



# (12) 发明专利申请

(10) 申请公布号 CN 114841998 A

(43) 申请公布日 2022. 08. 02

(21) 申请号 202210763023.2

G06T 5/50 (2006.01)

(22) 申请日 2022.07.01

G06K 9/62 (2022.01)

G06V 10/764 (2022.01)

(71) 申请人 山东嘉路包装科技有限公司

地址 252000 山东省聊城市高新区技术产业开发区长江中路1号鑫亚公司院内2号楼101室

(72) 发明人 王典震

(74) 专利代理机构 深圳叁众知识产权代理事务所(普通合伙) 44434

专利代理师 董红娟

(51) Int. Cl.

G06T 7/00 (2017.01)

G06T 7/11 (2017.01)

G06T 7/136 (2017.01)

G06T 7/194 (2017.01)

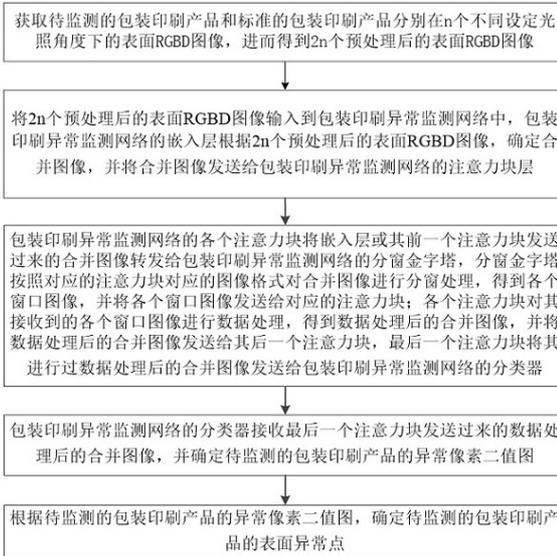
权利要求书3页 说明书14页 附图5页

## (54) 发明名称

基于人工智能的包装印刷异常监测方法

## (57) 摘要

本发明涉及数据识别和处理技术领域,具体涉及一种基于人工智能的包装印刷异常监测方法,该方法通过获取待监测的包装印刷产品和标准的包装印刷产品分别在n个不同设定光照角度下的表面RGBD图像,并将2n个预处理后的表面RGBD图像输入到包装印刷异常监测网络中,由该网络对这2n个预处理后的图像进行数据识别和处理,得到合并图像,进而最终确定待监测的包装印刷产品的表面异常点。本发明通过获取在不同设定光照角度下的表面RGBD图像,并对图像进行相应的数据识别和处理,最终可以准确识别包装印刷产品的表面异常点,有效解决了人工进行包装印刷产品的印刷质量检测导致检测结果不准确的问题。



1. 一种基于人工智能的包装印刷异常监测方法,其特征在于,包括以下步骤:

获取待监测的包装印刷产品和标准的包装印刷产品分别在 $n$ 个不同设定光照角度下的表面RGBD图像,进而得到 $2n$ 个预处理后的表面RGBD图像;

将 $2n$ 个预处理后的表面RGBD图像输入到包装印刷异常监测网络中,所述包装印刷异常监测网络的嵌入层根据 $2n$ 个预处理后的表面RGBD图像,进行数据识别,确定待监测的包装印刷产品和标准的包装印刷产品对应的合并图像,并将所述合并图像发送给所述包装印刷异常监测网络的注意力块层;

所述包装印刷异常监测网络的注意力块层包括依次连接的各个注意力块,各个注意力块将嵌入层或其前一个注意力块发送过来的合并图像转发给所述包装印刷异常监测网络的分窗金字塔,分窗金字塔按照对应的注意力块对应的图像格式对合并图像进行分窗处理,得到各个窗口图像,并将各个窗口图像发送给对应的注意力块;各个注意力块对其接收到的各个窗口图像进行数据处理,得到数据处理后的合并图像,并将数据处理后的合并图像发送给其后一个注意力块,最后一个注意力块将其进行过数据处理后的合并图像发送给所述包装印刷异常监测网络的分类器;

所述包装印刷异常监测网络的分类器接收最后一个注意力块发送过来的数据处理后的合并图像,并根据数据处理后的合并图像,确定待监测的包装印刷产品的异常像素二值图;

根据待监测的包装印刷产品的异常像素二值图,确定待监测的包装印刷产品的表面异常点。

2. 根据权利要求1所述的基于人工智能的包装印刷异常监测方法,其特征在于,确定待监测的包装印刷产品和标准的包装印刷产品对应的合并图像的步骤包括:

根据待监测的包装印刷产品对应的 $n$ 个预处理后的表面RGBD图像,确定待监测的包装印刷产品对应的 $n$ 个预处理后的表面RGBD图像中每个像素点的各个像素分量;

分别将待监测的包装印刷产品对应的 $n$ 个预处理后的表面RGBD图像中每个相同位置的 $n$ 个像素点的各个像素分量进行拼接,对应得到每个相同位置的 $n$ 个像素点对应的色变向量;

根据标准的包装印刷产品对应的 $n$ 个预处理后的表面RGBD图像,确定标准的包装印刷产品对应的 $n$ 个预处理后的表面RGBD图像中每个像素点的各个像素分量;

分别将标准的包装印刷产品对应的 $n$ 个预处理后的表面RGBD图像中每个相同位置的 $n$ 个像素点的像素分量进行拼接,对应得到每个相同位置的 $n$ 个像素点对应的色变向量;

将待监测的包装印刷产品对应的 $n$ 个预处理后的表面RGBD图像中每个相同位置的 $n$ 个像素点对应的色变向量、标准的包装印刷产品对应的 $n$ 个预处理后的表面RGBD图像中每个相同位置的 $n$ 个像素点对应的色变向量与该相同位置对应的初始化的分类向量进行拼接,对应得到 $2n$ 个预处理后的表面RGBD图像中每个相同位置的像素点对应的像素向量;

构造待监测的包装印刷产品和标准的包装印刷产品对应的合并图像,所述合并图像中每个像素点的像素值为 $2n$ 个预处理后的表面RGBD图像中对应相同位置的像素点对应的像素向量。

3. 根据权利要求2所述的基于人工智能的包装印刷异常监测方法,其特征在于,所述包装印刷异常监测网络的注意力块层包括依次连接的四个注意力块,四个注意力块对应的图

像格式为:第一个注意力块对应的窗口数目为1,第二个注意力块对应的窗口数目为4,第三个注意力块对应的窗口数目为16,第四个注意力块对应的窗口数目为64,四个注意力块对应的每个窗口中的单元数目相同。

4. 根据权利要求3所述的基于人工智能的包装印刷异常监测方法,其特征在于,四个注意力块对应的每个窗口中的单元数目对应的计算公式为:

$$N = \frac{H}{8} \times \frac{W}{8}$$

其中, $N$ 为四个注意力块对应的每个窗口中的单元数目, $H$ 和 $W$ 为合并图像的分辨率。

5. 根据权利要求3所述的基于人工智能的包装印刷异常监测方法,其特征在于,各个注意力块对其接收到的各个窗口图像进行数据处理,包括:

根据各个窗口图像中每个像素点的像素值,确定各个窗口图像对应的光照敏感度;

获取待监测的包装印刷产品对应的 $m$ 个制版文件对应的二值图,确定各个窗口图像在 $m$ 个制版文件对应的二值图中对应的二值子图像;

根据各个窗口图像在 $m$ 个制版文件对应的二值图中对应的二值子图像中的前景像素点的数目,确定各个窗口图像对应的工艺复杂性;

获取标准的包装印刷产品对应的 $n$ 个预处理后的表面RGBD图像中的目标表面RGBD图像,并结合各个窗口图像,确定各个窗口图像在目标表面RGBD图像中对应的目标表面RGBD子图像;

根据各个窗口图像在目标表面RGBD图像中对应的目标表面RGBD子图像,确定各个窗口图像对应的纹理复杂性;

根据各个窗口图像对应的光照敏感度、工艺复杂性和纹理复杂性,确定各个窗口图像对应的多头头数;

根据各个注意力块根据各个窗口图像对应的多头头数,对各个窗口图像进行数据处理。

6. 根据权利要求5所述的基于人工智能的包装印刷异常监测方法,其特征在于,确定各个窗口图像对应的光照敏感度的步骤包括:

根据各个窗口图像中每个像素点的像素值,计算每个窗口图像中随机选取的设定数目个像素点的像素值的平均值,从而对应得到各个窗口图像对应的像素值的平均值;

根据各个窗口图像对应的像素值的平均值,确定像素值的平均值中最小的RGB值和最大的RGB值,从而对应得到各个窗口图像对应的最小的RGB值和最大的RGB值;

根据各个窗口图像对应的最小的RGB值和最大的RGB值,计算每个窗口图像对应的最小的RGB值和最大的RGB值之间的欧式距离,从而对应得到各个窗口图像对应的光照敏感度。

7. 根据权利要求5所述的基于人工智能的包装印刷异常监测方法,其特征在于,确定各个窗口图像对应的工艺复杂性的步骤包括:

根据各个窗口图像在 $m$ 个制版文件对应的二值图中对应的二值子图像中的前景像素点的数目,确定各个窗口图像在 $m$ 个制版文件对应的二值图中对应的二值子图像中的前景像素点的数目与对应二值子图像中的所有像素点的比值;

根据各个窗口图像在 $m$ 个制版文件对应的二值图中对应的二值子图像中的前景像素点的数目与对应二值子图像中的所有像素点的比值,确定各个窗口图像对应的大于设定比值

阈值的比值的数目,从而对应得到各个窗口图像对应的工艺复杂性。

8. 根据权利要求5所述的基于人工智能的包装印刷异常监测方法,其特征在于,确定各个窗口图像对应的纹理复杂性的步骤包括:

根据各个窗口图像在目标表面RGBD图像中对应的目标表面RGBD子图像,确定目标表面RGBD子图像对应的深度图和彩色图,进而确定彩色图对应的灰度图;

根据各个窗口图像对应的深度图和灰度图,确定深度图对应的深度共生矩阵和灰度图对应的灰度共生矩阵,并计算深度共生矩阵的熵值和灰度共生矩阵的熵值;

分别计算各个窗口图像对应的深度共生矩阵的熵值和灰度共生矩阵的熵值之和,从而对应得到各个窗口图像对应的纹理复杂性。

9. 根据权利要求5所述的基于人工智能的包装印刷异常监测方法,其特征在于,确定各个窗口图像对应的多头头数对应的计算公式为:

$$h = h_{min} + INT(k_1L + k_2T + k_3P)$$

其中, $h$ 为各个窗口图像对应的多头头数, $h_{min}$ 为多头头数最小值, $L$ 、 $T$ 和 $P$ 分别为各个窗口图像对应的光照敏感度、工艺复杂性和纹理复杂性, $k_1$ 、 $k_2$ 和 $k_3$ 分别为各个窗口图像对应的光照敏感度、工艺复杂性和纹理复杂性的权重, $INT()$ 为取整函数。

10. 根据权利要求1所述的基于人工智能的包装印刷异常监测方法,其特征在于,确定待监测的包装印刷产品的表面异常点的步骤包括:

根据合并图像对应的异常像素二值图,将异常像素二值图中像素值为0的像素点作为待监测的包装印刷产品的表面异常点。

## 基于人工智能的包装印刷异常监测方法

### 技术领域

[0001] 本发明涉及数据识别和处理技术领域,具体涉及一种基于人工智能的包装印刷异常监测方法。

### 背景技术

[0002] 随着人们审美需求的提升,越来越多的包装印刷产品不仅仅是要求平面设计具有美感,还要求具备凹凸起伏的纹理质感和光泽感,为了满足上述要求,包装印刷产品往往需要在印刷完成后进行烫金、起鼓、UV和模切等整饰工艺。由于高质量的包装印刷是提高商品附加值以及增强商品竞争力的重要途径和手段,因此需要对包装印刷产品的印刷质量进行监测。

[0003] 为了实现对包装印刷产品的质量监测,现有通常采用人工肉眼检测的方式,但由于人工肉眼检测的方式存在主观性较强、易疲劳、易受光照干扰等问题,导致检测速度慢、检测结果不准确等问题。

### 发明内容

[0004] 本发明的目的在于提供一种基于人工智能的包装印刷异常监测方法,用于解决人工进行包装印刷产品的印刷质量检测导致检测结果不准确的问题。

[0005] 为解决上述技术问题,本发明提供了一种基于人工智能的包装印刷异常监测方法,包括以下步骤:

获取待监测的包装印刷产品和标准的包装印刷产品分别在 $n$ 个不同设定光照角度下的表面RGBD图像,进而得到 $2n$ 个预处理后的表面RGBD图像;

将 $2n$ 个预处理后的表面RGBD图像输入到包装印刷异常监测网络中,所述包装印刷异常监测网络的嵌入层根据 $2n$ 个预处理后的表面RGBD图像,进行数据识别,确定待监测的包装印刷产品和标准的包装印刷产品对应的合并图像,并将所述合并图像发送给所述包装印刷异常监测网络的注意力块层;

所述包装印刷异常监测网络的注意力块层包括依次连接的各个注意力块,各个注意力块将嵌入层或其前一个注意力块发送过来的合并图像转发给所述包装印刷异常监测网络的分窗金字塔,分窗金字塔按照对应的注意力块对应的图像格式对合并图像进行分窗处理,得到各个窗口图像,并将各个窗口图像发送给对应的注意力块;各个注意力块对其接收到的各个窗口图像进行数据处理,得到数据处理后的合并图像,并将数据处理后的合并图像发送给其后一个注意力块,最后一个注意力块将其进行过数据处理后的合并图像发送给所述包装印刷异常监测网络的分类器;

所述包装印刷异常监测网络的分类器接收最后一个注意力块发送过来的数据处理后的合并图像,并根据数据处理后的合并图像,确定待监测的包装印刷产品的异常像素二值图;

根据待监测的包装印刷产品的异常像素二值图,确定待监测的包装印刷产品的表

面异常点。

[0006] 进一步的,确定待监测的包装印刷产品和标准的包装印刷产品对应的合并图像的步骤包括:

根据待监测的包装印刷产品对应的n个预处理后的表面RGBD图像,确定待监测的包装印刷产品对应的n个预处理后的表面RGBD图像中每个像素点的各个像素分量;

分别将待监测的包装印刷产品对应的n个预处理后的表面RGBD图像中每个相同位置的n个像素点的各个像素分量进行拼接,对应得到每个相同位置的n个像素点对应的色变向量;

根据标准的包装印刷产品对应的n个预处理后的表面RGBD图像,确定标准的包装印刷产品对应的n个预处理后的表面RGBD图像中每个像素点的各个像素分量;

分别将标准的包装印刷产品对应的n个预处理后的表面RGBD图像中每个相同位置的n个像素点的像素分量进行拼接,对应得到每个相同位置的n个像素点对应的色变向量;

将待监测的包装印刷产品对应的n个预处理后的表面RGBD图像中每个相同位置的n个像素点对应的色变向量、标准的包装印刷产品对应的n个预处理后的表面RGBD图像中每个相同位置的n个像素点对应的色变向量与该相同位置对应的初始化的分类向量进行拼接,对应得到2n个预处理后的表面RGBD图像中每个相同位置的像素点对应的像素向量;

构造待监测的包装印刷产品和标准的包装印刷产品对应的合并图像,所述合并图像中每个像素点的像素值为2n个预处理后的表面RGBD图像中对应相同位置的像素点对应的像素向量。

[0007] 进一步的,所述包装印刷异常监测网络的注意力块层包括依次连接的四个注意力块,四个注意力块对应的图像格式为:第一个注意力块对应的窗口数目为1,第二个注意力块对应的窗口数目为4,第三个注意力块对应的窗口数目为16,第四个注意力块对应的窗口数目为64,四个注意力块对应的每个窗口中的单元数目相同。

[0008] 进一步的,四个注意力块对应的每个窗口中的单元数目对应的计算公式为:

$$N = \frac{H}{8} \times \frac{W}{8}$$

其中,N为四个注意力块对应的每个窗口中的单元数目,H和W为合并图像的分辨率。

[0009] 进一步的,各个注意力块对其接收到的各个窗口图像进行数据处理,包括:

根据各个窗口图像中每个像素点的像素值,确定各个窗口图像对应的光照敏感度;

获取待监测的包装印刷产品对应的m个制版文件对应的二值图,确定各个窗口图像在m个制版文件对应的二值图中对应的二值子图像;

根据各个窗口图像在m个制版文件对应的二值图中对应的二值子图像中的前景像素点的数目,确定各个窗口图像对应的工艺复杂性;

获取标准的包装印刷产品对应的n个预处理后的表面RGBD图像中的目标表面RGBD图像,并结合各个窗口图像,确定各个窗口图像在目标表面RGBD图像中对应的目标表面RGBD子图像;

根据各个窗口图像在目标表面RGBD图像中对应的目标表面RGBD子图像,确定各个

窗口图像对应的纹理复杂性；

根据各个窗口图像对应的光照敏感度、工艺复杂性和纹理复杂性，确定各个窗口图像对应的多头头数；

根据各个注意力块根据各个窗口图像对应的多头头数，对各个窗口图像进行数据处理。

[0010] 进一步的，确定各个窗口图像对应的光照敏感度的步骤包括：

根据各个窗口图像中每个像素点的像素值，计算每个窗口图像中随机选取的设定数目个像素点的像素值的平均值，从而对应得到各个窗口图像对应的像素值的平均值；

根据各个窗口图像对应的像素值的平均值，确定像素值的平均值中最小的RGB值和最大的RGB值，从而对应得到各个窗口图像对应的最小的RGB值和最大的RGB值；

根据各个窗口图像对应的最小的RGB值和最大的RGB值，计算每个窗口图像对应的最小的RGB值和最大的RGB值之间的欧式距离，从而对应得到各个窗口图像对应的光照敏感度。

[0011] 进一步的，确定各个窗口图像对应的工艺复杂性的步骤包括：

根据各个窗口图像在m个制版文件对应的二值图中对应的二值子图像中的前景像素点的数目，确定各个窗口图像在m个制版文件对应的二值图中对应的二值子图像中的前景像素点的数目与对应二值子图像中的所有像素点的比值；

根据各个窗口图像在m个制版文件对应的二值图中对应的二值子图像中的前景像素点的数目与对应二值子图像中的所有像素点的比值，确定各个窗口图像对应的大于设定比值阈值的比值的数目，从而对应得到各个窗口图像对应的工艺复杂性。

[0012] 进一步的，确定各个窗口图像对应的纹理复杂性的步骤包括：

根据各个窗口图像在目标表面RGBD图像中对应的目标表面RGBD子图像，确定目标表面RGBD子图像对应的深度图和彩色图，进而确定彩色图对应的灰度图；

根据各个窗口图像对应的深度图和灰度图，确定深度图对应的深度共生矩阵和灰度图对应的灰度共生矩阵，并计算深度共生矩阵的熵值和灰度共生矩阵的熵值；

分别计算各个窗口图像对应的深度共生矩阵的熵值和灰度共生矩阵的熵值之和，从而对应得到各个窗口图像对应的纹理复杂性。

[0013] 进一步的，确定各个窗口图像对应的多头头数对应的计算公式为：

$$h = h_{min} + INT(k_1L + k_2T + k_3P)$$

其中， $h$  为各个窗口图像对应的多头头数， $h_{min}$  为多头头数最小值， $L$ 、 $T$  和  $P$  分别为各个窗口图像对应的光照敏感度、工艺复杂性和纹理复杂性， $k_1$ 、 $k_2$  和  $k_3$  分别为各个窗口图像对应的光照敏感度、工艺复杂性和纹理复杂性的权重， $INT()$  为取整函数。

[0014] 进一步的，确定待监测的包装印刷产品的表面异常点的步骤包括：

根据合并图像对应的异常像素二值图，将异常像素二值图中像素值为0的像素点作为待监测的包装印刷产品的表面异常点。

[0015] 本发明具有如下有益效果：本发明通过获取待监测的包装印刷产品以及标准的包装印刷产品在不同设定光照角度下的表面RGBD图像，进而获取预处理之后的图像，并将预

处理之后的图像输入到预先构造的包装印刷异常监测网络中,由该网络的嵌入层构造对应的合并图像,并由该网络的注意力块层和分窗金字塔对合并图像进行相应的数据处理,得到异常像素二值图,进而最终得到待监测的包装印刷产品的表面异常点。由于本发明在构造合并图像时,充分考虑了待监测的包装印刷产品的同一点在不同光照角度下呈现的色彩差异,同时还考虑了待监测的包装印刷产品与标准的包装印刷产品在不同设定光照角度下的表面RGBD图像的差异,可以准确提取待监测的包装印刷产品的各个点的特征,从而使印刷质量的识别结果更加准确,有效解决了人工进行包装印刷产品的印刷质量检测导致检测结果不准确的问题。

## 附图说明

[0016] 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和优点,下面将对实施例或现有技术描述中所需要使用的附图作简单的介绍,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它附图。

[0017] 图1为本发明实施例中的基于人工智能的包装印刷异常监测方法的流程图;  
图2为本发明实施例中的色变检测装置的结构示意图;  
图3为本发明实施例中的包装印刷异常监测网络的结构示意图;  
图4为本发明实施例中的后三个注意力块的结构示意图;  
图5为本发明实施例中的第一个注意力块的结构示意图。

## 具体实施方式

[0018] 为了更进一步阐述本发明为达成预定发明目的所采取的技术手段及功效,以下结合附图及较佳实施例,对依据本发明提出的技术方案的具体实施方式、结构、特征及其功效,详细说明如下。在下述说明中,不同的“一个实施例”或“另一个实施例”指的不一定是同一实施例。此外,一或多个实施例中的特定特征、结构或特点可由任何合适形式组合。

[0019] 除非另有定义,本文所使用的所有的技术和科学术语与属于本发明的技术领域的技术人员通常理解的含义相同。

[0020] 由于材质的光泽感标准并不是固定值,对于同一生产线的包装印刷产品的烫金区域,即使符合生产标准,这些烫金区域在同一种光源且同一角度下,也可能会呈现出不同的反光效果和颜色分布。由于烫金区域会随着光源的角度变化而发生颜色变化,假如烫金区域此时呈现白色,而纸板的底色也是白色,则容易将该区域错误地识别为背景区域,而且在有起鼓工艺的凸起区域,由于漫反射的存在,更容易发生此现象。因此在对包装印刷产品的印刷质量进行识别时,需要同时考虑包装印刷产品图像中的每个像素点在不同光照角度下呈现的色彩差异,还要考虑该像素点与标准图像中对应像素点的差异,以及该像素点的周围像素的各种信息,从而使识别更加准确。

[0021] 基于上述分析,为了准确识别包装印刷产品的印刷质量,本实施例提供了一种基于人工智能的包装印刷异常监测方法,该方法对应的流程图如图1所示,包括以下步骤:

步骤S1:获取待监测的包装印刷产品和标准的包装印刷产品分别在 $n$ 个不同设定光照角度下的表面RGBD图像,进而得到 $2n$ 个预处理后的表面RGBD图像。

[0022] 在本实施例中,待监测的包装印刷产品是指印刷纸板,为了获取待监测的包装印刷产品在不同设定光照角度下的表面RGBD图像,本实施例提供了一种色变检测装置,该色变检测装置的结构示意图如图2所示,包括RGBD相机1、工业级光源2、半圆形的滑动轨道3。其中,RGBD相机1和半圆形的滑动轨道3均设置在包装印刷产品运输轨道(在图2中未示出该包装印刷产品运输轨道)的上方,且RGBD相机1和半圆形的滑动轨道3错开设置。工业级光源2设置在滑动轨道3上,该工业级光源2可以沿着滑动轨道3进行滑动,并且在滑动过程中,工业级光源2始终保持对准放置在包装印刷产品运输轨道上的待监测的包装印刷产品的中心位置,工业级光源2的滑动速度按照实际生产需求进行设定。

[0023] 当需要对包装印刷产品的印刷质量进行监测时,该包装印刷产品通过包装印刷产品运输轨道被传送到指定的位置,并在该指定的位置进行短暂停留。当包装印刷产品在该指定的位置停留时,色变检测装置的RGBD相机1位于该包装印刷产品的中心正上方,且色变检测装置的滑动轨道3所在平面与该包装印刷产品所在平面垂直。包装印刷产品在该指定的位置停留期间,色变检测装置的工业级光源2从滑动轨道3的一端滑动至另一端,在此过程中,工业级光源2始终保持对准包装印刷产品的中心位置,同时RGBD相机1按照设定的采样频率对包装印刷产品进行拍摄采样,从而得到待监测的包装印刷产品在n个不同设定光照角度下的表面RGBD图像。

[0024] 另外,为了后续实现对待监测的包装印刷产品的印刷质量识别,也就是识别出待监测的包装印刷产品上存在的异常印刷点,对于与待监测的包装印刷产品同一批次的且不存在印刷质量问题的标准的包装印刷产品,按照上述获取待监测的包装印刷产品在n个不同设定光照角度下的表面RGBD图像的方式,同时获取标准的包装印刷产品在n个不同设定光照角度下的表面RGBD图像。需要说明的是,上述的色变检测装置仅仅是给出了一种具体的设备,以获取待监测的包装印刷产品和标准的包装印刷产品分别在n个不同设定光照角度下的表面RGBD图像,作为其他的实施方式,在能够获取这些表面RGBD图像的基础上,也可以采用现有技术中的其他合适设备。

[0025] 在得到待监测的包装印刷产品和标准的包装印刷产品分别在n个不同设定光照角度下的表面RGBD图像之后,通过扩充、裁剪等图像编辑手段,对这些表面RGBD图像进行预处理,将这些表面RGBD图像的分辨率的两个值都转化为64的倍数,以便于后续进行图像的分窗,记经过预处理后的这些表面RGBD图像的分辨率为 $H \times W$ 。

[0026] 在通过上述步骤S1得到待监测的包装印刷产品和标准的包装印刷产品对应的2n个预处理后的表面RGBD图像之后,为了后续实现对待监测的包装印刷产品的印刷质量识别,本实施例构建了一种包装印刷异常监测网络,该包装印刷异常监测网络实质上是一种基于Swin Transformer的SST(Shine Swin-Transformer)神经网络,该网络的输入为2n个预处理后的表面RGBD图像,输出为异常像素二值图。该网络的大致结构如图3中的虚线框部分所示,包括分窗金字塔以及依次串联的嵌入层、注意力块层和归一化指数函数分类器,下面对该网络的各个结构以及各个结构工作的原理进行具体介绍。

[0027] 分窗金字塔:

为了获取多个尺度、多个分辨率的每个像素的深层次特征,基于分窗金字塔和四个注意力块构建一种多尺度、多分辨率的分块机制。在该分块机制中,通过分窗金字塔设置四个注意力块对应的图像格式,并按照对应的图像格式对图像进行分窗处理,总的来说就

是先对图像先进行下采样,即单元融合(Patch Merging),然后逐步进行上采样,即单元拆分(Patch Segmenting),最终输出异常像素二值图。

[0028] 注意力块1对应的图像格式:对图像进行下采样,即对图像进行单元融合(Patch Merging),为了实现这一目的,从图像的右下方开始,选取两边长为 $8 \times 8$ 像素的正方形,即将每64个像素作为一个甲级单元Patch,以此转化为一个分辨率较低的图像。然后选取整幅图像为甲级窗口,即注意力块1对应的窗口数目为1,该甲级窗口包含的甲级单元数量为 $N$ ,对应的计算公式为:

$$N = \frac{H}{8} \times \frac{W}{8}$$

其中, $H$ 和 $W$ 为输入注意力块1的图像的分辨率。

[0029] 注意力块2对应的图像格式:对图像进行上采样,即对图像进行单元拆分(Patch Segmenting),为了实现这一目的,对注意力块1的甲级单元进行横向平分和竖向平分,一个甲级单元次生4个两边长为 $4 \times 4$ 像素的正方形乙级单元。对注意力块1的甲级窗口也进行横向平分和竖向平分,一个甲级窗口次生4个乙级窗口,此时将图像分成4个乙级窗口,每个乙级窗口包含 $N$ 个乙级单元,以此保证后续每个注意力块进行运算的向量组格式相同。

[0030] 注意力块3对应的图像格式:对图像进行上采样,即对图像进行单元拆分(Patch Segmenting),为了实现这一目的,对注意力块2的每一个单元进行横向平分和竖向平分,一个乙级单元次生4个两边长为 $2 \times 2$ 像素的正方形丙级单元。对注意力块2的乙级窗口也进行横向平分和竖向平分,一个乙级窗口次生4个丙级窗口,此时将图像分成16个丙级窗口,每个丙级窗口也包含 $N$ 个丙级单元,以此保证后续每个注意力块进行运算的向量组格式相同。

[0031] 注意力块4对应的图像格式:对图像进行上采样,即对图像进行单元拆分(Patch Segmenting),为了实现这一目的,对注意力块3的每一个单元进行横向平分和竖向平分,一个丙级单元次生4个单个像素的正方形丁级单元。对3的丙级窗口也进行横向平分和竖向平分,一个丙级窗口次生4个丁级窗口,此时将图像分成64个丁级窗口,每个丁级窗口也包含 $N$ 个丁级单元,以此保证后续每个注意力块进行运算的向量组格式相同。

[0032] 分窗金字塔基于Swin-Transformer中的层级式分块,确定四个注意力块对应的图像格式,并根据四个注意力块对应的图像格式,对图像进行分块,后续四个注意力块在进行图像处理时,注意力块中的每个单元只在所在的窗口做注意力机制,极大提升了计算效率。Swin-Transformer中的层级式分块是自下而上进行分块,而本方案的分窗金字塔是自上而下进行分块,便于后续进一步减少计算量,增强实时性。另一方面,最终的单元划分精确至单个像素的级别,使得神经网络最终能够得到像素级别的识别准确度。

[0033] 嵌入层:

对于待监测的包装印刷产品对应的 $n$ 个预处理后的表面RGBD图像,将这 $n$ 个预处理后的表面RGBD图像按照时间顺序进行排列,以第 $i$ 个预处理后的表面RGBD图像为例,每个像素点都有 $R_i, G_i, B_i, Depth$ 四个像素分量, $n$ 个预处理后的表面RGBD图像中相同位置的像素点的深度值 $Depth$ 都是相同的。按照时间顺序,进行Embedding嵌入操作,即将图像在时序上的关系降维成图像上的像素点的特征,得到如下排列的色变向量:

$$C_d = [Depth, R_1, G_1, B_1, R_2, G_2, B_2, \dots, R_n, G_n, B_n]$$

其中,  $C_d$  为待监测的包装印刷产品对应的  $n$  个预处理后的表面RGBD图像中每个相同位置的  $n$  个像素点对应的色变向量。

[0034] 对于标准的包装印刷产品对应的  $n$  个预处理后的表面RGBD图像, 将这  $n$  个预处理后的表面RGBD图像按照时间顺序进行排列, 然后按照上述同样的方式, 可以得到标准的包装印刷产品对应的  $n$  个预处理后的表面RGBD图像中每个相同位置的  $n$  个像素点对应的色变向量  $C_s$ 。

[0035] 根据待监测的包装印刷产品对应的  $n$  个预处理后的表面RGBD图像中每个相同位置的  $n$  个像素点对应的色变向量  $C_d$ , 以及标准的包装印刷产品对应的  $n$  个预处理后的表面RGBD图像中每个相同位置的  $n$  个像素点对应的色变向量  $C_s$ , 构建像素向量  $F = [[CLS], C_d, C_s]$ , 其中  $[CLS]$  为初始化的分类向量, 初始化的分类向量是通过随机初始化得到的, 该随机初始化过程属于现有技术, 此处不再赘述。按照这种方式, 将待监测的包装印刷产品对应的  $n$  个预处理后的表面RGBD图像和标准的包装印刷产品对应的  $n$  个预处理后的表面RGBD图像进行合并, 可以得到  $2n$  个预处理后的表面RGBD图像中每个相同位置的像素点对应的像素向量  $F$ 。

[0036] 构造待监测的包装印刷产品和标准的包装印刷产品对应的合并图像, 该合并图像与  $2n$  个预处理后的表面RGBD图像的尺寸相同, 使该合并图像中每一个像素点唯一对应  $2n$  个预处理后的表面RGBD图像中对应相同位置的像素点对应的像素向量  $F$ , 以此作为后续注意力机制计算的最小单元。

[0037] 将上述待监测的包装印刷产品对应的  $n$  个预处理后的表面RGBD图像和标准的包装印刷产品对应的  $n$  个预处理后的表面RGBD图像进行合并, 最终确定待监测的包装印刷产品和标准的包装印刷产品对应的合并图像的原因在于: 在光泽度符合要求的情况下, 待监测的包装印刷产品对应的色变向量可以不是固定的, 将待监测的包装印刷产品对应的色变向量和标准的包装印刷产品对应的色变向量直接差分不能作为传统模板匹配的依据, 所以本实施例运用深度学习的方式, 通过将待监测的包装印刷产品对应的色变向量和标准的包装印刷产品对应的色变向量进行合并, 以提取更深层次的特征, 从而便于后续判断每一个像素点与其标准样板的相似性。

[0038] 注意力块层:

该注意力块层包括依次连接的四个注意力块, 如图4所示, 注意力块2、注意力块3和注意力块4具备相同的神经网络结构, 分为前后两个子块, 一个虚线框表示一个子块, 如图5所示, 注意力块1在图4所示结构的基础上删除了前一个子块中的窗口分析和后一个子块。对于依次串联的四个注意力块, 也就是注意力块1、注意力块2、注意力块3和注意力块4, 后一个注意力块会积累前一个注意力块提取的特征, 并且窗口和单元尺寸也在变化。与现有的Swin Transformer中的注意力块相比, 上述四个注意力块中的自适应多头注意力机制是本方案的核心, 需要自适应确定每个窗口图像对应的多头头数, 而除了窗口分析外的其他结构则与现有的Swin Transformer中的结构完全一样, 其中构建张量矩阵的过程主要是进行LayerNorm,  $\oplus$  代表跳跃相加, 把未经过注意力机制的数据和经过了注意力机制的数据

相加,是一种残差连接的思想,属于公知技术。下面会对窗口分析和自适应多头注意力机制进行详细介绍。

[0039] 窗口分析:

对于注意力块1,由于其对应的图像格式为只包含一个窗口,该窗口中包含包装印刷产品的所有特征,因此无需进行窗口分析。对于注意力块2、注意力块3和注意力块4,由于其对应的图像格式为包含多个窗口,也就是注意力块2、注意力块3和注意力块4的输入图像都是多个窗口的,有些窗口中的内容只是包装印刷产品的背景区域,没有复杂的印刷工艺,因此对每个窗口进行局部特征分析,以降低内容不复杂的窗口的计算量,具体实现过程如下:

首先获取与待检测的包装印刷产品同一批次的包装印刷产品的烫金,UV,起鼓等制版文件,设有m个制版文件,即该待检测的包装印刷产品上有m种工艺。m个制版文件都是黑白二值图,前景为黑色,对应的像素值为1,背景为白色,对应的像素值为0,m个制版文件的长宽和预处理后的表面RGBD图像相同。

[0040] 在注意力块2、注意力块3和注意力块4中的任意一个注意力块中,对每一个窗口图像进行如下三个指标的分析:

(1)光照敏感度

在窗口图像中随机抽取p个像素点,本实施例设置p=4,求这p个像素点对应的像素向量的平均向量,并在该平均向量中搜索其中最小的RGB值和最大的RGB值,最小的RGB值记为 $R_{min}, G_{min}, B_{min}$ ,最大的RGB值记为 $R_{max}, G_{max}, B_{max}$ ,求最小的RGB值和最大的RGB值之间的欧式距离L,对应的计算公式为:

$$L = \sqrt{(R_{max} - R_{min})^2 + (G_{max} - G_{min})^2 + (B_{max} - B_{min})^2}$$

在计算出最小的RGB值和最大的RGB值之间的欧式距离L之后,将该欧式距离L作为窗口图像的光照敏感度。鉴于有许多印刷材料会随着光照角度的改变而在图像中呈现不同的颜色,此处用随时间变化的RGB值的最大差值来衡量该窗口图像中所有像素点由于光照带来变化的程度,L越小,则说明光照角度改变难以引起该窗口图像的所有像素点的RGB发生较大的改变,后续对其进行较少的注意力机制即可;L越大,则说明光照角度改变可以引起该窗口图像的所有像素点的RGB发生较大的改变,后续需要对其进行较多的注意力机制。

[0041] (2)工艺复杂性

根据m个制版文件对应的二值图,分割出m个制版文件对应的二值图中属于窗口图像的部分,计算每一个制版文件在该窗口图像中的前景像素占整个窗口图像的所有像素的比例,舍弃比例小于设定比值阈值 $\sigma$ 的制版文件,本实施例设置 $\sigma = 5\%$ ,剩余的制版文件的数量即为窗口图像对应的工艺复杂性。窗口图像对应的工艺复杂性用于衡量窗口图像中叠加的工艺种类,后续舍弃面积占比小的工艺,以此降低计算量。

[0042] (3)纹理复杂性

对于待监测的包装印刷产品对应的n个预处理后的表面RGBD图像,选取中间时刻的预处理后的表面RGBD图像也就是选取工业级光源移动到滑动轨道中央时所对应的预处理后的表面RGBD图像作为目标表面RGBD子图像,分离此标表面RGBD子图像中的深度值和

RGB值,得到深度图和彩色图,然后使用基于人眼认知的加权平均法将彩色图像转化为灰度图。

[0043] 使用公知技术求得深度图的深度共生矩阵的熵 $Ent_1$ ,同理,求得灰度图的灰度共生矩阵的熵 $Ent_2$ ,熵是一个随机性的度量,当共生矩阵中所有元素有最大的随机性、空间共生矩阵中所有值几乎相等时,共生矩阵中元素分散分布时,熵较大。因此,熵表征了图像中纹理的非均匀程度或复杂程度,熵越大,图形纹理越不均匀或越复杂。根据深度共生矩阵的熵 $Ent_1$ 和灰度共生矩阵的熵 $Ent_2$ ,计算二个熵值的和 $P = Ent_1 + Ent_2$ ,并将该二个熵值的和作为窗口图像对应的纹理复杂性。

[0044] 构造张量矩阵:

对于注意力块1、注意力块2、注意力块3和注意力块4中的任意一个注意力块,在对每一个窗口图像进行处理时,将该窗口图像中每个单元中的所有像素点的像素向量按照从左往右,然后从上往下的顺序进行拼接,得到特征张量。对于每个窗口图像的每个单元的特征张量,将原本横向排列的特征张量转置,然后按照单元从左往右、然后从上往下的顺序进行横向拼接,得到张量矩阵 $X$ ,以此为注意力的运算单元。

[0045] 需要指出的是,上述内容只是对构造张量矩阵的过程进行了简要介绍,而由于该构造张量矩阵的具体实现过程与现有的Swin Transformer中构造张量矩阵的具体实现过程是完全相同的,因此这里不再做详尽的介绍。

[0046] 自适应多头注意力机制:

注意力机制大致的目的是:对于每个窗口图像的每个单元,它的邻域是其所在的窗口图像中的所有单元,即其所在窗口图像中的每一个单元(包括它本身)都是其自身的邻居,对每个单元的特征张量与其邻域中的每一个邻居的特征张量求余弦相似度得到权重,然后进行加权求和,使得原来特征张量得到了更新,即该单元中的每个像素向量得到了更新,其中像素向量中的分类向量[CLS]记录了该单元所在窗口的局部信息。简而言之,像素向量经过了注意力机制后的输出是更新后的像素向量,其感知了窗口图像中的信息。

[0047] 多头指的是:在进行注意力机制之前会将张量矩阵 $X$ 复制三份,分别作为 $Q, K, V$ ,然后使用数量为 $h$ 组的降维矩阵分别与 $Q, K, V$ 相乘,并将得到的乘积作为注意力机制Attention函数的输入,从而得到 $h$ 组输出:

$$head_i = \text{Attention}(QW_i^Q, KW_i^K, VW_i^V)$$

其中, $head_i$ 为Attention函数的第 $i$ 组输出, $W_i^Q, W_i^K, W_i^V$ 为第 $i$ 组降维矩阵。

[0048] 在得到 $h$ 组输出之后,然后使用Concat拼接操作对 $h$ 组输出进行拼接,并用升维矩阵 $W^O$ 对 $h$ 组输出的拼接结果进行复原,从而得到多头拼接得到的矩阵:

$$\text{MultiHead}(Q, K, V) = \text{Concat}(head_1, \dots, head_h)W^O$$

需要说明的是,上述注意力块的自适应多头注意力机制的实现过程与现有的Swin Transformer中注意力块的多头注意力机制的实现过程基本是一样的,其区别在于:在现有

的Swin Transformer中注意力块的多头注意力机制的实现过程中,多头的头数也就是降维矩阵的组数 $h$ 是预先设定的固定值,而在上述的注意力块的自适应多头注意力机制的实现过程中,多头的头数也就是降维矩阵的组数 $h$ 是取决于窗口分析的结果,对应的计算公式为:

$$h = h_{min} + INT(k_1L + k_2T + k_3P)$$

其中, $h$ 为各个窗口图像对应的多头头数, $h_{min}$ 为多头头数最小值,本实施例设置 $h_{min} = 2$ , $L$ 、 $T$ 和 $P$ 分别为各个窗口图像对应的光照敏感度、工艺复杂性和纹理复杂性, $k_1$ 、 $k_2$ 和 $k_3$ 分别为各个窗口图像对应的光照敏感度、工艺复杂性和纹理复杂性的权重,本实施例设置 $k_1 = 4$ , $k_2 = 0.5$ , $k_3 = 2$ , $INT()$ 为取整函数。

[0049] 自适应多头注意力机制相当于进行多个方向的特征提取,一般来说头数越多,特征提取的越完整,但过多的头数会增加计算量,因此本方案根据每个窗口图像的特点自适应选取多头的数量,在保证特征提取准确性的同时,有效减小了计算量。

[0050] 滑动窗口注意力机制:

滑动窗口注意力机制使得每一个窗口图像中的每一个单元能够更换感知域,从而感知到全局信息,对滑动过后的窗口进行统一的窗口分析,从而进一步降低计算量。由于注意力块中的该滑动窗口注意力机制的具体实现过程与现有的Swin Transformer中注意力块中的滑动窗口注意力机制的具体实现过程完全相同,此处不再赘述。

[0051] 多层感知器MLP:

由于注意力块中的该多层感知器MLP的具体工作过程与现有的Swin Transformer中注意力块中的多层感知器MLP的具体工作过程完全相同,此处不再赘述。

[0052] 归一化指数函数分类器:

归一化指数函数分类器也称为Softmax分类器,归一化指数函数分类器的输入为注意力块4输出的合并图像,归一化指数函数分类器根据该合并图像中每个像素点对应的像素向量的分类向量[CLS],输出该合并图像对应的异常像素二值图。在该异常像素二值图中,像素值为0的像素点为异常点,像素值为1的点为正常点。

[0053] 步骤S2:将 $2n$ 个预处理后的表面RGBD图像输入到包装印刷异常监测网络中,所述包装印刷异常监测网络的嵌入层根据 $2n$ 个预处理后的表面RGBD图像,进行数据识别,确定待监测的包装印刷产品和标准的包装印刷产品对应的合并图像,并将所述合并图像发送给所述包装印刷异常监测网络的注意力块层。

[0054] 根据上述内容中对包装印刷异常监测网络中的各个结构以及各个结构工作的原理的具体介绍可知,将步骤S1获得的 $2n$ 个预处理后的表面RGBD图像输入到包装印刷异常监测网络中后,该包装印刷异常监测网络的嵌入层会根据 $2n$ 个预处理后的表面RGBD图像,确定对应的合并图像,实现的过程为:

步骤S21:根据待监测的包装印刷产品对应的 $n$ 个预处理后的表面RGBD图像,确定待监测的包装印刷产品对应的 $n$ 个预处理后的表面RGBD图像中每个像素点的各个像素分量。

[0055] 步骤S22:分别将待监测的包装印刷产品对应的 $n$ 个预处理后的表面RGBD图像中每个相同位置的 $n$ 个像素点的各个像素分量进行拼接,对应得到每个相同位置的 $n$ 个像素点对应的色变向量。

[0056] 步骤S23:根据标准的包装印刷产品对应的 $n$ 个预处理后的表面RGBD图像,确定标准的包装印刷产品对应的 $n$ 个预处理后的表面RGBD图像中每个像素点的各个像素分量。

[0057] 步骤S24:分别将标准的包装印刷产品对应的 $n$ 个预处理后的表面RGBD图像中每个相同位置的 $n$ 个像素点的像素分量进行拼接,对应得到每个相同位置的 $n$ 个像素点对应的色变向量。

[0058] 步骤S25:将待监测的包装印刷产品对应的 $n$ 个预处理后的表面RGBD图像中每个相同位置的 $n$ 个像素点对应的色变向量、标准的包装印刷产品对应的 $n$ 个预处理后的表面RGBD图像中每个相同位置的 $n$ 个像素点对应的色变向量与该相同位置对应的初始化的分类向量进行拼接,对应得到 $2n$ 个预处理后的表面RGBD图像中每个相同位置的像素点对应的像素向量。

[0059] 步骤S26:构造待监测的包装印刷产品和标准的包装印刷产品对应的合并图像,所述合并图像中每个像素点的像素值为 $2n$ 个预处理后的表面RGBD图像中对应相同位置的像素点对应的像素向量。

[0060] 由于上述步骤S21- S26确定对应的合并图像的具体过程,已经在上述包装印刷异常监测网络中的嵌入层的工作原理中进行了详细介绍,此处不再赘述。在包装印刷异常监测网络的嵌入层得到对应的合并图像之后,嵌入层会将该合并图像发送给该包装印刷异常监测网络的注意力块层。

[0061] 步骤S3:所述包装印刷异常监测网络的注意力块层包括依次连接的各个注意力块,各个注意力块将嵌入层或其前一个注意力块发送过来的合并图像转发给所述包装印刷异常监测网络的分窗金字塔,分窗金字塔按照对应的注意力块对应的图像格式对合并图像进行分窗处理,得到各个窗口图像,并将各个窗口图像发送给对应的注意力块;各个注意力块对其接收到的各个窗口图像进行数据处理,得到数据处理后的合并图像,并将数据处理后的合并图像发送给其后一个注意力块,最后一个注意力块将其进行过数据处理后的合并图像发送给所述包装印刷异常监测网络的分类器。

[0062] 根据上述的包装印刷异常监测网络中的注意力块层的具体结构可知,在本实施例中,该注意力块层依次连接的四个注意力块,分别为注意力块1、注意力块2、注意力块3和注意力块4,注意力块1接收嵌入层发送过来的合并图像,并将该合并图像发送给包装印刷异常监测网络的分窗金字塔,分窗金字塔根据注意力块1对应的图像格式,对合并图像进行分窗处理,得到各个窗口图像,并将各个窗口图像发送给注意力块1。注意力块1对接收到的各个窗口图像进行处理,从而得到处理后的合并图像,并将该处理后的合并图像发送给注意力块2。注意力块2接收注意力块1发送过来的合并图像,并将该合并图像发送给包装印刷异常监测网络的分窗金字塔,分窗金字塔根据注意力块2对应的图像格式,对合并图像进行分窗处理,得到各个窗口图像,并将各个窗口图像发送给注意力块2。注意力块2对接收到的各个窗口图像进行处理,从而得到处理后的合并图像,并将该处理后的合并图像发送给注意力块3。注意力块3和注意力块4依次按照同样的方式进行操作,最终由注意力块4得到最终的处理后的合并图像,并将该最终处理后的合并图像发送给所述包装印刷异常监测网络的

分类器。

[0063] 根据上述的包装印刷异常监测网络中的分窗金字塔设置的注意力块层中各个注意力块对应的图像格式可知,包装印刷异常监测网络的注意力块层中包括依次连接的四个注意力块,四个注意力块对应的图像格式为:第一个注意力块对应的窗口数目为1,第二个注意力块对应的窗口数目为4,第三个注意力块对应的窗口数目为16,第四个注意力块对应的窗口数目为64,四个注意力块对应的每个窗口中的单元数目相同,均为 $N$ ,对应的计算公式为:

$$N = \frac{H}{8} \times \frac{W}{8}$$

其中, $N$ 为四个注意力块对应的每个窗口中的单元数目, $H$ 和 $W$ 为合并图像的分辨率。

[0064] 对于包装印刷异常监测网络中的注意力块层中的每一个注意力块,该注意力块对其接收到的各个窗口图像进行处理,包括:

步骤S31:根据各个窗口图像中每个像素点的像素值,确定各个窗口图像对应的光照敏感度,实现步骤包括:

步骤S311:根据各个窗口图像中每个像素点的像素值,计算每个窗口图像中随机选取的设定数目个像素点的像素值的平均值,从而对应得到各个窗口图像对应的像素值的平均值。

[0065] 步骤S312:根据各个窗口图像对应的像素值的平均值,确定像素值的平均值中最小的RGB值和最大的RGB值,从而对应得到各个窗口图像对应的最小的RGB值和最大的RGB值。

[0066] 步骤S313:根据各个窗口图像对应的最小的RGB值和最大的RGB值,计算每个窗口图像对应的最小的RGB值和最大的RGB值之间的欧式距离,从而对应得到各个窗口图像对应的光照敏感度。

[0067] 步骤S32:获取待监测的包装印刷产品对应的 $m$ 个制版文件对应的二值图,确定各个窗口图像在 $m$ 个制版文件对应的二值图中对应的二值子图像。

[0068] 步骤S33:根据各个窗口图像在 $m$ 个制版文件对应的二值图中对应的二值子图像中的前景像素点的数目,确定各个窗口图像对应的工艺复杂性,实现步骤包括:

步骤S331:根据各个窗口图像在 $m$ 个制版文件对应的二值图中对应的二值子图像中的前景像素点的数目,确定各个窗口图像在 $m$ 个制版文件对应的二值图中对应的二值子图像中的前景像素点的数目与对应二值子图像中的所有像素点的比值。

[0069] 步骤S332:根据各个窗口图像在 $m$ 个制版文件对应的二值图中对应的二值子图像中的前景像素点的数目与对应二值子图像中的所有像素点的比值,确定各个窗口图像对应的大于设定比值阈值的比值的数目,从而对应得到各个窗口图像对应的工艺复杂性。

[0070] 步骤S34:获取标准的包装印刷产品对应的 $n$ 个预处理后的表面RGBD图像中的目标表面RGBD图像,并结合各个窗口图像,确定各个窗口图像在目标表面RGBD图像中对应的目标表面RGBD子图像。

[0071] 步骤S35:根据各个窗口图像在目标表面RGBD图像中对应的目标表面RGBD子图像,

确定各个窗口图像对应的纹理复杂性,实现步骤包括:

步骤S351:根据各个窗口图像在目标表面RGBD图像中对应的目标表面RGBD子图像,确定目标表面RGBD子图像对应的深度图和彩色图,进而确定彩色图对应的灰度图。

[0072] 步骤S352:根据各个窗口图像对应的深度图和灰度图,确定深度图对应的深度共生矩阵和灰度图对应的灰度共生矩阵,并计算深度共生矩阵的熵值和灰度共生矩阵的熵值。

[0073] 步骤S353:分别计算各个窗口图像对应的深度共生矩阵的熵值和灰度共生矩阵的熵值之和,从而对应得到各个窗口图像对应的纹理复杂性。

[0074] 步骤S36:根据各个窗口图像对应的光照敏感度、工艺复杂性和纹理复杂性,确定各个窗口图像对应的多头头数,对应的计算公式为:

$$h = h_{min} + INT(k_1L + k_2T + k_3P)$$

其中, $h$ 为各个窗口图像对应的多头头数, $h_{min}$ 为多头头数最小值, $L$ 、 $T$ 和 $P$ 分别为各个窗口图像对应的光照敏感度、工艺复杂性和纹理复杂性, $k_1$ 、 $k_2$ 和 $k_3$ 分别为各个窗口图像对应的光照敏感度、工艺复杂性和纹理复杂性的权重, $INT()$ 为取整函数。

[0075] 步骤S37:根据各个注意力块根据各个窗口图像对应的多头头数,对各个窗口图像进行数据处理。

[0076] 由于上述步骤S31- S37中每个注意力块确定各个窗口图像对应的多头头数,以及根据所确定的多头头数对对应的窗口图像进行数据处理的具体过程,已经在上述的包装印刷异常监测网络中的窗口分析、构造张量矩阵和自适应多头注意力机制等模块的工作原理中进行了详细介绍,此处不再赘述。

[0077] 步骤S4:所述包装印刷异常监测网络的分类器接收最后一个注意力块发送过来的数据处理后的合并图像,并根据数据处理后的合并图像,确定待监测的包装印刷产品的异常像素二值图。

[0078] 由于由包装印刷异常监测网络的分类器确定异常像素二值图的具体实现过程已经在上述的包装印刷异常监测网络中的归一化指数函数分类器的工作原理中进行了详细介绍,此处不再赘述。

[0079] 步骤S5:根据待监测的包装印刷产品的异常像素二值图,确定待监测的包装印刷产品的表面异常点。

[0080] 具体的,根据合并图像对应的异常像素二值图,将异常像素二值图中像素值为0的像素点作为待监测的包装印刷产品的表面异常点,并将异常像素二值图中像素值为1的像素点作为待监测的包装印刷产品的表面正常点,从而最终实现对待监测的包装印刷产品的印刷质量监测。

[0081] 需要指出的是,在上述的基于人工智能的包装印刷异常监测方法中,所使用到的包装印刷异常监测网络是预先训练好的,其对应的训练过程包括:

选定与待监测的包装印刷产品同一批次的包装印刷产品,按照上述步骤S1的方式,使用色变检测装置获取大量的存在异常点的包装印刷产品分别在 $n$ 个不同设定光照角度下的表面RGBD图像、大量的不存在异常点的包装印刷产品分别在 $n$ 个不同设定光照角度

下的表面RGBD图像,以及标准的包装印刷产品分别在 $n$ 个不同设定光照角度下的表面RGBD图像,其中一个存在异常点或者不存在异常点的包装印刷产品所对应的 $n$ 个不同设定光照角度下的表面RGBD图像构成一个图像数据样本,并且使用数据增强技术增加存在异常点的包装印刷产品所对应的图像数据样本的数量,以此达到能够适应各种情况的识别准确度,以上的所有图像数据样本共同组成图像数据集。

[0082] 在这些图像数据集中,随机选取80%的图像数据样本作为训练集,20%的图像数据样本作为测试集,并结合标准的包装印刷产品分别在 $n$ 个不同设定光照角度下的表面RGBD图像,在进行相应的图像预处理之后,对包装印刷异常监测网络进行训练,训练包装印刷异常监测网络使用交叉熵损失函数,优化器使用Adam,最终得到一个能够准确监测包装印刷产品异常像素点的包装印刷异常监测网络。由于包装印刷异常监测网络的具体训练过程属于本领域技术人员的公知常识,此处不再赘述。

[0083] 在完成包装印刷异常监测网络的训练后,将步骤S1中所获得的待监测的包装印刷产品和标准的包装印刷产品对应的 $2n$ 个预处理之后的表面RGBD图像输入到该网络中,由该网络输出异常像素二值图,可供专家快速定位印刷异常的位置,便于后续处理。

[0084] 本发明通过获取待监测的包装印刷产品以及标准的包装印刷产品在不同设定光照角度下的表面RGBD图像,对这些图像进行预处理,并将预处理之后的图像输入到预先构造的包装印刷异常监测网络中,由该网络的嵌入层构造对应的合并图像,并由该网络的注意力块层和分窗金字塔对合并图像进行处理,得到异常像素二值图,进而最终得到待监测的包装印刷产品的表面异常点。由于本发明在获取合并图像时,充分考虑了待监测的包装印刷产品的同一点在不同光照角度下呈现的色彩差异,同时还考虑了待监测的包装印刷产品与标准的包装印刷产品在不同设定光照角度下的表面RGBD图像的差异,可以准确提取待监测的包装印刷产品的各个点的特征,从而使识别更加准确,有效解决了人工进行包装印刷产品的印刷质量检测导致检测结果不准确的问题。其次,本发明的包装印刷异常监测网络的分窗金字塔通过对合并图像进行自上而下分块,便于后续进一步减小计算量,增强实时性。再次,本发明的包装印刷异常监测网络中每一个注意力块通过对每一个窗口图像进行特征分析,自适应确定每个窗口图像对应的多头头数,在保证特征提取准确性的同时,可以有效减小网络的计算量。

[0085] 需要说明的是:以上所述实施例仅用以说明本申请的技术方案,而非对其限制;尽管参照前述实施例对本申请进行了详细的说明,本领域的普通技术人员应当理解:其依然可以对前述各实施例所记载的技术方案进行修改,或者对其中部分技术特征进行等同替换;而这些修改或者替换,并不使相应技术方案的本质脱离本申请各实施例技术方案的精神和范围,均应包含在本申请的保护范围之内。

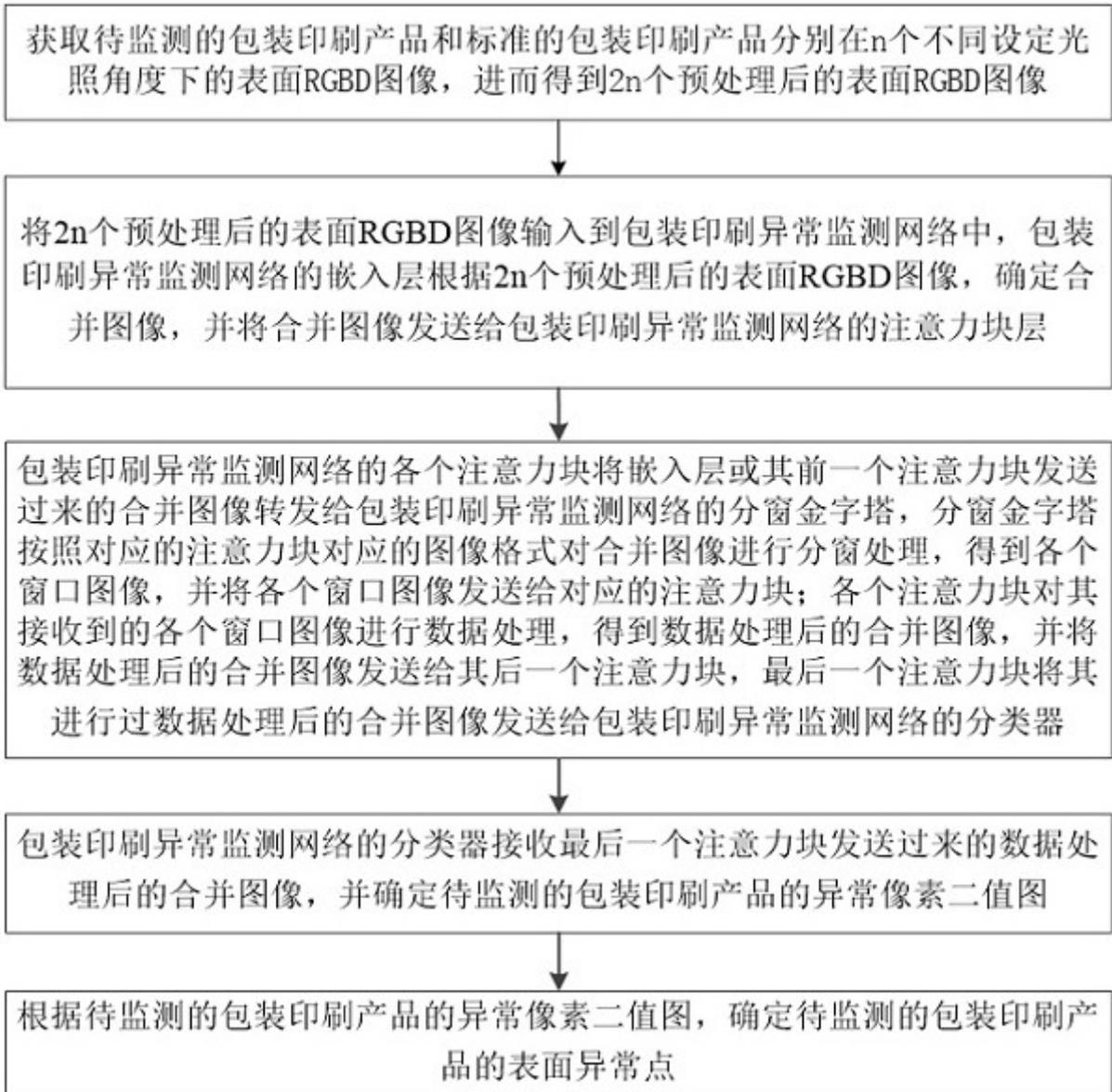


图1

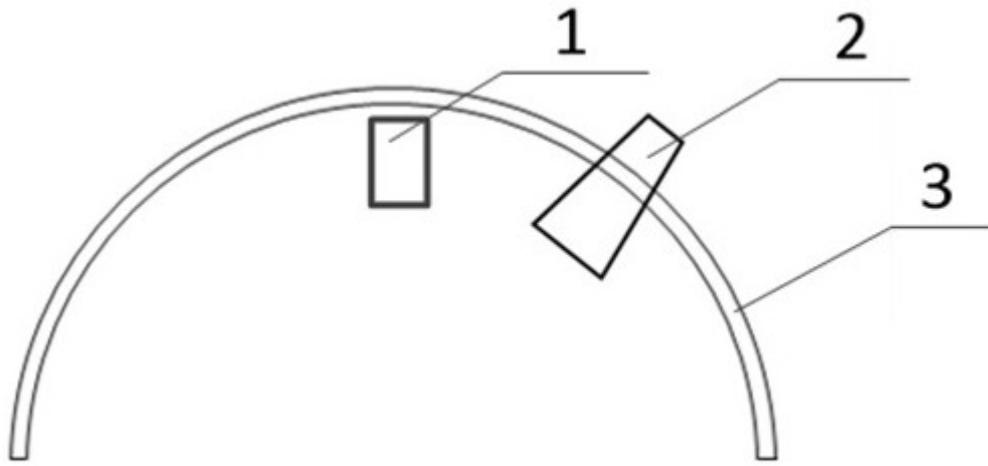


图2

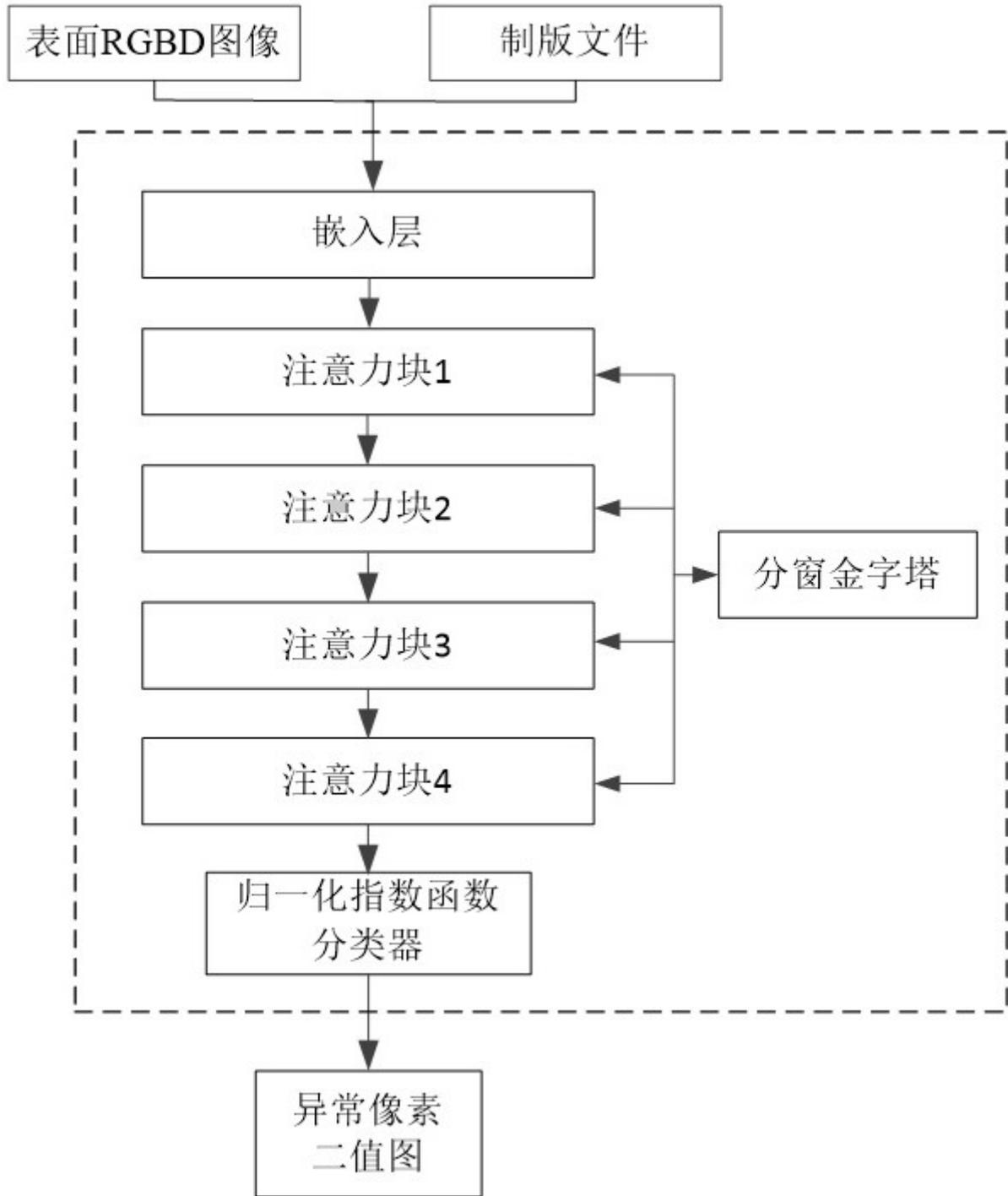


图3

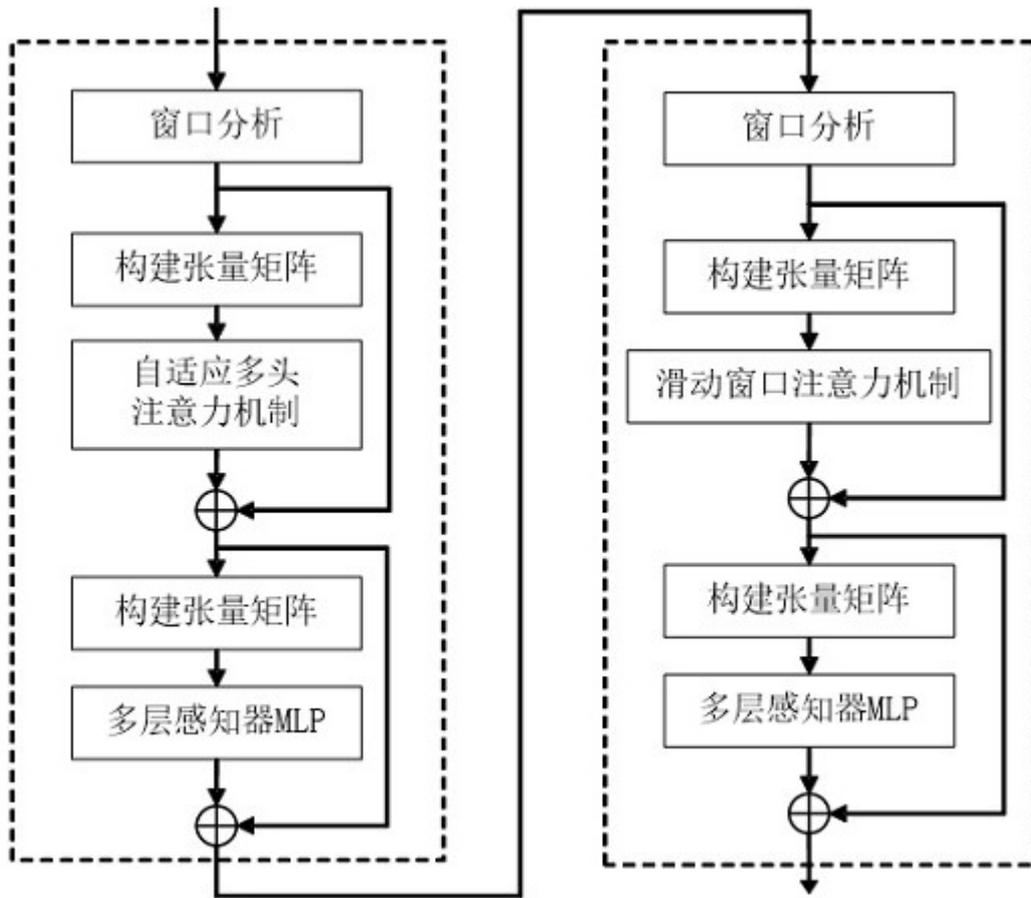


图4

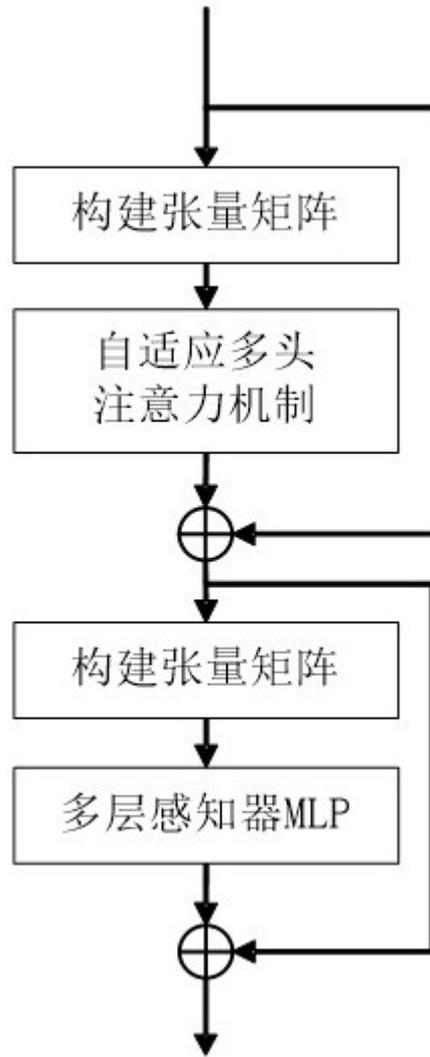


图5