

深度学习YOLO算法在变电设施红外图像识别与热故障诊断中的应用研究

周奕成

同济大学 上海 201804

【摘要】随着中国经济的高速发展，用电量也迅速增加，现代生活和工作已经离不开电能。因此，确保电能的持续可靠供应对社会至关重要。据统计，电力系统中超过70%的故障由电力设备故障引起，这些设备在故障前通常会出现异常发热点。通过利用红外成像技术扫描电力设备的热辐射得到红外热图，并对这些图像进行分析，可以在不停电的情况下识别设备的异常发热点，及时排除故障。红外在线检测的非接触特性极大地保障了变电站运行人员的安全，有助于电网的持续稳定运行。

【关键词】电力系统；变电运维；红外图像；智能识别

1 国内外研究现状

1.1 红外热像技术研究现状与应用

红外热成像技术（IRT），也称为红外成像技术，是一种通过探测7800至14000纳米波长范围内的红外辐射，将其转换为人眼可见的图像的先进技术。这种技术能够将物体的温度差异显示为不同的灰度级别，从而直观地呈现出温度分布。按照黑体辐射理论可知，全部的温度大于绝对零度的物体均能够发射红外辐射，且发射量随温度升高而增加。因此，在热成像仪的观察下，温度较高的物体会在图像中更加明显。

红外线的发现可以追溯到1800年，是英国天文学家W. Herschel第一次识别出来的。在此之后，科学家慢慢的意识到红外辐射所对应的本质为电磁波，同时形成了红外热辐射的重要理论。在上个世纪的70年代之际，伴随红外电荷耦合器件（IR CCD）、扫描积分器（SPRITE）等关键技术的发展，红外热成像技术迎来了新的发展高峰，并被广泛应用于故障诊断和分析。

在实际应用方面，红外热成像技术已经被广泛应用于多个领域，包括电力系统的维护、机械设备故障诊断和可再生能源设施的监测。总体而言，红外热成像技术在中国电力行业的应用不仅提高了电力系统的安全性和可靠性，还推动了相关技术规范的制定与更新，对行业的技术进步与发展起到了关键作用。

1.2 深度学习研究现状

深度学习是机器学习的一个重要分支，涵盖了一系列基于数据表示的复杂模型，其中卷积神经网络（CNN）是其最显著的代表之一。CNN通过模拟人类视觉系统的机制，有效处理和分析图像数据。这类网络结构特别适合于图像和视

频处理任务，因为它们可以通过卷积层捕捉图像的局部联系以及特征，然后完成相应的特征提取以及图像分类。

卷积神经网络的历史可追溯到19世纪70年代，当时通过对猫的视觉皮层的研究，科学家Hubel和Wiesel提出了“感受野”的概念，这一概念后来成为了CNN中的基本理论基础。感受野的定义为神经网络中某一层的输出特征在输入图像中对应的区域，这影响了网络对图像中信息的提取方式，为后续的视觉处理任务奠定了基础。

2 红外基础理论与卷积神经网络模型

2.1 红外热成像理论基础

2.1.1 红外辐射的基本定理

全部的物体均会对外释放相应的红外辐射，所释放出来辐射具有相应的规则，因而能够在红外辐射中得到物体相应的特征。并且红外辐射定理包含下面几点：

（1）辐射率表示相同时间内，物体向外的红外辐射总量与同等条件下黑体向外的红外辐射总量间的比值。理论中黑体为一种理想物体，黑体吸收的辐射值约等于释放的辐射值，所以可知物体辐射率 $\epsilon < 1$ ，数学表达式为：

$$\epsilon = \frac{P_{\lambda}}{P_h} \quad (2-1)$$

式中， P_{λ} 表示物体单位时间向外界辐射的红外总量； P_h 表示黑体在单位时间内的向外界辐射的红外总量。

（2）普朗克定律给出了红外辐射波长间与黑体频谱辐射能流密度的关系。表达式为：

$$P_{\lambda T} = \frac{C_1}{\lambda^5} \times \frac{1}{e^{\frac{C_2}{\lambda T}} - 1} \quad (2-2)$$

如上， $P_{\lambda T}$ 波长为 λ 、热力学温度为 T 黑体对应的

单位中面积红外辐射率 ($w. cm^{-2} \cdot \mu m^{-1}$)； C_1 为第一辐射常数= 3.7415×10^4 ($w. cm^{-2} \cdot \mu m^{-1}$)； C_2 第二辐射常数= 1.44 ($cm \cdot K$)； K 为波长(μm)； T 是热力学温度 (K)。

(3) 根据维恩定律可知，物体的红外辐射峰值波长与物体表面温度成反比。其代表的就是温度越高，则红外辐射的波长就越短。对应的维恩定律数学表达式是：

$$\lambda = \frac{2897}{T} \quad (2-3)$$

式中， λ 为峰值波长， T 为物体的热力学温度 (K)。

(4) 斯蒂芬-波尔兹曼定律阐述，物体的红外辐射功率和表面的红外辐射率成正比，并且和表面温度的四次方也成正比。其数学表达式是：

$$P = \epsilon \sigma T^4 \quad (2-4)$$

式中， P 为物体的红外辐射功率； ϵ 为物体的红外辐射率； σ 为斯蒂芬-波尔兹曼常数； T 为物体的热力学温度。

2.1.2 红外辐射的特性

红外辐射，是电磁波谱中介于微波与可见光间的一部分，波长由 760 纳米到 1 毫米。该范围按照波长不同被进一步细分为近红外、中红外、远红外和极远红外。红外辐射的特性由维恩位移定律描述，该定律指出一个物体发射的最大辐射波长与其温度成反比，因此红外辐射可用于测量物体的温度。

表2-1 红外辐射与温度关系表

类别	红外辐射峰值波长 (μm)	温度范围 (摄氏度)
极远红外	15 - 1000	-270 - -80
远红外	6 - 15	-80 - 210
中红外	3 - 6	210 - 693
近红外	0.76 - 3	693 - 3540

在实际应用中，例如电力行业，变电设备通常在 $-10^{\circ}C$ 至 $60^{\circ}C$ 范围内操作。然而，在出现热故障的时候，设备热点的温度或许会增加到 $100^{\circ}C$ 到 $200^{\circ}C$ 。此外，在电力行业方面大量采用的红外热像仪主要侧重远红外区段 ($6 \mu m - 15 \mu m$)，这是因为此波长区间内的红外辐射能有效穿透大气并被设备热点吸收，从而准确反映设备的热状态。

当红外辐射通过大气进行传播的时候，将会被空气里的水蒸气、二氧化碳等吸收，这导致信号的衰减。科学家们已经识别出若干“大气窗口”，在这些波长区间内，红外辐射的衰减最小，透过率最高。这些窗口分布在 $1 \mu m - 3 \mu m$ 、 $3.5 \mu m - 5 \mu m$ 、 $8 \mu m - 14 \mu m$ 波段。因此，在设

计红外探测设备时，通常会选择这些波段进行优化设计，以提高探测效率和精度。

具体到此文中讨论的应用，选择了 $8 \mu m - 12 \mu m$ 的工作波长段，这一选择基于两方面的考虑：一是该波段处于有效的大气窗口中，二是能够覆盖变电设备在正常及故障状态下的温度范围。使用此波段的红外相机能够最大限度地减少大气干扰，提高测量的准确性和可靠性。

通过这种方式，红外技术不仅在电力行业中发挥着关键作用，还广泛应用于医疗、军事、环境监测等多个领域，显示出其独特的优势和广泛的应用前景。

2.1.3 红外辐射的探测方式

红外探测器是一种将红外辐射信号转换为可用的电信号（模拟或数字）的装置。根据探测原理的不同，红外探测器主要分为两类：光子探测器和热释电探测器。

(1) 光子探测器

光子探测器基于光电效应工作，其核心是当红外辐射照射到探测器的敏感元件时，会激发元件中的电子，从而产生电流。这一过程涉及到光子能量被转换为电能。光子探测器通常要求在低温下工作，以减少噪声并提高其灵敏度和探测效率。这种探测器的灵敏度高，能够探测到极微弱的红外辐射，但制冷需求使得其结构复杂，成本较高。因此，光子探测器主要应用于要求高灵敏度的科研和军事领域。

(2) 热释电探测器

热释电探测器的工作原理是基于红外辐射引起的温度变化。当红外辐射被探测器吸收时，探测器的温度会上升，进而改变其物理性质（如电阻），这些变化可以通过电路测量出来，从而得到红外辐射的强度信息。热释电探测器的响应速度通常较快，结构简单且稳定耐用，不需要额外的制冷设备，从而降低了成本和维护难度。这使得热释电探测器非常适合民用和商用市场，如安防监控、工业温度测量等。

(3) 比较与应用

①灵敏度和精确度：光子探测器在灵敏度和探测极限方面优于热释电探测器，能够探测到更微弱的红外信号。

②响应速度：热释电探测器的响应速度通常较快，适用于需要快速响应的应用场景。

③环境适应性：光子探测器需要在低温环境下操作，适合控制环境下的应用；而热释电探测器由于不需要制冷，适合各种环境条件下使用。

④成本和维护：光子探测器由于需要制冷系统，其成本和维护需求较高；热释电探测器则因结构简单、无需制冷而成本较低，维护简单。

2.2 卷积神经网络模型

卷积神经网络 (CNN) 是一种专门处理具有类似网格结

构的数据（例如图像）的前馈神经网络。它通过多层次的结构来捕捉数据中的复杂模式和特征。CNN的主要层包括卷积层、激活层、池化层和全连接层。

(1) 卷积层：卷积层是CNN的核心，使用一组可学习的滤波器（卷积核）直接对输入数据进行处理。每个滤波器在输入数据上滑动，通过计算滤波器与输入数据的局部区域的点乘，提取空间特征。这一过程减少了数据的空间尺寸，但保留了重要的特征，这对于图像等数据的处理尤为重要。

(2) 激活层：激活层一般都处于卷积层之后，并且利用所引入的非线性因素，可以让网络学习较为复杂的数据模式。并且，最常用的激活函数为ReLU (Rectified Linear Unit)，它解决了梯度消失问题，加快了网络的训练速度。

(3) 池化层：池化层（又称为下采样层）不进行学习，而是通过减少数据维度（通常是通过取区域最大值或平均值）来降低后续层的计算负担，同时使特征检测变得对输入数据中的小位移不敏感。

(4) 全连接层：在多个卷积、激活和池化层之后，全连接层将网络的输出转换成最终的类别或输出。这层的每个节点都与前一层的所有节点连接。它的主要功能是将前面层学习到的局部特征整合起来，进行最终的决策。在分类问题中，全连接层的输出通常通过Softmax函数进行处理，以获得一个概率分布，表示输入数据属于各个类别的概率。

Softmax函数：在全连接层的输出端，Softmax函数被用来将输出值转换为概率分布。对于一个向量 Z 中的每一个元素 z_j ，Softmax的计算公式为：

$$\text{Softmax}(z_j) = \frac{e^{z_j}}{\sum_{k=1}^K e^{z_k}}$$

其中 K 是类别的总数， e 是自然对数的底数。

通过以上层的组合，CNN能够有效地进行图像和视频识别、推荐系统和自然语言处理等任务。每一层的设计和参数选择都对网络的性能和效率有重要影响。

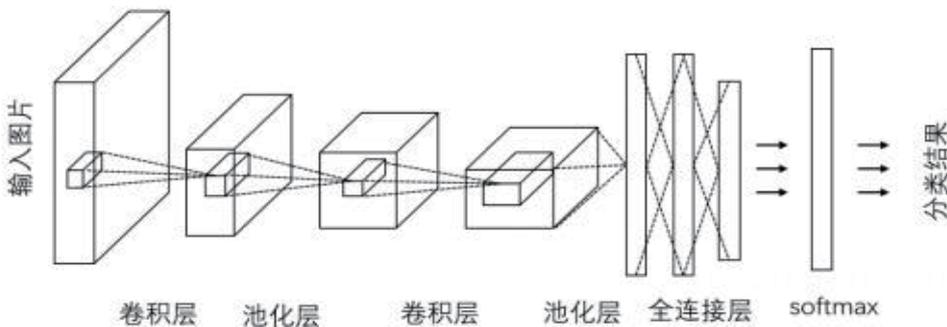


图2.1 卷积神经网络模型

3 红外图像预处理与图像融合算法的研究

图像预处理是图像处理领域中的基础，尤其对于红外图像而言，预处理的质量直接影响后续的分析 and 应用效果。红外图像在采集和传输过程中容易受到多种因素的干扰，如传感器材质特性、电子元件等等，此类干扰在很大程度上将造成图像不清晰、对比度减小等诸多问题，然后会对图像的关键特征形成掩盖，进而不便于进行图像的解析。所以，作出必要的图像降噪处理是确保图像质量的关键步骤。在红外成像领域，外界环境光尤其是在变电设备的监测中，对图像质量的影响尤为显著。红外成像通常需要在控光环境下进行，如夜间或无其他光源干扰的条件下，以避免强光对成像的影响。在日间或强光环境下进行红外成像，会导致所拍摄的设备与背景难以区分，图像细节和层次感严重丢失。然而，同样的条件下可见光成像却能提供清晰的图像。这种情况下，将红外图像与可见光图像进行融合处理，便成为了一种解决方案。

图像融合技术通过结合红外图像中的温度信息和可见光图像中的细节信息，能够显著提高图像的整体质量。这不仅保留了红外图像的关键温度信息，还增强了图像的细节和层次感，提升了变电设备运行人员在复杂光照条件下的工作效率。本章将详细介绍红外图像的预处理方法和图像融合技术的实现步骤，探讨如何有效地结合这两种图像，以达到最佳的视觉效果和分析效能。

4 总结

综上所述，本文的研究成果在一定程度上提升了变电设备的识别和故障定性能力，但仍有许多改进和优化的空间。未来，随着数据集的扩展和算法的不断优化，基于多数据判别和卷积神经网络的变电设备识别与故障定性方法将有望在实际应用中发挥更大的作用，进一步保障电网的安全稳定运行。

参考文献：

[1] 张科. 基于改进Faster R-CNN的输电线路多目标检测算法研究[D]. 辽宁工程技术大学, 2022.

[2] 伊欣同. 基于改进FCOS算法的输电线路多目标检测研究[D]. 辽宁工程技术大学, 2021.

[3] 李炼桥. 基于卷积神经网络的变电设施红外图像识别与应用[D]. 中国计量大学, 2020.