

引文格式: 刘霞, 金忠庆. 基于改进卷积神经网络的飞机桁架焊缝缺陷识别与测试 [J]. 航空制造技术, 2021, 64(23/24): 34-38.

LIU Xia, JIN Zhongqing. Weld defect identification and testing of aircraft truss based on improved convolutional neural network[J]. Aeronautical Manufacturing Technology, 2021, 64(23/24): 34-38.

基于改进卷积神经网络的飞机桁架焊缝缺陷识别与测试*

刘霞¹, 金忠庆²

(1. 广东科技学院, 东莞 523083;

2. 空军航空大学, 长春 130012)

[摘要] 飞机桁架的焊接质量是其工作强度的重要保证, 因此对桁架的焊缝缺陷进行有效检测和识别是当前航空制造业重点研究的问题。为快速而有效地检测出焊缝的内部缺陷, 并针对传统目标识别方法中存在的计算复杂、识别精度不高等问题, 提出了一种基于改进卷积神经网络(Convolutional neural network, CNN)的焊缝缺陷识别方法。首先, 对焊缝图像进行阈值划分, 使其特征信息更利于提取; 然后, 设计了改进的自适应池化方法, 从而提出一种新的焊缝图像缺陷识别模型结构, 并制定相应的模型参数与计算方法; 最后, 利用所设计的识别模型对焊缝图像进行识别训练与测试。研究表明, 该网络模型可有效实现焊缝内部缺陷的识别及分类, 平均正确识别率达到 98.25%, 说明所提出的方法具有识别速度快、正确率高、鲁棒性好的优点, 为焊缝缺陷识别工艺过程提供理论参考。

关键词: 卷积神经网络(CNN); 焊缝缺陷; 图像识别; 飞机桁架; Matlab 仿真

DOI: 10.16080/j.issn1671-833x.2021.23/24.034



刘霞

讲师, 硕士, 研究方向为图像识别。

在飞机桁架焊接过程中, 由于受焊接参数、外部环境以及工人操作水平的影响, 在焊缝中容易形成不同程度的焊接缺陷, 使工件的作用效能大幅下降, 甚至产生严重的生命与财产损失, 这就需要对焊缝的内部缺陷进行有效检测, 及时发现存在的安全隐患^[1-2]。目前, 基于人工的 X 射线的图像缺陷识别方法在效率和准确率方面均有待提高。因此, 寻求一种快速而有效的识别方法成为学者们关注的重点。

卷积神经网络(Convolutional neural network, CNN)作为一种前馈神经网络, 可以避免传统识别算法中复杂的前期预处理, 将原始图像直

接作为模型的输入, 对其进行特征提取, 具有识别效率高、数据表征能力强的特点, 广泛用于各领域^[3-5]。为提高焊缝缺陷的识别效果, 本研究以 LeNet 网络模型作为研究基础, 对模型的激活函数及池化方法等指标进行改进, 设计了一种改进的卷积神经网络焊缝图像识别模型。同时, 以焊缝图像数据作为输入样本对 CNN 模型进行训练和测试, 并通过与其他方法对比, 验证所设计的 CNN 模型的识别效果。

焊缝图像采集与处理

焊缝 X 射线图像在提取过程中

* 基金项目: 广东省普通高校特色创新类项目(2018KTSCX262)。

不可避免会受到噪声的干扰,因此检测之前需对焊缝图像进行预处理,去除图像噪声、提高对比度以及归一化尺寸,以保证获取有效的目标信息。

1 焊缝图像采集

焊缝内部的缺陷无法用肉眼直接观察,有一定的潜在风险,通常需用探伤的方法进行检测,但探伤后的图像需要对其进行有效甄别并分类,为此本研究采用卷积神经网络对焊缝内部缺陷进行识别。所采用的数据集由某焊接加工车间提供,共 3125 个图像,按照 4:1 的比例划分为训练集和测试集。根据焊缝探伤图像缺陷的类型对图像进行分类,包括气孔、裂缝、未焊透以及未熔合,各缺陷大致样式如图 1 所示。

2 焊缝图像处理

由于原始的焊缝图像存在一定的噪声,而且对比度不高,对图像进行预处理可以避免因特征提取过程中出现过拟合现象。先采用中值滤波对图像去噪^[6],并利用线性插值法将图像归一化为 68×68 像素的感兴趣区域,最后采用最大类间方差法(OTSU)进行阈值分割,使焊缝和背景得以区分,其阈值函数公式如下^[7]:

$$\text{thresh} = \max[P_0(t) \times (u_0(t) - u)^2 + P_1(t) \times (u_1(t) - u)^2] \quad (1)$$

式中,thresh 为阈值; t 为灰度值; $P_1(t)$ 、 $P_0(t)$ 分别为焊缝与背景的比例; $u_1(t)$ 、 $u_0(t)$ 分别为焊缝与背景的灰度均值; u 为图像的灰度均值。

基于改进卷积神经网络的焊缝缺陷识别方法

1 卷积神经网络结构

CNN 的网络结构主要包括特征提取层和特征映射层。前者又分为卷积层和池化层两部分,是模型的核心;后者主要指全连接层,用于实现图像从高维特征域到图像类别域的映射^[8-10]。

(1) 卷积层。卷积层由很多卷积核组成,卷积核与前层图像卷积计算后,在激励函数的作用下得到对应的特征图,即:

$$u_j^L = f\left(\sum_{i \in M_j} X_i^{L-1} * W_{ij}^L + b_j^L\right) \quad (2)$$

式中, W_{ij}^L 为卷积核;* 为卷积运算; $f()$ 为激活函数; b_j^L 为偏置项; L 为神经网络的当前层数; j 为第 j 个神经元; X_i^{L-1} 为神经网络第 $L-1$ 层的第 i 个图像; $i \in M_j$, M 是最大层数,即第 M 层第 j 个图像; u_j^L 为第 L 层第 j 个图像的输出特征图,是二维图像。

(2) 池化层。利用池化层可以减小图像数据空间和特征维数,从而控制模型的过拟合现象,以实现图像特征的提取,即:

$$u_j^{L'} = f[\beta_j^L \text{down}(X_j^{L-1}) + b_j^{L'}] \quad (3)$$

式中,down(X_j^{L-1}) 为下采样函数; β_j^L 为采样系数; X_j^{L-1} 为第 $L-1$ 层第 j 个图像; $u_j^{L'}$ 为第 L 层第 j 个图像采样后得到的特征值。

2 焊接缺陷识别模型

在 Matlab 中建立卷积神经网络模型,为解决 Sigmoid 函数的“梯度消失”问题^[11-12],本研究以 LeNet 为基础网络架构,采用线性整流函数 ReLU 作为激活函数,并对模型参数和计算方法进行改进,以便更好地提取图像低阶特征和提高模型收敛速

度,即激活函数

$$f(x) = \begin{cases} x, & x \geq 0 \\ \beta \sqrt{-x}, & x < 0 \\ 1 + e^{\alpha x}, & \end{cases} \quad (4)$$

式中,当 $x \geq 0$, $f(x) = x$ 是一个函数形式,是程序语言,作用是对图像特征提取过程进行改进, x 为函数的输入,是图像特征; α 为梯度放大系数; β 为梯度缩小系数; $e^{\alpha x}$ 为函数中的一部分,代表指数。 α 、 β 通常是在 $(0, 1)$ 之间的随机数,以加快网络的收敛,避免梯度消失的问题产生。

同时,为提高特征提取的有效性,对传统的池化方法进行改进,采用一种能够综合考虑池化域和特征分布的自适应池化方法,使得池化模型能够在面对不同特征分布时选取最佳的特征,其原理如图 2 所示。

由此可以得到基于改进卷积神经网络的焊接缺陷识别模型,如图 3 所示。

为保证所建立的神经网络模型具有较好的性能,需综合考虑卷积层的层数、各层运算方式、图像大小以及特征图数量,并利用该模型对焊接缺陷图像进行识别。(1) 对图像进行预处理,得到 256 级的灰度图,以保证目标信息的有效性,使其满足训练要求;(2) 建立数据集,初始化模型参数;(3) 卷积计算,采用自适应池化法对特征图进行下采样,在 28×28 像素输出下,采用 5×5 的卷积

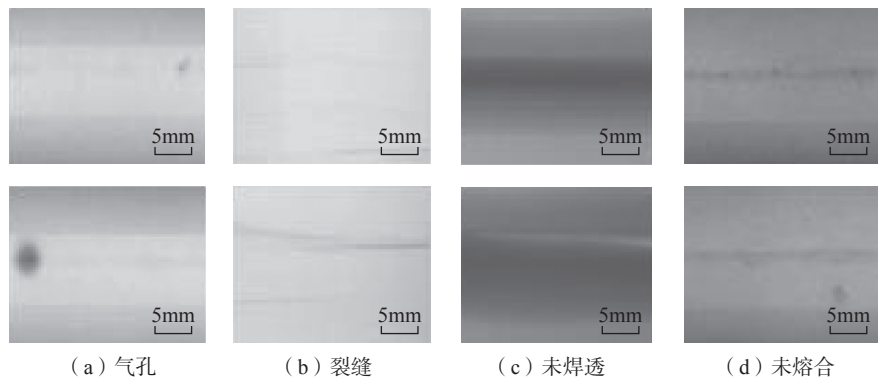


图 1 不同缺陷图像

Fig.1 Different defect images

核进行卷积操作,使池化模型获取最佳特征;(4)重复卷积计算3次,得到120个像素为3×3的特征图,并将特征图的列向量作为全连接层的输入,再通过反向传播算法更新网络参数;(5)利用网络模型对图像集进行分类,通过Softmax软件显示识别结果,具体参数详见表1。

仿真与测试

1 模型训练

设样本迭代次数为2000,权重参数的初始学习速率为0.002,对样本进行训练,流程如图4所示。

训练完成后,可以得出不同迭代次数下的训练结果,如图5和6所示。可以看到,随着迭代次数的增长,损失值快速降低,在迭代500次以后开始收敛,训练集与测试集的损失值趋于同步,训练准确率随着迭代次数的增加迅速升高,最终达到98.5%左右。结果表明,所建模型收敛速度快,准确率高,泛化能力强,可用于焊缝图像内部缺陷的识别。

2 模型验证

通过以上研究,确定了基于改进CNN的焊接缺陷识别模型的最佳结构参数,并将训练好的模型在测试集上进行验证,以验证其有效性和准确率。在测试集中随机选取500幅焊缝图像作为输入样本,其中无缺陷、气孔、裂缝、未焊透以及未熔合图像各取100张。利用训练好的网络进行缺陷识别,网络的最终输出结果为识别目标的概率,识别结果如表2所示。可以看出,无缺陷图像全部识别成功,准确率为100%。在有缺陷的图像识别中,气孔样本和裂缝样本各有1张识别错误,未焊透样本中有2张识别错误,未熔合中有3张识别错误,未熔合错误率较高,主要原因是未熔合与裂缝和未焊透的图像较为相似,不易分辨,有缺陷的焊缝图像平均识别正确率为98.25%。图7为部分识别错误

的图像形貌。

结论

(1) 针对传统图像识别方法在特征提取方面存在的问题,基于CNN模型自学习功能,提出一种改进CNN的焊缝缺陷识别方法。

(2) 在LeNet卷积神经网络基础上,对其结构和参数进行改进和优

化,实现图像特征的有效提取。同时,利用该模型对焊缝缺陷图像的数据集进行训练和测试,并与同类算法进行识别效果对比。

(3) 所建立的网络模型可有效实现焊缝缺陷的识别,无缺陷图像的识别准确率为100%,有缺陷的焊缝图像平均识别准确率为98.25%。说明所建模型收敛速度快、识别率高,

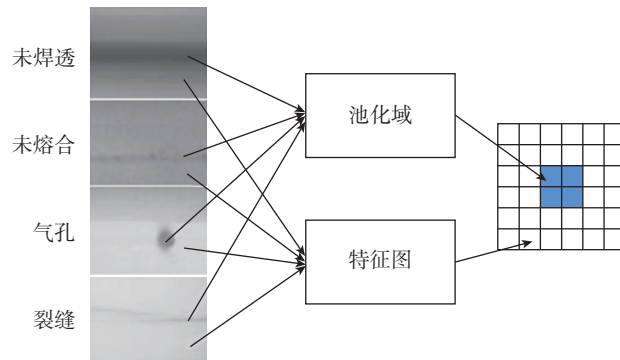


图2 池化层改进模型

Fig.2 Improved model of pooling layer

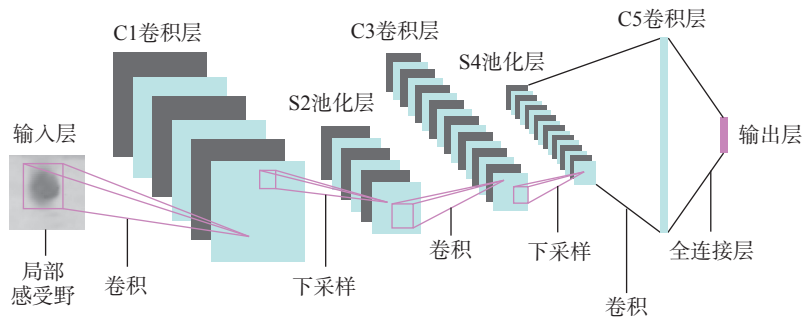


图3 焊缝缺陷识别模型结构

Fig.3 Structure of weld defect recognition model

表1 模型参数与计算方法

Table 1 Model parameters and calculation method

层	运算方式	图像大小/像素	特征图数量/个
C1卷积层	5*5	28×28	6
S2池化层	2*2	14×14	12
C3卷积层	5*5	10×10	16
S4池化层	2*2	5×5	16
C5卷积层	5*5	3×3	120
全连接层	Softmax 分类	1×1	84

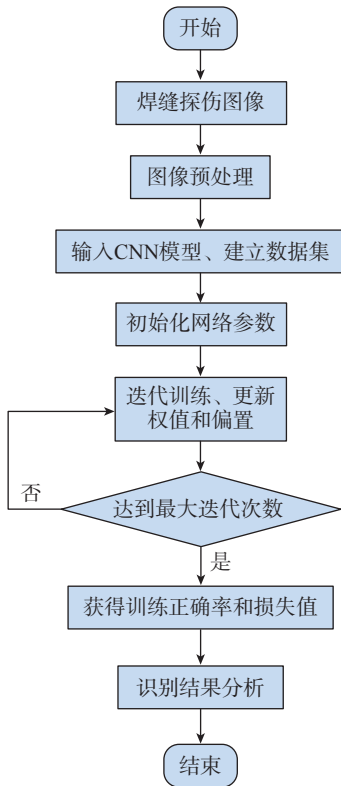


图4 模型训练流程
Fig.4 Process of model training

具有较强的泛化能力。

参考文献

[1] 黄健,张钢.深度卷积神经网络的目标检测算法综述[J].计算机工程与应用,2020,56(17):12-23.

HUANG Jian, ZHANG Gang. Survey of object detection algorithms for deep convolutional neural networks[J]. Computer Engineering and Applications, 2020, 56(17): 12-23.

[2] BARGOTI S, UNDERWOOD J P. Image segmentation for fruit detection and yield estimation in apple orchards[J]. Journal of Field Robotics, 2017, 34(6): 1039-1060.

[3] 谷静,谢泽群,张心雨.基于改进深度学习模型的焊缝缺陷检测算法[J].宇航计测技术,2020,40(3):75-79,87.

GU Jing, XIE Zequn, ZHANG Xinyu. Weld defect detection based on improved deep learning[J]. Journal of Astronautic Metrology and Measurement, 2020, 40(3): 75-79, 87.

[4] SHAO W J, LIU X F, WU Z J. A robust weld seam detection method based on particle

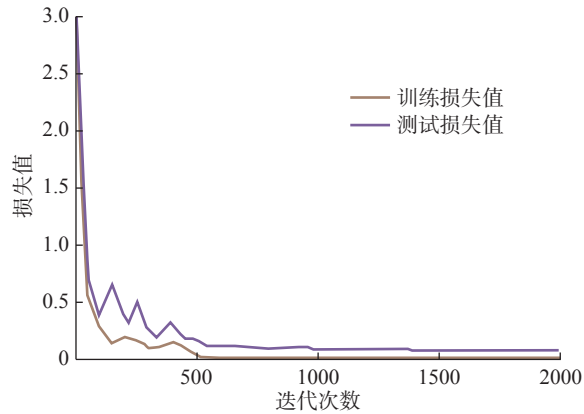


图5 模型训练的损失值
Fig.5 Loss value of model training

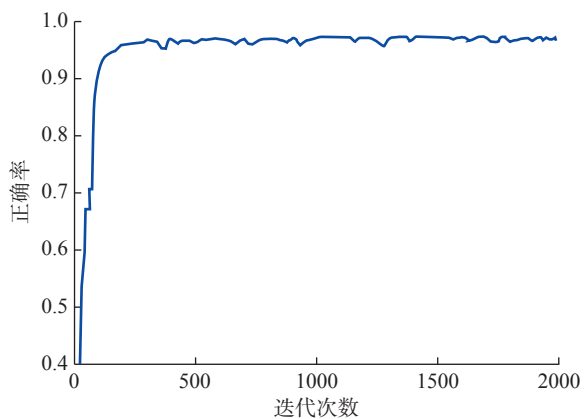


图6 模型训练的正确率
Fig.6 Accuracy of model training

表2 焊缝缺陷识别结果
Table 2 Weld defect identification results

焊接缺陷	样本数/张	识别错误数量/个	识别准确率/%
无缺陷	100	0	100
气孔	100	1	99
裂缝	100	1	99
未焊透	100	2	98
未熔合	100	3	97

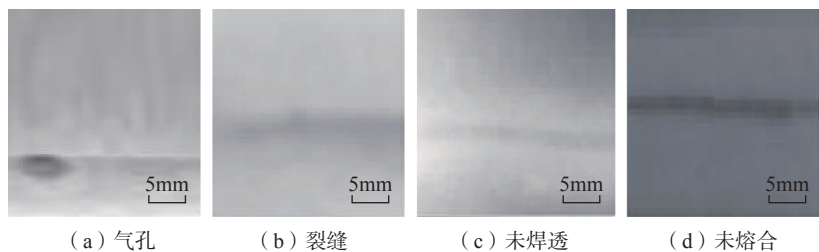


图7 部分错误识别图像
Fig.7 Partial error recognition images

filter for laser welding by using a passive vision sensor[J]. The International Journal of Advanced Manufacturing Technology, 2019, 104(5-8): 2971-2980.

[5] ALWZWAZY H, ALBEHADILI H, ALWAN Y, et al. Handwritten digit recognition using convolution neural networks[J]. International Journal of Innovative Research in Computer & Communication Engineering, 2016, 4(2): 1101-1106.

[6] 谷静, 张可帅, 朱漪曼. 基于卷积神经网络的焊缝缺陷图像分类研究[J]. 应用光学, 2020, 41(3): 531-537.

GU Jing, ZHANG Keshuai, ZHU Yiman. Research on weld defect image classification based on convolutional neural network[J]. Journal of Applied Optics, 2020, 41(3): 531-537.

[7] 樊丁, 胡核得, 黄健康, 等. 基于改

进卷积神经网络的管焊缝 X 射线图像缺陷识别方法[J]. 焊接学报, 2020, 41(1): 7-11.

FAN Ding, HU Ande, HUANG Jiankang, et al. X-ray image defect recognition method for pipe weld based on improved convolutional neural network[J]. Transactions of the China Welding Institution, 2020, 41(1): 7-11.

[8] 王丹丹, 何东健. 基于 R-FCN 深度卷积神经网络的机器人疏果前苹果目标的识别[J]. 农业工程学报, 2019, 35(3): 156-163.

WANG Dandan, HE Dongjian. Recognition of apple targets before fruits thinning by robot based on R-FCN deep convolution neural network[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering, 2019, 35(3): 156-163.

[9] LI Z. Research on X-ray weld defect detection and recognition algorithm based on independent analysis[D]. Xi'an: Xi'an Shiyou

University, 2019.

[10] ACHANTA R, SHAJ A, SMITH K, et al. SLIC super pixels compared to state of the art super pixel methods[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis & Machine Intelligence, 2012, 34(11): 2274-2282.

[11] 周飞燕, 金林鹏, 董军. 卷积神经网络研究综述[J]. 计算机学报, 2017, 40(6): 1229-1251.

ZHOU Feiyan, JIN Linpeng, DONG Jun. Review of convolutional neural network[J]. Chinese Journal of Computers, 2017, 40(6): 1229-1251.

[12] SINGH R, OM H. Newborn face recognition using deep convolutional neural network[J]. Multimedia Tools and Applications, 2017, 76(18): 19005-19015.

Weld Defect Identification and Testing of Aircraft Truss Based on Improved Convolutional Neural Network

LIU Xia¹, JIN Zhongqing²

(1. Guangdong University of Science and Technology, Dongguan 523083, China;

2. Aviation University Air Force, Changchun 130012, China)

[ABSTRACT] The welding quality of aircraft truss is an important guarantee of its working strength, so the effective detection and identification of truss weld defects is the focus of current aviation manufacturing industry. Aiming at the problems of complex calculation and low recognition accuracy existing in traditional target recognition methods, in order to detect the internal defects of weld quickly and effectively, a weld defect recognition method based on improved convolutional neural network (CNN) is proposed. Firstly, the threshold value of weld image is divided to make the feature information easier to extract. Then, an improved adaptive pooling method is designed, and a new model structure of weld image defect recognition is proposed, and the corresponding model parameters and calculation method are formulated. Finally, the recognition model is used to train and test the weld image. The results show that the network model can effectively realize the recognition and classification of weld defects, and the average correct recognition rate is 98.25%, which shows that the proposed method has the advantages of fast recognition speed, high accuracy and good robustness, and provides theoretical reference for the process of weld defect recognition.

Keywords: Convolutional neural network (CNN); Weld defect; Image recognition; Aircraft truss; Matlab simulation

(责编 七七)