

基于深度卷积神经网络的 γ 光子图像分类识别研究

吴蓉,赵敏,孙通,徐君,姚敏

(南京航空航天大学 自动化学院 江苏 南京 211106)

摘 要:通过对正电子探测成像技术获得的 γ 光子图像进行分类识别,有利于后续有针对性地快速获取图像所包含的有效信息。在 MatConvNet 上利用迁移学习的方法搭建深度卷积神经网络,通过对其参数的调整进一步提高网络分类识别的性能。为了验证网络性能,设计了 10 组不同形状的管材模型,利用仿真得到的扫描时间为 1 s 的 γ 光子图像样本集对网络进行训练后,将其应用于扫描时间为 0.1 s 的 γ 光子图像样本进行分类识别,发现分类准确率在图像质量偏差、扫描时间为 0.1 s 的 γ 光子图像样本上仍然达到了 94.72%。可见所搭建的深度卷积神经网络对 γ 光子图像具有很好的分类识别性能。

关键词:正电子探测成像技术;深度学习;卷积神经网络;分类识别

中图分类号: TP391.41 文献标志码: A 文章编号: 1671-5276(2020)05-0139-03

Research on Classification and Recognition of γ -photon Images Based on Deep Convolutional Neural Network

WU Rong, ZHAO Min, SUN Tong, XU Jun, YAO Min

(College of Automation Engineering, Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, Nanjing 211106, China)

Abstract: The classification and recognition of γ -photon images obtained by positron detection imaging technology facilitates the subsequent processing of acquiring the valid information contained in the image quickly. The transfer learning method is used to build the deep convolutional neural network on MatConvNet. And the performance of the classification and recognition of the network is improved by parameter adjustment. To verify the performance of the network, 10 different shapes of pipe models are designed. γ -photon images of scanning time 1 s is used to train the network, and then the trained network is applied to the classification and recognition of γ -photon images of scanning time 0.1 s. The classification accuracy rate can still reach 94.72% on the γ -photon images with the worse quality. It can be seen that the deep convolutional neural network has good classification and recognition performance for γ -photon images.

Keywords: positron detection imaging technology; deep learning; convolutional neural network; classification and recognition

0 引言

正电子湮没技术(positron annihilation technology, PAT)^[1]作为一种非侵入式的核物理技术,是当今科学研究的重点领域之一。该技术通过回旋加速器获得半衰期短的核素,该类核素经过 β^+ 衰变产生正电子,其与附近的电子发生碰撞,产生一对能量为 511 KeV、方向互成 180°、呈电中性的 γ 光子^[2]。利用设备对其进行探测并成像获得被测对象的 γ 光子图像。

对 γ 光子图像进行分类能够在后续处理中有针对性地获得图像的有效信息。目前,常用的图像分类算法如 K 最近邻^[3]、决策树^[4]、支持向量机^[5]等在图像分类任务中有不错的效果。但由于 γ 光子图像在快速采集情况下分辨率低且噪声大的缺点,使得上述方法难以获得理想的分类效果。因此,本文提出利用深度卷积神经网络(deep convolutional neu-

ral network, DCNN)^[6]对 γ 光子图像进行分类识别,通过训练可提高 γ 光子图像分类识别的精度。

1 卷积神经网络

卷积神经网络在很多视觉分类任务中达到了甚至超过了人类认知,其最大的特点在于局部感知和权值共享,有效减少了网络参数,加快了网络训练速度。卷积神经网络对平移、缩放、旋转等畸变具有不变性,提高了特征的鲁棒性和稳定性。本文采用构建在 MATLAB 上的卷积神经网络工具包 MatConvNet 作为 DCNN 的平台。

在分类任务中,如果仅采用 γ 光子图像构成样本空间,由于数据量大,实际上很难实现。因此,本文采用迁移学习(transfer learning)的方法,利用在大规模数据集 ImageNet 上预训练卷积神经网络模型,利用 γ 光子图像样本集对网络参数进行不断地训练与微调,实现对 γ 光子图

基金项目:国家自然科学基金面上项目(51875289; 6187124); 航空科学基金项目(2016ZD52036); 中央高校基本科研业务费专项资金项目(NS2019017); 江苏省研究生科研与实践创新计划项目(KYCX18_0269)

第一作者简介:吴蓉(1995—),女,江苏南通人,硕士研究生,研究方向为正电子探测成像、图像处理、人工智能等。

像的准确分类。对于 γ 光子图像这种小样本空间,这是一种非常有效的构建DCNN分类器的方法。

3所示。

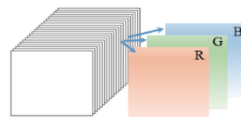


图3 3张切片构成RGB图像

2 γ 光子图像获取及预处理

2.1 γ 光子图像样本制作

GATE(geant application for tomographic emission)是一款能够真实模拟正电子探测成像系统的仿真软件。为验证DCNN对 γ 光子图像分类识别的有效性,本文构建了一系列在设计上考虑了工业应用特点的样本模型:管材空腔呈现一定的几何形状,将其截面的 γ 光子图像作为训练样本,图形上既有差别明显的,但也容易混淆。

仿真中设置了23对探测头,每个探测头由 1×4 个模块组成,每个模块由 8×16 个晶体组成。每个闪烁晶体分为两层:内层为LSO晶体,外层为LuAP晶体,晶体大小均为 $1.1 \text{ mm} \times 2.2 \text{ mm} \times 10 \text{ mm}$,探测器半径约为69 mm。管材模型内部填充核素溶液,其活度为每像素2000 Bq,探测器数量为 184×64 ,扫描时间为1 s,能量分辨率为15%,时间分辨率为300 ps,能量窗口为350~650 keV,时间窗口为10 ns。设计扫描时间为1 s是考虑工业应用采样速度快的需求,这会导致图像重建质量下降并使得图像的识别与分类困难,却恰好可以验证DCNN的适应能力。

设计了10组管材模型,如图1所示。其中形状相同缺陷方向不同的图形均容易造成识别错误。图2是对这10组模型的探测数据采用极大似然期望值最大^[7](maximum likelihood expectation maximization, MLEM)算法重建获得的第36张切片图(每类模型有64张切片图,同一类的每张切片图存在一定的差别)。

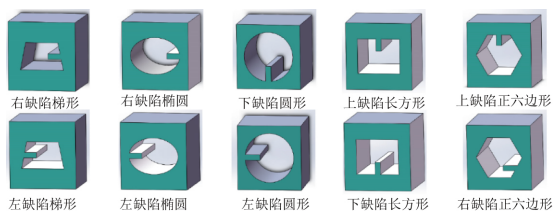


图1 实验模型

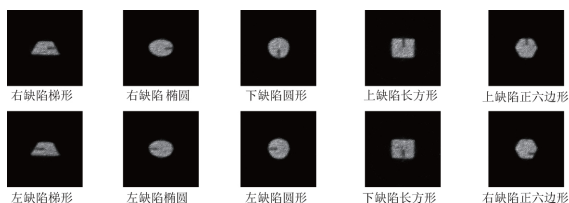


图2 部分 γ 光子图像样本

2.2 γ 光子图像预处理算法

由于被测对象的位置差异和探测器结构差异,相邻切片图像之间也存在微小差异。为了提高训练数据的质量和丰富性,本文利用这种差异进行数据增强(data augmentation)。为此,选取一张 γ 光子切片图 n 时,利用其相邻的两张切片 $n-1$ 和 $n+1$ 构成RGB 3个通道的图像,如图

为了尽可能地增加 γ 光子图像的特征,本文采用建立索引表的方式构建有索引表的RGB图像,这样,就可以在图像上充分反映出管材内的核素浓度分布情况,由此增加了 γ 光子图像的细节特征。实际操作如下:获得由相邻3张 γ 光子切片图生成的RGB图像中某一张的颜色映射表,并将所有 γ 光子图像的灰度级排列与该颜色映射表作一一对应,生成最终用于训练的 γ 光子图像样本(图4)。

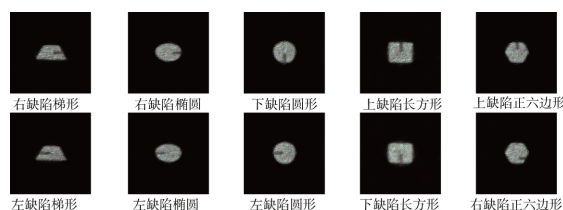


图4 经过图像预处理后的图像样本

3 实验结果及分析

在10类模型的切片图中任选30张作为训练集,共有300张训练图像;再选择6张作为验证集,共60张验证图像;再另选择6张作为测试集,共60张测试图像。

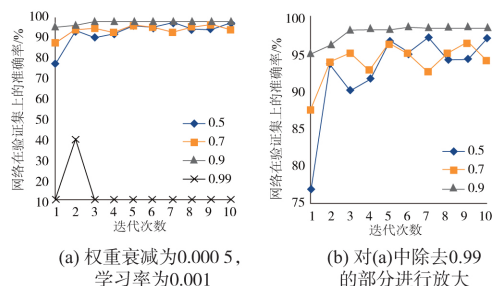
为了得到 γ 光子图像的最佳分类效果,需要对所构建的DCNN网络中目标函数进行权重规整,以防止参数更新过程出现太大的权值,其相应的权重更新公式为

$$\Delta W_{t+1}^l = \rho \cdot \Delta W_t^l - (1-\rho) \cdot \eta \left(\frac{\partial F}{\partial W_t^l} + \beta W_t^l \right) \quad (1)$$

其中: β 表示权重衰减因子; η 表示学习率; ρ 表示动量因子。对以上参数设置不同的值进行训练。

1) 为了比较不同动量对网络性能的影响,固定的权重衰减和学习率,设置动量分别为0.5、0.7、0.9、0.99进行了实验。训练结果如图5所示。

从图5中可以看出,当动量取0.5和0.7时,网络无法收敛;当动量取0.99时,网络要么无法收敛,要么精度极低;而当动量取0.9时,网络不仅快速收敛,而且在验证集上的准确率较高,因而选择动量为0.9。



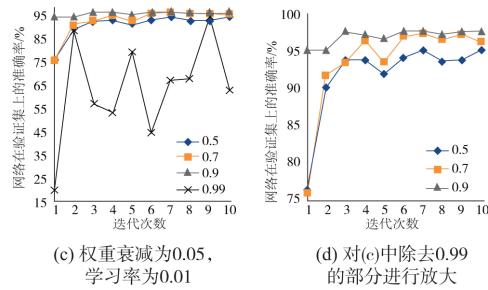


图5 不同动量对网络性能的影响

2) 为了比较不同学习率对网络性能的影响,固定权重衰减,设置动量为0.9,学习率分别为0.000 01、0.000 1、0.001、0.01、0.1进行实验。图6是权重衰减分别为0.000 5和0.05时两组训练结果。

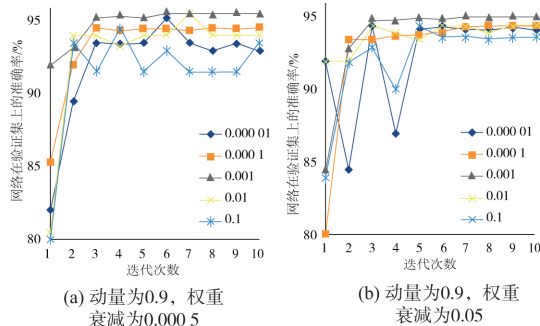


图6 不同学习率对网络性能的影响

从图6中可以看出:当学习率取0.000 01、0.01和0.1时,网络振荡比较严重,收敛所需要的时间较长;当学习率取0.000 1和0.001时,网络收敛速度均比较快,但从验证集上的准确率来看,学习率取0.001更佳。

3) 为了比较不同权重衰减对网络性能的影响,设置动量为0.9,学习率为0.001,权重衰减分别为0.000 1、0.000 5、0.005、0.05进行实验。其训练结果如图7所示。

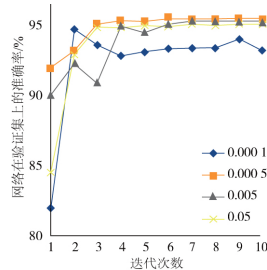


图7 不同权重衰减对网络性能的影响

从图7可以看出,权重衰减对网络振荡的影响不大,而当权重衰减为0.000 5时,网络在验证集上的准确率较高。

通过上述反复实验,最终确定网络参数为:动量为0.9,权重衰减参数为 5×10^{-4} ,学习率为0.001。采用该参数对处理后的 γ 光子图像样本集进行训练并分类识别,其在验证集上分类的准确率可达到97.34%。将训练好的网络在测试集上进行测试,发现在测试集上的准确率达到95.69%。

为了进一步验证DCNN对 γ 光子图像的分类能力,利用GATE仿真得到扫描时间为0.1s的 γ 光子图像,如图8中部分图像所示。与扫描时间为1s的 γ 光子图像相比,其图像

质量有明显下降。利用训练好的网络对扫描时间为0.1s的 γ 光子图像进行分类识别,发现其在该样本集上的分类准确率也达到了94.72%。部分分类结果如图8所示,表明本文所构建的DCNN分类器对正电子图像有很强的分类能力。

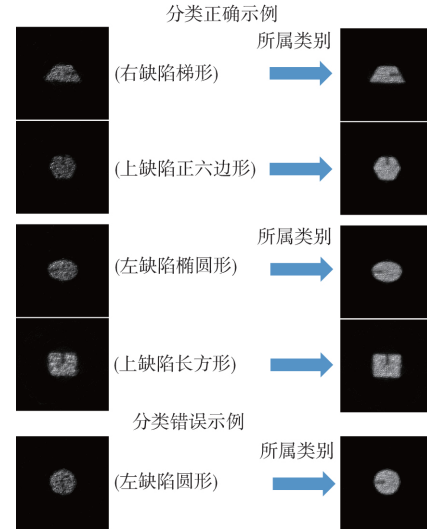


图8 部分分类结果示例

4 结语

γ 光子图像具有分辨率低、噪声大等特点,传统的图像分类识别方法很难对其进行有效地分类识别。因此,本文提出利用深度卷积神经网络对其进行分类识别。利用建立颜色索引表的图像预处理方法,通过对DCNN网络参数的调整,使得其在 γ 光子图像的训练集和测试集上都获得了令人满意的结果。接下来,需要进一步扩大 γ 光子图像样本库的数量及类别,同时需要在样本库中添加更为复杂的样本以及与实际应用相关的样本,从而进一步提高该算法的实际应用价值。

参考文献:

- [1] ROMAN S. Laptev, ANDREY M. Lider, YURIY S. Bordulev, et al. Investigation of defects in hydrogen saturated titanium by means of positron annihilation techniques [J]. Defect and Diffusion Forum, 2015, 365: 232-236.
- [2] DE Lima A, GORDO P. Positron physics [M]. [S.L.: s.n.] 2010.
- [3] 杨亦波,王斌,王剑锋.一种基于融合的词袋模型和大裕度最近邻分类算法的图像识别方法[J].上海师范大学学报(自然科学版),2017,46(4):584-589.
- [4] 黄筱调,夏长久,孙守利.智能制造与先进数控技术[J].机械制造与自动化,2018,47(1):1-6,29.
- [5] 王振武,孙佳骏,于忠义,等.基于支持向量机的遥感图像分类研究综述[J].计算机科学,2016,43(9):11-17,31.
- [6] LE Cun Y, BOTTOU L, BENGIO Y, et al. Gradient-based learning applied to document recognition[J]. Proceedings of the IEEE, 1999, 86(11): 2278-2324.
- [7] SHEPP L A, VARDI Y. Maximum likelihood reconstruction for emission tomography [J]. IEEE Transactions on Medical Imaging, 1982, 1(2): 113-122.

收稿日期:2019-06-26