



(12) 发明专利

(10) 授权公告号 CN 117974648 B

(45) 授权公告日 2024.06.04

(21) 申请号 202410370353.4  
 (22) 申请日 2024.03.29  
 (65) 同一申请的已公布的文献号  
 申请公布号 CN 117974648 A  
 (43) 申请公布日 2024.05.03  
 (73) 专利权人 中国机械总院集团江苏分院有限公司  
 地址 213164 江苏省常州市武进区常武中路801号常州科教城天鸿科技大厦C座一楼  
 (72) 发明人 周玉龙 钟梅嘉 张久林 赵一多 王伟 杨光 胡巧生  
 (74) 专利代理机构 常州至善至诚专利代理事务所(普通合伙) 32409  
 专利代理师 朱丽莎  
 (51) Int. Cl.  
 G06T 7/00 (2017.01)  
 G06T 7/73 (2017.01)  
 G06V 10/80 (2022.01)

G06V 10/44 (2022.01)  
 G06V 10/42 (2022.01)  
 G06V 10/82 (2022.01)  
 G06V 10/26 (2022.01)  
 G06V 10/30 (2022.01)  
 G06V 10/36 (2022.01)  
 G06N 3/0464 (2023.01)  
 G06N 3/0455 (2023.01)  
 G06N 3/048 (2023.01)

(56) 对比文件

CN 113888523 A, 2022.01.04  
 CN 113989228 A, 2022.01.28  
 CN 114943694 A, 2022.08.26  
 CN 116309648 A, 2023.06.23  
 CN 116862860 A, 2023.10.10  
 CN 117727046 A, 2024.03.19  
 US 2019212331 A1, 2019.07.11  
 US 2024005645 A1, 2024.01.04

(续)

审查员 聂瑜

权利要求书2页 说明书8页 附图3页

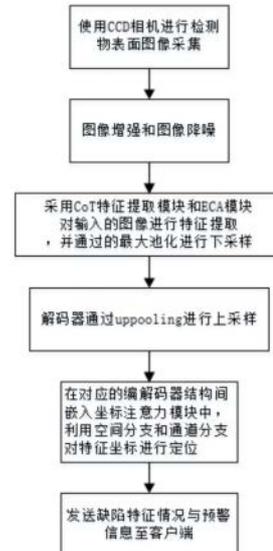
(54) 发明名称

一种织物瑕疵检测方法

(57) 摘要

本申请涉及缺陷检测技术领域,尤其涉及一种织物瑕疵检测方法,包括以下步骤,S1,构建包括多个编码器和与其对应的解码器的织物缺陷检测模型,编码器与对应的解码器之间通过跳跃连接层连接;S2,采集图像,并对其进行预处理;S3,利用织物缺陷检测模型提取缺陷特征;其中,缺陷特征提取过程包括:在编码器中采用CoT特征提取模块与ECA模块融合,对图像进行下采样,再通过解码器进行上采样;在跳跃连接层内将图像的空间分支与通道分支相融合进行特征表达,进行缺陷特征位置识别。本发明采用CoT特征提取模块与ECA模块相结合,并采用平均池化和最大池化并联进行特征提取,提高运算效率和缺陷识别的精度,将空间分支与通道分支相结合,对

特征进行精准定位。



CN 117974648 B

[接上页]

**(56) 对比文件**

CN 114119502 A, 2022.03.01

Yuming Zhong等. Deep Gaussian Attention Network for Lumber Surface Defect Segmentation.《IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement》.2024,第73卷1-12.

Santosh Kumar Mishra等. Efficient Channel Attention Based Ecoder-Decoder Approach for Image Captioning in Hindi.《ACM Transactions on Asian and Low-Resource Language Information Processing》.2021,第21卷(第3期),1-17.

杨鹤等. CoT-TransUNet: 轻量化的上下文

Transformer医学图像分割网络.《计算机工程与应用》.2023,第59卷(第3期),218-225.

Yijun Yin等. CoT-UNet++: A medical image segmentation method based on contextual transformer and dense connection.《Mathematical Biosciences and Engineering》.2023,第20卷(第5期),8320-8336.

尹美杰等. 基于语义分割的遥感影像建筑变化检测.《应用科学学报》.2023,第41卷(第3期),448-460.

莫惠文等. 基于UNet++自编码器的织物缺陷检测.《棉纺织技术》.2023,第51卷(第11期),22-29.

1. 一种织物瑕疵检测方法,其特征在于,包括以下步骤,

S1,构建织物缺陷检测模型,所述织物缺陷检测模型包括多个编码器和与编码器对应的解码器,所述编码器与其对应的解码器之间通过跳跃连接层连接;

S2,采集待检测物表面的图像,并对图像进行预处理;

S3,利用织物缺陷检测模型对预处理后的图像进行缺陷特征提取;

其中,步骤S3中的缺陷特征提取的过程包括:

S3.1在编码器中采用CoT特征提取模块与ECA模块融合,对图像进行下采样,再通过解码器进行上采样;

在步骤S3.1中CoT特征提取模块与ECA模块融合的具体步骤包括:

S3.1.1在CoT特征提取模块中对输入 $X(i, j)$ 经过卷积核为 $k$ 的卷积提取上下文信息,将两种上下文表达融合得到CoT特征提取模块的输出结果 $y$ ;

S3.1.2将CoT特征提取模块的输出结果 $y$ 输入ECA模块,在ECA模块中,对CoT特征提取模块的输出结果 $y$ 分别经过全局平均池化和全局最大池化聚合全局特征的并联计算,将经过两种池化后得到的特征进行融合后得到最终的融合特征提取输出结果 $y'$ ;

S3.1.3对融合特征提取输出结果 $y'$ 进行大小为 $k$ 的一维卷积、激活,然后得到用于表示每个通道的相关性和重要性的权重,将权重 $W$ 与输入特征 $y$ 相乘,完成每个通道特征的重新编码;

S3.2在跳跃连接层内将图像的空间分支与通道分支相融合进行特征表达,进行缺陷特征位置识别;

S3.2的具体步骤包括:

S3.2.1将空间分支中的垂直方向的权重和水平方向的权重赋予输入 $X(i, j)$ ,将被赋予垂直方向的权重和水平方向的权重后的坐标信息嵌入进行拼接,然后进行卷积、批正则化和非线性激活操作,获得特征 $Y1$ ;

S3.2.2通道分支的数量与空间分支中的维度数量对应,一个通道分支与空间分支中的垂直维度关联形成第三维度 $(W, C, H)$ ,另一个通道分支与空间分支中的水平维度关联形成第三维度 $(C, W, H)$ ,将第三维度进行通过平均池化和最大池化进行压缩、拼接得到 $(W, C, 2)$ 与 $(C, H, 2)$ 的特征图;

S3.2.3将通道分支与空间分支的两个维度关联后,进行卷积、激活获得特征 $Y2$ 、 $Y3$ ,融合特征 $Y1$ 、 $Y2$ 、 $Y3$ 获得融合定位特征 $Y$ 。

2. 根据权利要求1所述的织物瑕疵检测方法,其特征在于,在步骤S3.2.1中,将输入点 $X$ 两个方向的坐标信息嵌入进行拼接,然后进行卷积、批正则化和非线性激活操作,

$f = \delta(F_1([z^h, z^w]))$ ,其中, $z^h$ 、 $z^w$ 分别是采用两个池化核 $(H, 1)$ 、 $(1, W)$ 对每个通道沿着水平与垂直坐标进行编码后,高度为 $h$ 、宽度 $w$ 的第 $c$ 个通道的输出; $F_1$ 是 $1 \times 1$ 的卷积核; $\delta$ 是非线性激活函数; $f$ 表示表面瑕疵空间信息的中间特征映射,卷积核对将 $f$ 分解为 $f^h$ 和 $f^w$ ,使用 $1 \times 1$ 对 $f^h$ 和 $f^w$ 进行变换: $g^h = \sigma(F_h(f^h))$ , $g^w = \sigma(F_w(f^w))$ ,其中, $\sigma$ 表示sigmoid函数;conv1用于将两个分量的通道数恢复为输入 $X$ 的通道数大小,用 $g^h$ 和 $g^w$ 表示垂直和水

平两个方向的权重,输入点X的坐标(i,j)与权重 $g^h$ 和 $g^w$ 相乘得到输出Y1,如下式所示:

$$Y1 = X(i,j) \times g^h(i) \times g^w(j)。$$

3.根据权利要求2所述的织物瑕疵检测方法,其特征在于,在步骤S3.2.2中,捕获通道维度C和空间维度W/H之间的跨通道交互, $X_{WC} = \text{cat}(\text{avg}(\text{per}'(X)), \text{max}(\text{per}'(X)))$ ,  
 $X_{CH} = \text{cat}(\text{avg}(\text{per}''(X)), \text{max}(\text{per}''(X)))$ ,其中,cat为拼接操作,avg、max分别为平均池化操作和最大池化操作,per'与per''为转置操作。

4.根据权利要求2所述的织物瑕疵检测方法,其特征在于,在步骤S3.2.3中,通过卷积操作与bn层后经过sigmoid激活函数获得最终权重,与输入X进行点乘后得到输出Y2、Y3:

$$Y2 = \sigma(\text{conv}(X_{WC})), Y3 = \sigma(\text{conv}(X_{CH})), \text{最终输出融合定位特征为}$$

$$Y = Y1 + Y2 + Y3。$$

5.根据权利要求1所述的织物瑕疵检测方法,其特征在于, $y' = \text{GAP}(y) + \text{MAX}(y)$ ,其中y'是全通道特征, $y' \in R^C$ ,GAP、MAX分别为全局平均池化操作和最大池化操作。

6.根据权利要求1所述的织物瑕疵检测方法,其特征在于,步骤S3.1.3中,在相同维度的条件下进行大小为k的一维卷积,其中卷积核的大小为k代表局部跨通道交互的覆盖范围,决定了交互的覆盖范围,通过卷积后用Sigmoid函数计算激活值,得到权重 $W \in R^{k \times C}$ 表示每个通道的相关性和重要性: $W = \sigma(\text{Con}'(y'))$ ,其中,Con'(y')代表大小为k的一维卷积, $\sigma$ 代表Sigmoid激活函数。

7.根据权利要求6所述的织物瑕疵检测方法,其特征在于,将权重W与输入特征y相乘,为每个通道特征进行重新编码,其中,通道特征中的重要特征的权重大于通道特征中非任务信息的权重,最后,通过残差连接将原始输入特征进行融合: $y = W \cdot y + y$ 。

## 一种织物瑕疵检测方法

### 技术领域

[0001] 本申请涉及缺陷检测技术领域,尤其涉及一种织物瑕疵检测方法。

### 背景技术

[0002] 布匹瑕疵检测是纺织业中至关重要的环节,布匹存在近百种不同的瑕疵类型,而且即使是同一种瑕疵,其形状和大小也存在差异,并且由于布匹材质的差异,以及基于布匹为柔性材料,其缺陷难以分辨。因此,现有的缺陷检测方法难以对织物的缺陷进行精准的分辨,织物的瑕疵检测通常依赖于人工视觉检查,这不仅费时费力,而且容易出现人为错误,造成大量误检、漏检等情况。因此,如何对织物表面瑕疵进行高效、准确的检测成为了亟待解决的问题。

### 发明内容

[0003] 本发明要解决的技术问题是:现有的缺陷检测方法难以对织物的缺陷进行精准的分辨,织物缺陷检测效率较低。

[0004] 为此,本发明提供一种织物瑕疵检测方法。

[0005] 本发明解决其技术问题所采用的技术方案是:

[0006] 一种织物瑕疵检测方法,包括以下步骤,

[0007] S1,构建织物缺陷检测模型,所述织物缺陷检测模型包括多个编码器和与编码器对应的解码器,所述编码器与其对应的解码器之间通过跳跃连接层连接;

[0008] S2,采集待检测物表面的图像,并对图像进行预处理;

[0009] S3,利用织物缺陷检测模型对预处理后的图像进行缺陷特征提取;

[0010] 其中,步骤S3中的缺陷特征提取的过程包括:

[0011] S3.1在编码器中采用CoT特征提取模块与ECA模块融合,对图像进行下采样,再通过解码器进行上采样;

[0012] S3.2在跳跃连接层内将图像的空间分支与通道分支相融合进行特征表达,进行缺陷特征位置识别。

[0013] 进一步地,S3.2的具体步骤包括:

[0014] S3.2.1将空间分支中的垂直方向的权重和水平方向的权重赋予输入 $X(i, j)$ ,将被赋予垂直方向的权重和水平方向的权重后的坐标信息嵌入进行拼接,然后进行卷积、批正则化和非线性激活操作,获得特征Y1;

[0015] S3.2.2通道分支的数量与空间分支中的维度数量对应,一个通道分支与空间分支中的垂直维度关联形成第三维度(W,C,H),另一个通道分支与空间分支中的水平维度关联形成第三维度(C,W,H),将第三维度进行通过平均池化和最大池化进行压缩、拼接得到(W,C,2)与(C,H,2)的特征图;

[0016] S3.2.3将通道分支与空间分支的两个维度关联后,进行卷积、激活获得特征Y2、Y3,融合特征Y1、Y2、Y3获得融合定位特征Y。

[0017] 进一步地,在步骤S3.2.1中,将输入点X两个方向的坐标信息嵌入进行拼接,然后进行卷积、批正则化和非线性激活操作,  $f = \delta(F_1([z^h, z^w]))$ , 其中,  $z^h, z^w$  分别是采用两个池化核  $(H, 1), (1, W)$  对每个通道沿着水平与垂直坐标进行编码后,高度为h、宽度w的第c个通道的输出;  $F_1$  是  $1 \times 1$  的卷积核;  $\delta$  是非线性激活函数;  $f$  表示表面瑕疵空间信息的中间特征映射,卷积核将  $f$  分解为  $f^h$  和  $f^w$ , 使用  $1 \times 1$  对  $f^h$  和  $f^w$  进行变换:  $g^h = \sigma(F_h(f^h))$ ,  $g^w = \sigma(F_w(f^w))$ , 其中,  $\sigma$  表示sigmoid函数; conv1 用于将两个分量的通道数恢复为输入X的通道数大小,用  $g^h$  和  $g^w$  表示垂直和水平两个方向的权重,输入点X的坐标  $(i, j)$  与权重  $g^h$  和  $g^w$  相乘得到输出Y1,如下式所示:  $Y1 = X(i, j) \times g^h(i) \times g^w(j)$ 。

[0018] 进一步地,在步骤S3.2.2中,捕获通道维度C和空间维度W/H之间的跨通道交互,  $X_{WC} = \text{cat}(\text{avg}(\text{per}'(X)), \text{max}(\text{per}'(X)))$ ,

$X_{CH} = \text{cat}(\text{avg}(\text{per}''(X)), \text{max}(\text{per}''(X)))$ , 其中, cat 为拼接操作, avg、max 分别为平均池化操作和最大池化操作,  $\text{per}'$  与  $\text{per}''$  为转置操作。

[0019] 进一步地,在步骤S3.2.3中,通过卷积操作与bn层后经过sigmoid激活函数获得最终权重,与输入X进行点乘后得到输出Y2、Y3:  $Y2 = \sigma(\text{conv}(X_{WC}))$ ,  $Y3 = \sigma(\text{conv}(X_{CH}))$ , 最终输出融合定位特征为  $Y = Y1 + Y2 + Y3$ 。

[0020] 进一步地,在步骤S3.1中CoT特征提取模块与ECA模块融合的具体步骤包括:

[0021] S3.1.1在CoT特征提取模块中对输入X  $(i, j)$  经过卷积核为k的卷积提取上下文信息,将两种上下文表达融合得到CoT特征提取模块的输出结果y;

[0022] S3.1.2将CoT特征提取模块的输出结果y输入ECA模块,在ECA模块中,对CoT特征提取模块的输出结果y分别经过全局平均池化和全局最大池化聚合全局特征的并联计算,将经过两种池化后得到的特征进行融合后得到最终的融合特征提取输出结果y' ;

[0023] S3.1.3对融合特征提取输出结果y' 进行大小为k的一维卷积、激活,然后得到用于表示每个通道的相关性和重要性的权重,将权重W与输入特征y相乘,完成每个通道特征的重新编码。

[0024] 进一步地,  $y' = \text{GAP}(y) + \text{MAX}(y)$ , 其中y' 是全通道特征,  $y' \in R^C$ , GAP、MAX分别为全局平均池化操作和最大池化操作。

[0025] 进一步地,步骤S3.1.3中,在相同维度的条件下进行大小为k的一维卷积,其中卷积核的大小为k代表局部跨通道交互的覆盖范围,决定了交互的覆盖范围,通过卷积后用 Sigmoid 函数计算激活值,得到权重  $W \in R^{k \times C}$  表示每个通道的相关性和重要性:  $W = \sigma(\text{Con}'(y'))$ , 其中,  $\text{Con}'(y')$  代表大小为k的一维卷积,  $\sigma$  代表Sigmoid激活函数。

[0026] 进一步地,将权重W与输入特征y相乘,完成每个通道特征的重新编码,从而为重要特征分配较大的权重,对非任务信息分配较小的权重来抑制,最后,通过残差连接将原始输入特征进行融合:  $y = W \cdot y + y$ 。

[0027] 本发明的有益效果是,本发明在特征提取过程中采用CoT特征提取模块与ECA模块

相结合,并在ECA模块中采用平均池化和最大池化并联的方式进行特征提取,从而在提高运算效率的基础上,同时采用平均池化层和最大池化层提取所有通道的特征信息,聚合特征空间信息,从而能够最大化的聚焦瑕疵区域的显著特征,以提高缺陷识别的精度。

[0028] 此外,本发明在对应的编解码器结构的跳跃连接部分嵌入坐标注意力模块提取织物瑕疵区域的位置信息,将空间分支与通道分支相结合,将空间分支中的二维特征,关联为三维特征,从而加强图像中提取到的特征点之间的相互关联,提高特征特区的精准度,并减小噪声干扰,从而在进行缺陷检测时,能够快速精准的对缺陷区域进行识别,并且对特征进行精准定位。

## 附图说明

[0029] 下面结合附图和实施例对本发明进一步说明。

[0030] 图1是本发明中织物瑕疵检测方法的整体流程图。

[0031] 图2是本发明中特征提取模型的结构示意图。

[0032] 图3是本发明中CoT特征提取模块的结构示意图。

[0033] 图4是本发明中坐标注意力模块CA的结构示意图。

## 具体实施方式

[0034] 现在结合附图对本发明作进一步详细的说明。这些附图均为简化的示意图,仅以示意方式说明本发明的基本结构,因此其仅显示与本发明有关的构成。

[0035] 在本发明的描述中,需要理解的是,术语“中心”、“纵向”、“横向”、“长度”、“宽度”、“厚度”、“上”、“下”、“前”、“后”、“左”、“右”、“竖直”、“水平”、“顶”、“底”“内”、“外”、“顺时针”、“逆时针”、“轴向”、“径向”、“周向”等指示的方位或位置关系为基于附图所示的方位或位置关系,仅是为了便于描述本发明和简化描述,而不是指示或暗示所指的装置或元件必须具有特定的方位、以特定的方位构造和操作,因此不能理解为对本发明的限制。此外,限定有“第一”、“第二”的特征可以明示或者隐含地包括一个或者更多个该特征。在本发明的描述中,除非另有说明,“多个”的含义是两个或两个以上。

[0036] 在本发明的描述中,需要说明的是,除非另有明确的规定和限定,术语“安装”、“相连”、“连接”应做广义理解,例如,可以是固定连接,也可以是可拆卸连接,或一体地连接;可以是机械连接,也可以是电连接;可以是直接相连,也可以通过中间媒介间接相连,可以是两个元件内部的连通。对于本领域的普通技术人员而言,可以根据具体情况理解上述术语在本发明中的具体含义。

[0037] 参照图1-4,一种织物瑕疵检测方法,包括以下步骤:

[0038] S1:构建特征提取模型

[0039] 特征提取算法结构如图2所示,上层为编码器,中间层为跳跃连接层,下层为解码器,编码器为4层,每层首先采用CoT(Contextual Transformer-attention)特征提取模块与ECA模块对输入的图像进行特征提取,并通过 $2 \times 2$ 的最大池化进行下采样,然后解码器通过uppooling进行上采样,逐层回复特征图尺寸大小。

[0040] 需要说明的是,对应的编码层和解码层通过跳跃连接层相连,并嵌入CA模块过滤噪声,输出最终特征图,判断图片瑕疵像素区域,输出瑕疵分割结果,跳跃连接层采用空间

分支与同分支相融合进行特征表达,进行缺陷特征位置识别。

[0041] S2采集待检测物表面的图像,并对图像进行预处理。

[0042] S2.1图像采集

[0043] 图像采集模块包含光照系统与工业相机,通过光源和相机协同配合,获得待检测物表面图像。使用光照系统对织物表面进行打光,使用CCD摄像机对织物表面进行拍摄,将拍摄到的织物表面图像传入至计算机的织物表面瑕疵检测系统中去。

[0044] S2.2图像预处理

[0045] 图像处理模块包含图像增强和图像去噪,织物表面照片存在背景噪声干扰,需要进行图像预处理操作。利用Retinex可以对图像进行增强,对图像的局部纹理细节特征进行增强,定义  $S(x, y)$  为原始图像的坐标,  $R(x, y)$  为反射图像的坐标,  $L(x, y)$  为入射亮度图像,它们的关系可以表示为:

$$[0046] \quad S(x, y) = R(x, y) \cdot L(x, y)$$

[0047] 两边取对数得:

$$[0048] \quad \log[S(x, y)] = \log[R(x, y) \cdot L(x, y)]$$

$$[0049] \quad \text{转换为: } R(x, y) = \exp[\log[S(x, y)] - \log[L(x, y)]]$$

[0050] 对  $R(x, y)$  做对比度增强,得到最终结果图像。

[0051] 双边滤波同时考虑空域信息和灰度相似性,达到保边去噪的目的。相比于均值滤波、中值滤波和高斯滤波,双边滤波在去噪的同时,保留了图像的边缘特性。双边滤波操作如公式所示:

$$[0052] \quad g(i, j) = \frac{\sum_{(k, l) \in S(i, j)} f(k, l) w(i, j, k, l)}{w(i, j, k, l)}$$

$$[0053] \quad w(i, j, k, l) = \exp\left(-\frac{(i-k)^2 + (j-l)^2}{2\sigma_d^2} - \frac{\|f(i, j) - f(k, l)\|^2}{2\sigma_r^2}\right)$$

[0054] 其中  $(i, j)$  代表当前被卷积像素的坐标点,  $(k, l)$  代表范围像素坐标点,  $w(i, j, k, l)$  代表经过两个高斯函数计算出的值,  $\sigma_d$ ,  $\sigma_r$  是平滑参数,在图像的平坦区域,像素值变化很小,进行高斯模糊;在图像的边缘区域,像素值变化很大则保持边缘的信息。

[0055] S3利用织物缺陷检测模型对预处理后的图像进行缺陷特征提取。

[0056] 将预处理后获取的数据集划分为训练集和测试集,利用训练集对特征提取模型进行训练并使用测试集验证织物缺陷检测模型,然后投入使用。

[0057] 模型数据集为在纺织工厂中采集到的真实图像8563张,包括结头、三丝、破洞等12类瑕疵,其中6150张为训练集,2413张为测试集,经训练、测试后得到效果最好的模型在编织机设备上部署。若织物表面检测出瑕疵区域,实时将检测结果发送至客户端进行提醒,预警信息包括出现瑕疵的产品编号、瑕疵区域的位置、类型、严重程度。

[0058] S3.1在编码器中采用CoT特征提取模块与ECA模块融合,对图像进行下采样,再通过解码器进行上采样。

[0059] S3.1.1下采样过程中,搭建特征提取模块CoT(Contextual Transformer-

attention), 输入图像的查询Query, 键Keys, 值向量Values分别定义为  $Q = X, K = X, V = XW_v$ , 其中,  $W_v$  是V的权值矩阵, 将相邻的键与  $k \times k$  进行卷积以获得  $K^1 \in R^{H \times W \times C}$  (H, W, C分别为特征图 $K^1$ 的长, 宽, 通道数),  $K^1$ 具有上下文信息, 可以看做在局部上进行了静态建模, 反应区域间的关联信息:  $K^1 = KW_\alpha$ , 其中 $W_\alpha$ 表示卷积核为 $k \times k$ 的卷积。

[0060] 然后将 $K^1$ 与Q拼接后通过两个卷积得到局部注意力矩阵:  $A = [K^1, Q]W_\theta W_\delta$ , 其中,  $W_\theta$ 表示卷积核为 $\theta$ 的卷积,  $W_\delta$ 表示卷积核为 $\delta$ 的卷积。

[0061] 局部注意力矩阵A与V进行聚合, 得到增强特征  $K^2 = V \otimes A$ ,  $K^2$ 为X的动态上下文表达, 能够获取X的特征交互。

[0062] 将两种上下文表达融合得到CoT特征提取模块的输出结果:

$$[0063] \quad y = K^1 + K^2$$

[0064] S3.1.2将输出结果y输入ECA(EfficientChannel Attention, 高效通道注意力)模块, 在ECA模块中, 对CoT特征提取模块的输出结果y分别经过全局平均池化和全局最大池化聚合全局特征的并联计算, 将经过两种池化后得到的特征进行融合后得到最终的特征提取输出结果 $y'$ , 全局平均池化是对全局信息求平均, 全局最大池化保留全局信息中最显著的信息。

[0065] 区别于现有的注意力通常使用全局平均池化来聚合空间信息, 会使得图像一部分信息丢失, 为了得到更多的信息, 并提高特征提取的效率, 采用ECA模块与CoT特征提取模块进行融合使用, 一方面能够提高计算效率, 另一方面, 由于瑕疵区域与非瑕疵区域颜色往往存在极大差异, 瑕疵区域边缘往往不平整, 且存在干扰项, 将平均池化层与最大池化层进行并联, 使用全局最大池化操作来加强通道注意力, 用最大池化操作保留最显著的特征信息, 同时采用平均池化层和最大池化层提取所有通道的特征信息, 聚合特征空间信息, 从而能够最大化的聚焦瑕疵区域的显著特征, 以提高缺陷识别的精度。

[0066] 经过平均池化层和最大池化层提取后得到的融合特征:

$$[0067] \quad y' = GAP(y) + MAX(y)$$

[0068] 其中 $y'$ 是全通道特征,  $y' \in R^C$ , GAP、MAX分别为全局平均池化操作和最大池化操作。

[0069] S3.1.3在相同维度的条件下进行大小为k的一维卷积, 其中卷积核的大小为k代表局部跨通道交互的覆盖范围, 决定了交互的覆盖范围, 通过卷积后用Sigmoid函数计算激活值, 得到权重  $W \in R^{1 \times 1 \times C}$ , 即W为(1, 1, C)的权重向量, 表示每个通道的相关性和重要性:

$$[0070] \quad W = \sigma(\text{Con}'(y'))$$

[0071] 上式中 $\text{con}'(y')$ 代表大小为k的一维卷积,  $\sigma$ 代表Sigmoid激活函数, 将权重W与输入特征y相乘, 完成每个通道特征的重新编码, 从而为重要特征分配较大的权重, 对非任务信息分配较小的权重来抑制。最后, 通过残差连接将原始输入特征进行融合:  $y = W \cdot y + y$ , 残差连接通过在每个层的输出与输入之间添加一个跨层连接, 将前一层的输出直接添加到

当前层的输出中,从而提供了一种绕过非线性变换的路径。这样,网络就可以学习到在信息压缩或拉伸后保留重要信息的方法,同时也减轻了梯度消失或梯度爆炸的问题。

[0072] S3.2在跳跃连接层内将图像的空间分支与通道分支相融合进行特征表达,进行缺陷特征位置识别。

[0073] 对应的编解码器结构的跳跃连接部分嵌入坐标注意力模块提取织物瑕疵区域的位置信息,使用全局平均池化操作将输入特征分解为一对一维的方向感知特征图,分别沿水平坐标和垂直坐标对每个通道进行编码,得到竖直和水平空间方向的权重,最后将权重与输入特征图融合得到坐标注意力特征图。

[0074] S3.2.1在空间分支中,对于维度为(W,H,C)的输入点位X的第c个通道进行全局池化操作, $z_c$ 表示第c个通道的输出:

$$[0075] \quad z_c = \frac{1}{H \times W} \sum_{i=1}^H \sum_{j=1}^W x_c(i, j)$$

[0076] 采用两个池化核(H,1),(1,W)对每个通道沿着水平与垂直坐标进行编码,高度为h、宽度w的第c个通道的输出分别表示为:

$$[0077] \quad z_c^h(h) = \frac{1}{W} \sum_{0 \leq i \leq W} x_c(h, i)$$

$$z_c^w(w) = \frac{1}{H} \sum_{0 \leq j \leq H} x_c(j, w)$$

[0078] 这两种转换不仅可以捕获跨通道信息,还可以捕获位置信息,这有助于网络模型更准确地定位到瑕疵区域。

[0079] 将两个方向的聚合特征图进行拼接,分别沿着两个空间方向聚合特征,得到一对方向感知的特征图,该特征图包含全局特征信息和精确的位置信息,拼接后对特征图进行卷积、批正则化和非线性激活操作。

$$[0080] \quad f = \delta(F_1([z^h, z^w]))$$

[0081] 其中, $F_1$ 是 $1 \times 1$ 的卷积核; $\delta$ 是非线性激活函数; $f$ 表示表面瑕疵空间信息的中间特征映射,卷积核将 $f$ 分解为 $f^h$ 和 $f^w$ ,使用 $1 \times 1$ 对 $f^h$ 和 $f^w$ 进行变换:

$$[0082] \quad g^h = \sigma(F_h(f^h))$$

$$[0083] \quad g^w = \sigma(F_w(f^w))$$

[0084] 其中, $\sigma$ 表示sigmoid函数;conv1用于将两个分量的通道数恢复为输入X的通道数大小,用 $g^h$ 和 $g^w$ 表示垂直和水平两个方向的权重,输入点X的坐标(i,j)与权重 $g^h$ 和 $g^w$ 相乘得到输出Y1,如下式所示:

$$[0085] \quad Y1 = X(i, j) \times g^h(i) \times g^w(j)$$

[0086] S3.2.2通道分支的数量与空间分支中的维度数量对应,一个通道分支与空间分支中的垂直维度关联形成第三维度,另一个通道分支与空间分支中的水平维度关联形成第三

维度。分别将维度为(W,H,C)的输入X的维度进行转置为(W,C,H)与(C,W,H)的特征,然后将第三维度进行通过平均池化和最大池化进行压缩操作,拼接后得到(W,C,2)与(C,H,2)的特征图,通过此操作分别用来捕获通道维度C和空间维度W/H之间的跨通道交互。

$$[0087] \quad X_{WC} = \text{cat}(\text{avg}(\text{per}'(X)), \text{max}(\text{per}'(X)))$$

$$[0088] \quad X_{CH} = \text{cat}(\text{avg}(\text{per}''(X)), \text{max}(\text{per}''(X)))$$

[0089] 其中, *cat*为拼接操作, *avg*、*max*分别为平均池化操作和最大池化操作, *per'*与 *per''*为转置操作。

[0090] S3.2.3通过卷积操作与bn层(批标准化层)后经过sigmoid激活函数获得最终权重,与输入X进行点乘后得到输出Y2、Y3:

$$[0091] \quad Y2 = \sigma(\text{conv}(X_{WC}))$$

$$[0091] \quad Y3 = \sigma(\text{conv}(X_{CH}))$$

[0092] 最终输出的融合定位特征为  $Y = Y1 + Y2 + Y3$ 。

[0093] Y1为基于空间分支的织物缺陷的位置特征, Y2、Y3为通道分支与空间分支关联后的织物缺陷的位置特征,将三者融合表达为Y,将空间分支与通道分支相融合,融合通道分支后,将空间分支中的二维特征,关联为三维特征,从而加强图像中提取到的特征点之间的相互关联,提高特征特区的精准度,并减小噪声干扰,从而在进行缺陷检测时,能够快速精准的对缺陷区域进行识别。

[0094] 本申请还提供了一种计算机可读存储介质,计算机可读存储介质可设置于服务器之中以保存用于实现上述的一种织物瑕疵检测方法的至少一条指令或至少一段程序,该至少一条指令或该至少一段程序由该处理器加载并执行以实现上述一种织物瑕疵检测方法。

[0095] 可选地,在本实施例中,上述存储介质可以位于计算机网络的多个网络服务器中的至少一个网络服务器。可选地,在本实施例中,上述存储介质可以包括但不限于:U盘、只读存储器(ROM, Read-Only Memory)、随机存取存储器(RAM, Random Access Memory)、移动硬盘、磁碟或者光盘等各种可以存储程序代码的介质。

[0096] 本发明实施例还提供了一种计算机程序产品或计算机程序,计算机程序产品或计算机程序包括存储在存储介质中的计算机指令。计算机设备的处理器从计算机可读存储介质读取该计算机指令,处理器执行该计算机指令,使得该计算机设备执行上述各种可选实施方式中提供的织物瑕疵检测方法的至少一种。

[0097] 综上所述,本发明在特征提取过程中采用CoT特征提取模块与ECA模块相结合,并在ECA模块中采用平均池化和最大池化并联的方式进行特征提取,从而在提高运算效率的基础上,同时采用平均池化层和最大池化层提取所有通道的特征信息,聚合特征空间信息,从而能够最大化的聚焦瑕疵区域的显著特征,以提高缺陷识别的精度。

[0098] 此外,本发明在对应的编解码器结构的跳跃连接部分嵌入坐标注意力模块提取织物瑕疵区域的位置信息,将空间分支与通道分支相结合,将空间分支中的二维特征,关联为三维特征,从而加强图像中提取到的特征点之间的相互关联,提高特征特区的精准度,并减小噪声干扰,从而在进行缺陷检测时,能够快速精准的对缺陷区域进行识别,并且对特征进行精准定位。

[0099] 以上述依据本发明的理想实施例为启示,通过上述的说明内容,相关工作人员完全可以在不偏离本项发明技术思想的范围内,进行多样的变更以及修改。本项发明的技术性范围并不局限于说明书上的内容,必须要如权利要求范围来确定其技术性范围。

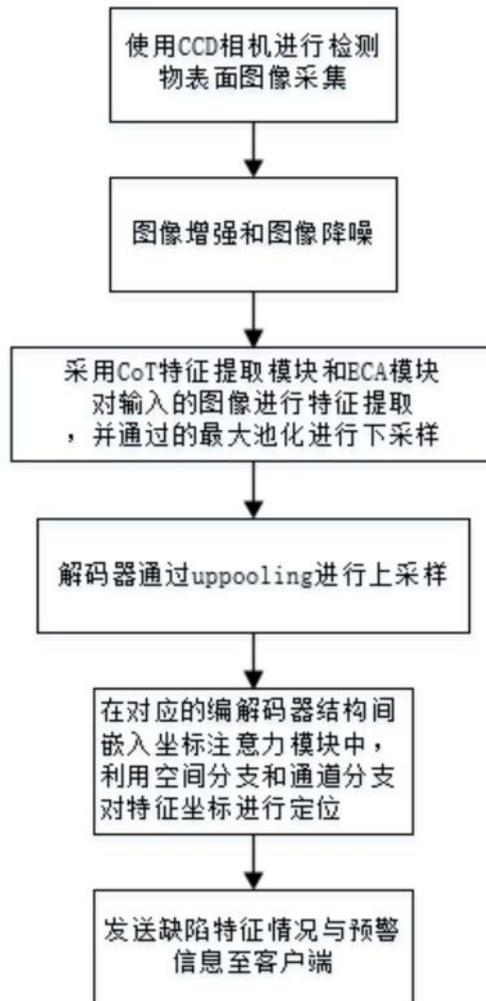


图1

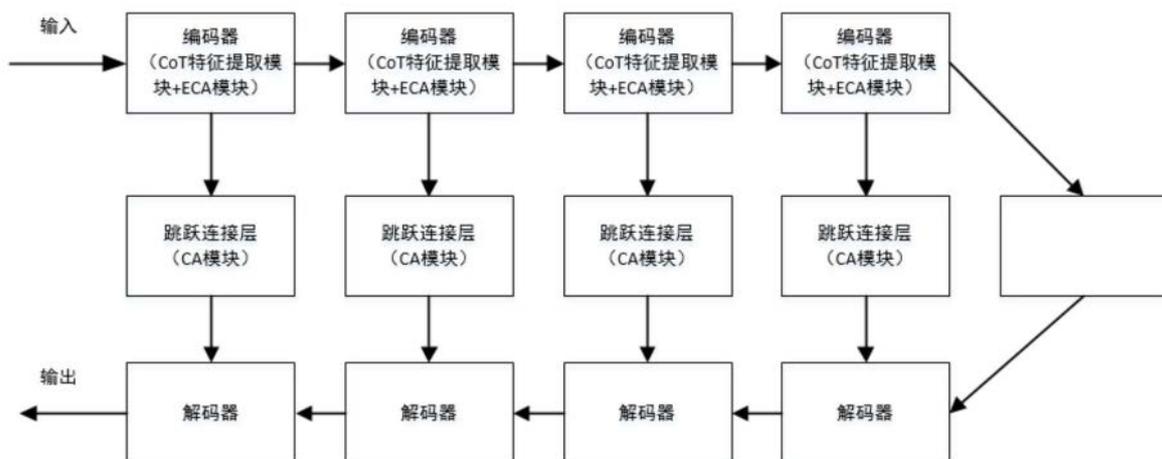


图2

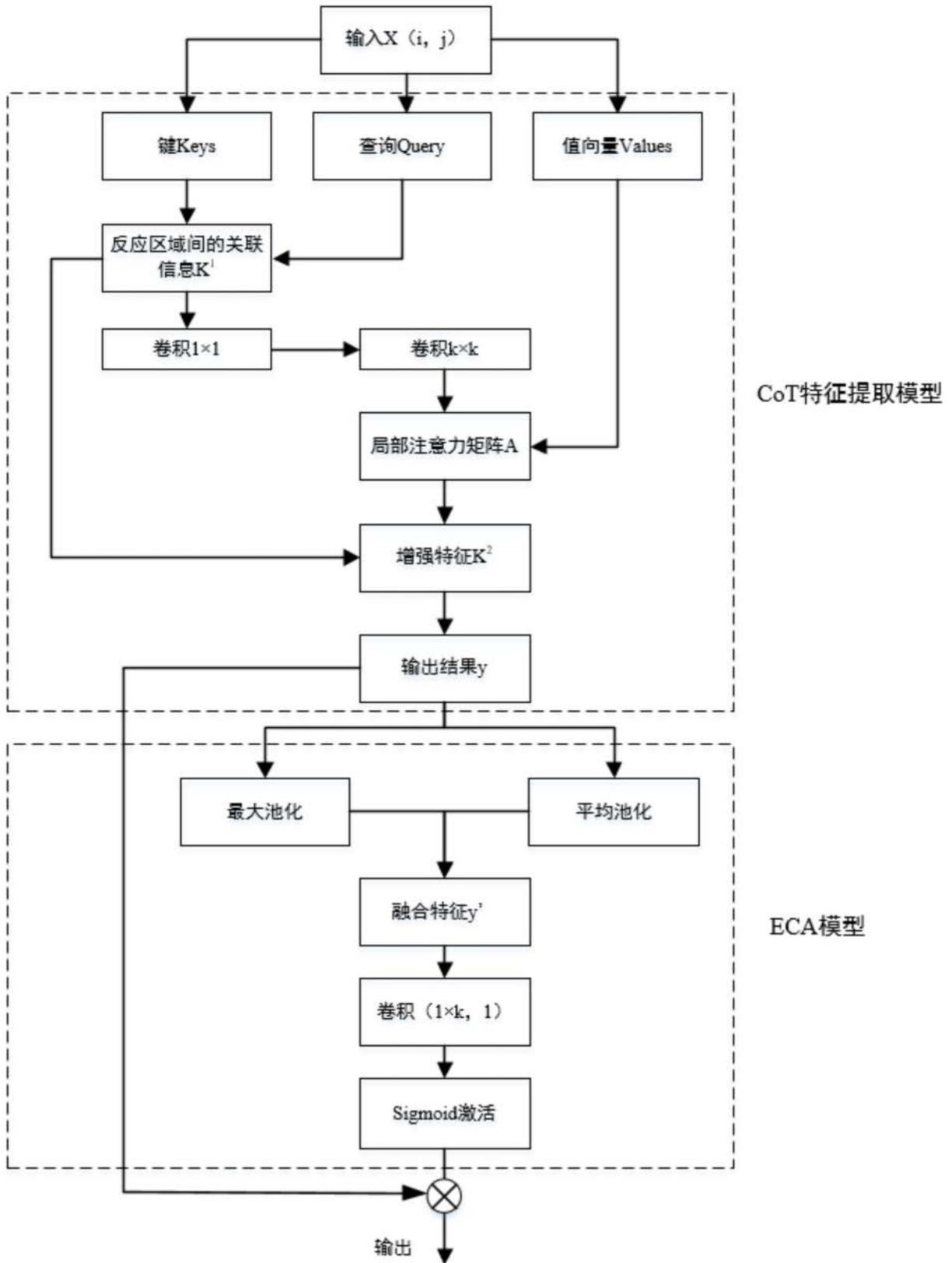


图3

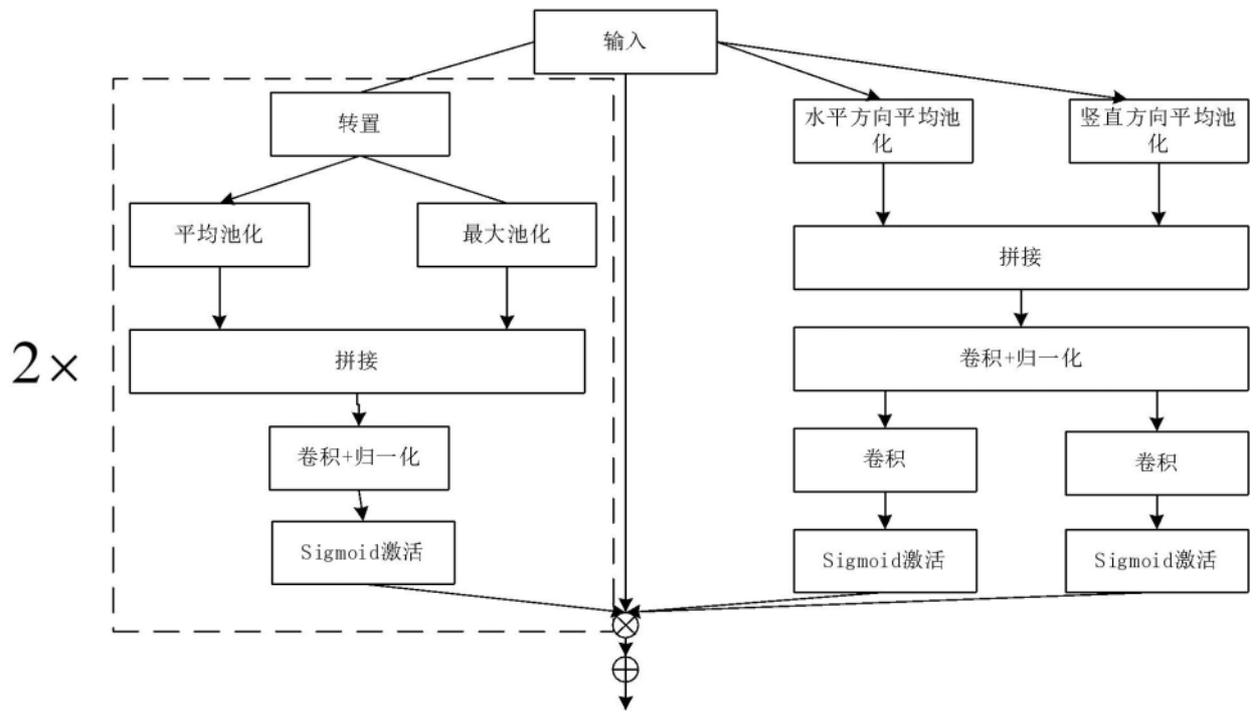


图4