光电技术及应用

DOI：10.16818/j.issn1001－5868.2021071203

基于GoogLeNet-WT-Canny的紫外成像仪中的图像配准与融合

侯思祖，刘雅婷*

（华北电力大学 电气与电子工程学院，河北 保定 071003）

摘　要： 针对目前紫外成像仪中紫外光图像与可见光图像配准叠加精度低、电晕放电定位偏差大等问题，提出一种基于GoogLeNet模型、小波变换（Wavelet Transform，WT）和Canny算子相结合的紫外与可见光图像配准融合方法，并将其应用于高灵敏紫外成像仪中。首先，引入迁移学习的思想，利用预训练的GoogLeNet模型自主挖掘可见光图像和紫外图像的特征；其次，将提取出来的特征作为预测变量，输入极限学习机（Extreme Learning Machine，ELM），以空间变换参数为指导监督模型训练，实现高精度紫外与可见光图像配准；最后，利用二维小波变换与Canny算子对配准后的图像进行多分辨率分析与边缘检测，实现无紫外信息损失的图像融合。实验结果表明，所提方法的紫外与可见光图像配准精度高，融合效果良好，具有很好的工程实用价值。

关键词： 图像配准；GoogLeNet模型；小波变换；Canny算子；紫外成像仪

中图分类号： TP391.41　**文章编号：** 1001－5868(2021)05－0733－08

Image Registration and Fusion of High Sensitive Ultraviolet Imager Based on GoogLeNet Model and WT-Canny

HOU Sizu，LIU Yating

（School of Electrical and Electronic Engineering，North China Electric Power University，Baoding 071003，CHN）

Abstract： Aiming at the problems of low registration and superposition accuracy of ultraviolet image and visible image and large deviation of corona discharge location in ultraviolet imager，a UV and visible image registration and fusion method was proposed based on the GoogLeNet model，Wavelet Transform（WT）and Canny operator，and it was applied in highly sensitive UV imagers. First，by introducing the idea of migration learning，the pre-trained GoogLeNet model was used to autonomously mine the characteristics of visible light and ultraviolet images. Then，the extracted features were input into extreme learning machine（ELM）as predictive variables，and supervised model training was guided by spatial transformation parameters to achieve high-precision UV and visible image registration. Finally，the multi-resolution analysis and edge detection of the registered image were carried out by using two-dimensional wavelet transform and Canny operator to realize the image fusion without UV information loss. The experimental results show that the proposed method has high registration accuracy of UV and visible images，completing good fusion effect and engineering applicability.

Key words： image registration；GoogLeNet model；wavelet transform；Canny arithmetic；ultraviolet imager

收稿日期：2021－07－12.

基金项目：国家重点研发计划项目（2018YFF01011900）.

* **通信作者：**刘雅婷

0 引言

高压电力设备在长期的电、热、机械等多种因素作用下会出现一定程度的绝缘劣化现象，从而严重威胁电网运行安全[1]。为了及时准确地发现电气设备的缺陷信息，减小故障发生几率，紫外成像检测手段被应用于电力设备巡检中。高灵敏日盲型紫外成像仪可以在运维人员不靠近电力设备的条件下，检测到故障线路的微弱放电现象，可以实现远距离、非接触、实时、安全可靠的在线检测[2]。紫外成像仪中紫外可见光图像的配准与融合技术是实现放电点精准定位的关键。

对于多源图像融合，配准是融合的前提与关键。文献[3]使用基于灰度的配准方法进行配准，但是紫外图像是二维图像，与可见光图像灰度差异较大，配准效果不佳。文献[4]提出一种基于相机模型和相机间透视变换的图像配准方法，精度较高但是实时性较差；文献[5]将 ICA 图像融合算法应用到紫外可见光图像融合中，融合后的图像较为清晰，但是会损失部分信息。

本文针对紫外与可见光图像配准精度低、融合效果差等问题，提出一种基于 GoogLeNet 模型、小波变换(Wavelet Transform，WT)和 Canny 算子相结合的紫外与可见光图像配准融合方法。在迁移学习的模式下，共享 GoogLeNet 网络参数来提高图像特征检测速度与精度，将 GoogLeNet 网络提取的特征参数作为极限学习机(Extreme Learning Machine，ELM)的输入，通过不断的训练输出空间变换矩阵，以此实现紫外与可见光图像的特征提取与配准，避免了人工提取特征的不稳定性；为了便于后期故障诊断定位，确定放电位置、放电强度等细节，信息融合时应尽可能多地保留紫外图像信息。本文利用小波变换的多分辨率分析及 Canny 算子边缘检测能力实现图像多维度空间分解与重构，最终完成图像融合。实验结果表明，该方法能够在保留紫外全部信息的前提下，实现紫外与可见光图像的精准实时配准与融合。

1 GoogLeNet-ELM 的图像配准

1.1 GoogLeNet 网络框架

GoogLeNet 网络是一种典型的应用迁移学习思想的深度学习网络[6]，网络一般由输入层、多卷积层、多子采样层和输出层构成，其结构如图 1 所示。GoogLeNet 网络结构可以自主挖掘图像特征，相比于人工识别、选择、标记图像特征的局限性，GoogLeNet 模型具有高效便捷、自适应、操作简单、可量化的优势[7-8]。

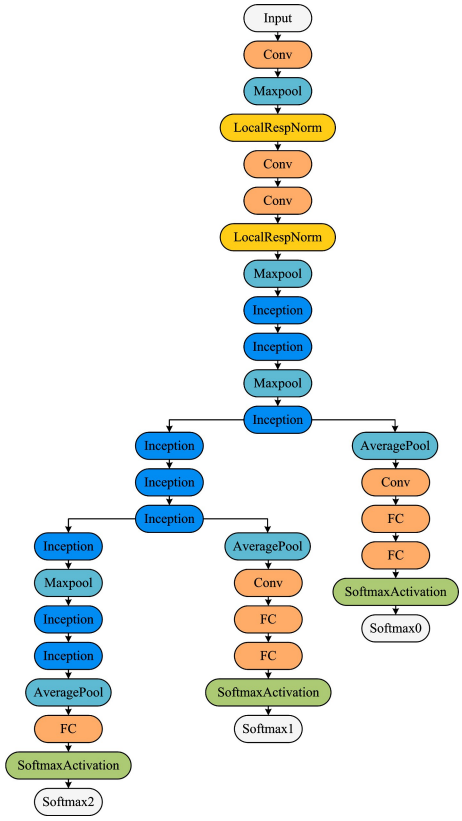


图 1 GoogLeNet 网络结构

GoogLeNet 网络有 22 层，但是网络中 Inception Moudle 可以将网络深度扩展到 100 层。Inception Moudle 基本结构如图 2 所示，采用网中网结构，即网络中一个节点也是网络，GoogLeNet 网络使用多层感知器和局部最优的系数结构替代原有卷积神经网络中的广义线性结构和全连接方式，

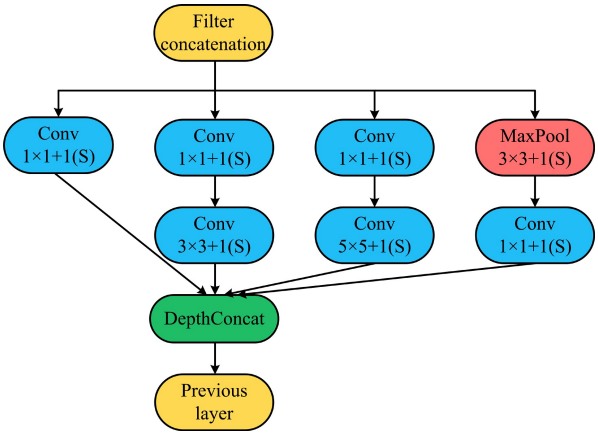


图 2 Inception 模块基本结构

既增加了网络的宽度和深度，又可以最大程度地避免冗余[9-10]。Inception Moudle 将卷积神经网络(Convolutional Neural Networks，CNN)中较大的卷积层分解为多个不同尺寸(1×1，3×3，5×5)的卷积层和 3×3 的池化层并行排列，不同尺度的卷积核可以采集图像在不同感受野下的特征，增加网络对尺度的适应性。池化操作的目的在于降低维度，减少使用空间大小。在参数优化过程中，可以选择最优的卷积核以避免因人工选择不当造成的网络效率低下的问题[11-12]。

1.2　ELM 理论

极限学习机(ELM)是一种单隐含层前馈神经网络随机化学习算法[13]，ELM 网络的特点在于随机产生隐含层偏置和网络输出权重，和传统 BP 神经网络相比，其训练速度更快、泛化能力更强。典型的 ELM 网络结构如图 3 所示。

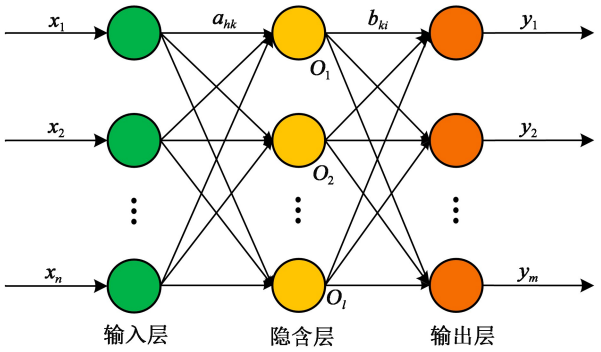


图 3　ELM 网络结构图

假设有 Q 个训练样本$(\boldsymbol{x}_j,\boldsymbol{y}_j)$，$j=1,2,\cdots,Q$，输入样本 $\boldsymbol{x}_j=[x_{j1},x_{j2},\cdots,x_{jn}]^{\mathrm{T}}\in R^n$，输出样本 $\boldsymbol{y}_j=[y_{j1},y_{j2},\cdots,y_{jn}]^{\mathrm{T}}\in R^m$，$n$ 和 m 分别表示输入层和输出层神经元节点数。包含 l 个隐含层节点的 ELM 网络可以用式(1)表示：

$$\boldsymbol{t}_j=\sum_{i=1}^{l}c_{hk}g(a_{gh}\boldsymbol{x}_j+\boldsymbol{b}_i) \tag{1}$$

$$\boldsymbol{a}=\begin{bmatrix}a_{11}&a_{12}&\cdots&a_{1n}\\a_{21}&a_{22}&\cdots&a_{2n}\\\vdots&\vdots&\ddots&\vdots\\a_{l1}&a_{l2}&\cdots&a_{ln}\end{bmatrix}_{l\times n} \tag{2}$$

$$\boldsymbol{c}=\begin{bmatrix}c_{11}&c_{12}&\cdots&c_{1m}\\c_{21}&c_{22}&\cdots&c_{2m}\\\vdots&\vdots&\ddots&\vdots\\c_{l1}&c_{l2}&\cdots&c_{lm}\end{bmatrix}_{l\times m} \tag{3}$$

式中，c_{hk} 为随机生成的隐含层第 h 个神经元与输出层第 k 个神经元之间的权值，a_{gh} 为随机生成的输入层第 g 个神经元与隐含层第 h 个神经元之间的权值，b_i 为隐含层第 i 个神经元的偏置，$g(x)$代表激活函数。

ELM 网络中经常用到的激活函数包括：

Sine 函数：

$$k(a_ix+c_i)=\sin(a_ix+c_i) \tag{4}$$

Sigmoid 函数：

$$k(a_ix+c_i)=\frac{1}{1+\exp(-a_ix+c_i)} \tag{5}$$

Hardlim 函数：

$$k(a_ix+c_i)=\begin{cases}1 & a_ix+c_i\geqslant 0\\2 & a_ix+c_i\leqslant 0\end{cases} \tag{6}$$

本文选用的激活函数为 Sigmoid 函数。

使用 ELM 网络学习的目的在于使输出值无限逼近样本值，得到最优解，即：

$$\sum_{j=1}^{Q}\|\boldsymbol{t}_j-\boldsymbol{y}_j\|=0,\quad j=1,2,\cdots,Q \tag{7}$$

即存在 a_{gh}，c_{hk}，$\boldsymbol{b}_i$ 使得

$$y_j=\sum_{i=1}^{l}c_{hk}g(a_{gh}\boldsymbol{x}_j+\boldsymbol{b}_i) \tag{8}$$

式(8)化简为矩阵形式：

$$\boldsymbol{Ha}=\boldsymbol{T} \tag{9}$$

式中，$\boldsymbol{H}$ 为隐含层输出矩阵，$\boldsymbol{T}$ 为期望输出矩阵。

ELM 网络输入层与隐含层间的连接权值和隐含层神经元的阈值在训练特征集的时候会随机产生，所以实验过程只需要确定隐含层神经元个数与激活函数类型即可完成 ELM 网络设计[14]。

2　小波-Canny 算子融合

2.1　小波变换

小波变换(WT)原理是将原有信号转化为一系列小波函数簇，小波函数簇是由母小波经过平移扩展和变换得到的[15]。

假设函数 $\psi(t)\in L^2(R)$ 满足以下条件：

$$I_\psi=\int_{-\infty}^{+\infty}|\hat{\psi}(\omega)|^2|\omega|^{-1}\mathrm{d}\omega<+\infty \tag{10}$$

则称 $\psi(t)$为母小波函数，$\psi(t)$可以通过各种不同尺度的变换生成小波基函数$\{\varphi_{m,n}(t)\}$：

$$\varphi_{m,n}(t)=\left|\frac{1}{\sqrt{m}}\right|\psi\left(\frac{t-n}{m}\right) \tag{11}$$

式中，m，n 分别为尺度因子和平移因子。

若 m，n，t 连续变化则为连续小波；若 m，n，t

为离散值，则获得离散小波值：

$$\varphi_{m,n}(t)=|\ m_0\ |^{-\frac{i}{2}}\varphi(m_0^{-i}t-jn_0) \tag{12}$$

小波分解实际上是一系列滤波的过程，源图像经过二维小波分解后会得到 1 个低频分量 LL 和 3 个高频分量 LH，HL 和 HH 计算公式为

$$d_{j-1}^{\mathrm{LL}}=\sqrt{2}\sum_{m,n}h_{m-2k_1}h_{n-2k_2}C_{j,m,n} \tag{13}$$

$$d_{j-1}^{\mathrm{LH}}=\sqrt{2}\sum_{m,n}h_{m-2k_1}g_{n-2k_2}C_{j,m,n} \tag{14}$$

$$d_{j-1}^{\mathrm{HL}}=\sqrt{2}\sum_{m,n}g_{m-2k_1}h_{n-2k_2}C_{j,m,n} \tag{15}$$

$$d_{j-1}^{\mathrm{HH}}=\sqrt{2}\sum_{m,n}g_{m-2k_1}g_{n-2k_2}C_{j,m,n} \tag{16}$$

其中，g 是高通滤波器，h 是低通滤波器。小波变换具体融合过程如图 4 所示。

小波变换融合一般步骤如下：

1)选择合适的小波基函数，对两幅图像分别执行小波分解变换，获取原始图像高、低频信息；

2)选取恰当的融合规则对高、低频区块分别融合以获得所需成分子块；

3)将融合后所得高、低频分量做小波逆变换，重构得到融合后效果图。

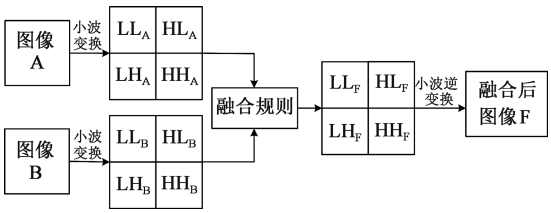


图 4 小波变换融合过程

2.2 Canny 边缘检测算子

Canny 双阈值算子对物体边缘有很强的敏感性，而且能够很好地抑制噪声，因此使用 Canny 算子可以有效提高检测精度。Canny 边缘检测时先用高斯函数对原始图像进行平滑处理，然后计算平滑处理后图像的梯度幅值和方向，再经过非极大值抑制和双阈值边缘检测寻找到图像边缘。

设有二维高斯函数：

$$G(x,y)=\frac{1}{2\pi\sigma^2}\exp\left(-\frac{x^2+y^2}{2\sigma^2}\right) \tag{17}$$

对 $B(x,y)$进行卷积平滑处理可得：

$$F(x,y)=G(x,y)\times B(x,y) \tag{18}$$

用一阶偏导有限差分计算图像中所有像素点(x,y)的灰度梯度和方向，将 x 方向和 y 方向上的一阶偏导数分别记为 $H_x(x,y)$和 $H_y(x,y)$：

$$\begin{cases}H_x(x,y)=\dfrac{F(i,j+1)-F(i,j)+F(i+1,j+1)-F(i+1,j)}{2}\\ H_y(x,y)=\dfrac{F(i,j)-F(i+1,j)+F(i,j+1)-F(i+1,j+1)}{2}\end{cases} \tag{19}$$

$$M(x,y)=\sqrt{H_x^2(x,y)+H_y^2(x,y)} \tag{20}$$

$$\Theta(x,y)=\arctan\left(\frac{H_x(x,y)}{H_y(x,y)}\right) \tag{21}$$

其中，$M(x,y)$表示梯度幅值，即灰度值的最大变化速度；$\Theta(x,y)$表示梯度方向。

非极大值抑制即寻找像素点局部最大值，将局部范围内灰度梯度方向上灰度变化最快的点设为强边缘点[16]，剔除其他像素点；再判断该点是否超过高阈值，如果该点大于高阈值则保留，然后在该点的 8 邻域点中找到介于高阈值和低阈值之间的像素点进行填充，从而使检测结果闭合。

3 配准融合步骤

图像配准是图像融合的前提，配准精度越高能够实现的融合效果越好。配准的关键在于找到适合的几何变换模型和最优空间变换参数。本文以迁移学习作为理论基础，提出一种基于 GoogLeNet 和 WT-Canny 的紫外与可见光图像配准融合方法，所提方法的配准融合流程如图 5 所示。

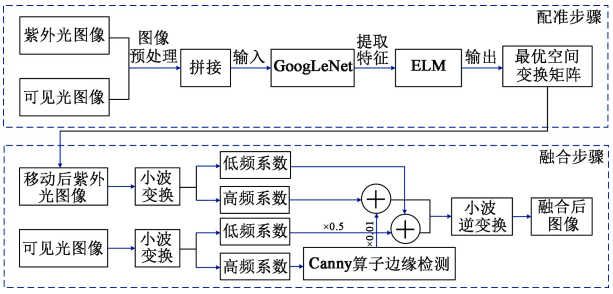


图 5 配准融合流程图

紫外图像与可见光图像的具体配准融合步骤如下：

(1)将样本集中紫外光图像(待配准图像)与可见光图像(参考图像)进行拼接预处理；

(2)去掉原 GoogLeNet 网络的 sofmax 层和输出层，重新连接一个全连接层和输出层，且输出层节点数设为 9，保留其他层的权重。将拼接后的三维

图像输入到重新设计的 GoogLeNet 网络中，重新训练 GoogLeNet 网络，当损失函数收敛，训练结束；

(3)结合刚体变换模型和 ELM 对 GoogLeNet 网络提取的特征进行参数模型预训练，输出得到最优空间变换矩阵，实现紫外光图像与可见光图像的自适应配准；

(4)采用 db1 作为小波基函数，将移动后的紫外光图像(256×256×3)和可见光图像(256×256×3)分别进行小波分解；

(5)低频系数融合规则为加权融合，为尽可能多地保留紫外图像信息，以便于后续确认放电点强度，将可见光图像低频子带系数权值设为 0.5，紫外低频系数权值设为 1；

(6)对于高频子带系数依然采用加权融合规则，但是先对可见光图像的高频系数进行 Canny 算子边缘检测，将边缘信号的系数权值设为 0.01，再与紫外高频系数进行融合；

(7)各分解子块进行小波逆变换，图像重构得到融合后图像。

4　实验

实验主要装置为双通道“日盲型”高灵敏度紫外成像仪，如图 6 所示。该装置主要由三部分组成：镜头模组、硬件平台、VO 显示设备，其中镜头模组主要包括紫外镜头、日盲紫外滤光片、高灵敏度紫外像增强器及可见光镜头模块。

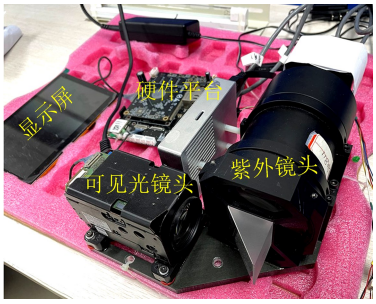
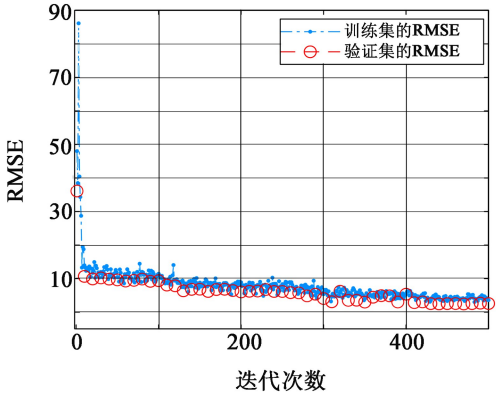


图 6　高灵敏紫外成像仪

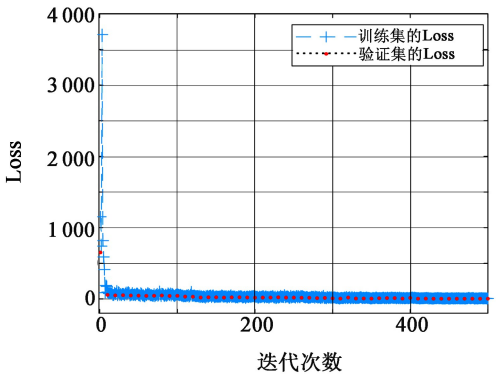
4.1　GoogLeNet 特征提取

模型训练在 Windows10 操作系统上完成，CPU 配置为 Inter(R) Core(TM) i7-10875H CPU @ 2.30 GHz，GPU 配置为 NVIDIA GeForce RTX 2060，内存 16 G，编程软件为 Matlab R2020a。

本文采用均方根误差(Root Mean Square Error，RMSE)和损失函数来描述模型预测值与真实值之间的误差，通过观察训练过程中的函数曲线变化趋势，来判断模型是否收敛以及收敛速度，并以此判断出模型好坏以及训练参数是否合适。图 7 为 GoogLeNet 网络模型训练过程中均方根误差(RMSE)和损失函数(LOSS)的变化趋势。



(a)　RMSE 变化曲线



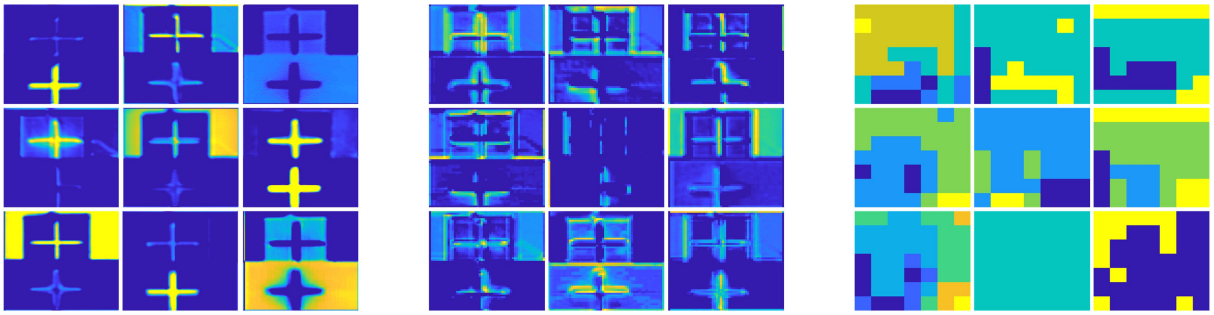
(b)　Loss 变化曲线

图 7　GoogLeNet 模型训练过程曲线

从图 7 可以看出，训练样本的均方根误差曲线和损失函数值曲线从高点快速下降，随着迭代次数的增加，网络逐渐趋于平稳，最终误差值趋近于 0。误差值很小，网络收敛速度较快，说明网络模型稳定。另外还可观察出，验证样本的均方根误差曲线和损失函数曲线也呈现快速下降且逐渐趋于平稳的趋势，且验证样本的曲线值低于训练样本。说明所提方法没有出现过拟合现象，GoogLeNet 网络模型可以有效地自适应提取图像特征，网络模型有着很好的泛化性。

多卷积层特征提取过程就是对原始图像进行多次映射与筛选，映射到最后一层的特征就是特征提取结果。在整个映射过程中，不同卷积层所学习到的特征也是不同的。为了进一步了解 GoogLeNet 网络模型工作特点以及特征提取过程，对训练好模型的卷积层：Conv1，Conv2 和 Conv5 对应输出的特征图进行可视化分析验证[17-18]，对应卷积层特征图

可视化结果如图 8 所示。可以发现,不同卷积层可以提取出不同的信息,针对相同的输入图像每层卷积也会体现出不同特征,卷积层中含有较多空间信息。



(a) Conv1 输出特征图 (b) Conv2 输出特征图 (c) Conv5 输出特征图

图 8 卷积层输出特征图

另外,图 8 中的浅层 Conv1 卷积层输出的特征图含有较多原始图像的细节纹理轮廓等信息,十字边缘轮廓特征较为清晰;较深层 Conv2 卷积层输出特征图的活性通道数量增多,语义信息增加,特征不再局限于纹理边缘等信息;深层 Conv5 卷积层输出的特征图已完全无法观察到原始图像的纹理边缘等信息,图像变得更加复杂抽象。这表明网络模型对于特征有较强的辨识度,能够自适应地学习出图像的不同纹理特征以及人工无法提取的图像隐式特征,适用于图像特征提取。

4.2 主观分析

图 9~11 分别表示在 9,12 和 15 m 距离下应用所提方法对紫外图像与可见光图像的配准融合处理结果。从图中可以清晰观察到可见光图像不包含紫外信息,而紫外图像仅显示放电轮廓无定位参考信息,未配准前紫外光图像与可见光图像融合所成像放电位置存在不同程度偏差,放电点定位不准确;配准后融合图像整体效果较好,放电目标轮廓突出,内容清晰,紫外图像信息完整,人眼可以快速观测到放电点位置信息,表明基于GoogLeNet模型和WT-Canny 的图像配准融合算法已完全满足主观视觉要求。



(a) 可见光图像 (b) 紫外光图像 (c) 未配准图像 (d) 配准后融合图像

图 9 9 m 距离下基于 GoogLeNet 模型和 WT-Canny 的图像配准融合仿真结果



(a) 可见光图像 (b) 紫外光图像 (c) 未配准图像 (d) 配准后融合图像

图 10 12 m 距离下基于 GoogLeNet 模型和 WT-Canny 的图像配准融合仿真结果



(a) 可见光图像 (b) 紫外光图像 (c) 未配准图像 (d) 配准后融合图像

图 11 15 m 距离下基于 GoogLeNet 模型和 WT-Canny 的图像配准融合仿真结果

4.3 配准叠加精度

为验证本文所提算法的有效性,对于配准精度

选用叠加精度进行客观评价。叠加精度测试原理如图 12 所示，已知视场角度及像素数，求取同一视场角下所得紫外光图像与可见光图像的质心坐标，计算得到最大叠加角度偏差，再通过角度弧度换算公式求得叠加精度，即通过测量两幅图像十字中心点坐标偏移量，实现紫外可见光图像的叠加精度测试。叠加精度值越小配准效果越好，最大叠加角度偏差公式如下：

$$\mathrm{d}\theta=\sqrt{\left(\frac{\mathrm{d}x}{W}\times\theta_{\mathrm{W}}\right)^{2}+\left(\frac{\mathrm{d}y}{H}\times\theta_{\mathrm{H}}\right)^{2}} \tag{22}$$

式中，$\mathrm{d}x$ 表示两图像水平方向质心坐标差值，$\mathrm{d}y$ 表示竖直方向质心坐标差值；W，H 分别表示横向像素数和纵向像素数；θ_{W} 代表水平方向视场角度，θ_{H} 代表竖直方向视场角度。

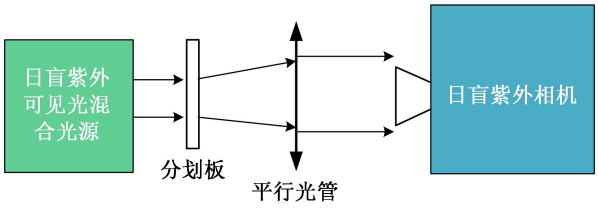


图 12　叠加精度测试系统示意图

根据式(22)可计算得到同一距离拍摄下待配准图像与参考图像间的配准最大叠加角度偏差。实验使用本文所提方法分别对 6～15m 距离下拍摄的十字低压汞灯图像进行配准，并分别计算不同距离下紫外光图像与可见光图像配准弧度，计算结果如表 1 所示。

表 1　不同距离下紫外光与可见光配准叠加精度

距离/m	紫外图像质心坐标	可见图像质心坐标	叠加角度偏差 $\mathrm{d}\theta$/(°)	叠加精度 $\mathrm{d}\omega$/mrad
6	(862.75,710.75)	(862.25,710.75)	0.003 0	0.051 7
7	(1 075.30,658.30)	(1 075.30,659.70)	0.003 7	0.065 4
8	(1 212.30,779.20)	(1 213.30,779.80)	0.006 1	0.105 7
9	(1 077.80,746.20)	(1 078.30,746.80)	0.003 2	0.056 1
10	(1 002.80,694.30)	(1 003.30,695.70)	0.004 8	0.083 4
11	(1 065.80,743.80)	(1 064.80,743.80)	0.005 9	0.103 4
12	(1 021.30,661.30)	(1 021.30,666.70)	0.013 7	0.240 0
13	(1 091.80,650.20)	(1 093.30,662.20)	0.010 2	0.178 0
14	(1 093.30,667.30)	(1 094.80,668.70)	0.009 6	0.168 4
15	(911.75,750.25)	(913.25,752.75)	0.010 9	0.189 7

由表 1 可知，在 6～15 m 距离下经过本文所提方法配准后两幅图像最大叠加角度远小于 0.1°，配准后叠加精度值远低于工程所提要求 0.5 mrad，配准结果完全可以满足工程需求。

为验证本文算法优势，将本文方法所得图像配准叠加精度与文献[19-20]所提基于互信息的配准方法和传统 CNN 网络配准方法进行比较，对比结果如图 13 所示。

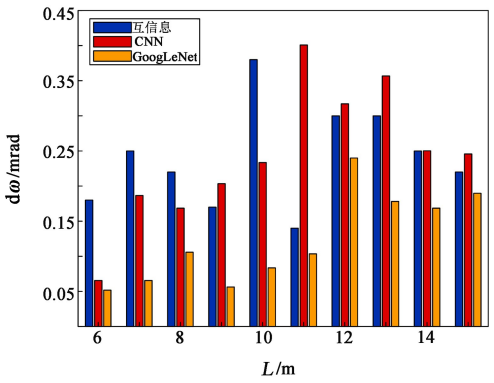


图 13　三种方法配准叠加精度对比

由图 13 可以清晰地看出，在同一距离(L)下，三种配准方法中基于 GoogLeNet 网络模型配准的图像叠加精度值明显低于其他两种方法的配准叠加精度值，经过 GoogLeNet 网络模型配准的图像叠加精度更高，配准效果更好。

5　结论

本文提出一种基于 GoogLeNet 模型和 WT-Canny 的紫外成像仪中的图像配准与融合方法，大量实验结果表明：

1)相比于人工特征提取的局限性，利用迁移学习思想进行图像配准具有高效便捷的优势；

2)GoogLeNet 网络模型训练速度快且提取的特征复杂多样，可以有效提高图像配准精度与速度；

3)从配准融合效果图可以看出，使用本文所提方法融合的图像放电目标边缘突出、纹理清晰，紫外信息完整，证明所提方法具有很好的可靠性。

参考文献：

[1]　顾　燕，吕　扬，杨　锋，等. 紫外成像仪的紫外可见光图像叠加精确度测试系统[J]. 红外技术，2019，41(8)：695-698.
Gu Yan，Lü Yang，Yang Feng，et al. Testing system for UV imager superposition accuracy[J]. Infrared Technology，2019，41(8)：695-698.

[2]　王胜辉，李　伟，姜婷玥，等. 环境因素对电晕放电紫外成像检测影响的试验研究[J]. 高电压技术，2021，47(2)：504-511.
Wang Shenghui，Li Wei，Jiang Tingyue，et al. Experimental study on the effect of environmental factors on corona discharge using ultraviolet imaging detection [J]. High Voltage Engineering，2021，47(2)：504-511.

[3]　徐　鹏，陆启宇，马　奥，等. 基于红外、超声和紫外技术的局部放电联合检测方法研究[J]. 红外，2016，37(9)：42-48.

Xu Peng, Lu Qiyu, Ma Ao, et al. Synthetic partical discharge measurement system based on infrared, ultrasonic and ultraviolet[J]. Infrared, 2016, 37(9): 42-48.

[4] 陈锦龙，陈俊全，张 旭，等. 一种放电检测中紫外和可见光图像配准方法[J]. 测绘科学，2019，44(8)：70-74.
Chen Jinlong, Chen Junquan, Zhang Xu, et al. An image registration method for power equipment discharge detection using ultraviolet and visible light image [J]. Science of Surveying and Mapping, 2019, 44(8): 70-74.

[5] 马立新，张建宇，周小波. 应用于紫外检测技术的ICA图像融合算法[J]. 机电工程，2016，33(1)：111-115.
Ma Lixin, Zhang Jianyu, Zhou Xiaobo. ICA image fusion algorithm applied in UV detection technology [J]. J. of Mechanical & Electrical Engin., 2016, 33(1): 111-115.

[6] LeCun Y, Bengio Y, Hinton G. Deep learning[J]. Nature, 2015, 521(7533): 436-444.

[7] 郝 帅，张 旭，马瑞泽，等. 基于改进GoogLeNet的小电流接地系统故障选线方法[J/OL]. 电网技术：1-9[2021-06-08]. https://doi.org/10.13335/j.1000-3673.pst.2021.0256.
Hao Shuai, Zhang Xu, Ma Ruize, et al. Fault line selection method for small current grounding system based on improved GoogLeNet[J/OL]. Power System Technology: 1-9[2021-06-08]. https://doi.org/10.13335/j.1000-3673.pst.2021.0256.

[8] 韩要昌，王 洁，史 通，等. 基于改进GoogLeNet的遥感图像分类方法[J]. 弹箭与制导学报，2019，39(5)：139-142，153.
Han Yaochang, Wang Jie, Shi Tong, et al. Remote sensing image classification based on improved GoogLeNet[J]. J. of Projectiles, Rockets, Missiles and Guidance, 2019, 39(5): 139-142, 153.

[9] Fang T. A novel computer-aided lung cancer detection method based on transfer learning from GoogLeNet and median intensity projections [C]// 2018 IEEE Inter. Conf. on Computer and Communication Engineering Technology (CCET), Beijing, 2018: 286-290.

[10] Al-Qizwini M, Iman B, et al. Deep learning algorithm for autonomous driving using GoogLeNet [C]// 2017 IEEE Intelligent Vehicles Symposium (IV), Redondo Beach, CA, 2017: 89-91.

[11] Fiore U, Francesco P, Aniello C, et al. Network anomaly detection with the restricted Boltzmann machine [J]. Neurocomputing, 2013, 122: 13-23.

[12] 徐 凯，梁志坚，张镱议，等. 基于GoogLeNet Inception-V3模型的电力设备图像识别[J]. 高压电器，2020，56(9)：129-135，143.
Xu Kai, Liang Zhijian, Zhang Yiyi, et al. Image recognition of electric equipment based on GoogLeNet Inception-V3 model [J]. High Voltage Apparatus, 2020, 56(9): 129-135, 143.

[13] 周 晓，李永清，张有兵. 基于ELM的非侵入式电力负荷识别算法[J]. 高技术通讯，2020，30(10)：1018-1024.
Zhou Xiao, Li Yongqing, Zhang Youbing. Identification algorithm for non-intrusive power load based on ELM[J]. Chinese High Technology Letters, 2020, 30(10): 1018-1024.

[14] 于志勇，张卫辉，王新库，等. 基于GA和ELM的电能质量扰动识别特征选择方法[J]. 电测与仪表，2016，53(23)：62-66.
Yu Zhiyong, Zhang Weihui, Wang Xinku, et al. A method of power quality disturbances recognition feature selection based on GA and ELM [J]. Electrical Measurement & Instrumentation, 2016, 53(23): 62-66.

[15] 王园园，张 娜，韩美林. 基于Canny算子边缘检测的小波变换多聚焦图像融合方法[J]. 电子测量技术，2019，42(17)：148-151.
Wang Yuanyuan, Zhang Na, Han Meilin. Wavelet transform multi-focus image fusion method based on canny operator edge detection[J]. Electronic Measurement Technology, 2019, 42(17): 148-151.

[16] 张愉玲，邢会林，等. 基于蚁群和Canny边缘检测算子混合算法的二维岩石图像裂隙特征提取与修复研究[J]. 大地构造与成矿学，2021，45(1)：242-251.
Zhang Yuling, Xing Huilin, Li Sanzhong, et al. Fracture extraction and repair of 2D rock image based on hybrid algorithm of ant colony and canny edge detection operator[J]. Geotectonica et Metallogenia, 2021, 45(1): 242-251.

[17] 石学超，周亚同，池 越. 基于多层特征融合可调监督函数卷积神经网络的人脸性别识别[J]. 计算机应用研究，2019，36(3)：940-944.
Shi Xuechao, Zhou Yatong, Chi Yue. Face gender recognition based on multi-layer feature fusion convolution neural network with adjustable supervisory function[J]. Application Research of Computers, 2019, 36(3): 940-944.

[18] 郑燕红，邓湘金，姚 猛，等. 月球表层采样样品智能确认方法[J]. 宇航学报，2020，41(8)：1094-1104.
Zheng Yanhong, Deng Xiangjin, Yao Meng, et al. An intelligent approach for identification of lunar surface sampling soil[J]. J. of Astronautics, 2020, 41(8): 1094-1104.

[19] 侯思祖，陈 宇，刘雅婷. 基于互信息的紫外成像仪中图像配准研究[J]. 半导体光电，2020，41(4)：598-604.
Hou Sizu, Chen Yu, Liu Yating. Image registration in ultraviolet imager based on mutual information [J]. Semiconductor Optoelectronics, 2020, 41(4): 598-604.

[20] 侯思祖，刘雅婷，陈天威. 基于CNN-WF的高灵敏紫外成像仪中的图像配准与融合[J]. 半导体光电，2021，42(4)：596-602.
Hou Sizu, Liu Yating, Chen Tianwei. Image registration and fusion of high sensitive ultraviolet imager based on CNN-WF [J]. Semiconductor Optoelectronics, 2021, 42(4): 596-602.

作者简介：

侯思祖(1962—)，男，教授，博导，研究方向包括配网故障定位诊断、电力通信网综合管理和检测。