

利用人工神经网络的偏光下热解炭织构类型识别

钟建华¹, 齐乐华¹, 李妙玲¹, 赵志龙¹, 李贺军²

(1. 西北工业大学机电学院, 710072, 西安; 2. 西北工业大学材料学院, 710072, 西安)

摘要: 针对现有炭/炭复合材料热解炭织构类型的识别方法受人为因素影响较大和操作过程比较复杂等问题,提出了基于热解炭偏光形貌和人工神经网络的热解炭织构类型识别方法. 识别时,从炭/炭复合材料的偏光显微图像中分割出热解炭区域,分别用线邻域灰度共生矩阵法和面邻域灰度共生矩阵法提取热解炭的纹理特征,并运用人工神经网络对提取出来的纹理特征进行自动识别,识别率都很高,表明这2类统计纹理特征可以对热解炭织构进行较好的描述.

关键词: 热解炭; 织构; 偏光; 统计纹理特征; 人工神经网络; 自动识别

中图分类号: TB332 **文献标志码:** A **文章编号:** 0253-987X(2010)07-0046-04

Automatic Classification of Pyrocarbon Texture under Polarized Light Microscope Based on Artificial Neural Network

ZHONG Jianhua¹, QI Lehua¹, LI Miaoling¹, ZHAO Zhilong¹, LI Hejun²

(1. School of Mechanical Engineering, Northwestern Polytechnical University, Xi'an 710072, China; 2. School of Materials Science and Engineering, Northwestern Polytechnical University, Xi'an 710072, China)

Abstract: Aiming at the fact that the existing classification method of the pyrocarbon texture of C/C composites is complex and often affected by human factors, a pyrocarbon texture classification method based on both the artificial neural network (ANN) and the morphologic characters of polarized light microscopy (PLM) image is proposed to get high accuracy. The pyrocarbon area is segmented from PLM image of C/C composite, and the texture characters are extracted applying neighbouring grey level dependence matrixes (NGLDM) and spatial grey level dependence matrixes (SGLDM). Subsequently, the texture of the pyrocarbon is classified automatically depending on the BP ANN, and the average accuracy gets higher, which shows that this description by the two kinds of statistical characters is effective.

Keywords: pyrocarbon; texture; polarized light; statistical texture character; artificial neural network; automatic classification

化学气相渗透(CVI)工艺制备炭/炭复合材料的过程包含着非常复杂的物理化学变化,生成的热解炭织构多样,材料微观结构复杂,而不同织构的热解炭在性能上有很大差异^[1]. 对于热解炭的织构表征一直是炭/炭复合材料研究领域的一个重点. 目前,对炭/炭复合材料热解炭织构的研究主要借助偏光电子显微镜(PLM)和透射电子显微镜(TEM),但是用TEM研究制样困难,不便于进行快速测量,而用PLM研究制样简单,是国内外研究者首选的炭/

炭复合材料性能分析和表征工具^[2]. 在PLM下对热解炭织构类型进行识别时,研究人员既可根据PLM图像的形貌特征进行定性识别^[3],也可根据消光角的大小来定量表征^[4],不过这2种方法都受人为因素的影响. 随着计算机技术的发展,数字图像技术成为炭/炭复合材料分析的有利工具. 文献[5]利用数字图像法对消光角测量进行了改进,但操作的简便性仍有待提高. 人工神经网络(ANN)可以在不需任何假设的前提下,建立反映实际情况的模型,近

年来在炭/炭复合材料领域已得到应用^[6],但在热解炭织构类型识别方面的应用尚未见文献报道.本文针对上述问题,采用统计法提取纹理特征值对 PLM 图像进行量化描述,并利用 ANN 对提取的纹理特征进行自动识别.

1 问题的提出

根据 PLM 图像消光角的大小,热解炭可分为各向同性层(ISO)、暗层(DL)、光滑层(SL)、粗糙层(RL) 4 种织构,如图 1 所示.这几种织构的热解炭在 PLM 下的形貌有较大的差异:ISO 的视场较暗,不显示形貌特征(见图 1a);SL 显得光滑平整,十字消光规整且非常清晰,存在清晰的环绕炭纤维的同心圆状裂纹(见图 1b);RL 具有锥状生长特征,十字消光相对比较模糊,在 PLM 下显得粗糙和富有层次感,且沿炭纤维径向呈发散状,褶皱状细纹遍布整个热解炭圆壳(见图 1c);DL 具有较粗糙的表面结构和较低的光学活性,表面有较规整的消光十字(见图 1d)^[7].

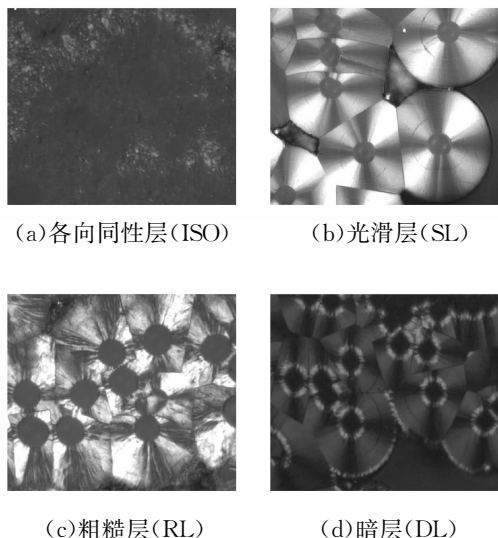


图 1 典型的热解炭偏光图像

从图 1 可以看出,ISO 视场较暗,与其他 3 种织构的形貌相差较大,容易进行识别,故不作为本文的研究对象.对于其他 3 种织构,在根据消光角进行表征时,需要用眼睛准确捕捉光强最暗的时刻来确定消光角大小,由于不同操作者对光强的感受能力不同,所以测量的结果会存在一定差异.采用图像处理方法对消光角进行定量测量,在准确性和客观性方面可得到较大提高,但测量中要求提取一组图像的光强信息^[4],因为仅从一幅正交图像上很难获得热解炭的织构信息.若根据形貌特征进行分类,需要人眼判断 PLM 图像消光十字的量及其规则性、图像

层次感、表面粗糙度以及环形裂纹等特征,这种判断需要专家的知识 and 经验.图像的规则性、层次感、表面粗糙度等可以表现为纹理的差异,因而可以用纹理特征提取算法提取的 PLM 图像纹理特征对热解炭织构进行描述.

图 2 为采用线邻域灰度共生矩阵(SGLDM)和面邻域灰度共生矩阵(NGLDM)^[8-9]提取出来的纹理特征分布图,可以看出 DL、SL、RL 的各纹理特征都有一定的分布区间,且这些特征的分布规律与热解炭的纹理特征变化规律基本吻合,如对于表示图像纹理复杂程度的 SGLDM 熵、表示纹理粗细程度的细度,其特征值均随热解炭织构度增大而变大,而对于表示图像局部灰度变化均匀程度的局部均匀性特征,其特征值则随热解炭织构度增大而变小,这些规律与图像所表现出来的纹理复杂程度、粗细程度和局部均匀程度的变化规律基本一致.从图 2 还可以看出,特征参数与织构呈非线性关系,其中有些特征各织构相互交织,采用线性分类器很难达到分类的结果.

2 BP 神经网络建模

本文采用由输入层、中间层和输出层组成的 3 层 BP 神经网络 Levenberg-Marquardt 改进模型,其基本迭代公式为

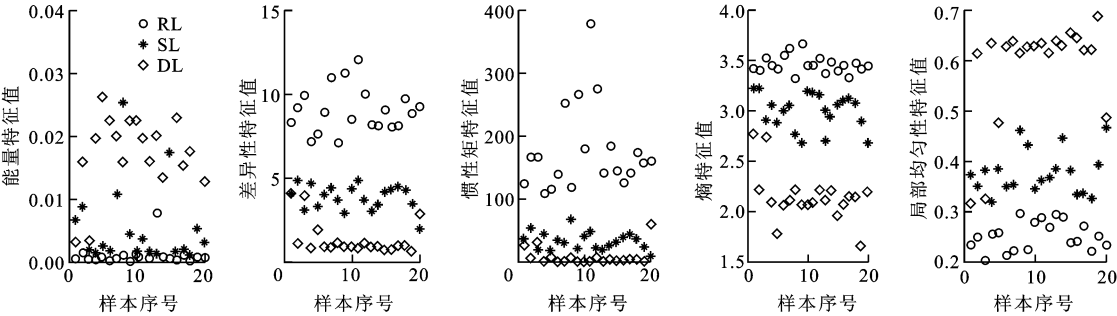
$$w(n_0 + 1) = w(n_0) - (J^T J + \lambda I)g/2 \quad (1)$$

式中: g 为误差函数 E 对权值向量 w 的梯度; J 为误差函数对权值向量微分的 Jacobian 矩阵; I 为单位矩阵; λ 是一个可以自适应调整的非负数^[10].

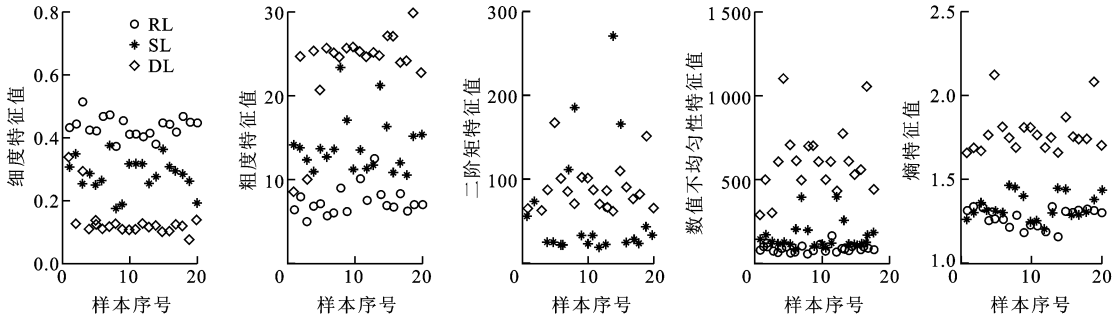
在模型中,输入层神经元数 L_1 由提取的图像纹理特征参数的数量决定.考虑到热解炭纹理不规则,属于随机性纹理,故采用统计分析方法对图像的宏观特征进行描述,由该方法中的 SGLDM 和 NGLDM 来提取图像的纹理特征.为了使提取出来的纹理特征尽可能地反映图像的形貌,并且相关性小、维数低,分别提取 SGLDM 和 NGLDM 的 5 种常用特征参数(见图 2),将提取的特征参数输入网络,每组维数为 5, $L_1 = 5$. 输出层神经元数 L_3 由识别类型的数量决定,热解炭的 3 种织构类型可由 3 位二进制数的组合表示,得出 $L_3 = 3$. 中间层神经元数 L_2 根据下式^[11]确定

$$L_2 = (L_1 + L_3)^{1/2} + a, \quad a = 1 \sim 10 \quad (2)$$

由 L_1 和 L_3 可得出 L_2 的范围,本文取为 10. 网络的结构参数确定之后,即可得到图 3 所示的网络结构.



(a)SGLDM 算法提取的纹理特征



(b)NGLDM 算法提取的纹理特征

图 2 2 种算法提取的纹理特征分布

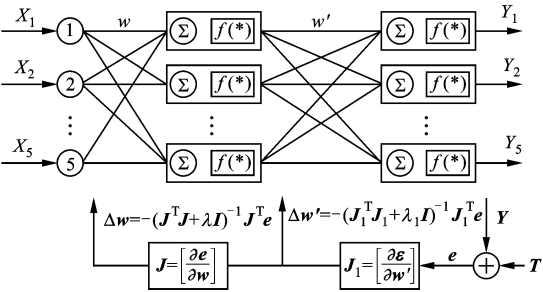


图 3 用于热解炭织构类型识别的 BP 网络模型结构图

在将纹理特征值输入网络时,为了消除输入值在数量级上不统一的影响,可用式(3)^[11]对神经网络的输入值 $\mathbf{X}(X_1, X_2, \dots, X_5)$ 进行归一化处理

$$\mathbf{X} = \{X_j\} = \frac{X_j - X_{j,\min}}{X_{j,\max} - X_{j,\min}}, \quad j = 1, 2, \dots, 5 \tag{3}$$

为了实现网络输出 $\mathbf{Y}$ 到热解炭织构类型之间的转换,可用式(4)将 $\mathbf{Y}$ 转换到目标模式 $\mathbf{T}(Y_1, Y_2, Y_3)$

$$Y_l = \begin{cases} 1, & \text{若 } Y_l = \max(\mathbf{Y}), \quad Y_l \in \mathbf{Y} \\ 0, & \text{若 } Y_l \neq \max(\mathbf{Y}), \quad Y_l \in \mathbf{Y} \end{cases} \tag{4}$$

这里 $\mathbf{T}$ 为一个 3 位二进制数. 该二进制数仅有 1 位为 1, 由 1 在二进制数中的位置即可确定织构类型.

3 热解炭织构类型的自动识别

为了识别 CVI 炭/炭复合材料的织构类型,将不同 CVI 工艺条件下制备的材料在垂直于纤维的截面分割成小块,对截面进行粗磨、细磨、抛光后,置于 Leica DMLP 显微镜下观察,通过配套的 Leica DFC320 相机采集 PLM 图像. 选取已知织构类型的 180 张图像,其中 DL、SL、RL 各 60 张. 对这些图像进行图像预处理和分割后,提取图像的纹理特征,选其中 90 张训练 BP 网络,其余的 90 张用于验证识别,具体的识别流程如图 4 所示.

预处理主要是对图像进行灰度化、中值滤波和线性变换,以简化处理,消除图像噪声点,使图像更

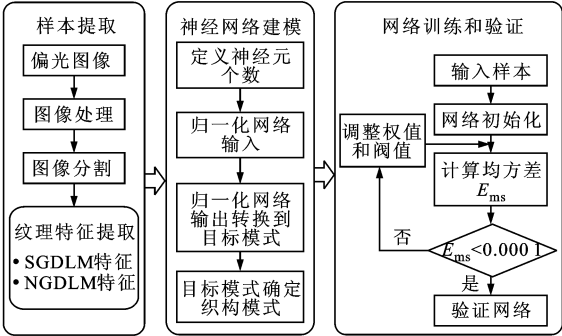


图 4 热解炭织构类型自动识别流程图

加清晰. 为了消除预处理方法差异的影响,识别时对所有图像进行相同预处理,即首先对图像进行灰度化,然后进行中值滤波,最后进行线性变换处理.

为了消除碳纤维、孔隙等的影响,将碳纤维周围的一个热解炭圆环区域从图像中分割出来,并进行归一化处理. 首先,选取包含热解炭的矩形区域(见图 5a),用 Canny 算子提取该区域的边缘特征点,并用粗糙算法连接这些特征点,得到热解炭与碳纤维的边界(简化为圆). 为了尽可能满足多张图像和同一图像的不同区域,取环的内、外圆半径相差 60 像素,得到如图 5b 所示的圆环. 考虑到有些热解炭圆环不完整,根据热解炭在碳纤维周围的对称沉积,取 1/2 热解炭圆环作为分析对象. 为了便于分析,将半圆环按半径和角度归一化成大小为 180×60 像素的矩形区域(见图 5c).

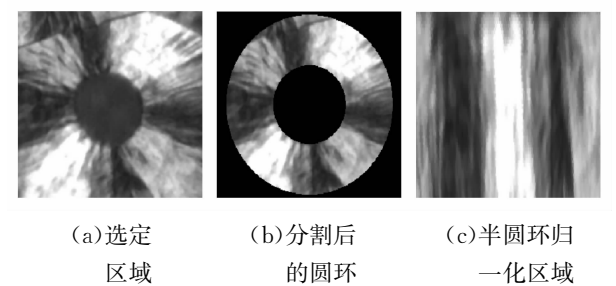


图 5 热解炭分割过程

在特征提取阶段,用 SGLDM 和 NGLDM 算法提取图 2 所示的纹理特征值,得到 180 组、每组 10 个特征参数的纹理特征值. 选其中 90 组特征,RL、SL、DL 各 30 组,将这 90 组特征值按纹理特征提取方法分成 2 组,分别训练网络,训练时随机初始化权值和阈值,设定误差为 0.000 1,最大训练次数为 1 000,学习率为 0.01. 网络训练好后,用其余的 90 组特征值验证网络,用正确识别的样本数除以参与识别的样本数,得到热解炭织构识别率(见表 1),用来反映识别的准确程度.

表 1 中的织构识别率是对不同 CVI 工艺条件下采集的 PLM 图像进行验证识别时得出的,可见识别率较高,说明本文提出的方法是可行的,且识别

表 1 2 种算法对不同 CVI 工艺
热解炭织构的识别率

算法	识别率/%			
	DL	SL	RL	平均值
SGLDM	93	90	90	91
NGLDM	90	73	87	83

率受工艺条件影响较小.

研究表明,采用 SGLDM 所得到的识别率高于 NGLDM 所得到的识别率,且对 SL 尤为明显. 这与热解炭在 PLM 下的形貌特征和纹理特征提取方法的特点有很大关系. SL 呈一定的发散状,并有一定的同心环状裂纹,这些形貌用图像处理方法转换到极坐标下,表现为在 $\theta=0^{\circ}, 90^{\circ}$ 方向的线状纹理. RL、DL 虽也具有一定的发散状,但 RL 模糊的消光十字和各个方向的纹理分布,使其方向性不及 SL, DL 表面粗糙,光学活性较低,纹理的方向性亦不及 SL. 从 2 种算法的原理可知,SGLDM 反映的是图像在 $\theta=0^{\circ}, 45^{\circ}, 90^{\circ}, 135^{\circ}$ 4 个方向的纹理信息的平均, NGLDM 反映的是图像各个方向的综合纹理信息, SGLDM 较 NGLDM 更能体现 $\theta=0^{\circ}, 90^{\circ}$ 方向的纹理特征,因此 SGLDM 得到的识别率高于 NGLDM,尤其是对 SL 这种纹理表现得更明显.

4 结 论

在热解炭的织构识别过程中,采用 SGLDM 和 NGLDM 2 种算法提取 PLM 图像的纹理特征,并基于人工神经网络对热解炭的织构进行自动识别,都得到了较高的识别率,表明这 2 种算法都能较好地反映图像的纹理特征,相比较而言,SGLDM 更适合于描述 PLM 图像的纹理特征.

本文提出的方法不需要依靠专家知识和经验,减少了人为因素的影响,因此较显微观察识别法客观、可靠,相对消光角测量法,避免了人眼受光强分辨能力影响的问题,且操作简便,从而为炭/炭复合材料织构的自动检测与定量表征提供了一种有效的手段.

参考文献:

[1] REZNIK B, GUELLALI M, GERTHSEN D. Micro-structure and mechanical properties of carbon-carbon composites with multilayered pyrocarbon matrix [J]. Materials Letters, 2002,52(1/2):14-19.

[2] 黄伯云,熊翔. 高性能炭/炭航空制动材料的制备技术 [M]. 长沙:湖南科学技术出版社,2007:157-170.

[3] PIERSON H O, LIBERMAN M L. The chemical vapor deposition of carbon on carbon fiber [J]. Carbon, 1975,13(3):159-166.

[4] DUPEL P, BOURRAT X, PAILLER R. Structure of pyrocarbon infiltrated by pulse CVI [J]. Carbon, 1995,33(9):1193-1204.

[5] LI Miaoling, QI Lehua, LI Hejun, et al. Measure-

- ment of the extinction angle about laminar pyrocarbons by image analysis in reflection polarized light [J]. Materials Science and Engineering: A, 2007, 448(1/2): 80-87.
- [6] 陈强,李贺军,李克智,等. 基体改性对碳/碳复合材料烧蚀率影响的神经网络模拟[J]. 西安交通大学学报, 2003,37(3):249-251.
- CHEN Qiang, LI Hejun, LI Kezhi, et al. Neural network simulation on effect of burning rate of modified carbon/carbon composites [J]. Journal of Xi'an Jiaotong University, 2003,37(3):249-251.
- [7] OBERLIN A. Pyrocarbons [J]. Carbon, 2002,40(1): 7-24.
- [8] HARILICK R M, SHANMUGAM K. Textural features for image classification [J]. IEEE Trans on Systems, Man, and Cybernetics, 1973, SMC-3(6): 610-621.
- [9] SUN C J, WEE W G. Neighboring gray level dependence matrix for texture classification [J]. Computer Vision, Graphic Image Process, 1983, 23:341-352.
- [10] LI Aijun, LI Hejun, LI Kezhi, et al. Modeling of CVI process in fabrication of carbon/carbon composites by an artificial neural network [J]. Science in China: E, 2003,46(2):173-181.
- [11] GUO Lijie, GAO Jinjin, YANG Jianfeng, et al. Criticality evaluation of petrochemical equipment based on fuzzy comprehensive evaluation and a BP neural network [J]. Journal of Loss Prevention in the Process Industries, 2009,22(4):469-476.

(编辑 葛赵青)