

超声图像中复合材料褶皱形态的Mask-RCNN识别方法

张海燕 徐心语 马雪芬 朱琦 彭丽

Mask-RCNN recognition method of composite fold shape in ultrasound images

Zhang Hai-Yan Xu Xin-Yu Ma Xue-Fen Zhu Qi Peng Li

引用信息 Citation: *Acta Physica Sinica*, 71, 074302 (2022) DOI: 10.7498/aps.71.20212009

在线阅读 View online: <https://doi.org/10.7498/aps.71.20212009>

当期内容 View table of contents: <http://wulixb.iphy.ac.cn>

您可能感兴趣的其他文章

Articles you may be interested in

碳纤维增强复合材料褶皱缺陷的超声成像

Ultrasonic imaging of wrinkles in carbon-fiber-reinforce-polymer composites

物理学报. 2021, 70(11): 114301 <https://doi.org/10.7498/aps.70.20210032>

层状材料褶皱对几种地质活动机理研究的启示

Inspiration of wrinkles in layered material for the mechanism study of several geological activities

物理学报. 2020, 69(2): 026101 <https://doi.org/10.7498/aps.69.20190122>

齿鲸生物声呐目标探测研究综述

An overview of mechanism of target detection by odontocetes biosonar

物理学报. 2021, 70(15): 154302 <https://doi.org/10.7498/aps.70.20210284>

基于最优化线性波数光谱仪的谱域光学相干层析成像系统

Optimized linear wavenumber spectrometer based spectral-domain optical coherence tomography system

物理学报. 2018, 67(10): 104208 <https://doi.org/10.7498/aps.67.20172606>

基于偏振信息探究水下环境气泡群对目标成像的影响

Exploring target imaging in underwater bubble group environment based on polarization information

物理学报. 2021, 70(14): 144201 <https://doi.org/10.7498/aps.70.20202152>

基于生物阻抗谱成像的生物组织检测方法

Biological tissue detection based on electrical impedance spectroscopic tomography

物理学报. 2022, 71(4): 048706 <https://doi.org/10.7498/aps.71.20211600>

超声图像中复合材料褶皱形态的 Mask-RCNN 识别方法*

张海燕^{1)†} 徐心语¹⁾ 马雪芬²⁾ 朱琦³⁾ 彭丽¹⁾

1) (上海大学通信与信息工程学院, 上海先进通信与数据科学研究院, 上海 200444)

2) (上海电机学院机械学院, 上海 201306)

3) (上海大学机电工程与自动化学院, 上海 200444)

(2021 年 10 月 28 日收到; 2021 年 12 月 2 日收到修改稿)

复合材料在制造和使用过程中不可避免地会产生褶皱缺陷, 因其形态变化多样, 形变程度较小, 人工辨认存在一定障碍, 容易出现错漏情况. 为提高检测效率, 提出利用 Mask-RCNN(Mask region-based convolutional neural networks) 目标检测算法对复合材料超声图像中不同形态的褶皱缺陷进行检测并分类. 制备含有不同形态褶皱缺陷的碳纤维复合材料层合板, 利用超声相控阵采集全矩阵数据; 通过波数成像算法得到复合材料层合板纵切面图像, 根据地质层中褶皱的几何学特征, 将复合材料层合板中存在的不同褶皱分为三类, 进而建立褶皱形态与材料损伤程度之间的关系; 提出 Mask-RCNN 算法用于褶皱缺陷的自动检测并分类, 该算法中语义分割的引入可显示褶皱缺陷的位置和形状. 实验结果表明: Mask-RCNN 对不同形态褶皱识别的准确率分别达到 92.1%, 90.9% 和 93.3%, 褶皱分类识别准确、有效. 为实现复合材料层合板数据采集-成像-缺陷判别一体化、自动化提供了理论支撑.

关键词: 褶皱, 波数成像, Mask-RCNN, 目标检测

PACS: 43.20.+g, 43.35.+d

DOI: 10.7498/aps.71.20212009

1 引言

碳纤维复合材料具有高比刚度、高比强度、耐高温、耐磨擦等特性, 一定程度上取代了传统金属、合金材料, 在航空航天、化工、建筑、汽车和医学等领域发挥着重要作用^[1-4]. 由于不同复合材料制备工艺自身缺陷、操作者失误或者外力挤压拉伸诸如此类的因素导致复合材料出现夹杂、空隙、褶皱、断裂等缺陷^[5]. 缺陷会对复合材料造成不可逆转的损伤, 影响材料性能, 如果不能及时准确检测出缺陷, 可能会造成严重经济损失、威胁生命安全.

褶皱是指复合材料内部的一层或多层纤维在

复合材料的表面或内部形成的折痕、皱纹或弯曲变形^[6]. 褶皱因为变形程度不同, 大小差异明显, 成为难以识别的缺陷类型. 对褶皱的识别以及褶皱带来的损伤研究成为复合材料缺陷研究领域的重点问题. Hsiao 和 Danie^[7,8] 通过对单向面外褶皱的复合板进行实验, 得出褶皱会显著地降低层合板的刚度和压缩强度的结论. Alexander 和 Kulkarni^[9] 研究了管道褶皱对管道完整性和寿命的影响. 李韦清等^[10] 发现褶皱角度是衡量内嵌褶皱对层合板拉伸性能影响的最主要因素, 其拉伸性能呈现出随褶皱角度的增加而逐渐降低的趋势. 张婷等^[11] 研究了褶皱角对力学性能的影响, 证明复合材料的拉伸强度和压缩强度均随褶皱角度的增大而持续降低.

* 国家自然科学基金 (批准号: 12174245, 11874255, 11904223) 资助的课题.

† 通信作者. E-mail: hyzh@shu.edu.cn

近年来,国内外关于复合材料褶皱缺陷的研究有一些新的进展. Sandhu 等^[12]提出一种马尔可夫链蒙特卡罗算法,使用 Karhunen-Loeve(KL) 模式定义的随机场参数化来定义缺陷,从缺陷的图像数据中推导出褶皱缺陷的随机分布,该方法显著地降低了随机数值研究参数化对缺陷影响的不确定性. KL 系数的分布是从使用改进版本的 B-Scan 数据中提取的错位数据中推断出来的. Koich 等^[13]研制了一种新型涡流检测探头,利用该探头可以检测到在厚的单向碳纤维增强复合材料中引起的平面波纹. 在扫描具有平面外波形的材料时,获得的复平面输出信号环状图能够识别平面外光纤波形是否存在,并确定其位置. 张海燕等^[14]提出基于指向性函数校正的全聚焦成像方法,有效地降低了背景噪声,被检试样的褶皱缺陷和铺层结构等细节信息得到了准确还原.

褶皱本身属于微小缺陷,其物理形状和空间分布通常具有分散性,在复合材料中表现复杂,检测难度大. 现阶段的缺陷检测大多是在成像方法上进行改进,以提高褶皱成像准确度和分辨率,很少存在对于复合材料褶皱缺陷的自动化识别检测. 因此,提出利用 Mask-RCNN 算法对碳纤维复合材料褶皱缺陷进行检测并分类. 利用波数成像法生成包含褶皱的复合材料纵切面图片,以此为基础制作数据集,然后基于 Mask-RCNN 算法进行训练检测,识别出褶皱缺陷并对其进行分类. 此方法的缺陷检测结果可视化,不需要二次人工诊断,不受主观因素影响,并且对缺陷按形态分类有助于与复合材料损伤程度建立联系,以此判断材料性能.

2 复合材料褶皱的超声成像及分类模型

针对人工识别褶皱缺陷的局限性,提出一种褶皱缺陷自动分类识别的方法,图 1 为其流程图. 该方法可概括为两部分:一是由包含褶皱缺陷的待测

样品得到超声图像;二是对深度学习模型进行训练并得到检测结果.

2.1 全矩阵波数算法多层介质成像

复合材料层合板由不同介质层叠加而成,不同介质层拥有不同的波速. 在复合材料层合板成像中,将超声相控阵收发的全矩阵数据^[15]运用波外推法将阵列虚拟的移动到第 l 层的顶部,在每一层实现超声波束聚焦,多层介质被分为厚度为 d_l 的不同均匀介质. 因此,张海燕等^[16]提出混合玻璃纤维层的碳纤维增强复合材料层合板的正向模型为

$$E(u, v, \omega) \propto \frac{1}{(2\pi)^2} F_{k_u, k_v}^{-1} \times \left\{ \exp \sum_{l=1}^L -ik_{zl}(k_u) d_l \exp \sum_{l=1}^L -ik_{zl}(k_v) d_l \times F_{u,v} \left[\iint f(x, z) G(x - u, z - z, \omega) \times G(x - v, z - z, \omega) dx dz \right] \right\}, \quad (1)$$

其中 ω 为角频率; $f(x, z)$ 为散射体的分布; 波数 k_u 和 k_v 分别对应于超声相控阵发射阵元 $(u, 0)$ 和接收阵元 $(v, 0)$, $G(x, z, \omega)$ 为格林函数^[17], 并且

$$k_{zl}(k_u) = \text{sgn}(\omega) \cdot \sqrt{\omega^2/c_l^2 - k_u^2},$$

$$k_{zl}(k_v) = \text{sgn}(\omega) \cdot \sqrt{\omega^2/c_l^2 - k_v^2}, \quad (2)$$

其中 c_l 为第 l 层的波速.

时域数据通过三维傅里叶变换转换为频波 $(f-k)$ 数域数据:

$$E(k_u, k_v, \omega) = \iiint e(u, v, t) e^{-i(\omega t + k_u u + k_v v)} dt du dv. \quad (3)$$

对每个波数对应的二维傅里叶变换数据片进行逆 Stolt 插值变换,完成 $E(k_v, \omega|k_u)$ 到 $F(k_x, k_z, |k_u)$

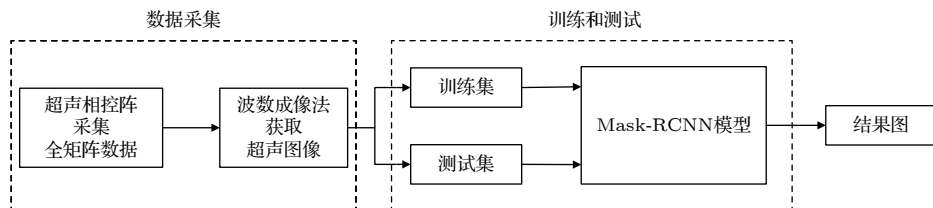


图 1 褶皱缺陷自动分类识别流程图

Fig. 1. Flow chart of automatic classification and recognition of wrinkle defects.

的转换:

$$F(k_x, k_z, |k_u|) \propto -(4\pi)^2 S^{-1} \times \left\{ \exp \sum_{l=1}^L -ik_{zl}(k_u)d_l \exp \sum_{l=1}^L -ik_{zl}(k_v)d_l \times \sqrt{k^2 - k_u^2} \sqrt{k^2 - k_v^2} E(k_v, \omega | k_u) \right\}, \quad (4)$$

其中

$$k_x = k_v + k_u, k \\ = \frac{\pm(k_z^4 + 2(k_u^2 + k_v^2)k_z^2 + k_u^4 + k_v^4 - 2k_u^2k_v^2)^{\frac{1}{2}}}{2k_z}. \quad (5)$$

通过计算每个 k_u 的二维傅里叶变换, 得到波数域中的图像:

$$\hat{F}(k_x, k_z) = \int_{-\infty}^{\infty} F(k_x, k_z, |k_u|) dk_u. \quad (6)$$

最后进行二维傅里叶反变换实现图像重建:

$$\hat{f}(x, z) = \frac{1}{(2\pi)^2} \iint \hat{F}(k_x, k_z) \exp(jk_x x + jk_z z) dk_x dk_z. \quad (7)$$

利用波数成像法总共得到 200 张灰度图像, 排除无缺陷和无法辨别的图片, 得到包含缺陷的有效原始复合板纵切面图 175 张, 其中训练集和测试集按 4:1 划分。

2.2 形态分类

复合材料层合板受到的损伤程度不同, 导致产生形变也不相同. 由于复合材料层合板与地质层几何形态相似, 借助地层中褶皱几何学特征^[18]来研究复合板中褶皱的几何形态. 将褶皱缺陷分为三种不同几何形态, 分别为 form-I, form-II 和 form-III, 如图 2 所示. form-I 是褶皱的形成阶段, 铺层形成

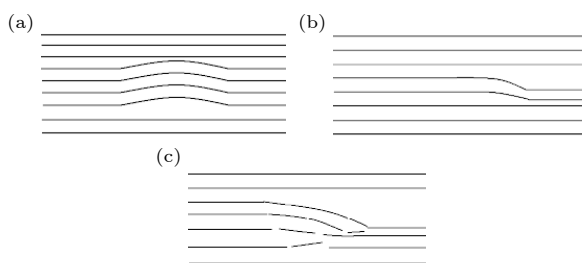


图 2 褶皱形态分类 (a) form-I 类别褶皱形态; (b) form-II 类别褶皱形态; (c) form-III 类别褶皱形态

Fig. 2. Classification of wrinkle morphology: (a) Form-I category wrinkle morphology; (b) form-II category wrinkle morphology; (c) form-III category wrinkle morphology.

波纹形隆起, 且铺层之间平行, 褶皱宽高比不同对力学性能的影响也不同. form-II 是褶皱发展阶段, 部分铺层之间发生相交合并的形变, 损伤程度加重. form-III 是褶皱生长的最终阶段, 在褶皱内部存在部分断裂, 此时复合材料损伤严重, 褶皱已经向断层演变。

2.3 数据增强

在使用深度学习模型训练网络时, 数据集图片数量太少很容易出现过拟合现象^[19], 造成模型准确率降低, 因此需要进行数据增强. 通过 python 程序对每一张标注过的原始图片进行模糊、亮度调整、平移、镜像或以上任意操作的叠加组合生成新的图像并保存, 同时生成相对应的标签文件. 每张图片经过处理生成 5 张新图片, 图像数量扩大为原来的 6 倍. 原始图像 140 张, 最终用于模型训练的数据集包含 840 张带标签的图像。

2.4 Mask-RCNN 网络模型

深度学习因其能够自动提取鉴别特征的优越性, 已被应用于层压复合材料的结构健康监测. 提出基于 Mask-RCNN 算法对复合材料层合板中的褶皱缺陷进行检测和分类. Mask-RCNN 网络结构如图 3 所示. Mask-RCNN 包含两个分支, 能够同时实现分类、回归及分割三项任务, 因此用该网络对复合材料层合板的褶皱缺陷进行检测和分类, 可同时显示缺陷轮廓实现定位检测. 模型采用 RPN (region proposal network) 区域建议网络层, 分类使用的是基于 softmax 函数^[20]的交叉熵损失函数, 该算法以类别样本特征的“最大值”判断和抽取作为核心取向, 能够实现快速收敛. RPN 的回归是从

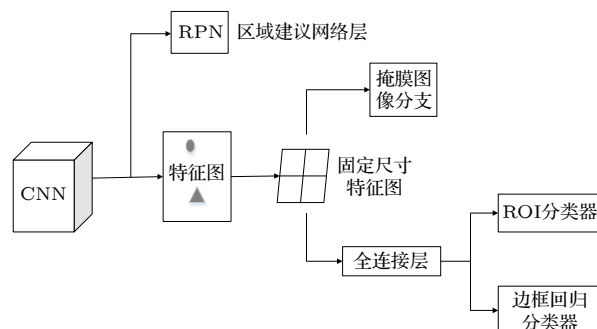


图 3 Mask-RCNN 网络结构

Fig. 3. The network structure of Mask-RCNN.

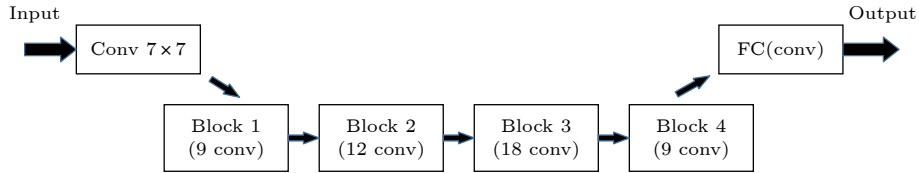


图4 ResNet50网络构成

Fig. 4. ResNet50 network composition.

前向传播计算得到的所有 anchors 偏移量数组中找到正样本所在索引对应的偏移量, 以此与正样本和真实框之间的偏移量计算损失值, 使用的是基于 smoothL1 函数的损失函数, 来更新权重实现反向传播. Mask 为掩膜图像分支, 先分类后分割, 显示每一个褶皱缺陷的位置和形状轮廓.

为检测复合材料层合板中的褶皱缺陷选用 ResNet50(residual network, 残差网络) 作为 Mask-RCNN 算法中特征提取的骨干网络 (backbone), 其具有易于优化的特点. ResNet50 包含 50 个 conv2d 操作. 首先对输入进行卷积, 输入部分采用的卷积核为 7×7 , 能够在缩小图像尺寸的同时保留尽量多的图像特征信息, 接着包含 4 个残差块 (residual block), 最后进行全连接操作以便于进行分类任务, 图 4 为其网络构成.

3 实验

实验采用计算机、M2M (Multi2000, M2M Inc, Les Ulis, France) 相控阵超声波探伤仪、相控阵探头、碳纤维增强复合材料层合板试样, 实验装置如图 5 所示, 各参数设置如表 1 所列. 实验样品为 $280 \text{ mm} \times 180 \text{ mm} \times 18 \text{ mm}$ 的碳纤维复合材

料层合板, 该板堆叠角为 $[0/(0/90)_{20}/0/(0/90)_{10}/0/(0/90)_{10}/0/(0/90)_{10}/0/(0/90)_{10}/0]$, 堆叠序列为 $[G/C_{40}/G/C_{20}/G/C_{20}/G/C_{20}/G/C_{20}/G]$, 其中 G 和 C 表示单向玻璃和碳纤维预预料, 厚度分别为 0.08 mm 和 0.14 mm . 所用 Mask-RCNN 算法模型在 keras + tensorflow 框架下运行, 学习率设置为 0.001, 输入图像尺寸为 $512 \text{ pixel} \times 512 \text{ pixel}$, batch size 为 1, 目标检测种类分为 form-I, form-II 和 form-III 三类.

表1 超声相控阵参数设置

Table 1. Parameter settings of ultrasonic phased array.

参 数	阵元 数	阵元宽度 /mm	阵元 中心距/mm	中心频率 /MHz	采样频率 /MHz
值	32	0.9	1.0	5	50

将超声相控阵探头放置于复合材料表面, 利用超声相控阵收集 32×32 全矩阵数据, 记录一次数据改变一次位置, 根据波数成像法得到碳纤维增强复合材料层合板试样不同位置的纵切面灰度图, 得到图像分辨率为 709×378 , 进行数据增强, 完成数据集的准备工作. 图 6 为检测试样及其波数成像, 图 6(a) 为检测试样的显微镜图, 图 6(b) 为图 6(a) 的波数成像结果, 图 6(c) 为图 6(b) 加噪声后的结果, 图 6(d) 为对图 6(b) 调整亮度并沿 x 轴翻转后的结果.

由于三种形态褶皱缺陷样本数量不均衡, 采用 Micro F_1 作为模型分类结果的评价指标. Micro F_1 为将 n 分类的评价拆成 n 个二分类的评价, 将 n 个二分类评价的 TP (true positives), FP (false positives) 和 FN(false negatives) 对应相加, 计算评价准确率 $P = TP/(TP + FP)$ 和召回率 $R = TP/(TP + FN)$. 其中, TP, FP 和 FN 由混淆矩阵中引出, 这些数据被用于评估分类器的性能 [21]. TP: 正样本被正确识别为正样本; TN: 负样本被正确识别为负样本; FP: 假的正样本, 即负样本被错



图5 实验装置图

Fig. 5. Experimental device.

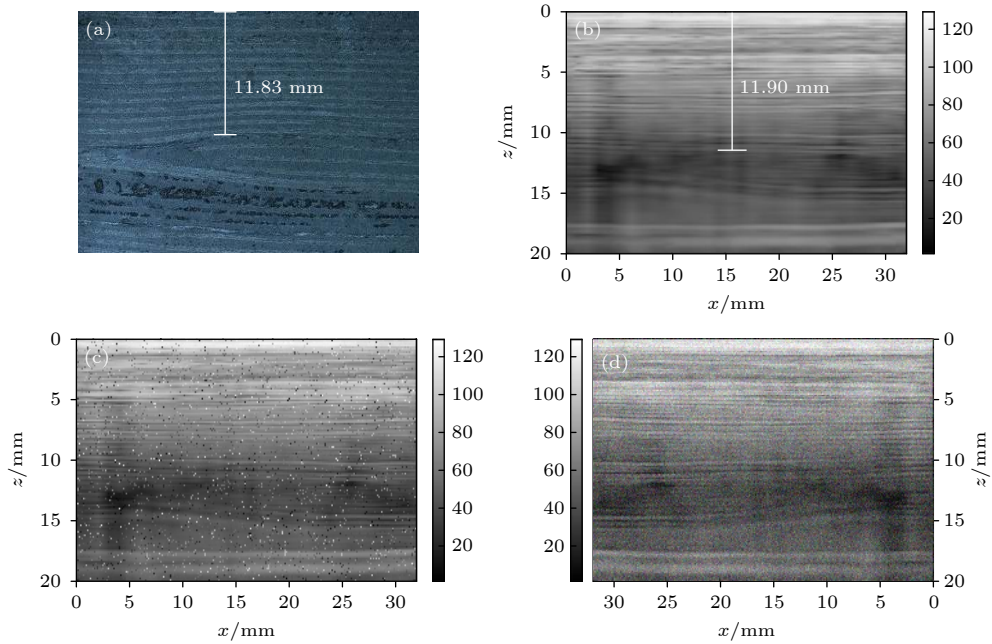


图6 检测试样及其波数成像 (a) 显微镜图; (b) 波数成像法图; (c) 对图 (b) 加噪声; (d) 对图 (b) 调整亮度并沿 x 轴翻转

Fig. 6. est sample and its wavenumber imaging: (a) Microscope image; (b) wavenumber algorithm; (c) add noise to Figure (b); (d) adjust the brightness of Figure (b) and flip along the x -axis.

误识别为正样本; FN: 假的负样本, 即正样本被错误识别为负样本。

由准确率 P 和召回率 R 计算评价指标 Micro F_1 , 其表达式为

$$\text{Micro}F_1 = \frac{2PR}{P+R}. \quad (8)$$

Micro F_1 取值在 0—1 之间, 分数越高, 分类效果越好。

4 结果与分析

400 个 epoch 后 Mask-RCNN 模型 loss 开始收敛。取测试集图片输入训练好的模型进行检测, 得到结果如图 7 所示。从图 7 可以看出, 无论是单个褶皱缺陷还是多个褶皱缺陷, 无论是一种类别还是多种类别, 都能在图像中准确定位、分类识别。图 7(b) 表明图 7(a) 只包含一个褶皱, 类别为 form-III, 形状已由红色阴影区域标明, 该缺陷位于 x 轴 5—15 mm, 深度 3—6 mm 处。图 7(d) 表示图 7(c) 包含两个 form-III 类别的褶皱缺陷, 两个褶皱形状分别由两块红色阴影标明, 两处缺陷分别位于 x 轴 19—32 mm, 深度 12—14 mm 处和 x 轴 15—30 mm, 深度 15—17 mm 处。图 7(f) 表示图 7(e) 包含一个 form-II 类别褶皱、两个 form-I

类别褶皱, 分别由两个分类检测框标注检测结果, form-II 类褶皱形状由一块位于 x 轴 10—16 mm, 深度 4—6 mm 处的红色阴影标明, form-I 类由位于 x 轴 8—19 mm, 深度 7—8 mm 以及 x 轴 5—15 mm, 深度 11—12 mm 处的两块蓝绿色阴影标明。图 7 检测结果表明, 在复合材料层合板中, 虽然褶皱缺陷和非缺陷部分结构差距细微, 难以辨认, Mask-RCNN 模型仍然能够实现对褶皱缺陷的分类识别, 分类检测结果准确, 还原褶皱的位置和形状。并且, 不同褶皱的识别之间互不影响, 原始图片存在多少个、多少种褶皱, 模型就能够全部检测识别。将三类不同形态褶皱与材料损伤等级建立联系, 由 form-I 到 form-II 再到 form-III, 根据褶皱生长规律, 材料损伤程度逐级增强, 在图 7 中可以看出: 图 7(f) 包含 form-I, form-II 两类褶皱, 褶皱还处在发展阶段, 材料损伤程度较弱; 而图 7(b) 和图 7(d) 都包含的是 form-III 类型褶皱, 此类褶皱已经向断层演变, 损伤程度强。

测试集共有 35 张包含褶皱缺陷的图片, 其中 form-I 类褶皱缺陷有 39 处, form-II 类褶皱缺陷有 10 处, form-III 类褶皱缺陷有 31 处。表 2 为分类结果的混淆矩阵。三分类变成三个二分类, 每一类的混淆矩阵数据如表 3, 表 4 和表 5 所列。根据表 3、

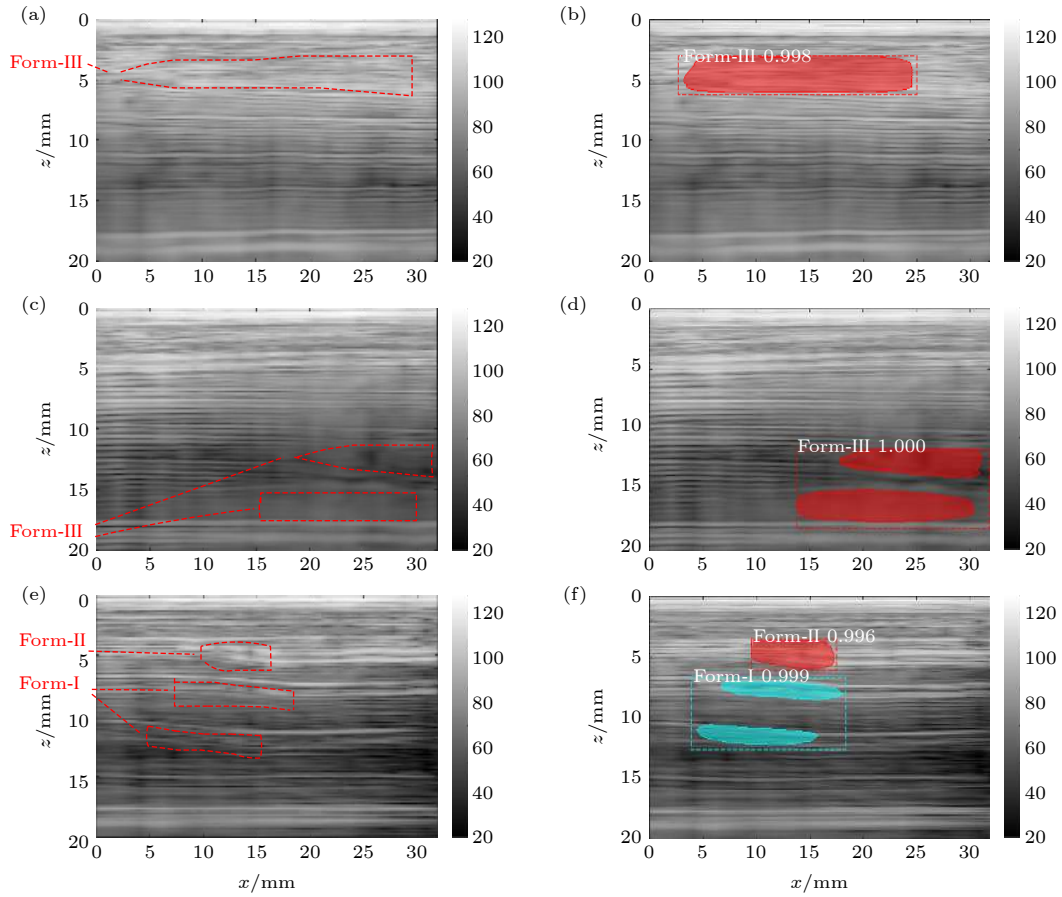


图 7 测试图像及其分类结果 (a) 含有一个褶皱的原始图片; (b) 图 (a) 的测试结果图; (c) 含有同一种类多个褶皱的原始图片; (d) 图 (c) 的测试结果图; (e) 含有多种类多个褶皱的原始图片; (f) 图 (e) 的测试结果

Fig. 7. Test image and its results: (a) The original picture containing one wrinkle; (b) the test result picture of Figure (a); (c) the original picture containing multiple wrinkles of the same type; (d) the test result picture of Figure (c); (e) the original picture containing multiple types of wrinkles; (f) the test result picture of Figure (e).

表 2 分类结果的混淆矩阵

Table 2. Classification results confusion matrix.

真实标签	预测标签	
	类别A	类别B
类别A	TP	FN
类别B	FP	TN

表 3 form-I 混淆矩阵数据

Table 3. The form-I confusion matrix data.

真实标签	预测标签	
	form-I	其他
form-I	35	4
其他	3	26

表 4 form-II 混淆矩阵数据

Table 4. The form-II confusion matrix data.

真实标签	预测标签	
	form-II	其他
form-II	10	0
其他	1	23

表 5 form-III 混淆矩阵数据

Table 5. The form-III confusion matrix data.

真实标签	预测标签	
	form-III	其他
form-III	28	3
其他	2	31

表 4 和表 5 中数据可得, Mask-RCNN 模型对 form-I 类型褶皱识别准确率为 $P_I = 0.921$, form-II 类型褶皱识别准确率为 $P_{II} = 0.909$, form-III 类型褶皱识别准确率为 $P_{III} = 0.933$, 三类褶皱缺陷识别的

总准确率 $P = 0.924$, 召回率 $R = 0.913$, 然后由 (8) 式得 Micro $F_1 = 0.918$, 分数接近于 1, 分类效果优秀, 能够达到对褶皱缺陷准确分类识别的实验目的, 证明该模型有效.

5 结 论

由于复合材料褶皱缺陷细微多样, 识别检测困难, 提出一种基于 Mask-RCNN 的复合材料褶皱自动分类方法. 以复合材料层合板为样本采集数据, 将褶皱按形态学分为三类, 对其进行分类识别. 研究结果为:

1) 提出 Mask-RCNN 算法进行碳纤维复合材料中褶皱的识别. 人工识别褶皱缺陷受检测者心理、生理状态等影响, 检测结果失准, 并且费时费力. Mask-RCNN 深度学习算法克服了主观因素影响, 能够准确高效的识别褶皱缺陷, 达到复合材料褶皱缺陷无损检测的目的.

2) 借助地层中褶皱的几何形态对碳纤维复合材料中的褶皱进行分类. 按照褶皱发展过程中的波纹平行隆起、波纹交合、褶皱部分断裂三个阶段, 将褶皱分为 form-I, form-II 和 form-III 三类, 以此作为 Mask-RCNN 模型训练时的分类标准. 在此基础上, 建立褶皱形态与材料损伤等级之间的联系, 进而实现复合材料性能评价.

3) Mask-RCNN 算法中语义分割的引入能够显示出碳纤维复合材料层合板褶皱缺陷的位置和形状, 褶皱缺陷检测结果可视化, 提高了检测效率.

参考文献

- [1] Zhao W, Liu L W, Sun J, Leng J S 2021 *Aerosp. Mater. Technol.* **51** 73 (in Chinese) [赵伟, 刘立武, 孙健, 冷劲松, 刘彦菊 2021 宇航材料工艺 **51** 73]
- [2] Li S Y 2020 *Plast. Sci. Technol.* **48** 81 (in Chinese) [黎盛寓 2020 塑料科技 **48** 81]
- [3] Chen Z, Li R 2021 *Agric. Machinery Using Maintenance* **06** 33 (in Chinese) [陈珍, 李锐 2021 农机使用与维修 **06** 33]
- [4] Zhang M G, Zhou C P, Chen H H, Zhang G L 2019 *Chin. J. Clin. Neurosurg.* **24** 356 (in Chinese) [张梦杰, 周春鹏, 陈华辉, 张刚利 2019 中国临床神经外科杂志 **24** 356]
- [5] Yu X D, Hu H X, Jia Y M, Wang M, Cao D F 2020 *Acta Mater. Compos. Sin.* **37** 1932 (in Chinese) [于晓东, 胡海晓, 贾欲明, 王敏, 曹东风 2020 复合材料学报 **37** 1932]
- [6] Pandey R K, Sun C T 1999 *Compos. Sci. Technol.* **59** 405
- [7] Hsiao H M, Daniel I M 1996 *Compos. Sci. Technol.* **56** 581
- [8] Hsiao H M, Daniel I M 1996 *Composites Part A* **27** 931
- [9] Alexander C, Kulkarni S 2008 *Int. Pipeline Conf.* **7** 61
- [10] Li W Q, Yang T, Yang G X, Liu S N, Du Y, Liu C 2018 *J. Solid Rocket Technol.* **41** 621 (in Chinese) [李韦清, 杨涛, 杨冠侠, 刘思南, 杜宇, 刘畅 2018 固体火箭技术 **41** 621]
- [11] Zhang T, Huang A H, Li X Q 2021 *Aeronaut. Manuf. Technol.* **64** 78 (in Chinese) [张婷, 黄爱华, 李向前 2021 航空制造技术 **64** 78]
- [12] Sandhu A, Reinartz A, Dodwell T J 2018 *Composites Part B* **205** 58
- [13] Koichi M, Yoshihiro M, Akira T, Yoshiro S 2016 *Composites Part B* **86** 84
- [14] Zhang H Y, Song J X, Ren Y, Zhu Q, Ma X F 2021 *Acta Phys. Sin.* **70** 060501 (in Chinese) [张海燕, 宋佳昕, 任燕, 朱琦, 马雪芬 2021 物理学报 **70** 060501]
- [15] Zhou Z G, Li Y, Zhou W B 2016 *Chin. J. Mech. Eng.* **52** 1 (in Chinese) [周正干, 李洋, 周文彬 2016 机械工程学报 **52** 1]
- [16] Zhang H Y, Song J X, Ren Y, Zhu Q, Ma X F 2021 *J. Compos. Mater.* **56** 1
- [17] Callow H J, Hayes M P, Gough P T 2022 *Electron. Lett.* **38** 336
- [18] Yu A X 2020 *M. S. Thesis* (Daqing: Northeast Petroleum University) (in Chinese) [于爱暄 2020 硕士学位论文 (大庆: 东北石油大学)]
- [19] Xie Z K, He F X, Fu S P, Sato I, Tao D C, Sugiyama M 2021 *Neural Comput.* **33** 2163
- [20] Zhang W P, Chen Y G, Yang W M, Wang G J, Xue J H 2021 *IEEE Trans. Neural. Networks. Learn. Syst.* **32** 4742
- [21] Abdulhamit S 2013 *Comput. Biol. Med.* **43** 576

Mask-RCNN recognition method of composite fold shape in ultrasound images*

Zhang Hai-Yan ^{1)†} Xu Xin-Yu ¹⁾ Ma Xue-Fen ²⁾ Zhu Qi ³⁾ Peng Li ¹⁾

1) (*Shanghai Institute for Advanced Communication and Data Science, School of Communication and Information Engineering, Shanghai University, Shanghai 200444, China*)

2) (*School of Mechanical Engineering, Shanghai Dianji University, Shanghai 201306, China*)

3) (*School of Mechatronic Engineering and Automation, Shanghai University, Shanghai 200444, China*)

(Received 28 October 2021; revised manuscript received 2 December 2021)

Abstract

Wrinkle defects will be inevitably produced during composite manufacturing and the in-service life of composite structures. Because of their diverse morphological changes and small deformation, it is difficult to manually identify the wrinkle with important errors. In order to improve the inspection efficiency, a Mask-RCNN algorithm is proposed to detect and classify different forms of wrinkle defects in composites based on phased array images. Carbon fiber composite laminates are prepared first in different forms of wrinkle defects. Secondly, the ultrasonic phased array is used to collect full matrix data. The longitudinal scanning image of the composite laminate is then obtained through the wavenumber imaging algorithm. According to the geometric characteristics of the folds in the geological layer, the wrinkles in the composite laminate are divided into three categories, and the relationship between the wrinkle shape and the material damage degree is established. The Mask-RCNN algorithm is finally proposed for automatically detecting and classifying the wrinkle defects. The introduction of semantic segmentation in this algorithm can help to reveal the positions and shapes of wrinkle defects. The experimental results show that the accuracies of Mask-RCNN in the recognition of different forms of wrinkles reach 92.1%, 90.9%, and 93.3%, respectively, and the classification and recognition of wrinkles are accurate and effective. It provides theoretical support for the integration and automation of data acquisition-imaging-defect recognition in composite industries.

Keywords: wrinkle, wavenumber imaging, Mask-RCNN, target detection

PACS: 43.20.+g, 43.35.+d

DOI: 10.7498/aps.71.20212009

* Project supported by the National Natural Science Foundation of China (Grant Nos. 12174245, 11874255, 11904223).

† Corresponding author. E-mail: hyzh@shu.edu.cn