



## (12) 发明专利申请

(10) 申请公布号 CN 113256582 A

(43) 申请公布日 2021.08.13

(21) 申请号 202110559114.X

G06T 7/11 (2017.01)

(22) 申请日 2021.05.21

G06T 3/40 (2006.01)

G06T 5/00 (2006.01)

(71) 申请人 兰州兰石检测技术有限公司

G06N 3/08 (2006.01)

地址 730314 甘肃省兰州市兰州新区昆仑  
大道西段516号

申请人 中国钢研科技集团有限公司

(72) 发明人 杨莉 苏航 黄健康 雷万庆

樊丁 史伟 于永旺 李金梅

王斌 徐旭 齐文宽 李志霞

李岗 张浪

(74) 专利代理机构 兰州中科华西专利代理有限  
公司 62002

代理人 马小瑞

(51) Int.Cl.

G06T 7/00 (2017.01)

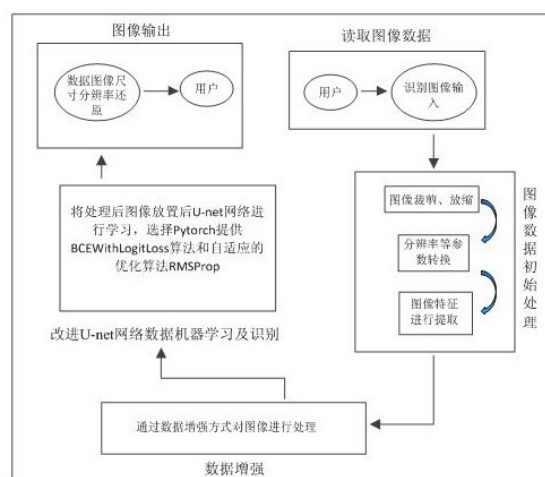
权利要求书2页 说明书4页 附图2页

## (54) 发明名称

一种基于U-net网络马氏体金相中原奥氏体  
晶界识别方法

## (57) 摘要

本发明公开了一种基于U-net网络马氏体金相中原奥氏体晶界识别方法,首先前期通过对初始晶界图像进行裁剪放缩预处理以及随机弹性变形等数据增强处理后,针对不同的晶界组织采用改进的U-Net网络对样品数据进行图像识别处理过程,最后输出图像拼接还原完成识别过程。通过U-Net网络对处理后的数据集进行深度学习训练后实现在较少样品及节约计算资源的情况下对晶界图像的精准识别过程,极大的提高了晶界图像识别的效率及准确率。



1. 一种基于U-net网络马氏体金相中原奥氏体晶界图像识别方法,其特征在于:包括以下步骤:

S1、图像预处理:在马氏体金相中原奥氏体晶界图像中,采用Seg-Net网络对马氏体取向的特征进行提取从而达到对原奥氏体晶界的识别;通过系统中裁剪放缩命令将进行图像识别过程的较大的初始图像数据裁剪放缩为若干数量小尺寸图像数据,以实现较小计算资源下的图像识别过程;

S2、图像数据增强增广:将S1预处理后图像数据其中在U-net网络中只用每一个卷积层的有效部分,通过Overlap-tile策略输入任意大小的图像获得无缝分割的图像,再进行数据增强几何操作变换算法及随机弹性变形数据增强算法,实现对图像数据采用色彩抖动、尺寸变换、翻转变换、平移变换、噪声扰动及随机弹性变形中的至少一种图像数据增强,主要数据增广方式为随机弹性变形;

S3、深度学习训练:将S2完成了数据增强增广后的图像数据在U-net网络中进行深度学习训练,再将图像还原为原始尺寸,输出识别的结果,完成晶界图像的识别。

2. 根据权利要求1所述的一种基于U-net网络马氏体金相中原奥氏体晶界识别方法,其特征在于:所述U-net网络结构包括上采样和下采样两部分,其中上采样方式采用反卷积方法,2\*2的反卷积,融合、常规的两次3\*3卷积、RELU激活层,将卷积过程看作矩阵的点乘形式;下采样方式采用常规的3\*3卷积、RELU激活层以及2\*2的最大池化层。

3. 根据权利要求1或2所述的一种基于U-net网络马氏体金相中原奥氏体晶界识别方法,其特征在于:所述U-net网络为改进的U-net深度学习网络,采用边界加权的损失函数分离接触的晶粒,同时使用非常少的图像进行端对端的训练。

4. 根据权利要求3所述的一种基于U-net网络马氏体金相中原奥氏体晶界识别方法,其特征在于:所述改进的U-net网络中损失函数形式为:

过程中损失函数形式为:

$$p_k(x) = \exp(a_k(x)) / \left( \sum_{k'=1}^K \exp(a_{k'}(x)) \right)$$

像素点形式的softmax损失函数,其中 $a_k(x)$ 表示像素 $x$ 在特征图中的第 $k$ 层的激活值, $k$ 表示是第几个特征通道, $x$ 表示像素点, $K$ 表示类别的个数;

$$w(x) = w_c(x) + w_0 \cdot \exp\left(-\frac{d_1(x) + d_2(x)^2}{2\sigma^2}\right)$$

表示训练构成中像素点的重要性,其中 $w_c$ 表示平衡类别频率的权重图, $d_1$ 表示此像素点到离它最近cell边界的距离, $d_2$ 表示此像素点到离他第二近cell边界的距离;

$$E = \sum_{x \in \Omega} w(x) \log(p_{l(x)}(x))$$

其中 $l: \Omega \rightarrow \{1, \dots, K\}$ 每个像素的真实标签。

5. 根据权利要求4所述的一种基于U-net网络马氏体金相中原奥氏体晶界识别方法,其特征在于:所述U-net网络选用BCEWithLogitsLoss算法,其为Pytorch提供计算二分类交叉熵的函数为:

$$loss(o,t) = -1/n \sum_i (t[i] * \log(o[i]) + (1-t[i]) * \log(1-o[i]))。$$

6. 根据权利要求5所述的一种基于U-net网络马氏体金相中原奥氏体晶界识别方法, 其特征在于: 所述改进的U-net网络采用基于AdaGrad算法的改进的自适应的优化算法RMSProp, 过程中每个参数都有不同的学习率, 在整个学习过程中自动适应这些学习率。

7. 根据权利要求6所述的一种基于U-net网络马氏体金相中原奥氏体晶界识别方法, 其特征在于: 所述S2中裁剪缩放后的小尺寸图像数据为 $512 \times 512$ 像素。

## 一种基于U-net网络马氏体金相中原奥氏体晶界识别方法

### 技术领域

[0001] 本发明属于图像识别领域,涉及一种基于U-net网络马氏体金相中原奥氏体晶界识别方法。

### 背景技术

[0002] 钢铁材料以其优异的力学性能和低廉的成本,仍然是最重要和最广泛使用的材料之一,其微观组织类型、含量、尺寸、形貌及分布等特点决定了材料的性能,目前钢铁材料微观组织分类主要通过人工观察样品图像,并对其进行分类,其对于知识水平及经验要求较高,且效率低、误差大,因此研究金属材料微观组织的自动辨识具有重要意义。在大多数钢铁材料中,常温状态下的奥氏体组织已经完成相变。当奥氏体在淬火和回火条件下马氏体首先会在奥氏体晶界边缘形核生长,在马氏体生长的过程中原奥氏体晶界将会很难分辨,使得原奥氏体晶界的辨别需要专业人员进行分辨。不同材料在完成奥氏体向马氏体转变过程中,形态各不相同。马氏体在一定程度上体现了不同的取向与纹理。

[0003] 深度学习在某些特定的图像识别上具有独特的优势,其模型能有效从原始输入超高维度数据中学习高级特征,以及具备较高抗噪、复杂函数表达及泛化能力。而现有的深度学习与材料微观组织结构图像结合的研究较少,Pauly等采用数据挖掘的方法,对材料内部微观结构特征进行对比分析,由于子类的高度复杂性结构和特征差别不够,在给定的数据集上对4个不同类别的微结构分类准确度较低,无法满足日益发展的工业需求。在马氏体金相照片中,由于不同区域板条状马氏体的取向、形状均不相同。现有的晶界图像识别方法主要包括基于Seg-Net卷积神经网络的晶界图像识别方法,对马氏体取向的特征进行分析从而达到对原奥氏体晶界的识别,但是该方法存在自身的缺陷,识别准确率低,所需样本数量较大等缺陷,识别效果欠佳。

### 发明内容

[0004] 本发明的目的是提供一种基于U-net网络马氏体金相中原奥氏体晶界识别方法,针对过程中材料的微观组织的不同形态采用改进的U-net深度学习网络,对较少的样品数据实现精准分割,通过U-Net网络对处理后的数据集进行深度学习训练后实现在较少样品下晶界图像的精准识别过程。

[0005] 为实现上述目的,本发明提供了如下方案:

一种基于U-net网络马氏体金相中原奥氏体晶界图像识别方法,其特征在于:包括以下步骤:

S1、图像预处理:在马氏体金相中原奥氏体晶界图像中,采用Seg-Net网络对马氏体取向的特征进行提取从而达到对原奥氏体晶界的识别;通过系统中裁剪放缩命令将进行图像识别过程的较大的初始图像数据裁剪放缩为若干数量小尺寸图像数据,以实现较小计算资源下的图像识别过程;

S2、图像数据增强增广:将S1预处理后图像数据其中在U-net网络中只用每一个卷

积层的有效部分,通过Overlap-tile策略输入任意大小的图像获得无缝分割的图像,进行数据增强几何操作变换算法及随机弹性变形数据增强算法,实现对图像数据采用色彩抖动、尺寸变换、翻转变换、平移变换、噪声扰动及随机弹性变形中的至少一种图像数据增强,主要数据增广方式为随机弹性变形;

S3、深度学习训练:将S2完成了数据增强增广后的图像数据在U-net网络中进行深度学习训练,再将图像还原为原始尺寸,输出识别的结果,完成晶界图像的识别。

[0006] 优选的,所述U-net网络结构包括上采样和下采样两部分,其中上采样方式采用反卷积方法,2\*2的反卷积,融合、常规的两次3\*3卷积、RELU激活层,将卷积过程看作矩阵的点乘形式;下采样方式采用常规的3\*3卷积、RELU激活层以及2\*2的最大池化层。

[0007] 优选的,所述U-net网络为改进的U-net深度学习网络,采用边界加权的损失函数分离接触的晶粒,同时使用非常少的图像进行端对端的训练。

[0008] 优选的,所述改进的U-net网络中损失函数形式为:

过程中损失函数形式为:

$$p_k(x) = \exp(a_k(x)) / \left( \sum_{k'=1}^K \exp(a_{k'}(x)) \right)$$

像素点形式的softmax损失函数,其中 $a_k(x)$ 表示像素 $x$ 在特征图中的第 $k$ 层的激活值, $k$ 表示是第几个特征通道, $x$ 表示像素点, $K$ 表示类别的个数;

$$w(x) = w_c(x) + w_0 \cdot \exp\left(-\frac{d_1(x) + d_2(x)^2}{2\sigma^2}\right)$$

表示训练构成中像素点的重要性,其中 $w_c$ 表示平衡类别频率的权重图, $d_1$ 表示此像素点到离它最近cell边界的距离, $d_2$ 表示此像素点到离他第二近cell边界的距离;

$$E = \sum_{x \in \Omega} w(x) \log(p_{l(x)}(x))$$

其中 $l: \Omega \rightarrow \{1, \dots, K\}$ 每个像素的真实标签。

[0009] 优选的,所述U-net网络选用BCEWithLogitsLoss算法,其为Pytorch提供计算二分类交叉熵的函数为:

$$loss(o, t) = -1/n \sum_i (t[i] * \log(o[i]) + (1 - t[i]) * \log(1 - o[i]))$$

优选的,所述改进的U-net网络采用基于AdaGrad算法的改进的自适应的优化算法RMSProp,过程中每个参数都有不同的学习率,在整个学习过程中自动适应这些学习率。

[0010] 优选的,所述S2中裁剪缩放后的小尺寸图像数据为 $512 \times 512$ 像素。

[0011] 本发明通过U-net深度学习网络对马氏体合金中原奥氏体晶界进行识别采用弹性形变的方式,进行数据增广,用边界加权的损失函数分离接触的晶粒,并且能使用非常少的图像进行端对端的训练。能够实现在较少样本数据下高效的实现马氏体合金中原奥氏体晶界图像的精准识别过程。

[0012] 本发明基于改进的U-Net网络对处理后的数据集进行深度学习训练后实现在较少

样品下晶界图像的精准识别过程,极大的提高了晶界图像识别的效率及准确率。

## 附图说明

[0013] 为了更清楚地说明本发明实施例或现有技术中的技术方案,下面将对实施例中所需要使用的附图作简单地介绍,显而易见地,下面描述中的附图仅仅是本发明的一些实施例,对于本领域普通技术人员来讲,在不付出创造性劳动的前提下,还可以根据这些附图获得其他的附图。

[0014] 图1为本发明的实施例的流程图;

图2为本发明的实施例的改进的U-net网络结构示意图;

图3为本发明的实施例的晶界图像识别结果图。

## 具体实施方式

[0015] 下面将结合本发明实施例中的附图,对本发明实施例中的技术方案进行清楚、完整地描述,显然,所描述的实施例仅仅是本发明一部分实施例,而不是全部的实施例。基于本发明中的实施例,本领域普通技术人员在没有做出创造性劳动前提下所获得的所有其他实施例,都属于本发明保护的范围。

[0016] 为使本发明的上述目的、特征和优点能够更加明显易懂,下面结合附图和具体实施方式对本发明作进一步详细的说明。

## 实施例

[0017] 如图1所示,本实施例提供的晶界图像识别方法具体步骤为:

(1)在马氏体金相照片中,由于不同区域板条状马氏体的取向、形状均不相同,前期采用Seg-Net网络对马氏体取向的特征进行提取从而达到对原奥氏体晶界的识别;对于训练集中马氏体组织图片,首先对 $1920 \times 2560$ 像素的图片进行剪裁及放缩至 $512 \times 512$ 像素;

(2)将处理后若干数量裁剪放缩后较小尺寸的图像数据放到U-Net网络中进行学习,针对不同的马氏体组织采用U-Net深度学习网络;

(3)在U-Net网络只用每一个卷积层的有效部分,通过Overlap-tile的策略使得输入任意大小的图像都会获得无缝分割的图像,训练集数据由不同马氏体组织组成,除了色彩抖动、尺寸变换、翻转变换、平移变换、噪声扰动中的至少一种数据增强方式,在训练过程中对图片主要进行随机弹性变形;

(4)在U-net网络下采用如图2所示的上采样及下采样采样方式,其中上采样方式采用反卷积方法,2\*2的反卷积,融合、常规的两次3\*3卷积、RELU激活层,将卷积过程看作矩阵的点乘形式;下采样方式采用常规的3\*3卷积、RELU激活层以及2\*2的最大池化层。

[0018] 过程中损失函数形式为:

$$p_k(x) = \exp(a_k(x)) / \left( \sum_{k'=1}^K \exp(a_{k'}(x)) \right)$$

像素点形式的softmax,  $a_k(x)$  表示像素x在特征图中的第k层的激活值,k表示是第几个特征通道,x表示像素点,K表示类别的个数。

$$[0019] \quad w(x) = w_c(x) + w_0 \cdot \exp\left(-\frac{d_1(x) + d_2(x)^2}{2\sigma^2}\right)$$

表示训练构成中像素点的重要性,  $w_c$  表示平衡类别频率的权重图,  $d_1$  表示此像素点到离它最近cell边界的距离,  $d_2$  表示此像素点到离他第二近cell边界的距离。

$$[0020] \quad E = \sum_{x \in \Omega} w(x) \log(p_{l(x)}(x))$$

$l: \Omega \rightarrow \{1, \dots, K\}$  每个像素的真实标签。过程中算法选择BCEWithLogitsLoss算法, BCEWithLogitsLoss算法是Pytorch提供的用来计算二分类交叉熵的函数。

$$[0021] \quad loss(o, t) = -1/n \sum_i (t[i] * \log(o[i]) + (1 - t[i]) * \log(1 - o[i]))$$

采用基于AdaGrad的改进的自适应的优化算法RMSProp。过程中每个参数都有不同的学习率, 在整个学习过程中自动适应这些学习率, 从而达到更好的效果。

[0022] (5) 最后将改进U-net网络的图片输出并还原至原来尺寸, 得到识别出的结果。

[0023] 图3为EH36的晶界的融合效果, 放大倍数为500倍。从结果看出晶界的连续性很好, 晶界也基本填满整张图片, 总体的效果非常好。

[0024] 本发明提供的方法, 可以实现在较少样品下晶界图像的精准识别过程, 极大的提高了晶界图像识别的效率及准确率。

[0025] 对于实施例公开的方法而言, 由于其与实施例公开的方法相对应, 所以描述的比较简单, 相关之处参见方法部分说明即可。

[0026] 本文中应用了具体个例对本发明的原理及实施方式进行了阐述, 以上实施例的说明只是用于帮助理解本发明的方法及其核心思想; 同时, 对于本领域的一般技术人员, 依据本发明的思想, 在具体实施方式及应用范围上均会有改变之处。综上所述, 本说明书内容不应理解为对本发明的限制。

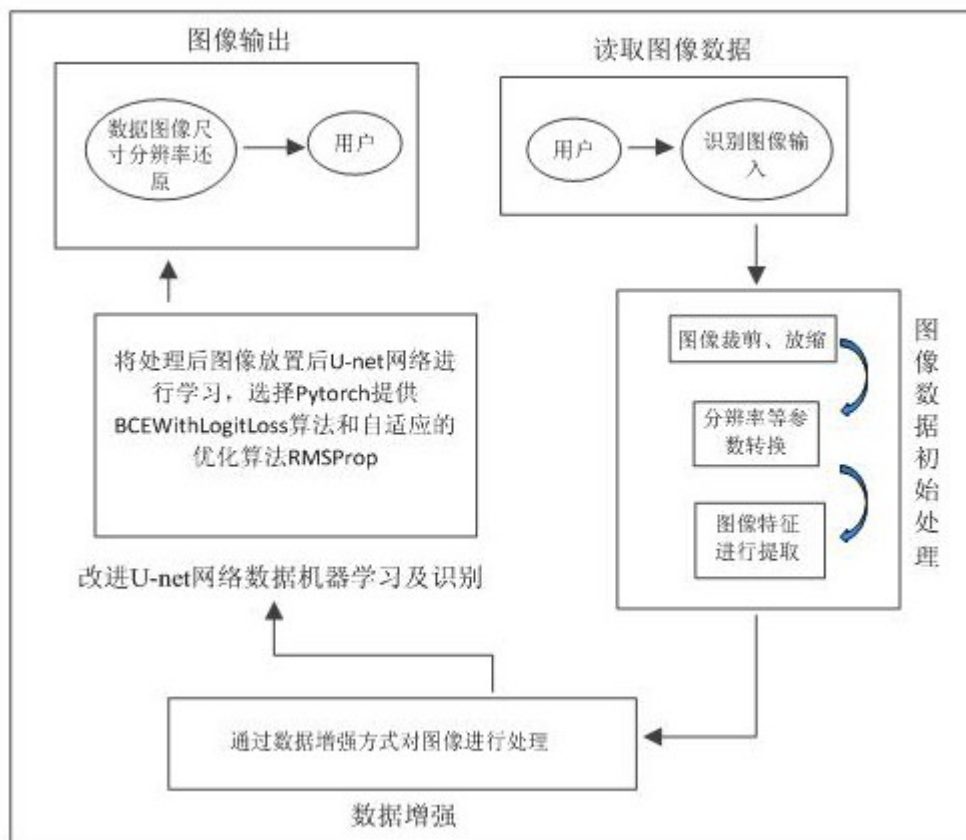


图1

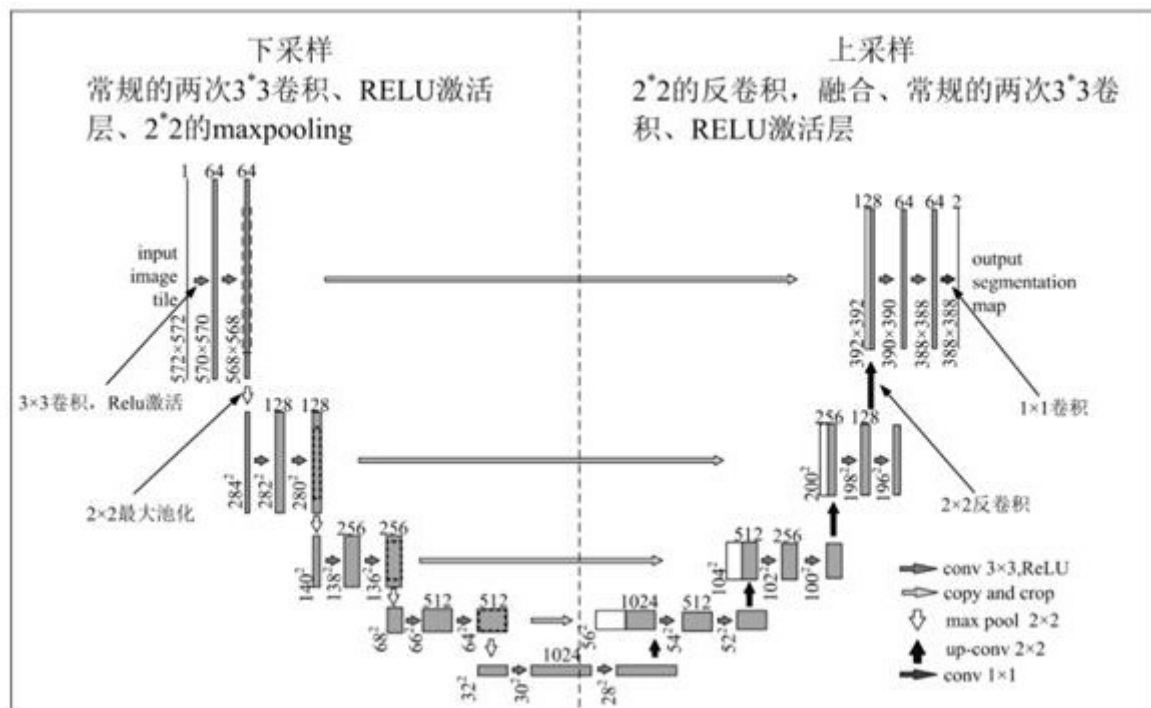


图2



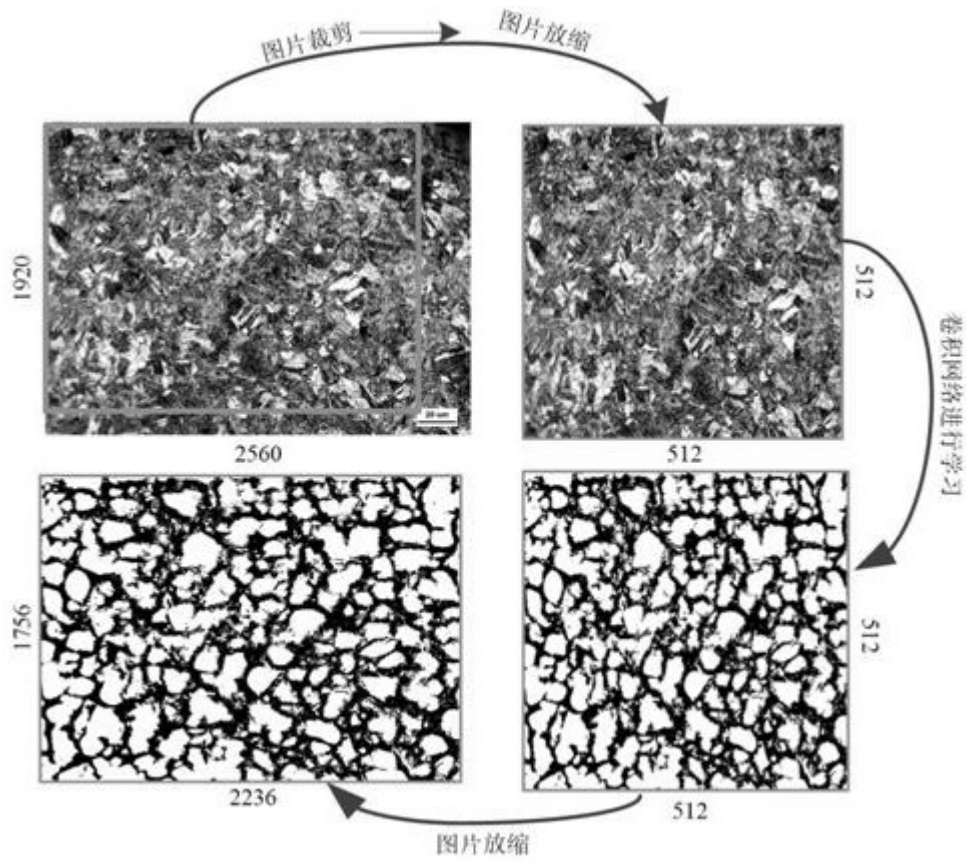


图3