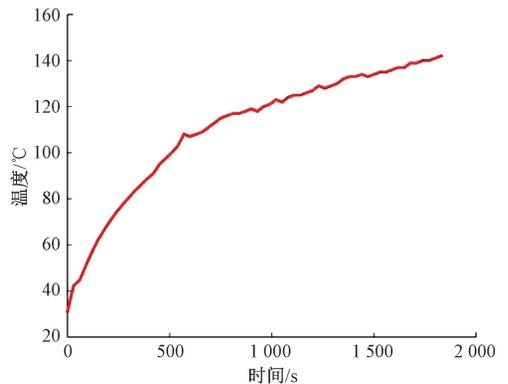
图 2 金属的涡流效应

Fig. 2 Eddy current effect of a metal



(a) 不同金属的热像图

(a) Thermal image of different metals



(b) 1元硬币的温升曲线

(b) Temperature rise curve of a CNY 1.00 coin

图 3 金属在 WPT 系统中的生热效应

Fig. 3 Thermal effect of metal objects in a WPT system

$$Z'_1 = R_1 + \frac{R_2 \omega^2 M^2}{R_2^2 + \omega^2 L_2^2} + j\omega \left(L_1 - \frac{\omega^2 M^2 L_2}{R_2^2 + \omega^2 L_2^2} \right) \tag{2}$$

由式(2)可得,等效电阻与电感分别为:

$$R'_1 = R_1 + \frac{\omega^2 M^2}{R_2^2 + \omega^2 L_2^2} R_2 \tag{3}$$

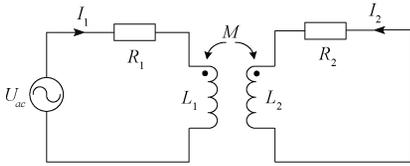


图 4 发射线圈上存在金属异物时的等效电路

Fig. 4 Equivalent circuit with a metal foreign object on the transmitting coil

$$L'_1 = L_1 - \frac{\omega^2 M^2}{R_2^2 + \omega^2 L_2^2} L_2 \quad (4)$$

金属异物内部产生的涡流 I_2 可被表示为:

$$I_2 = \frac{j\omega M I_1}{R_2 + j\omega L_2} \quad (5)$$

通过比较式(1)、(3)和(4)可知,由于涡流的产生,发射线圈的等效电阻增大,等效电感的变化情况则取决于金属异物的材质特性和激励电流频率。当异物是非铁磁性金属时,由于 L_1 不变,等效电感将会降低;当异物是铁磁性金属时,金属异物的磁化作用使得 L_1 增大,当频率较低时,此时等效电感整体会上增大,这是因为由金属磁化引起的 L_1 的增量大于式(4)中第 2 项的增量;当频率较高时, L_1 的增量比式(4)中第 2 项的增量小,所以等效电感整体会上减小。由上述分析可知,金属异物的存在会改变 WPT 系统的等效阻抗,使系统偏离正常的工作点,降低系统的充电效率和稳定性。在严重情况下,当大量的涡流经过内阻较大的金属异物时,由于欧姆损耗会产生大量的热量,存在引起燃烧的安全风险。因此,为了消除金属异物对 EV-WPT 带来的上述潜在危害,金属异物的检测至关重要,当检测到有金属异物侵入时,系统可以降低或直接关闭充电功率,以保障系统和人员安全。

2 MOD 检测方法原理

本文提出的 MOD 检测方法主要包括 3 个步骤,如图 5 所示。首先,利用高光谱相机采集原边线圈区域的高光谱图像;随后,从高光谱图像中选取 3 个波段的单通道图像组合成一张 RGB 图像,利用 YOLO v3 深度学习网络对 RGB 图像进行分割,提取出异物区域;最后,通过 SVM 对异物对应的高光谱图像区域的像素点进行分类(包括金属异物、非金属异物和疑似金属异物)。利用 YOLO^[22] 网络进行图像分割具有两方面的优势:一是可以先提取充电区域中疑似金属异物的目标区域(region of interest, ROI),之后将这些目标区域对应的高光谱图像输入到后续的 SVM 中进行目标分类,避免对整个充电区域的高光谱图像进行检测,从而提高检测速度;二是对于被非金属材料包裹或覆盖的金属异物,可以通过形状、纹

理和颜色等信息对异物进行初步判断,既充分利用了检测场景的多维度属性,又提高了检测的全面性。

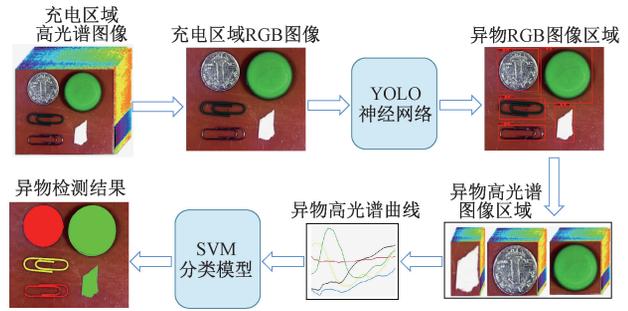


图 5 本文提出的金属异物检测方法原理

Fig. 5 Block diagram of the proposed MOD method

2.1 高光谱图像

通过采集窄波段的图像数据,高光谱成像能够同步探测目标的二维空间信息和光谱信息,最终呈现出高分辨率的连续、窄波段图像数据^[23]。高光谱成像已成功应用于遥感科学、农业生物、地质学等领域^[24-25],并取得了较好的效果。高光谱图像可以被看作是一个图像立方体,它的第 3 个维度是若干连续的光谱波段。因此,一个高光谱像素被定义为一个列向量,每个元素包含了由特定光谱波段提供的光谱信息。基于该特点,一张高光谱图像包含的通道数越多,其蕴含的光谱信息就越丰富。大多数材料均具有不同的高光谱反射率特征,基于此可以有效地对它们进行分类从而完成特定材质的鉴别。相较于非金属材料高光谱曲线的多元化,金属的高光谱曲线通常表现出单调特性。例如,铜、铝和钢的反射率高光谱曲线在 500~750 nm 波长范围内,反射率基本上呈单调递增趋势。其中,铜的斜率最大,而铝的斜率最小。受此启发,本文通过采样像素点的高光谱信息来训练 SVM 分类模型,然后利用训练好的模型自动判别无线充电区域的高光谱图像中是否存在金属异物。

2.2 YOLO 网络

1) 网络框架

本文采用 YOLOv3 作为目标检测网络,主要基于以下两点考虑:

(1) 电动汽车无线充电系统对金属异物检测的准确性和实时性有着较高的要求;

(2) 可能侵入无线充电系统的金属异物大多尺寸较小,要求深度学习网络能够对其进行精确定位。

YOLO 网络作为一阶段的检测方法,同时完成了目标的定位与分类,相比于两阶段方法,如 R-CNN、Fast R-CNN 等,检测速度更快,可以实现金属异物的快速检测;同时 YOLO 采用有助于小物体检测的多尺度预测网络,所以有助于实现微小尺寸异物检测,其实现过程如下:

①将输入图像划分为 $S \times S$ 个网格,且这些网格的面积较小,因为如果网格面积过大,可能会导致最终的目标检测框的中心点位置不在金属异物上,从而影响异物定位精度;另外,过大的网格可能会使得一个网格中包含多个异物,影响检测精度。

②上述划分的每一个网格生成 B 个锚框 (anchor box),每个锚框都会生成一个预测框。具体而言,每一个预测框会给出 5 个值,即 x, y, w, h 和置信度 $Pr(Object) \times IoU(truth \& pred)$,其中 (x, y) 是预测框的中心坐标, w 和 h 分别表示预测框的宽度和高度与图像总体宽度和高度的比值,置信度代表预测框包含目标的概率和预测该目标的准确度,如果此框所包含的网格中不存在异物,置信度就置 0。否则,置信度为真值 (ground truth) 框与预测框的交并比 (IoU),在网络训练时,有异物存在时 $Pr(Object) = 1$,否则 $Pr(Object) = 0$ 。

③每个网格预测异物属于 C 个类别的概率,因为本文对异物进行检测,所以 $C = 1$ 。随着卷积神经网络层数的增加,微小尺寸异物的语义特征在传递到深层网络时有可能会消失,导致整个网络无法检测到微小尺寸的异物。为了解决该问题,本文采用残差网络 (ResNet),将浅层神经网络的信息直接连接到深层网络,使得深层网络也能接收到微小尺寸异物的语义特征。残差块如图 6 所示,多个结构相似的残差块串联后构成残差网络。为了提高网络计算速度,卷积核对特征先进行降维再进行升维。残差网络的结构易于拓展,需要修改网络的深度和宽度时,只需改变堆叠的块数量和块内的通道数量,即可得到拥有不同精度的目标检测网络,很大程度上解决了由于网络层数过多而导致的网络退化问题。在拥有大量的训练数据时,通过逐步加深网络就可以获得更好的特征拟合能力。

由于本文研究的金属异物检测是面向汽车无线充电的实际应用场景,要求检测方法具有较高的实时性,因此采用深度可分离卷积代替标准卷积。相比于标准卷积方式,深度可分离卷积在不影响网络的特征提取能力的前提下,具有更少的计算量和参数量。在标准卷积方式中,前一层特征图的所有通道都与当前通道进行卷积操作,而在深度可分离卷积中,当前通道只与前一层特征图的对应通道进行卷积操作,其卷积核的残差块如图 6(b) 所示。

在实际的无线充电场景中,异物的尺寸具有多样性,因此要求网络能够对不同尺度的异物特征进行提取并最终完成检测。在卷积神经网络中,低层的网络主要提取具有较为精细的、更多分辨率信息的特征,如颜色、纹理和形状等;高层的网络能够提取含有高级语义信息的特征,然而这些特征较粗糙、分辨率信息不足。正因如此,低层的网络对小尺度异物的检测更加准确,反之,高层的

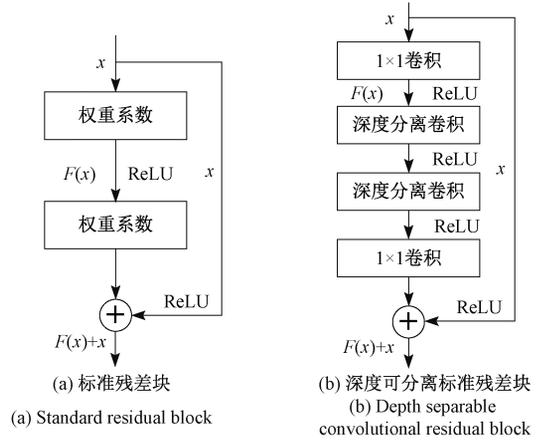


图 6 残差块

Fig. 6 Residual blocks

网络对大尺度异物的检测更加准确。为了保证网络能够检测不同尺度的异物,本文采用多尺度的预测网络,如图 7 所示。由于最终需要在 2 个输出层上进行异物检测,所以将网格尺寸 $S \times S$ 设置为 13×13 和 26×26 。两张特征图上的每一个像素点都映射到原输入图像中,在输入图像中生成 3 种不同尺寸的边界框,因此,两张不同尺度的特征图总共将生成 6 种不同尺寸的边界框。

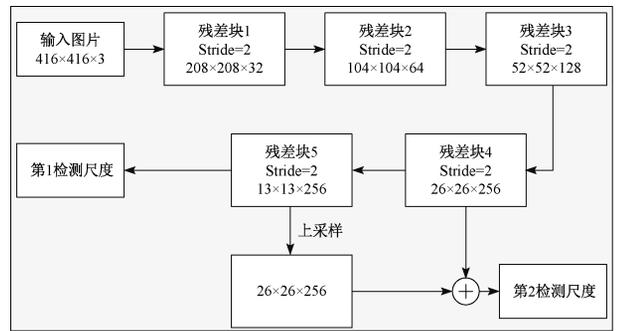


图 7 多尺度目标检测网络框架

Fig. 7 Framework of the multi-scale object detection network

2) 损失函数

本文采用的损失函数主要由目标位置损失、目标分类损失和目标置信度损失 3 个部分构成^[23],即:

$$\begin{aligned}
 Loss = & \lambda_{coord} \sum_{i=0}^{S \times S} \sum_{j=0}^M I_{ij}^{obj} [(x_i^j - \hat{x}_i^j)^2 + (y_i^j - \hat{y}_i^j)^2] + \\
 & \lambda_{coord} \sum_{i=0}^{S \times S} \sum_{j=0}^M I_{ij}^{obj} [(\sqrt{w_i} - \sqrt{\hat{w}_i})^2 + (\sqrt{h_i} - \sqrt{\hat{h}_i})^2] - \\
 & \sum_{i=0}^{S \times S} \sum_{j=0}^M I_{ij}^{obj} [\hat{C}_i^j \log(C_i^j) + (1 - \hat{C}_i^j) \log(1 - C_i^j)] - \\
 & \lambda_{noobj} \sum_{i=0}^{S \times S} \sum_{j=0}^M I_{ij}^{noobj} [\hat{C}_i^j \log(C_i^j) + (1 - \hat{C}_i^j) \log(1 - C_i^j)] - \\
 & \sum_{i=0}^{S \times S} \sum_{c \in classes} I_{ij}^{obj} [\hat{P}_{i,c}^j \log(P_{i,c}^j) + (1 - \hat{P}_{i,c}^j) \log(1 - P_{i,c}^j)] \quad (6)
 \end{aligned}$$

式中: (x'_i, y'_i) 是网络生成的预测框中心坐标, (\hat{x}'_i, \hat{y}'_i) 是标记预测框的中心坐标, I_{ij}^{obj} 表示该锚框是否负责预测某类目标物体, 如果该锚框负责预测该类目标则其大小为 1, 否则等于 0, $I_{ij}^{noobj} = 1 - I_{ij}^{obj}$; λ_{coord} 为调节系数, 用来协调不同大小的预测框对误差函数的贡献, 其大小 $\lambda_{coord} = 2 - \hat{w}'_i \hat{h}'_i$; (w'_i, h'_i) 为网络生成的预测框大小, (\hat{w}'_i, \hat{h}'_i) 是真实框的大小; C'_i 为预测框内含有目标物体的置信度, \hat{C}'_i 表示真实值, \hat{C}'_i 的取值由第 (i, j) 个预测框是否负责预测某一个目标决定, 如果负责, 那么 $\hat{C}'_i = 1$, 否则, $\hat{C}'_i = 0$; λ_{noobj} 为调节系数, 用来协调锚框并不负责该目标时置信度对误差函数的贡献, 并且考虑到大部分图像不含有待检测物体, 需要减少这部分的贡献权重, 因此本文选择 $\lambda_{noobj} = 0.5$; $P'_{i,c}$ 表示第 (i, j) 预测框中的目标属于类别 C 的概率, $\hat{P}'_{i,c}$ 表示标记框中的目标所属类别的真实值, 如果属于第 C 类, 则其值为 1, 否则为 0。

2.3 支持向量机分类模型

高光谱图像的每个像素点由若干个连续的光谱波段(通道)构成, 是一种高维的数据格式。SVM 是高维数据分类中常用的一种监督式机器学习方法^[26]。传统的分类模型先对不同类别的数据密度进行建模, 再计算一个分类平面。然而在高维空间中, 数据密度的计算会受到“维数灾难”的制约, 即当问题中需要计算向量时, 向量维数越高, 求解问题的计算量也越大, 通常呈指数倍增长。因此, 通常需要在数据分类之前通过特征选择来降低数据的维度。与之相反, SVM 通过优化过程找到形成类间边界的样本点, 继而直接得到一个分类面, 这些样本点被称为支持向量。凭借该机制, SVM 不受“维数灾难”的限制。不仅如此, SVM 使用核技巧通过非线性变换将数据映射到高维特征空间, 并尝试在此空间中找到一个线性分类的超平面。因此, 在高光谱图像分类中, SVM 可以充分利用高光谱数据的全维度信息, 而不需要进行特征选择, 最终可以使用更少的训练本来获得更高的分类精度。

高光谱图像由于其内在特性和外部环境的影响导致其线性不可分。假设有 N 个线性不可分的数据点 $x_1, \dots, x_N \in \mathbb{R}^D$, 其对应的标签是 $y_1, \dots, y_N = \pm 1$ 。通过非线性变换 φ 将输入点 $x_i (i = 1, 2, \dots, N)$ 映射到高维特征空间, 即 $z = \varphi(x_i)$ 。SVM 的目标是使用如下的广义线性模型根据这些标签将这些点分为两类:

$$g(z) = w^T z + b = 0 \quad (7)$$

式中: w 和 b 是超平面的权重因子和偏差参数。

此时, 得到的超平面具有最大的间隔(每一类中距离超平面最近的支持向量之间的距离)。权重因子 w 和偏差参数 b 需要满足如下约束条件:

$$y_i(w^T \varphi(x_i) + b) + \xi_i \geq 1 \quad (8)$$

式中: ξ_i 代表松弛变量。

基于 SVM 的分类器的目标是要找到一个最小化训练数据的平均错误误差的超平面, 如下所示:

$$\begin{cases} \min_{w, \xi_i} \left\{ \frac{1}{2} \|w\|^2 + C \sum_{i=1}^N \xi_i \right\} \\ y_i(w^T \varphi(x_i) + b) + \xi_i \geq 1 \\ \xi_i \geq 0 \quad \forall i \in \{1, \dots, N\} \end{cases} \quad (9)$$

式中: C 是正则化参数(惩罚系数), 表示 SVM 对错分样本的惩罚程度。

对式(9)进行拉格朗日乘数法运算, 可得到:

$$L_p = \frac{1}{2} \|w\|^2 + C \sum_{i=1}^N \xi_i - \sum_{i=1}^N \alpha_i [y_i(w^T \cdot \varphi(x_i) + b) - 1 + \xi_i] - \sum_{i=1}^N \mu_i \xi_i \quad (10)$$

式中: α_i 和 μ_i 是拉格朗日系数。

对式(10)分别求 w , b 和 ξ_i 的偏导数并令其等于 0, 可得:

$$\begin{cases} \frac{\partial L_p}{\partial w} = 0 \Rightarrow w = \sum_{i=1}^N \alpha_i y_i \varphi(x_i) \\ \frac{\partial L_p}{\partial b} = 0 \Rightarrow \sum_{i=1}^N \alpha_i y_i = 0 \\ \frac{\partial L_p}{\partial \xi_i} = 0 \Rightarrow C = \alpha_i + \mu_i \end{cases} \quad (11)$$

将式(11)代入式(10)后, 式(9)的凸优化问题将转换为如下的对偶形式:

$$\begin{aligned} & \text{maximize} \sum_{i=1}^N \alpha_i - \frac{1}{2} \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N \alpha_i \alpha_j y_i y_j k(x_i, x_j) \\ & \text{subject to } 0 \leq \alpha_i \leq C \quad \forall i \text{ and } \sum_{i=1}^N \alpha_i y_i = 0 \end{aligned} \quad (12)$$

式中: $k(x_i, x_j) = \varphi(x_i) \cdot \varphi(x_j)$ 是核函数。

使用核函数的原因是当数据点被映射到高维特征空间后, 内积 $\varphi(x_i) \cdot \varphi(x_j)$ 依旧在原始的低维空间中计算, 这种方法极大地减少了运算量。本文中采用式(13)所示的高斯核函数, 因为它能够在使用较少参数的情况下取得较好的效果。

$$k(x_i, x_j) = \exp\left(-\frac{\|x_i - x_j\|^2}{2\sigma^2}\right) \quad (13)$$

对于一个新的测试点, 其所属类别可以通过判断其在超平面的哪一侧来决定, 决策函数如下:

$$f(x) = \text{sgn}(g(x)) = \text{sgn}\left(\sum_{i=1}^N \alpha_i y_i k(x_i, x) + b\right) \quad (14)$$

为了将二分类问题扩展为广义的 M 分类问题 ($M \geq 2$), 本文使用 OAR (one-against-rest) 技术构造 M 个二分类 SVM 分类器 f^1, \dots, f^M , 其中第 m 个分类器用来区分第 m 类数据和剩余的数据。然后根据 M 个判别函数的

最大输出将这些分类器组合在一起,再应用符号函数实现多类分类,即:

$$\hat{y} = \underset{i=1, \dots, M}{\operatorname{argmax}} g^i(x) = \underset{i=1}{\operatorname{argmax}} \left(\sum_{i=1}^N y_i \alpha_i^t k(x, x_i) + b_i \right),$$

$$f^i(x) = \operatorname{sgn}(g^i(x)) \tag{15}$$

3 实验结果与分析

3.1 数据集制作

高光谱图像采样平台如图 8 所示,其中高光谱相机型号为 SHIS VNIR,图像分辨率 2 448×2 048,共有 51 个高光谱采集波段,采集光谱波长范围 450~950 nm,扫描精度 1 nm,采集间隔是 10 nm/波段,最小成像距离 0.22 m。用于处理高光谱图像并部署金属异物检测算法的计算机配置是: Intel Core-i7@ 3.6GHz CPU, 32 GB 内存, TATAN XP GPU, 12 GB 显存。

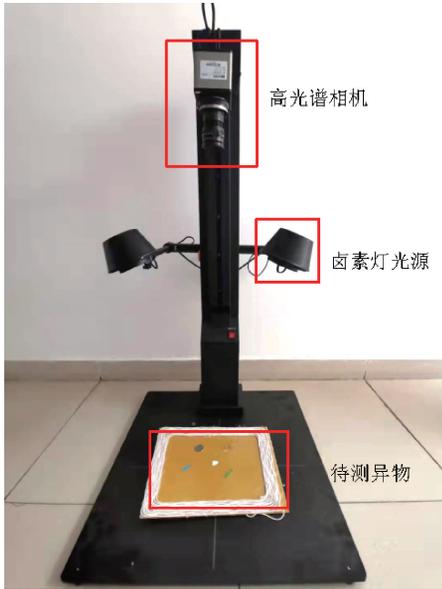


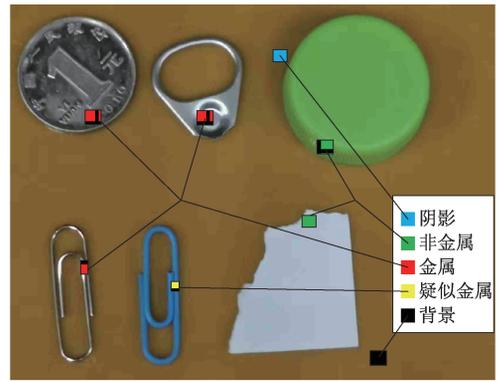
图 8 金属异物高光谱成像平台

Fig. 8 Platform of metal foreign object hyperspectral imaging

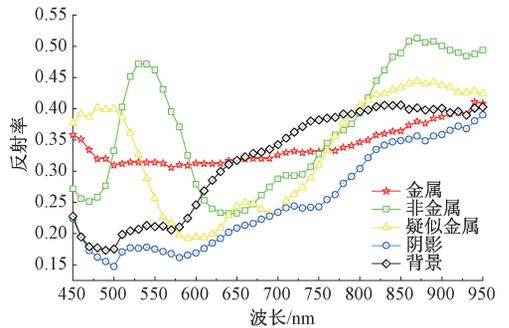
实验中采用的测试异物样品是根据 SAE J2954TM 标准制作, YOLO 网络的训练集包括 239 张图像, 通过 labelImg 软件进行标注, 如图 9(a) 所示; 图 9(b) 给出了不同材质异物的像素点对应的高光谱反射率曲线, 从中可以看出不同的材质具有独特的反射率曲线, 这也是后期使用 SVM 对其分类的根本依据。

3.2 模型训练

本文采用的 YOLO 网络共训练 3 000 个回合, batch size 为 16。在训练过程中, 通过添加检查点来实时监测模型在验证集上的误差, 并自动保存误差最小的模型作为最终的异物检测模型。模型训练过程中的误差曲线如



(a) 带标签的训练像素点
(a) Labeled training pixels



(b) 反射率曲线
(b) Reflectance ratio curves

图 9 不同材料的高光谱曲线

Fig. 9 Hyperspectral curves of different material

图 10 所示。

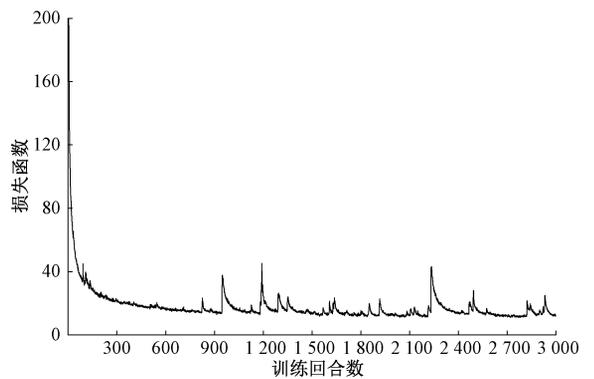


图 10 YOLO 网络训练误差曲线

Fig. 10 Training error curve of YOLO network

图 11 是用于异物分类的 SVM 模型在训练过程中的合页损失曲线。从图中可以看出, 随着训练回合数的增多, 合页损失快速下降, 当 1 200 个回合后, 合页损失接近于 0, 分类模型处于收敛状态。

3.3 结果与讨论

完成异物检测网络训练后, 模拟真实应用场景采集图像进行测试, 以评估模型的检测精度与速度。结果如

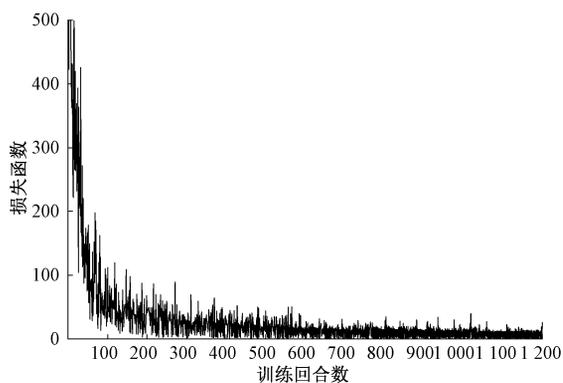


图 11 SVM 模型的合页损失曲线

Fig. 11 Hinge loss curve of SVM model

图像,包括 3 类异物:金属异物(硬币和回形针)、疑似金属异物(包裹塑料层的回形针)和非金属异物(纸屑);图 12(c)和(d)分别为利用 YOLO 深度学习网络对图像进行区域分割的结果,可以看出,图像中的全部异物都被准确地框选出来,左上角的数字是目标被检测为异物的置信度;图 12(e)和(f)是利用训练好的 SVM 模型对各个异物对应的高光谱图像区域进行分类的结果,其中,金属异物被标记为红色,疑似金属异物被标记为黄色,非金属异物被标记为绿色。从检测结果可以看出,本文提出的检测方法能够准确地检测出场景中的全部异物,区分出其中的金属异物,并得到它的位置。而且在深度学习网络的辅助下,能够在一定程度上解决金属异物被包裹/覆盖情况下的检测问题,进一步消除无线充电系统的安全隐患。

图 12 所示,其中图 12(a)和(b)是两个测试场景的实物



图 12 金属异物检测实验结果

Fig. 12 Experimental results of metal object detection

为了验证本文提出的深度学习目标分割与支持向量机分类识别(YOLO+SVM)的两步检测方法在速度方面的优势,将其与仅使用 SVM 进行分类检测的方法进行比较,结果如表 1 所示。可以看出,本文提出的方法在检测速度方面平均提高了约 38.9%。

表 1 计算速度比较结果

Table 1 Comparison results of computing speed

检测方法	场景 1	场景 2
SVM	28.2 s	27.9 s
YOLO+SVM	17.2 s	17.1 s

4 结 论

针对电动汽车无线充电系统的微小和疑似金属异物检测问题,本文提出了一种高光谱成像和机器学习结合的检测方法。首先建立了金属异物与系统原边线圈之间的互感耦合模型,分析了铁磁性和非铁磁性金属异物对系统等效阻抗参数的影响;其次详细论述了 YOLO 深度学习网络和支持向量机分类模型的原理及设计过程;最后搭建高光谱图像采样平台,制作数据集,验证了本文所

提出方法的有效性。结果表明,本文提出的方法能够准确识别螺母和回形针等微小金属异物,且能够识别疑似金属异物;速度相较于仅采用支持向量机的方法平均提高了约 38.9%。

参考文献

- [1] ZHANG Z, PANG H, GEORGIADIS A, et al. Wireless power transfer—an overview [J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2019, 66(2): 1044-1058.
- [2] PATIL D, MCDONOUGH M K, MILLER J M, et al. Wireless power transfer for vehicular applications: Overview and challenges [J]. IEEE Transactions on Transportation Electrification, 2018, 4(1): 3-37.
- [3] 吴理豪, 张波. 电动汽车静态无线充电技术研究综述(上篇) [J]. 电工技术学报, 2020, 35(6): 1153-1165.
- WU L H, ZHANG B. Review of static wireless charging technology for electric vehicles (above) [J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2020, 35(6): 1153-1165.
- [4] 程靖宜, 武小兰, 白志峰. 基于耦合系数估计的电动汽车无线电能传输最大效率跟踪 [J]. 电子测量与仪器学报, 2020, 34(3): 180-186.
- CHENG J Y, WU X L, BAI ZH F. Maximum efficiency tracking of wireless power transfer for electric vehicles based on coupling coefficient estimation [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2020, 34(3): 180-186.
- [5] KUIPERS J, BRUNING H, BAKKER S, et al. Near field resonant inductive coupling to power electronic devices dispersed in water [J]. Sensors and Actuators A: Physical, 2014, 178: 217-222.
- [6] 李洪宇, 王茜, 苗雨润, 等. LCL 补偿型浮标感应耦合电能传输系统特性 [J]. 仪器仪表学报, 2018, 39(2): 122-129.
- LI H Y, WANG Q, MIAO Y R, et al. Characteristics of the LCL compensated buoy sensor-coupled electric energy transmission system [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2018, 39(2): 122-129.
- [7] 吴旭升, 孙盼, 杨深钦, 等. 水下无线电能传输技术及应用研究综述 [J]. 电工技术学报, 2019, 34(8): 1559-1568.
- WU X SH, SUN P, YANG SH Q, et al. Review of underwater radio energy transmission technology and application research [J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2019, 34(8): 1559-1568.
- [8] 辛文辉, 曹忠鲁, 辛亚娟, 等. 植入式医学装置电场耦合式电能传输新方法 [J]. 仪器仪表学报, 2015, 36(8): 1816-1821.
- XIN W H, CAO ZH L, XIN Y J, et al. New method for electric-field coupled electric energy transmission in implantable medical devices [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2015, 36(8): 1816-1821.
- [9] LIU C H, JIANG C Q, SONG J J, et al. An effective sandwiched wireless power transfer system for charging implantable cardiac pacemaker [J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2018, 66(5): 4108-4117.
- [10] 赵争鸣, 张艺明, 陈凯楠. 磁耦合谐振式无线电能传输技术新进展 [J]. 中国电机工程学报, 2013, 33(3): 1-13.
- ZHAO ZH M, ZHANG Y M, CHEN K N. New advances in magnetically coupled resonant radio energy transmission technology [J]. Chinese Journal of Electrical Engineering, 2013, 33(3): 1-13.
- [11] 赵靖英, 赵纪新, 崔玉龙, 等. 不对称补偿 MCR-WPT 系统的传输特性研究 [J]. 电子测量与仪器学报, 2018, 32(2): 106-112.
- ZHAO J Y, ZHAO J X, CUI Y L, et al. Research on transmission characteristics of MC R-WPT system with asymmetrical compensation [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2018, 32(2): 106-112.
- [12] 苏玉刚, 侯信宇, 戴欣. 磁耦合无线电能传输系统异物检测技术综述 [J]. 中国电机工程学报, 2021, 41(2): 715-727.
- SU Y G, HOU X Y, DAI X. Review of foreign body detection techniques for magnetic coupled radio energy transmission systems [J]. Chinese Journal of Electrical Engineering, 2021, 41(2): 715-727.
- [13] ZHANG Y, YAN Z, ZHU J, et al. A review of foreign object detection (FOD) for inductive power transfer systems [J]. eTransportation, 2019, 1:100002.
- [14] TAN L, PAN S, HAN L, et al. Load detection method for multiple-receiver wireless power transfer systems [J]. IET Power Electronics, 2017, 10(14): 1951-1958.
- [15] JAFARI H, MOGHADDAMI M, SARWAT A I. Foreign object detection in inductive charging systems based on primary side measurements [J]. IEEE Transactions on Industry Applications, 2019, 55(6): 6466-6475.
- [16] 蔡军, 谭静, 邱会然. 基于局部积加权对比的红外弱小目标检测 [J]. 电子测量与仪器学报, 2021, 35(12): 133-141.
- CAI J, TAN J, QIU H R. Infrared dim small target detection based on local product weighted contrast [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2021, 35(12): 133-141.
- [17] SONNENBERG T, STEVENS A, DAYERIZADEH A, et

- al. Combined foreign object detection and live object protection in wireless power transfer systems via real-time thermal camera analysis[C]. 2019 IEEE Applied Power Electronics Conference and Exposition (APEC), 2019: 1547-1552.
- [18] JEONG S Y, KWAK H G, JANG G C, et al. Dual-purpose nonoverlapping coil sets as metal object and vehicle position detections for wireless stationary EV chargers[J]. IEEE Transactions on Power Electronics, 2019, 33(9): 7387-7397.
- [19] 徐天琪, 杜磊, 张殿龙. 基于虚拟仪器技术的 77 GHz 毫米波雷达目标运动参数模拟校准装置[J]. 电子测量与仪器学报, 2021, 35(8): 118-125.
- XU T Q, DU L, ZHANG D L. Simulated calibration instrument for target kinematics parameters of 77 GHz millimeter-wave radar based on virtual Instrument technology[J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2021, 35(8): 118-125.
- [20] TIAN Y, LI Z, LIN Y W, et al. Metal object detection for electric vehicle inductive power transfer systems based on hyperspectral imaging[J]. Measurement, 2021, 168: 108493.
- [21] STANDARD S. Wireless power transfer for light-duty plug-in [J]. Electric Vehicles and Alignment Methodology, 2016.
- [22] REDMON J, DIVVALA S, GIRSHICK R, et al. You only look once: Unified, real-time object detection[C]. 2016 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), 2016:779-788.
- [23] FU C, TIAN A. Classification of hyperspectral images of small samples based on support vector machine and back propagation neural network[J]. Sensors and Materials, 2020, 32(1): 447-454.
- [24] GU Y, LIU T, GAO G, et al. Multimodal hyperspectral remote sensing: An overview and perspective [J]. Science China Information Sciences, 2021, 64(2): 1-24.
- [25] 余乐, 吴超, 吴静珠, 等. 结合高光谱与 CNN 的小麦不完善粒识别方法[J]. 电子测量与仪器学报, 2017, 31(8): 1297-1303.
- YU L, WU CH, WU J ZH, et al. Identification method of unsound kernel wheat based on hyperspectral and convolution neural network [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2017, 31(8): 1297-1303.
- [26] SONG J, HU W K. Experimental results of maritime target detection based on SVM classifier[C]. 2020 IEEE 3rd International Conference on Information Communication and Signal Processing (ICICSP), 2020: 179-182.

作者简介



田勇(通信作者), 分别在 2008 年、2012 年于重庆大学获得学士学位和博士学位, 现为深圳大学副教授, 硕士生导师, 主要研究方向为无线电能传输、新能源汽车电池管理、机器视觉及其应用。

E-mail: ytian@szu.edu.cn

Tian Yong (Corresponding author), received his B. Sc. degree and Ph. D. degree from Chongqing University in 2008 and 2012, respectively. Now he is an associate professor and master advisor at Shenzhen University. His main research interests include wireless power transfer, battery management of new energy vehicles, machine vision and its applications.



田劲东, 分别在 1995 年、1998 年和 2001 年于天津大学获得学士学位、硕士学位和博士学位, 现为深圳大学教授, 主要研究方向为图像处理与机器视觉、光学测量与仪器。

E-mail: jindt@szu.edu.cn

Tian Jindong, received his B. Sc. degree, M. Sc. degree and Ph. D. degree from Tianjin University in 1995, 1998 and 2001, respectively. Now he is a professor at Shenzhen University. His main research interests include image processing and machine vision, optical measurement and instruments.