

doi:10.3969/j.issn.1001-3539.2023.09.021

碳纤维拉挤板材表面缺陷检测

刘瑞明, 周韬, 徐春融, 陈伦奥

(江苏海洋大学电子工程学院, 江苏连云港 222000)

摘要: 碳纤维拉挤成型工艺是一种可以制造出高强度、高刚度、轻量化复合材料的方法。该工艺通过在高温高压下将通过模具的碳纤维和树脂复合材料拉挤成型, 由于碳纤维方向的一致性, 从而提高了材料的力学性能。因其需要将不同材料复合, 出现的缺陷会影响材料力学性能。传统人工肉眼初筛缺陷的方法效率低、易遗漏。采用多目摄像头采集图像与模糊聚类算法处理取代人工缺陷检测。机器视觉可在生产过程中对碳纤维拉挤板材表面进行实时缺陷检测。采集图像时, 应用光度立体学法采集复合板材表面图像, 并通过图像灰度计算形成图像梯度矩阵。在缺陷检测过程中, 先将梯度矩阵经过模糊聚类法区分正常区域与缺陷区域。再通过缺陷隶属度模型划分不同缺陷种类, 最后通过模糊信息熵模型标记缺陷, 完成碳纤维拉挤板材表面缺陷检测。实验结果表明, 表面缺陷检测准确率达98%以上, 缺陷检测准确率高, 误差范围小, 实现了不同缺陷种类的分类划分。在碳纤维拉挤板材生产过程中具备优异的缺陷检测性能与实用价值。

关键词: 碳纤维板; 缺陷检测; 光度立体学; 模糊聚类

中图分类号: TQ325.8, TB332 **文献标识码:** A **文章编号:** 1001-3539(2023)09-0130-08

Surface Defect Detection of Pultruded Carbon Fiber Sheet

Liu Ruiming, Zhou Tao, Xu Chunrong, Chen Lunao

(College of Electronic Engineering, Jiangsu Ocean University, Lianyungang 222000, China)

Abstract : Pultrusion of carbon fiber is a method that can produce high strength, high stiffness and light weight composite materials. In this process, the carbon fiber and resin composite material passing through the die are pultrusively formed at high temperature and high pressure, and the mechanical properties of the material are improved due to the consistency of the direction of carbon fiber. Because it needs to compound different materials, the defects will affect the mechanical properties of the materials. The traditional method of primary screening defects with artificial eyes is inefficient and easy to miss. Multi-camera image acquisition and fuzzy clustering algorithm were used to replace manual defect detection. Machine vision can detect the surface defects of carbon fiber pultruded sheet in real time during production. When collecting images, the surface images of composite plates were collected by photometric stereology, and the image gradient matrix was formed by image gray calculation. In the process of defect detection, the gradient matrix was divided into normal areas and defect areas by fuzzy clustering method. Then, different kinds of defects were divided by the defect membership model, and finally, the defects were marked by the fuzzy information entropy model to complete the surface defect detection of carbon fiber pultruded sheet. The experimental results show that the accuracy of surface defect detection is over 98%, the accuracy of defect detection is high, and the error range is small, which realizes the classification and division of different defect types. It has excellent defect detection performance and practical value in the production process of carbon fiber pultruded sheet.

Keywords : carbon fiber plate ; defect detection ; photometric stereo ; fuzzy clustering

通信作者: 周韬, 硕士研究生, 主要研究方向为复合材料缺陷检测

收稿日期: 2023-07-07

引用格式: 刘瑞明, 周韬, 徐春融, 等. 碳纤维拉挤板材表面缺陷检测[J]. 工程塑料应用, 2023, 51(9): 130-137.

Liu Ruiming, Zhou Tao, Xu Chunrong, et al. Surface defect detection of pultruded carbon fiber sheet[J]. Engineering Plastics Application, 2023, 51(9): 130-137.

碳纤维热塑性复合材料以具有高比强度、高比模量和抗冲击性强等特点著称,被广泛用于强度大且质量轻的工业品中。碳纤维拉挤工艺是工业上生产连续纤维增强热塑性复合材料的工艺之一。这类材料的力学性能明显优于长纤维或短纤维增强的热塑性复合材料。拉挤成型工艺制备的碳纤维板材轴向拉伸性能相当突出,是普通钢材良好替代品,具有优异的力学性能、抗腐蚀性、与低质量系数,被广泛应用于建筑、交通、船舶与风电领域^[1]。碳纤维拉挤板材由高密度的碳纤维丝束与热固性树脂复合而成。在生产过程中,第一步将碳纤维丝束浸渍热固性树脂,使得树脂充分浸渍到碳纤维丝束原材料上。第二步,根据材料成型要求在牵引力的作用下,浸渍过树脂的碳纤维丝束通过相应形状的模具。在高温高压的条件下,碳纤维预浸料被拉挤成型、高温固化生产出连续无限长度的碳纤维拉挤板材^[2]。拉挤成型是复合材料加工工艺中一种特殊的生产工艺,其优点不仅在于自动化程度高,而且生产效率高。碳纤维拉挤板材制成品纤维质量分数高达80%,可以充分发挥碳纤维复合材料拉伸强度高、拉伸弹性模量大、密度小且层间剪切强度大的特点^[3]。随着应用市场的进一步扩大,碳纤维拉挤板构件由于多厚度、多尺寸、形状结构复杂,难免在生产过程中产生不可避免的缺陷。这些缺陷会极大影响碳纤维拉挤板材的优异性能,因此碳纤维拉挤板材缺陷检测受到越来越多的学者的关注并对其进行研究。在板材生产过程中,需要严格按照生产工艺要求在树脂浸渍槽中精确地加入热固性树脂等。在碳纤维原丝整个浸渍过程中,纤维浸渍的完全与否、浸渍时间、拉挤强度与速度等因素都会直接影响到拉挤产品的质量^[4]。

碳纤维拉挤板材会出现脱落、夹杂、褶皱、划痕与断裂缺陷。针对碳纤维拉挤板材生产过程中的缺陷,检测方法主要分为视觉检测法与物理检测法。目前生产线上采用的人工视觉检测法效率低、工人长期工作易疲劳、常出现漏检和误检。物理检测法进行缺陷检测时会受到检测条件的制约。诸如红外波检测需要板材冷却,加热传导并形成温度梯度;超声波检测需要在探头处涂抹耦合剂,会对板材表面造成污染,无法进行快速缺陷检测;微波检测需要建立理论模型,检测参数的优化尚需研究^[5]。物理检测法普遍检测时间长、检测效率低,不

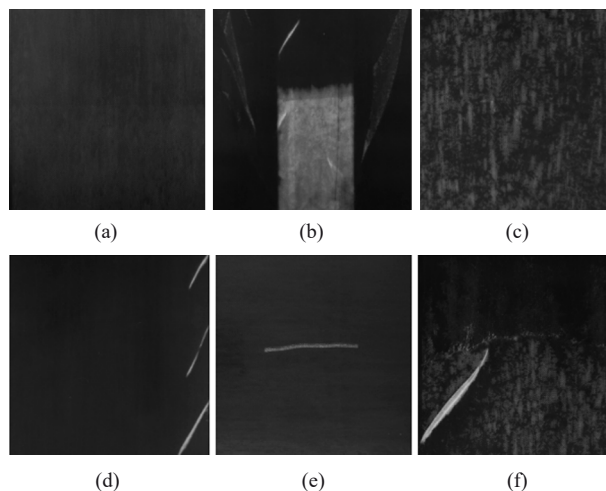
适用于缺陷实时检测,需要在静置状态下检测产品缺陷,并不适用于生产线上的缺陷实时检测。同时,由于碳纤维板材导热、导电与导声等物理特性会随着热固性树脂与碳纤维复合比例的不同发生变化,加大了物理检测法的检测难度^[6]。

碳纤维拉挤板材厚度薄,内部纤维方向一致,缺陷常可以在表面体现。因此通过表面缺陷检测不仅可以克服传统物理检测法诸多条件限制,而且降低了检测成本。表面缺陷检测通过摄像头连续采集板材图像,并通过计算机处理的方式,可以同时监测多条产线的生产质量。并且检测图像可保存下来,全程可追溯。随着机器视觉算法在工业生产领域的快速应用,表面缺陷检测算法的发展进入了快车道。通过将光度立体学梯度算法与模糊聚类隶属度算法相结合,提高缺陷检测的效率。实现缺陷实时采集、实时标记、实时处理分类。提高生产过程中的检测效率。

1 缺陷表面特点与不良影响

1.1 缺陷表面特点

表面缺陷在碳纤维拉挤板材生产过程中时有发生,其产生原因多样。将正常图像作为对照组(见图1a)。表面缺陷包括脱落、夹杂、褶皱、划痕与断裂。以上各种缺陷表面特点见表1。



a—正常;b—脱落;c—夹杂;d—褶皱;e—划痕;f—断裂

图1 表面图像样张

表1 表面图像特征

名称	表面特点	编号
正常	表面光洁,颜色纯黑,表面平整无凸起	图1a
脱落	脱模布大片脱落,呈现白色瘢痕	图1b
夹杂	雪花状,雾状白色不连续夹杂,无明显轮廓	图1c
褶皱	折痕重叠状白色阴影,轮廓清晰	图1d
划痕	长条状白色痕迹,书写痕迹样,轮廓清晰	图1e
断裂	表面脱模布断裂,裂缝处有白色裂痕	图1f

1.2 缺陷不良影响

各种缺陷会造成的不良影响如下:

(1)脱落(见图1b)指脱模布与板材表面未紧密贴合,形成大面积空隙。未能形成板材表面包覆,使得板材表面光洁度变差,黏合强度降低,且容易受潮腐蚀内部碳纤维。

(2)夹杂(见图1c)指板材与脱模布黏合不紧密,形成不连续,雪花状空隙,夹杂在脱模布与板材之间的杂物,不易清洁,容易形成凹坑,影响板材平整性。

(3)褶皱(见图1d)是由于拉挤时脱模布贴合不均匀,在表面形成重叠。使用时需用揭除脱模布,褶皱会在板材表面留下压痕与脱模布残留物,不容易清洁。

(4)划痕(见图1e)源于拉挤模具表面不光滑,而在拉挤时在板材表面形成表面划痕,由于划痕深浅不一,严重时破坏纤维内部结构,造成纤维裂痕或受损。

(5)断裂(见图1f)由于拉挤强度太大而导致脱模布或板材断裂,由于突然的非均匀受力,会降低纤维间剪切强度。层间剪切强度每下降3%,弯曲弹性模量以2%的比率下降,其它性能以5%左右的比例下降^[7]。

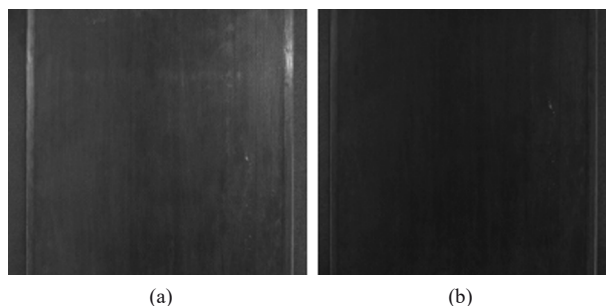
2 缺陷图像采集与处理

2.1 光度立体学缺陷采集

在表面缺陷拍摄获取时,不同光场下的图像具有各自的优点和缺点。常用的光度立体学测量由WOODHAN提出^[8],主要分为明场照明与暗场照明。明场照明是指摄像机放置在反射光路之中,在缺陷部位会产生非均匀的漫反射,而在无缺陷部分为均匀的镜面反射。暗场照明相反,摄像机并未放置在反射光路之中,会因表面有凹凸缺陷产生漫反射,因此摄像头会接收到光线,而无缺陷时则接收不到光线。故而暗场照明也常用于三维缺陷检测^[9]。

板材表面在覆盖脱模布的情况下会使得光线照射在表面凹凸的脱模布上时会产生漫反射,边缘会在高压拉挤成型后形成的光滑的平面上产生镜面反射。由于碳纤维拉挤板材表面不是严格的镜面,因此图像采集过程中,把两种照明方式结合起来使用。图2为不同光度立体学场景下采集到的图像,其分别为明场照明(见图2a)和暗场照明(见图

2b),明场照明时亮度较高,缺陷细节明显,但也因此会产生光污染,图像噪声较多。暗场照明可以有效抑制图像噪声,但同时缺少图像细节。在相机拍摄取样时同时引入两种光场下的样张,以获得不同光场条件下各自成像的优点^[10]。



a—明场;b—暗场

图2 明暗场图像

根据光度立体学原理^[11],理想表面反射特性公式为:

$$L_1 = I_0 \cos \theta_s \quad (1)$$

式中:光源强度为 I_0 ,入射角度为 θ_s , L_1 为理想表面反射光线强度。

对于表面粗糙程度不一的反射表面,其表面反射特性为:

$$L_2 = \xi I_0 \cos \theta_s \quad (2)$$

式中: ξ 为表面反射率,光源强度为 I_0 , θ 为光源与表面法线夹角, s 为光源入射方向矢量。 L_2 为粗糙表面反射特性。

2.2 梯度处理

通过梯度处理不仅可以降低图像噪声,而且能够通过梯度处理将明场图像与暗场图像融合,从而形成高质量低噪声的采集图像。根据光线矢量定义,被摄像机捕捉到的为反射方向上反射光线的矢量^[12]。令 P_1, P_2, P_3 分别为条状LED光源下, $L = (L_x, L_y, L_z)$ 为光源方向的单位向量, $N = (N_x, N_y, N_z)^T$ 为测量对象某点的单位法向量,因此在不同光源方向下反射的光线强度用 L_1, L_2, L_3 。转换成矩阵的形式可得:

$$\begin{bmatrix} P_1 \\ P_2 \\ P_3 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} L_x^1 & L_y^1 & L_z^1 \\ L_x^2 & L_y^2 & L_z^2 \\ L_x^3 & L_y^3 & L_z^3 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} N_x \\ N_y \\ N_z \end{bmatrix} \quad (3)$$

在单位向量下,板材的表面反射率 ξ 为:

$$\xi = \|IL^{-1}\| \quad (4)$$

推导得测量点单位法向量为:

$$N = \frac{IL^{-1}}{\xi} \quad (5)$$

分别对于矩阵像素中的测量点作偏导可分别得到 x, y 方向上的梯度 X, Y 。

$$X = \frac{\partial z}{\partial x} = -\frac{N_x}{N_z} \quad (6)$$

$$Y = \frac{\partial z}{\partial y} = -\frac{N_y}{N_z} \quad (7)$$

在描述一个表面的粗糙程度时,将选定基准平面 (x, y) ,表面各点的高度为 $h(x, y)$ 。由于碳纤维拉挤板表面覆盖脱模布,边缘未覆盖脱模布,因此会产生漫反射与镜面反射。通过测量点反射光线强度的梯度处理放大缺陷与正常表面像素值差异。

3 模糊聚类缺陷检测

3.1 缺陷划分

模糊聚类是模糊识别的一个重要组成部分,是一种无监督的模式识别方法。表面缺陷检测算法是一种基于模糊聚类算法的缺陷分类方法。模糊聚类算法依据最大隶属度原则、最大贴近度原则和最小距离原则决定板材缺陷所属的种类^[13]。根据模糊集理论在缺陷模式识别过程中的应用,通常使用目标物聚类法,可以通过计算目标特征的可能性分布模糊算子,并引入模糊聚类的方法,通过聚类有效性检测碳纤维板材表面缺陷^[14]。

隶属度有效性的判定主要根据聚类划分系数与缺陷隶属度矩阵,这里把划分系数 $F(U; c)$ 定义成:

$$F(U; c) = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^c u_{ij}^2 \quad (8)$$

式中: U 为感兴趣区域图像矩阵有限集合, c 为分类的条目, u_{ij}^2 表示样本 i 到第 j 个聚类中心的欧式距离。将其扩展到欧式空间之后,可诱导出划分系数 $F(U; c)$ 的欧式范数为:

$$F(U; c) = \|U\|^2 \quad (9)$$

对于图像的聚类中心数 c 和隶属度矩阵 U ,划分熵 $H(U; c)$ 定义为:

$$H(U; c) = -\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^c u_{ij} \ln u_{ij} \quad (10)$$

根据划分熵 $H(U; c)$ 与划分系数 $F(U; c)$ 有相关关系的原理,将聚类的有效性划分开来^[15]。不同聚类可以划分不同的表面损伤,从而方便进行评估。

划分系数 $F(U; c)$ 模型中,根据子集的关联程

度划分为两个模糊关联子集,将 S_{ij} 定义为相似程度的测量:

$$F(U; c) = \frac{\sum_{i=1}^c S_{ij}}{\sum_{i=1}^c S_{ij} + 2 \sum_{i=j+1}^c \sum_{j=1}^{c-1} S_{ij}} \quad (11)$$

此式将划分系数与模糊集合的相似程度总平均值建立联系,在 $i \neq j$ 条件下,当 $F(U; c)$ 为1时, S_{ij} 为0;由此可见 $F(U; c)$ 与 S_{ij} 在相关性上为反比关系。

缺陷划分具体流程如下:

(1)通过将感兴趣区域灰度图像矩阵化,得到缺陷区域的灰度矩阵。

(2)再通过聚类的有效性判定缺陷的具体位置。

(3)最后通过缺陷隶属度函数检测出缺陷的种类。

(4)若该区域没有缺陷,则判定合格;若区域有缺陷,则给出缺陷判定种类。

3.2 缺陷标记

缺陷模糊信息熵模型处理的样本集来源于缺陷隶属度划分处理后的样本集,模糊信息熵模型是用来进行缺陷检测标记的模型^[16]。缺陷检测模糊信息熵模型进行缺陷标记时,权重系数以模糊信息熵为基准,筛选相似特征与无关特征。权重系数并非固定值,而是根据具体模糊信息熵而自适应变化^[17]。

在缺陷检测中常采用模糊信息熵的方法去定量表示图像表面变化程度^[18],根据香农信息熵概率分布定义有:

$$H = \sum_{i=1}^n p_i \ln p_i \quad (12)$$

式中: p_i 为发生概率, H 为该像素点香农信息熵。

根据香农信息熵定义模糊划分的信息熵为:

$$H(U; C) = -\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^c u_{ij} \ln u_{ij} \quad (13)$$

式中: $H(U; C)$ 为模糊划分信息熵, U 为初始矩阵, $U = u_{ij}$, C 为样本集分类的条目, u_{ij} 表示在第 i 行,第 j 列像素发生概率。

模糊信息熵值主要用于确定图像点与相邻点之间隶属度的差异^[19],考虑到左右像素,模糊边界 $P(X)$ 可以用以下公式确定:

$$P(X) = \sum_{m=1}^{M-1} \sum_{n=1}^{N-1} |\mu_X(x_{m,n}) - \mu_X(x_{m,n+1})| + \sum_{m=1}^{M-1} \sum_{n=1}^{N-1} |\mu_X(x_{m,n}) - \mu_X(x_{m+1,n})| \quad (14)$$

式中: M, N 为图像的尺寸, $\mu_X(x)$ 为模糊隶属度

函数,该函数使用扎德的标准 S 函数,其定义如下:

$$\mu_x(x) = \begin{cases} 0, & x \leq a \\ 2\left(\frac{x-a}{c-a}\right)^2, & a < x < b \\ 1 - 2\left(\frac{x-a}{c-a}\right)^2, & b < x \leq c \\ 1, & c \leq x \end{cases} \quad (15)$$

参数 a, b, c 服从以下限制: $b = \frac{a+c}{2}$ 是函数的拐点, $\Delta b = b - a = c - b$ 是带宽,当 $x = b, \mu(x) = 0.5$ 时成立。

缺陷标记具体流程如下:

(1)将隶属度模型划分出的缺陷分类至各个缺陷样本集。

(2)将提取到的缺陷特征样本通过提取特征值与特征向量将特征规范化。

(3)计算的权重系数进行缺陷特征检测,良好的权重系数应分辨相似的缺陷特征^[20]。

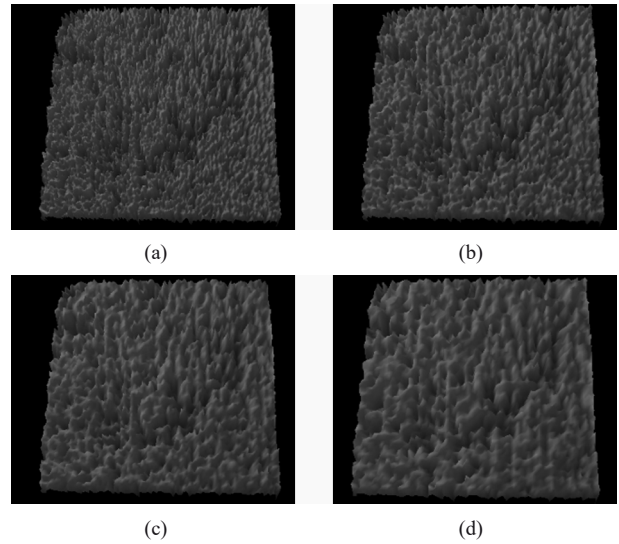
(4)排除设置固定权重系数对缺陷分类的干扰并进行缺陷特征标记。

4 实验结果与数据分析

4.1 缺陷划分系数的选取

在进行缺陷划分时,需要确定划分系数 $F(U; c)$ 模型,由公式(11)可知 $F(U; c)$ 与 S_{ij} 在相关性上为反比关系。 S_{ij} 为相似程度的测量。因此划分系数 $F(U; c)$ 数值小时,相似程度 S_{ij} 高。反之,划分系数 $F(U; c)$ 数值大时,相似程度 S_{ij} 小。缺陷划分的目的是通过合适的划分系数与相似程度选取将缺陷关联子集从整体中分离来。因此无论过高或过低的选取系数都将降低缺陷划分的质量。如图3a所示,当选取 $F(U; c) = 0.9, S_{ij} = 0.1$ 时,此时相似程度 S_{ij} 较小,从图中可以清晰看出,凸出的簇十分的密集,这里将簇与簇之间的关系称为关联子集。因此关联子集数量也十分庞大。不仅会增加数据筛选时间,而且会将缺陷主体分割为细小的块。最终导致划分时间长,划分主体不明确。反之由图3d,当选取 $F(U; c) = 0.1, S_{ij} = 0.9$ 时,会因关联子集数量过少,难以区分缺陷的主体边缘。在图3b, $F(U; c) = 0.7, S_{ij} = 0.3$ 与图3c $F(U; c) = 0.3, S_{ij} = 0.7$ 时,关联子集数量合适,可以在划分子集密集度与相似程度之间达成一个理想的取值区间。

因此基于实验划分数据的比较与缺陷子集关



a— $F(U; c) = 0.9, S_{ij} = 0.1$; b— $F(U; c) = 0.7, S_{ij} = 0.3$;
c— $F(U; c) = 0.3, S_{ij} = 0.7$; d— $F(U; c) = 0.1, S_{ij} = 0.9$

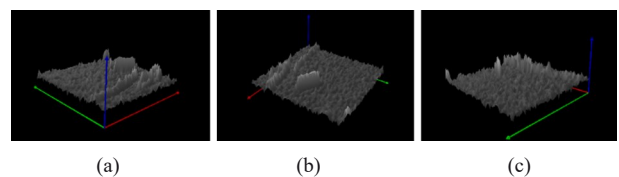
图3 不同缺陷划分系数的选取

联程度的划分,将划分系数 $F(U; c)$ 与相似程度 S_{ij} 的取值范围定义在0.3~0.7之间,两者为反比关联关系。

4.2 缺陷标记图像三维隶属度

在缺陷标记过程中,根据模糊隶属度已经区分出正常板面与缺陷区域,使用模糊信息熵模型通过从不同角度比较表面像素变化程度,模糊隶属度函数 $\mu_x(x)$ 将通过公式(14)比较相邻像素点之间的隶属度差异,缺陷边缘确定之后,通过分析缺陷边缘形状与不同角度缺陷的像素凸起形态区分不同种类的缺陷。

图4为不同角度图像三维隶属度,可以从图4明显观察出,缺陷本体经过缺陷划分已经被分离出板材表面。图4中凸出的脊柱即为划分出的缺陷。模糊信息熵模型中的隶属度函数将记录不同角度下缺陷的特征参数,通过比较不同角度下的形态特征区分出不同缺陷并进行缺陷种类标记。图4a右斜侧、图4b左斜侧与图4c后斜侧分别从不同角度体现缺陷的特征。隶属度模型通过分析不同角度的模型参数标记缺陷种类,最终通过不同颜色的标记



a—右斜侧;b—左斜侧;c—后斜侧

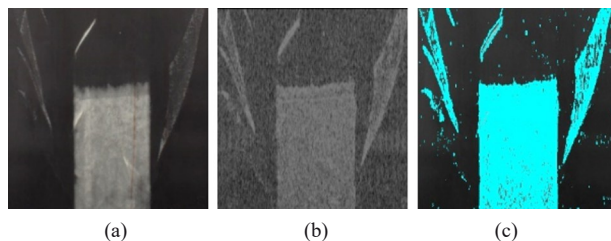
图4 不同角度图像三维隶属度

使得人们通过计算机屏幕的虚拟显示清晰地区分出不同缺陷类型。

4.3 缺陷标记结果

图5~图9分别为脱落、夹杂、褶皱、划痕与断裂缺陷的缺陷检测图,其中图5~图9的(a)图为光度立体学图像,图像无噪点,缺陷轮廓清晰可见。图5~图9的(b)图为模糊聚类隶属度图像,图像相邻点之间隶属度的差异被清晰显示出来,缺陷边缘与缺陷内部体现出明显隶属度差异。图5~图9的(c)图为通过缺陷信息熵模型标记并且检测之后的样张。

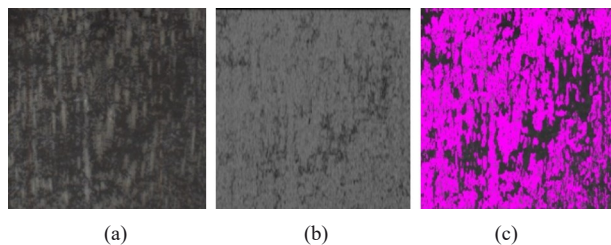
脱落缺陷检测的难点在于,脱落面积、形状与程度不一。如图5a所示,图像中部为大面积矩形轮廓缺陷,颜色呈白色,为严重的脱落缺陷。图像上半部分的左右两侧呈现出模糊状不规则形状缺陷,颜色为浅白色,外轮廓无矩形状脱落缺陷清晰。通过划分系数 $F(U; c)$ 模型中 S_{ij} 相似程度的测量,评估两个关联子集中的相似程度^[21]。以便利用隶属度模型将缺陷轮廓分离出来。



a—脱落原图;b—脱落模糊聚类隶属度;c—脱落缺陷标记

图5 脱落缺陷检测

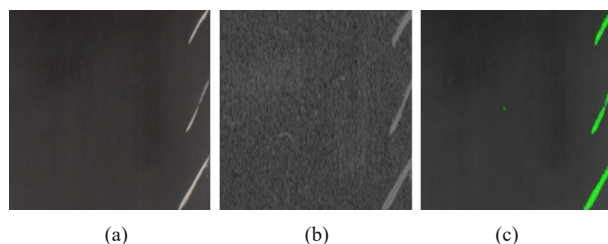
夹杂最显著的特点为雪花状的不规则轮廓,分布杂乱且遍布表面,如图6a所示。在确定样本聚类中心形成了较大的模糊隶属度范围,如图6b中模糊聚类隶属度图像可以明显看出,缺陷样本欧式距离 u_{ij}^2 的选取略大,造成轮廓膨胀,其目的是最大可能将全部缺陷轮廓包含在内。避免因缺陷轮廓不规则导致的边缘轮廓选取遗漏。在图6c的缺陷标记中,根据图像表面变化程度,调整信息熵权重系数,缩小缺陷边缘聚类欧氏距离,标记出夹杂缺陷。



a—夹杂原图;b—夹杂模糊聚类隶属度;c—夹杂缺陷标记

图6 夹杂缺陷检测

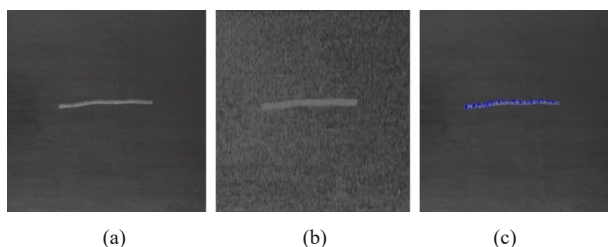
褶皱如图7a所示,碳纤维板材拉挤过程中脱模布相互重叠所导致的褶皱,外轮廓呈线性长条状,颜色为白色。聚类中心的选取依据缺陷隶属度矩阵,在图7b模糊聚类隶属度图像中可以清晰分辨出褶皱缺陷与正常板材表面的隶属度差异。



a—褶皱原图;b—褶皱模糊聚类隶属度;c—褶皱缺陷标记

图7 褶皱缺陷检测

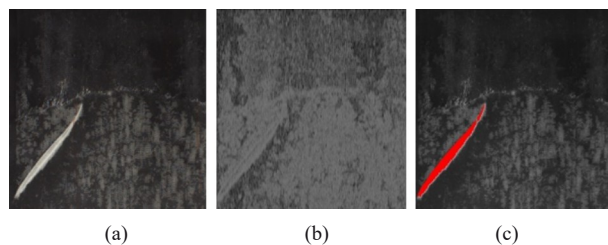
图8为划痕缺陷检测。通过比较图7b与图8b可以看出,褶皱与划痕在模糊隶属度上有较多相似之处,因此在检测过程中根据聚类划分系数与缺陷隶属度矩阵未能将其有效分离,隶属度矩阵 U 与划分系数 $F(U; c)$ 在处理相似特征时,存在误检概率。模糊信息熵模型可以将相似特征分离,模糊边界 $P(X)$ 用于确定图像点与相邻点之间隶属度的差异。褶皱与划痕虽然轮廓痕迹相似,但相邻像素点模糊熵值存在明显差异。通过图7c与图8c缺陷标记可以看出褶皱标记连续,而划痕标记不连续,因此验证相邻像素点模糊熵值差异。



a—划痕原图;b—划痕模糊聚类隶属度;c—划痕标记

图8 划痕缺陷检测

图9为断裂缺陷检测。比较图9b与图9c可以看出,夹杂缺陷与断裂缺陷同时并存,由于受到夹杂缺陷图像边界模糊的影响,隶属度函数未能将断



a—断裂原图;b—断裂模糊聚类隶属度;c—断裂标记

图9 断裂缺陷检测

裂与夹杂分离,在模糊聚类隶属度模型(见图9b)中没有准确划分出断裂缺陷的清晰边界。然而,设计的缺陷信息熵模型在(图9c)标记出了断裂的缺陷位置。体现出公式(14)中 $P(X)$ 的优异分离性能。在与其他缺陷混杂时,可以有效识别缺陷,减少了误检与漏检。

4.4 实验数据分析

碳纤维拉挤板材表面5种典型缺陷检测结果见表2,各种类型缺陷样本检测数量大致相当,样张检测数量多,避免偶然误差与随机误差对于实验数据统计结果的影响。通过分析实验数据可知,划痕检测准确率略低于其他缺陷类型,检测准确率为98.05%,脱落、夹杂与断裂缺陷检测准确率均在98.5%左右,褶皱缺陷检测准确率最高为98.91%。实验共计检测缺陷样本1323个,漏检10个,误检10个,成功检测数1303个,总计缺陷检测准确率98.48%,符合质量检测准确率要求。

表2 碳纤维拉挤板材缺陷检测数据表

检测类型	检测数量	成功检测数	漏检个数	误检个数	准确率/%
脱落	269	265	2	2	98.51
夹杂	256	252	1	3	98.44
褶皱	274	271	2	1	98.91
划痕	257	252	3	2	98.05
断裂	267	263	2	2	98.50
总计	1323	1303	10	10	98.48

通过实验验证统计数据可知,划痕的误检与漏检个数较高,在其缺陷检测准确率上仍有进步的空间。脱落缺陷在混检采集时有较高的误检个数的原因在于外轮廓与其他缺陷特征相似。夹杂存在漏检的原因在于缺陷像素点较为模糊,信息特征不明显。在之后的算法改进与优化中应加以重视。缺陷划分达成了预期的目标,总体检测成功率较高,误差范围小,具备良好的缺陷检测性能。漏检个数以及误检个数较少,在缺陷检测准确率要求上达到了预期设计要求。

5 结论

提出了一种基于模糊聚类与模糊信息熵的碳纤维拉挤板材表面缺陷识别方法。并在样张采集与预处理上,分别使用了光度立体学图像取样有效提高了样张质量,缺陷图像梯度矩阵降低了样张噪声。使得碳纤维拉挤板材表面缺陷检测达到了良好的检测性能。脱落、夹杂、褶皱、划痕与断裂总计5种缺陷为碳纤维拉挤板材生产过程中常出现的缺

陷,提出的方法可以有效替代碳纤维拉挤板材在生产过程中依赖人工视觉的检测模式。也满足连续生产过程中,不间断检测的需要,释放劳动力的同时提高了缺陷检测的效率。所用检测方法依赖单目机器视觉,因此具有二维图像的固有弊端,无法对于板材凹痕深浅与断裂深度等信息加以测量。在未来的研究过程中会继续加以优化与完善。

参考文献

- [1] 于天霖,高华兵,王宝铭,等.碳纤维增强热塑性复合材料成型工艺的研究进展[J].工程塑料应用,2018,46(4):139-144.
Yu Tianmiao, Gao Huabing, Wang Baoming, et al. Research progress of molding process of carbon fiber reinforced thermoplastic composites[J]. Engineering Plastics Application, 2018, 46(4): 139-144.
- [2] 黄春旭,陈刚,王启芬,等.碳纤维表面改性技术研究进展[J].工程塑料应用,2022,50(1):170-174.
Huang Chunxu, Chen Gang, Wang Qifen, et al. Research progress of carbon fiber surface modification technology[J]. Engineering Plastics Application, 2022, 50(1):170-174.
- [3] 田爱琴,崔健.碳纤维复合材料拉挤型材用改性环氧树脂的性能[J].合成树脂及塑料,2021,38(6):27-30.
Tian Aiqin, Cui Jian. Performance of modified epoxy resin for carbon fiber composite pultruded profiles[J]. China Synthetic Resin and Plastics, 2021, 38(6):27-30.
- [4] Liu Mingrui, Yan Biao, Peng Xiongqi, et al. Crashworthiness of thermoplastic woven glass fabric reinforced composite tubes manufactured by pultrusion[J]. Fibers Polym, 2020, 21(2):416-427.
- [5] 杨玉娥,张文习.碳纤维复合材料的无损检测综述[D].济南大学学报,2015,6(29):471-476.
Yang Yue, Zhang Wenxi. Nondestructive testing of carbon fiber composites[D]. Journal of Jinan University, 2015, 6(29):471-476.
- [6] Kusano M, Hatano H, Watanabe M, et al. Mid-infrared pulsed laser ultrasonic testing for carbon fiber reinforced plastics[J]. Ultrasonics, 2018, 84:310-318.
- [7] 郑志才,肖亚超,孟祥武,等.碳纳米管改性环氧树脂/碳纤维复合材料的界面性能[J].工程塑料应用,2020,48(5):118-122, 136.
Zheng Zhicai, Xiao Yachao, Meng Xiangwu, et al. Interfacial properties of epoxy resin/carbon fiber composites modified by carbon nanotubes[J]. Engineering plastics application, 2020, 48(5): 118 - 122, 136.
- [8] Woodham R J. Photometric method for determining surface orientation from multiple images[J]. Optical Engineering, 1980, 19(1): 139-144.
- [9] 徐庆相.基于光度立体视觉的表面精细特征三维重建技术研究[D].武汉:华中科技大学,2011.
Xu Qingxiang. Research on 3D reconstruction of detailed features based on photometric stereo[D]. Wuhan: Huazhong University of Science and Technology, 2011.

- [10] 夏承亮,李成贵,熊昌友. 板材表面质量在线检测方法概述[J]. 工业计量,2010,20(1):1-5.
Xia Chengliang, Li Chenggui, Xiong Changyou. Summary of the online test methods of surface finish for rolled steel plates[J]. Industrial Metrology, 2010, 20(1):1-5.
- [11] 林志强. 基于改进光度立体法提取表面轮廓的研究及应用[D]. 南京:南京大学,2019.
Lin Zhiqiang. Research and application of extracting surface contours based on improved photometric stereo[D]. Nanjing: Nanjing University, 2019.
- [12] 丁畅,董丽丽,许文海. 图像梯度场双区间均衡化的细节增强[J]. 电子学报,2017,5(45):1 166-1 174.
Ding Chang, Dong Lili, Xu Wenhai. Image details enhancement by gradient field bi-interval equalization[J]. Acta Electronica Sinica, 2017, 5(45):1 166-1 174.
- [13] Liu H Q, Zhao F, Jiao L C. Fuzzy spectral clustering with robust spatial information for image segmentation[J]. Applied Soft Computing, 2012, 12(11):3 636-3 647.
- [14] Li B N, Chui C K, Chang S. Integrating spatial fuzzy clustering with level set methods for automated medical image segmentation [J]. Computers in Biology and Medicine, 2011, 41(1):1-10.
- [15] 孙克辉,贺少波,尹林子,等. 模糊熵算法在混沌序列复杂度分析中的应用[J]. 物理学报,2012,13(61):1-7.
Sun Kehui, He Shaobo, Yin Linzi, et al. Application of fuzzy En algorithm to the analysis of complexity of chaotic sequence[J]. Acta Physica Sinica, 2012, 13(61):1-7.
- [16] 王保平,刘升虎,张家田,等. 一种基于模糊熵和FKCN的边缘检测算法[J]. 计算机学报,2006,4(29):664-669.
Wang Baoping, Liu Shenghu, Zhang Jiatian, et al. A method of edge detection based on fuzzy entropy and FKCN[J]. Chinese Journal of Computers, 2006, 4(29):664-669.
- [17] 唐利明,王洪珂,陈照辉,等. 基于变水平集的图像模糊聚类分割[J]. 软件学报,2014,25(7):1 570-1 582.
Tang Liming, Wang Hongke, Chen Zhaohui, et al. Image fuzzy clustering segmentation based on variational level set[J]. Journal of Software, 2014, 25(7):1 570-1 582.
- [18] 王雪,李宣平,戴逸翔. 多项水平集协同空间模糊聚类图像多目标分割[J]. 机械工程学报,2013,20(49):10-15.
Wang Xue, Li Xuanping, Dai Yixiang. Multiphase level set-based multi-objective image segmentation cooperating with spatial fuzzy C-means[J]. Journal of Mechanical Engineering, 2013, 20(49):10-15.
- [19] 戚筱雯,梁昌勇,张恩桥,等. 基于熵最大化的区间直觉模糊多属性群决策方法[J]. 系统工程理论与实践,2011,31(10):1 940-1 947.
Qi Xiaowen, Liang Changyong, Zhang Enqiao, et al. Approach to interval-valued intuitionistic fuzzy multiple attributes group decision making based on maximum entropy[J]. Systems Engineering Theory and Practice, 2011, 31(10):1 940-1 947.
- [20] Li C M, Huang R, Ding Z H, et al. A level set method for image segmentation in the presence of intensity inhomogeneities with application to MRI[J]. IEEE Trans. on Image Processing, 2011, 20(7):2 007-2 016.
- [21] He Y Y, Hussainia M Y, Ma J W. A new fuzzy C-means method with total variation regularization for segmentation of images with noisy and incomplete data[J]. Pattern Recognition, 2012, 45(9): 3 463-3 471.