



(12)发明专利申请

(10)申请公布号 CN 111598857 A

(43)申请公布日 2020.08.28

(21)申请号 202010395324.5

(22)申请日 2020.05.11

(71)申请人 北京阿丘机器人科技有限公司
地址 100190 北京市海淀区中关村东路66号2号楼12层1505

(72)发明人 黄耀 陈光斌 吴雨培

(74)专利代理机构 深圳市世纪恒程知识产权代理事务所 44287

代理人 王韬

(51) Int. Cl.

G06T 7/00(2017.01)

G06N 3/08(2006.01)

G06N 3/04(2006.01)

G06K 9/62(2006.01)

G06K 9/32(2006.01)

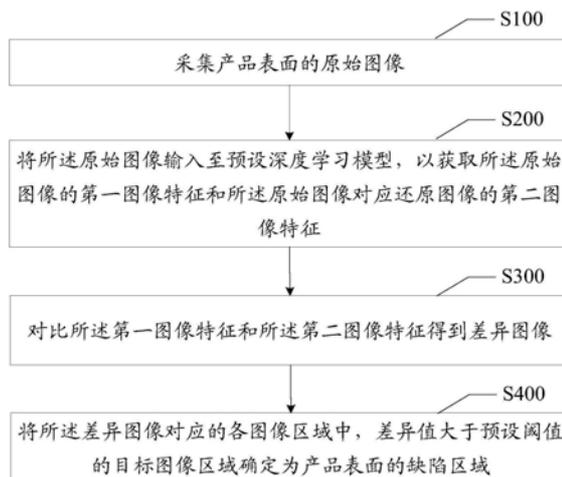
权利要求书2页 说明书14页 附图4页

(54)发明名称

产品表面缺陷的检测方法、装置、终端设备及介质

(57)摘要

本发明公开了一种产品表面缺陷的检测方法、装置、终端设备及存储介质,通过采集产品表面的原始图像;将所述原始图像输入至预设深度学习模型,以获取所述原始图像的第一图像特征和所述原始图像对应还原图像的第二图像特征;对比所述第一图像特征和所述第二图像特征得到差异图像;将所述差异图像对应的各图像区域中,差异值大于预设阈值的目标图像区域确定为产品表面的缺陷区域。本发明基于工业领域具有良品图多而缺陷图少的特点,利用良品图训练深度学习以用于缺陷检测,避免了传统以缺陷图训练深度学习由于缺少训练数据导致得到的深度学习模型训练效果差、检测不准确的问题,提升了检测效率。



1. 一种产品表面缺陷的检测方法,其特征在于,所述产品表面缺陷的检测方法,包括:
采集产品表面的原始图像;
将所述原始图像输入至预设深度学习模型,以获取所述原始图像的第一图像特征和所述原始图像对应还原图像的第二图像特征;
对比所述第一图像特征和所述第二图像特征得到差异图像;
将所述差异图像对应的各图像区域中,差异值大于预设阈值的目标图像区域确定为产品表面的缺陷区域。
2. 如权利要求1所述的产品表面缺陷的检测方法,其特征在于,所述产品表面缺陷的检测方法,还包括:
将产品表面不存在缺陷的产品图像作为训练数据输入预设神经网络以训练得到所述预设深度学习模型。
3. 如权利要求2所述的产品表面缺陷的检测方法,其特征在于,所述预设神经网络包括:全卷积神经网络和转置卷积神经网络,
所述将产品表面不存在缺陷的产品图像作为训练数据输入预设神经网络以训练得到所述预设深度学习模型的步骤,包括:
以所述全卷积神经网络作为编码器,以所述转置卷积神经网络作为解码器,并将所述编码器和所述解码器组成初始模型;
采集产品表面不存在缺陷的产品图像作为训练数据;
将所述训练数据输入所述初始模型进行迭代训练,以将所述初始模型训练为所述预设深度学习模型。
4. 如权利要求3所述的产品表面缺陷的检测方法,其特征在于,所述将所述训练数据输入所述初始模型进行迭代训练的步骤,包括:
将所述训练数据输入至所述编码器得到所述训练数据的第一数据特征;
将所述第一数据特征输入至所述解码器得到所述训练数据的还原数据,并将所述还原数据输入至所述编码器得到所述还原数据的第二数据特征;
以结构相似性SSIM作为损失函数比较所述第一数据特征和所述第二数据特征以进行特征约束,并按照预设模型训练参数对所述编码器和所述解码器进行迭代训练直至收敛。
5. 如权利要求3所述的产品表面缺陷的检测方法,其特征在于,所述将所述原始图像输入至预设深度学习模型,以获取所述原始图像的第一图像特征和所述原始图像对应还原图像的第二图像特征的步骤,包括:
将所述原始图像输入至所述编码器,以通过所述编码器提取所述原始图像的第一图像特征;
将所述图像特征输入至所述解码器,以通过所述解码器生成所述原始图像的还原图像;
将所述还原图像输入至所述编码器,以通过所述编码器提取所述还原图像的第二图像特征。
6. 如权利要求1所述的产品表面缺陷的检测方法,其特征在于,所述对比所述第一图像特征和所述第二图像特征得到差异图像的步骤,包括:
针对所述第一图像特征和所述第二图像特征进行逐通道的差异对比以获取各差异特

征；

整合各所述差异特征得到差异特征图像,并对所述差异特征图像进行上采样得到与所述原始图像尺寸相同的差异图像。

7.如权利要求1所述的产品表面缺陷的检测方法,其特征在于,所述将所述差异图像对应的各图像区域中,差异值大于预设阈值的目标图像区域确定为产品表面的缺陷区域的步骤,包括:

获取所述差异图像与所述原始图像对应的各图像区域的差异值;

若检测到所述差异值中存在大于预设阈值的目标差异值,则将所述目标差异值对应的目标图像区域确定为产品表面的缺陷区域。

8.一种产品表面缺陷的检测装置,其特征在于,所述产品表面缺陷的检测装置,包括:

采集模块,用于采集产品表面的原始图像;

获取模块,用于将所述原始图像输入至预设深度学习模型,以获取所述原始图像的第一图像特征和所述原始图像对应还原图像的第二图像特征;

对比模块,用于对比所述第一图像特征和所述第二图像特征得到差异图像;

确定模块,用于将所述差异图像对应的各图像区域中,差异值大于预设阈值的目标图像区域确定为产品表面的缺陷区域。

9.一种终端设备,其特征在于,所述终端设备包括:存储器、处理器及存储在所述存储器上并可在所述处理器上运行的产品表面缺陷的检测程序,所述产品表面缺陷的检测程序被所述处理器执行时实现如权利要求1至7中任一项所述的产品表面缺陷的检测方法的步骤。

10.一种存储介质,其特征在于,所述存储介质上存储有计算机程序,所述计算机程序被处理器执行时实现如权利要求1至7中任一项所述的产品表面缺陷的检测方法的步骤。

产品表面缺陷的检测方法、装置、终端设备及介质

技术领域

[0001] 本发明涉及图像检测技术领域,尤其涉及一种产品表面缺陷的检测方法、装置、终端设备及计算机可读存储介质。

背景技术

[0002] 伴随着深度学习技术的蓬勃发展,基于卷积神经网络自主学习图像特征以针对图像进行产品表面缺陷检测,早已是行业内十分普遍的技术操作。

[0003] 然而,尽管基于深度学习可以极大的降低机器视觉对图像进行产品缺陷检测的门槛,但要想训练出一个好的深度学习神经网络通常需要大量的产品表面存在缺陷的图像作为训练数据输入神经网络进行训练,并且,每一张图像都需要对图中产品表面的缺陷进行像素级的精确标注。由于需要对缺陷图进行人工标注,因此标注时间的长短以及标注的精确度,将直接影响到最终训练好的模型上线的时间以及模型进行缺陷检测的准确度。而更关键的问题在于,工业领域通常具有的产品表面不存在缺陷的好品图较多、产品表面存在缺陷的坏品图(即缺陷图)较少,而缺陷图的缺少将直接导致模型训练效果不佳,无法针对图像进行产品表面缺陷的检测。

发明内容

[0004] 本发明的主要目的在于提供一种产品表面缺陷的检测方法、装置、终端设备及计算机可读存储介质,旨在解决由于工业领域具有的好品图较多而缺陷图较少,导致深度学习针对图像进行产品表面缺陷的检测性能低下,无法适应产品缺陷检测需求的技术问题。

[0005] 为实现上述目的,本发明提供一种产品表面缺陷的检测方法,所述产品表面缺陷的检测方法包括:

[0006] 采集产品表面的原始图像;

[0007] 将所述原始图像输入至预设深度学习模型,以获取所述原始图像的第一图像特征和所述原始图像对应还原图像的第二图像特征;

[0008] 对比所述第一图像特征和所述第二图像特征得到差异图像;

[0009] 将所述差异图像对应的各图像区域中,差异值大于预设阈值的目标图像区域确定为产品表面的缺陷区域。

[0010] 进一步地,所述产品表面缺陷的检测方法,还包括:

[0011] 将产品表面不存在缺陷的产品图像作为训练数据输入预设神经网络以训练得到所述预设深度学习模型。

[0012] 进一步地,所述预设神经网络包括:全卷积神经网络和转置卷积神经网络,

[0013] 所述将产品表面不存在缺陷的产品图像作为训练数据输入预设神经网络以训练得到所述预设深度学习模型的步骤,包括:

[0014] 以所述全卷积神经网络作为编码器,以所述转置卷积神经网络作为解码器,并将所述编码器和所述解码器组成初始模型;

- [0015] 采集产品表面不存在缺陷的产品图像作为训练数据；
- [0016] 将所述训练数据输入所述初始模型进行迭代训练，以将所述初始模型训练为所述预设深度学习模型。
- [0017] 进一步地，所述将所述训练数据输入所述初始模型进行迭代训练的步骤，包括：
- [0018] 将所述训练数据输入至所述编码器得到所述训练数据的第一数据特征；
- [0019] 将所述第一数据特征输入至所述解码器得到所述训练数据的还原数据，并将所述还原数据输入至所述编码器得到所述还原数据的第二数据特征；
- [0020] 以SSIM(structural similarity index:结构相似性,是一种衡量两幅图像相似度的指标)作为损失函数比较所述第一数据特征和所述第二数据特征以进行特征约束,并按照预设模型训练参数对所述编码器和所述解码器进行迭代训练直至收敛。
- [0021] 进一步地,所述将所述原始图像输入至预设深度学习模型,以获取所述原始图像的第一图像特征和所述原始图像的还原图像的第二图像特征的步骤,包括:
- [0022] 将所述原始图像输入至所述编码器,以通过所述编码器提取所述原始图像的第一图像特征;
- [0023] 将所述图像特征输入至所述解码器,以通过所述解码器生成所述原始图像的还原图像;
- [0024] 将所述还原图像输入至所述编码器,以通过所述编码器提取所述还原图像的第二图像特征。
- [0025] 进一步地,所述对比所述第一图像特征和所述第二图像特征得到差异图像的步骤,包括:
- [0026] 针对所述第一图像特征和所述第二图像特征进行逐通道的差异对比以获取各差异特征;
- [0027] 整合各所述差异特征得到差异特征图像,并对所述差异特征图像进行上采样得到与所述原始图像尺寸相同的差异图像。
- [0028] 进一步地,所述将所述差异图像对应的各图像区域中,差异值大于预设阈值的目标图像区域确定为产品表面的缺陷区域的步骤,包括:
- [0029] 获取所述差异图像与所述原始图像对应的各图像区域的差异值;
- [0030] 若检测到所述差异值中存在大于预设阈值的目标差异值,则将所述目标差异值对应的目标图像区域确定为产品表面的缺陷区域。
- [0031] 为实现上述目的,本发明还提供一种产品表面缺陷的检测装置,所述产品表面缺陷的检测装置,包括:
- [0032] 采集模块,用于采集产品表面的原始图像;
- [0033] 获取模块,用于将所述原始图像输入至预设深度学习模型,以获取所述原始图像的第一图像特征和所述原始图像对应还原图像的第二图像特征;
- [0034] 对比模块,用于对比所述第一图像特征和所述第二图像特征得到差异图像;
- [0035] 确定模块,用于将所述差异图像对应的各图像区域中,差异值大于预设阈值的目标图像区域确定为产品表面的缺陷区域。
- [0036] 本发明还提供一种终端设备,所述终端设备包括:存储器、处理器及存储在所述存储器上并可在所述处理器上运行的产品表面缺陷的检测程序,所述产品表面缺陷的检测程

序被所述处理器执行时实现如上述中的产品表面缺陷的检测方法的步骤。

[0037] 本发明还提供一种计算机可读存储介质,其特征在于,所述计算机可读存储介质上存储有计算机程序,所述计算机程序被处理器执行时实现如上述的产品表面缺陷的检测方法的步骤。

[0038] 本发明提出的产品表面缺陷的检测方法、装置、终端设备以及计算机可读存储介质,通过采集产品表面的原始图像;将所述原始图像输入至预设深度学习模型,以获取所述原始图像的第一图像特征和所述原始图像对应还原图像的第二图像特征;对比所述第一图像特征和所述第二图像特征得到差异图像;将所述差异图像对应的各图像区域中,差异值大于预设阈值的目标图像区域确定为产品表面的缺陷区域。

[0039] 本发明实现了,本发明在针对待检测产品进行表面缺陷检测时,先利用基于产品表面不存在缺陷的产品图像训练得到的深度学习模型,获取到该检测产品的原始图像的第一图像特征,以及该原始图像的还原图像的第二图像特征,然后将第一图像特征和第二图像特征进行特征差异对比和对应图像区域的差异值检测即可确定出产品表面的缺陷区域,如此,基于深度学习模型学习产品表面不存在缺陷的产品图像的特征,从而在待检测产品的图像存在深度学习模型未学习到的缺陷特征时,即可基于模型输出的异常立即检测出该缺陷,确保了产品表面缺陷检测的准确性。

[0040] 此外,本发明基于工业领域具有好品图(产品表面不存在缺陷的产品图像)较多而缺陷图(产品表面存在缺陷的产品图像)较少的特点,利用好品图作为训练数据训练得到深度学习模型,避免了传统以缺陷图作为训练数据的方式,由于缺陷图较少导致得到的深度学习模型训练效果差、检测不准的问题,提升了检测效率,且本发明通过好品图对深度学习模型进行训练,无需工作人员针对图像特征进行标注,达到了模型无监督训练的目的,极大的减少了模型上线所需要的时间,满足了工业领域产品表面缺陷检测的需求。

附图说明

[0041] 图1是本发明实施例方案涉及终端设备的硬件运行的结构示意图;

[0042] 图2为图1中移动终端的无线通信装置示意图;

[0043] 图3是本发明一种产品表面缺陷的检测方法第一实施例的流程示意图;

[0044] 图4是本发明一种产品表面缺陷的检测方法一实施例中的应用流程示意图;

[0045] 图5是本发明一种产品表面缺陷的检测装置一实施例的功能模块示意图。

[0046] 本发明目的的实现、功能特点及优点将结合实施例,参照附图做进一步说明。

具体实施方式

[0047] 应当理解,此处所描述的具体实施例仅仅用以解释本发明,并不用于限定本发明。

[0048] 在后续的描述中,使用用于表示元件的诸如“模块”、“部件”或“单元”的后缀仅为为了有利于本发明的说明,其本身没有特定的意义。因此,“模块”、“部件”或“单元”可以混合地使用。

[0049] 终端设备可以以各种形式来实施。例如,本发明中描述的终端设备可以包括手机、平板电脑、笔记本电脑、掌上电脑、个人数字助理(Personal Digital Assistant,PDA)等移动终端,以及诸如台式计算机、大型服务器等固定终端。

[0050] 后续描述中将以移动的终端设备为例进行说明,本领域技术人员将理解的是,除了特别用于移动目的元件之外,根据本发明的实施方式的构造也能够应用于固定类型的终端设备。

[0051] 请参阅图1,其为实现本发明各个实施例的一种终端设备的硬件结构示意图,该终端设备100可以包括:RF (Radio Frequency,射频) 单元101、WiFi模块102、音频输出单元103、A/V (音频/视频) 输入单元104、传感器105、显示单元106、用户输入单元107、接口单元108、存储器109、处理器110、以及电源111等部件。本领域技术人员可以理解,图1中示出的移动终端结构并不构成对移动终端的限定,移动终端可以包括比图示更多或更少的部件,或者组合某些部件,或者不同的部件布置。

[0052] 下面结合图1对终端设备的各个部件进行具体的介绍:

[0053] 射频单元101可用于收发信息或通话过程中,信号的接收和发送,具体的,将基站的下行信息接收后,给处理器110处理;另外,将上行的数据发送给基站。通常,射频单元101包括但不限于天线、至少一个放大器、收发信机、耦合器、低噪声放大器、双工器等。此外,射频单元101还可以通过无线通信与网络和其他设备通信。上述无线通信可以使用任一通信标准或协议,包括但不限于GSM (Global System of Mobile communication,全球移动通讯系统)、GPRS (General Packet Radio Service,通用分组无线服务)、CDMA2000 (Code Division Multiple Access 2000,码分多址2000)、WCDMA (Wideband Code Division Multiple Access,宽带码分多址)、TD-SCDMA (Time Division-Synchronous Code Division Multiple Access,时分同步码分多址)、FDD-LTE (Frequency Division Duplexing-Long Term Evolution,频分双工长期演进) 和TDD-LTE (Time Division Duplexing-Long Term Evolution,分时双工长期演进) 等。

[0054] WiFi属于短距离无线传输技术,终端设备通过WiFi模块102可以帮助用户收发电子邮件、浏览网页和访问流式媒体等,它为用户提供了无线的宽带互联网访问。虽然图1示出了WiFi模块102,但是可以理解的是,其并不属于终端设备的必须构成,完全可以根据需要在不改变发明的本质的范围内而省略。

[0055] 音频输出单元103可以在终端设备100处于呼叫信号接收模式、通话模式、记录模式、语音识别模式、广播接收模式等等模式下时,将射频单元101或WiFi模块102接收的或者在存储器109中存储的音频数据转换成音频信号并且输出为声音。而且,音频输出单元103还可以提供与终端设备100执行的特定功能相关的音频输出 (例如,呼叫信号接收声音、消息接收声音等等)。音频输出单元103可以包括扬声器、蜂鸣器等等。

[0056] A/V输入单元104用于接收音频或视频信号。A/V输入单元104可以包括图形处理器 (Graphics Processing Unit,GPU) 1041和麦克风1042,图形处理器1041对在视频捕获模式或图像捕获模式中由图像捕获装置 (如摄像头) 获得的静态图片或视频的图像数据进行处理。处理后的图像帧可以显示在显示单元106上。经图形处理器1041处理后的图像帧可以存储在存储器109 (或其它存储介质) 中或者经由射频单元101或WiFi模块102进行发送。麦克风1042可以在电话通话模式、记录模式、语音识别模式等等运行模式中经由麦克风1042接收声音 (音频数据),并且能够将这样的声音处理为音频数据。处理后的音频 (语音) 数据可以在电话通话模式的情况下转换为可经由射频单元101发送到移动通信基站的格式输出。麦克风1042可以实施各种类型的噪声消除 (或抑制) 算法以消除 (或抑制) 在接收和发送音

频信号的过程中产生的噪声或者干扰。

[0057] 终端设备100还包括至少一种传感器105,比如光传感器、运动传感器以及其他传感器。具体地,光传感器包括环境光传感器及接近传感器,其中,环境光传感器可根据环境光线的明暗来调节显示面板1061的亮度,接近传感器可在终端设备100移动到耳边时,关闭显示面板1061和/或背光。作为运动传感器的一种,加速计传感器可检测各个方向上(一般为三轴)加速度的大小,静止时可检测出重力的大小及方向,可用于识别手机姿态的应用(比如横竖屏切换、相关游戏、磁力计姿态校准)、振动识别相关功能(比如计步器、敲击)等;至于手机还可配置的指纹传感器、压力传感器、虹膜传感器、分子传感器、陀螺仪、气压计、湿度计、温度计、红外线传感器等其他传感器,在此不再赘述。

[0058] 显示单元106用于显示由用户输入的信息或提供给用户的信息。显示单元106可包括显示面板1061,可以采用液晶显示器(Liquid Crystal Display,LCD)、有机发光二极管(Organic Light-Emitting Diode,OLED)等形式来配置显示面板1061。

[0059] 用户输入单元107可用于接收输入的数字或字符信息,以及产生与移动终端的用户设置以及功能控制有关的键信号输入。具体地,用户输入单元107可包括触控面板1071以及其他输入设备1072。触控面板1071,也称为触摸屏,可收集用户在其上或附近的触摸操作(比如用户使用手指、触笔等任何适合的物体或附件在触控面板1071上或在触控面板1071附近的操作),并根据预先设定的程式驱动相应的连接装置。触控面板1071可包括触摸检测装置和触摸控制器两个部分。其中,触摸检测装置检测用户的触摸方位,并检测触摸操作带来的信号,将信号传送给触摸控制器;触摸控制器从触摸检测装置上接收触摸信息,并将它转换成触点坐标,再送给处理器110,并能接收处理器110发来的命令并加以执行。此外,可以采用电阻式、电容式、红外线以及表面声波等多种类型实现触控面板1071。除了触控面板1071,用户输入单元107还可以包括其他输入设备1072。具体地,其他输入设备1072可以包括但不限于物理键盘、功能键(比如音量控制按键、开关按键等)、轨迹球、鼠标、操作杆等中的一种或多种,具体此处不做限定。

[0060] 进一步的,触控面板1071可覆盖显示面板1061,当触控面板1071检测到在其上或附近的触摸操作后,传送给处理器110以确定触摸事件的类型,随后处理器110根据触摸事件的类型在显示面板1061上提供相应的视觉输出。虽然在图1中,触控面板1071与显示面板1061是作为两个独立的部件来实现移动终端的输入和输出功能,但是在某些实施例中,可以将触控面板1071与显示面板1061集成而实现移动终端的输入和输出功能,具体此处不做限定。

[0061] 接口单元108用作至少一个外部装置与终端设备100连接可以通过的接口。例如,外部装置可以包括有线或无线头戴式耳机端口、外部电源(或电池充电器)端口、有线或无线数据端口、存储卡端口、用于连接具有识别模块的装置的端口、音频输入/输出(I/O)端口、视频I/O端口、耳机端口等等。接口单元108可以用于接收来自外部装置的输入(例如,数据信息、电力等等)并且将接收到的输入传输到终端设备100内的一个或多个元件或者可以用于在终端设备100和外部装置之间传输数据。

[0062] 存储器109可用于存储软件程序以及各种数据,存储器109可为一种计算机存储介质,该存储器109存储有本发明产品表面缺陷的检测程序。存储器109可主要包括存储程序区和存储数据区,其中,存储程序区可存储操作系统、至少一个功能所需的应用程序(比如

声音播放功能、图像播放功能等)等;存储数据区可存储根据手机的使用所创建的数据(比如音频数据、电话本等)等。此外,存储器109可以包括高速随机存取存储器,还可以包括非易失性存储器,例如至少一个磁盘存储器件、闪存器件、或其他易失性固态存储器件。

[0063] 处理器110是终端设备的控制中心,利用各种接口和线路连接整个移动终端的各个部分,通过运行或执行存储在存储器109内的软件程序和/或模块,以及调用存储在存储器109内的数据,执行终端设备的各种功能和处理数据,从而对终端设备进行整体监控。如处理器110执行存储器109中的产品表面缺陷的检测程序,以实现本发明产品表面缺陷的检测方法各实施例的步骤。

[0064] 处理器110可包括一个或多个处理单元;可选的,处理器110可集成应用处理器和调制解调处理器,其中,应用处理器主要处理操作系统、用户界面和应用程序等,调制解调处理器主要处理无线通信。可以理解的是,上述调制解调处理器也可以不集成到处理器110中。

[0065] 终端设备100还可以包括给各个部件供电的电源111(比如电池),可选的,电源111可以通过电源管理系统与处理器110逻辑相连,从而通过电源管理系统实现管理充电、放电、以及功耗管理等功能。

[0066] 尽管图1未示出,终端设备100还可以包括蓝牙模块等,在此不再赘述。

[0067] 为了便于理解本发明实施例,下面对本发明的终端设备所基于的通信网络系统进行描述。

[0068] 请参阅图2,图2为本发明实施例提供的一种通信网络系统架构图,该通信网络系统为通用移动通信技术的LTE系统,该LTE系统包括依次通讯连接的UE(User Equipment,用户设备)201,E-UTRAN(Evolved UMTS Terrestrial Radio Access Network,演进式UMTS陆地无线接入网)202,EPC(Evolved Packet Core,演进式分组核心网)203和运营商的IP业务204。

[0069] 具体地,UE201可以是上述终端设备100,此处不再赘述。

[0070] E-UTRAN202包括eNodeB2021和其它eNodeB2022等。其中,eNodeB2021可以通过回程(backhaul)(例如X2接口)与其它eNodeB2022连接,eNodeB2021连接到EPC203,eNodeB2021可以提供UE201到EPC203的接入。

[0071] EPC203可以包括MME(Mobility Management Entity,移动性管理实体)2031,HSS(Home Subscriber Server,归属用户服务器)2032,其它MME2033,SGW(Serving Gate Way,服务网关)2034,PGW(PDN Gate Way,分组数据网络网关)2035和PCRF(Policy and Charging Rules Function,政策和资费功能实体)2036等。其中,MME2031是处理UE201和EPC203之间信令的控制节点,提供承载和连接管理。HSS2032用于提供一些寄存器来管理诸如归属位置寄存器(图中未示)之类的功能,并且保存有一些有关服务特征、数据速率等用户专用的信息。所有用户数据都可以通过SGW2034进行发送,PGW2035可以提供UE 201的IP地址分配以及其它功能,PCRF2036是业务数据流和IP承载资源的策略与计费控制策略决策点,它为策略与计费执行功能单元(图中未示)选择及提供可用的策略和计费控制决策。

[0072] IP业务204可以包括因特网、内联网、IMS(IP Multimedia Subsystem,IP多媒体子系统)或其它IP业务等。

[0073] 虽然上述以LTE系统为例进行了介绍,但本领域技术人员应当知晓,本发明不仅仅

适用于LTE系统,也可以适用于其他无线通信系统,例如GSM、CDMA2000、WCDMA、TD-SCDMA以及未来新的网络系统等,此处不做限定。

[0074] 基于上述移动终端硬件结构以及通信网络系统,提出本发明产品表面缺陷的检测方法各个实施例。

[0075] 本发明提供一种产品表面缺陷的检测方法,该产品表面缺陷的检测方法包括:

[0076] 采集产品表面的原始图像;将所述原始图像输入至预设深度学习模型,以获取所述原始图像的第一图像特征和所述原始图像对应还原图像的第二图像特征;对比所述第一图像特征和所述第二图像特征得到差异图像;将所述差异图像对应的各图像区域中,差异值大于预设阈值的目标图像区域确定为产品表面的缺陷区域。

[0077] 具体地,请参照图3,图3为本发明产品表面缺陷的检测方法第一实施例的流程示意图。

[0078] 本发明实施例提供了产品表面缺陷的检测方法的实施例,需要说明的是,虽然在流程图中示出了逻辑顺序,但是在某些情况下,可以以不同于此处的顺序执行所示出或描述的步骤。

[0079] 本发明实施例产品表面缺陷的检测方法应用于上述终端设备,本实施例产品表面缺陷的检测方法包括:

[0080] 步骤S100,采集产品表面的原始图像。

[0081] 从采集设备所传输的针对待检测产品摄取采集到的产品表面原始图像,其中,该采集设备预先与当前用于检测产品表面是否存在缺陷的终端设备相连接。

[0082] 需要说明的是,本实施例中,与当前终端设备连接的采集设备具体可以为包含有一台或者多台摄像终端的设备,该设备将实时采集到待检测产品表面的原始图像传输至当前终端设备,或者,该设备也可以在采集到的原始图像上添加待检测产品的标识,然后周期性的将该原始图像传输至当前用于检测产品表面是否存在缺陷的终端设备上。

[0083] 步骤S200,将所述原始图像输入至预设深度学习模型,以获取所述原始图像的第一图像特征和所述原始图像对应还原图像的第二图像特征;

[0084] 需要说明的是,在本实施例中,预设深度学习模型为预先基于深度学习,将采集设备所采集存储的大量产品表面不存在缺陷的产品图像(为便于表述,后续直接以良品图代替进行说明)作为训练数据,然后利用该训练数据进行迭代训练得到的收敛的深度学习模型。

[0085] 当前终端设备在通过采集设备采集到待检测产品表面的原始图像之后,将该原始图像输入至预先已经训练好的深度学习模型当中,由该深度学习模型解析训练该原始图像并输出该原始图像的图像特征,以及该原始图像对应的还原图像的图像特征。

[0086] 进一步地,深度学习模型具体可以表现为一种具有特征层对比的图像自编码器,该图像自编码器包括编码器和解码器。

[0087] 上述步骤S200,可以包括:

[0088] 步骤S201,将所述原始图像输入至所述编码器,以通过所述编码器提取所述原始图像的第一图像特征;

[0089] 当前终端设备在通过采集设备采集到待检测产品表面的原始图像之后,将该原始图像输入至预先已经训练好的深度学习模型当中,由该深度学习模型中的编码器提取出该

原始图像的第一图像特征并输出。

[0090] 步骤S202,将所述图像特征输入至所述解码器,以通过所述解码器生成所述原始图像的还原图像;

[0091] 当前终端设备在基于深度学习模型得到所输入原始图像的第一图像特征之后,该深度学习模型进一步将由编码器提取出的第一图像特征输入该深度学习模型中的解码器,从而由该解码器利用该第一图像特征重新生成该原始图像的还原图像。

[0092] 具体地,例如,在如图4所示的应用流程当中,在当前终端设备将采集到的待检测产品表面的原始图像输入至已经训练好的深度学习模型-图像自编码器之后,该图像自编码器通过编码器提取出该原始图像的第一图像特征,然后进一步将该第一图像特征直接输入至解码器,从而由该解码器利用该第一图像特征重新生成一个还原图像-即当前终端设备所输入原始图像的还原图像。

[0093] 步骤S203,将所述还原图像输入至所述编码器,以通过所述编码器提取所述还原图像的第二图像特征。

[0094] 当前终端设备在基于深度学习模型的解码器,利用编码器所提出的原始图像的第一图像特征重新生成该原始图像的还原图像之后,该深度学习模型进一步将该还原图像继续输入至编码器,从而提取出该还原图像的第二图像特征并返回至当前终端设备。

[0095] 步骤S300,对比所述第一图像特征和所述第二图像特征得到差异图像;

[0096] 当前终端设备在将原始图像输入至深度学习模型,从而获取得到该原始图像的第一图像特征,以及该原始图像的还原图像的第二图像特征之后,比较该原始图像的第一图像特征与该还原图像的第二图像特征之间的各特征差异,并对该各特征差异进行整合从而得到与原始图像之间的差异图像。

[0097] 进一步地,步骤S300,可以包括:

[0098] 步骤S301,针对所述第一图像特征和所述第二图像特征进行逐通道的差异对比以获取各差异特征;

[0099] 需要说明的是,在本实施例中,由于当前终端设备将待检测产品表面的原始图像输入至已经训练好的深度学习模型,从而获取得到的该原始图像的第一图像特征,以及该原始图像对应还原图像的第一图像特征为高维特征,而高维特征通常都具有多个通道数,如此,在针对原始图像和还原图像各自对应的第一图像特征和第二图像特征进行差异对比时,需要逐通道的对比该第一图像特征和第二图像特征从而获取得到每一个通道下的差异特征。

[0100] 具体地,例如,当前终端设备在通过深度学习模型-图像自编码器中的编码器和解码器,得到待检测产品表面的原始图像的第一图像特征,以及该原始图像对应还原图像的第二图像特征之后,逐通道的对比该原始图像的第一图像特征与还原图像的第二图像特征之间的L2距离(一种损失函数,基于逐像素比较差异,然后取平方)或者L1距离(一种损失函数,基于逐像素比较差异,然后取绝对值),从而获取得到该原始图像的第一图像特征与还原图像的第二图像特征之间,每一个通道的差异特征。

[0101] 步骤S302,整合各所述差异特征得到差异特征图像,并对所述差异特征图像进行上采样得到与所述原始图像尺寸相同的差异图像。

[0102] 需要说明的是,在本实施例中,由于深度学习模型-图形自编码器中的编码器在提

取原始图像的第一图像特征过程中采用了下采样操作,从而可能造成原始图像的第一图像特征已经有部分信息在下采样过程中丢失,如此输入解码器以利用该第一图像特征得到的还原图像和原始图像之间,可能基于该下采样操作导致存在部分像素有着细小的差异,而这种差异将对最终的检测结果造成干扰,即导致像素级过检率的增加。基于此,本实施例中,在针对原始图像和还原图像各自对应的第一图像特征和第二图像特征进行逐通道的差异对比之后,再针对将获取得到每一个通道下的差异特征进行整合得到的差异特征图像进行上采样,从而得到与原始图像尺寸相同的差异图像。如此,可有效抑制像素级过检率增加的现象,进一步地确保了针对产品表面缺陷检测的准确性。

[0103] 步骤S400,将所述差异图像对应的各图像区域中,差异值大于预设阈值的目标图像区域确定为产品表面的缺陷区域。

[0104] 进一步地,步骤S400,可以包括:

[0105] 步骤S401,获取所述差异图像与所述原始图像对应的各图像区域的差异值;

[0106] 当前终端设备在得到与原始图像之间的差异图像之后,检测该原始图像与该差异图像相互对应的各个图像区域的差异值。

[0107] 步骤S402,若检测到所述差异值中存在大于预设阈值的目标差异值,则将所述目标差异值对应的目标图像区域确定为产品表面的缺陷区域。

[0108] 检测该各个图像区域的差异值中,是否存在大于预设阈值的目标差异值,若存在,则将该大于预设阈值的目标差异值,对应原始图像中的目标图形区域确定为待检测产品表面的缺陷区域。

[0109] 需要说明的是,在本实施例中,由于获取到差异图像的尺寸大小与原始图像的尺寸大小相同,因此,若待检测产品表面上存在缺陷,则原始图像各图像区域中正常的图像区域与在差异图像上对应的图像区域之间的差异值将偏小,相反,原始图像各图像区域中有缺陷的图像区域与在差异图像上对应的图像区域之间的差异值将偏大,如此,基于实际应用设置具体的差异值阈值,从而可直接将该原始图像与该差异图像相互对应的各个图像区域的差异值,在设定阈值以下的图像区域判定为正常,而将各个图像区域的差异值在设定阈值以上的图像区域判定为缺陷区域。

[0110] 本实施例中,从采集设备所传输的针对待检测产品摄取采集到的产品表面原始图像,其中,该采集设备预先与当前用于检测产品表面是否存在缺陷的终端设备相连接,当前终端设备在通过采集设备采集到待检测产品表面的原始图像之后,将该原始图像输入至预先已经训练好的深度学习模型当中,由该深度学习模型解析训练该原始图像并输出该原始图像的第一图像特征,以及该原始图像对应的还原图像的第二图像特征,比较该原始图像的第一图像特征与该还原图像的第二图像特征之间的各特征差异,并对该各特征差异进行整合从而得到与原始图像之间的差异图像,最后检测该原始图像与该差异图像相互对应的各个图像区域的差异值,从而将大于预设阈值的差异值,对应原始图像中的目标图形区域确定为待检测产品表面的缺陷区域。

[0111] 实现了,本发明在针对待检测产品进行表面缺陷检测时,先利用基于产品表面不存在缺陷的产品图像训练得到的深度学习模型,获取到该检测产品的原始图像的第一图像特征,以及该原始图像的还原图像的第二图像特征,然后通过将第一图像特征和第二图像特征进行特征差异对比和对应图像区域的差异值检测即可确定出产品表面的缺陷区域,如

此,基于深度学习模型学习产品表面不存在缺陷的产品图像的特征,从而在待检测产品的图像存在深度学习模型未学习到的缺陷特征时,即可基于模型输出的异常立即检测出该缺陷,确保了产品表面缺陷检测的准确性。

[0112] 此外,本发明基于工业领域具有良品图较多而缺陷图较少的特点,利用良品图作为训练数据训练得到深度学习模型,避免了传统以缺陷图作为训练数据的方式,由于缺陷图较少导致得到的深度学习模型训练效果差、检测不准的问题,提升了检测效率,且本发明通过良品图对深度学习模型进行训练,无需工作人员针对图像特征进行标注,达到了模型无监督训练的目的,极大的减少了模型上线所需要的时间,满足了工业领域产品表面缺陷检测的需求。

[0113] 进一步地,基于上述产品表面缺陷的检测方法第一实施例,提出本发明产品表面缺陷的检测方法的第二实施例。

[0114] 在本发明产品表面缺陷的检测方法的第二实施例中,本发明产品表面缺陷的检测方法,还包括:

[0115] 步骤A,将产品表面不存在缺陷的产品图像作为训练数据输入预设神经网络以训练得到所述预设深度学习模型。

[0116] 当前终端设备基于深度学习中的神经网络,将采集存储的产品表面不存在缺陷的产品图像(即良品图)作为训练数据,对神经网络进行迭代训练从而得到能够用于检测产品表面缺陷的深度学习模型。

[0117] 需要说明的是,在本实施例中,预设神经网络包括但不限于全卷积神经网络和转置卷积神经网络,在本实施例中,通过采用全卷积结构的神经网络训练得到深度学习模型-图像自编码器,从而在该图像自编码器中的编码器放弃使用全连接层而该做卷积结构,可实现将该编码器提取出的图像特征直接输入至解码器中,从而更好地保留原始图像图片中的空间信息,不至于丢失掉该原始图像中的缺陷信息导致检测效果不佳。

[0118] 进一步地,步骤A,可以包括:

[0119] 步骤A1,以所述全卷积神经网络作为编码器,以所述转置卷积神经网络作为解码器,并将所述编码器和所述解码器组成初始模型;

[0120] 当前终端设备,分别将全卷积神经网络作为深度学习模型-图像自编码器的编码器、将转置卷积神经网络作为该图像自编码器的解码器,从而将该全卷积神经网络和转置卷积神经网络组合形成深度学习模型-图像自编码器的初始模型。

[0121] 步骤A2,采集产品表面不存在缺陷的产品图像作为训练数据;

[0122] 步骤A3,将所述训练数据输入所述初始模型进行迭代训练,以将所述初始模型训练为所述预设深度学习模型。

[0123] 当前终端设备基于预先连接好的采集设备,将该采集设备所采集并存储的产品表面不存在缺陷的良品图作为训练数据,并将该训练数据输入至初始模型当中,并控制该初始模型按照预先设定好的迭代次数、学习率等参数进行模型的迭代训练。

[0124] 进一步地,在一种实施例中,在当前终端设备将预先连接好的采集设备所采集存储的表面不存在缺陷的良品图作为训练数据之前,当前终端设备还可针对该良品图进行图像的预处理,例如,针对该良品图进行平移、旋转以及光照增强等操作,从而通过对良品图进行变化以使初始模型在基于该良品图作为训练数据进行训练的过程中,得以学习到更多

的图像特征,此外,若当前终端设备在检测到该良品图的尺寸大小与该初始模型规定的输入尺寸不相符,当前终端设备还可以针对该良品图进行图像尺寸的调整,以将该良品图调整至初始模型所规定的输入尺寸大小以供初始模型进行训练。

[0125] 进一步地,步骤A3中,“将所述训练数据输入所述初始模型进行迭代训练”的步骤,可以包括:

[0126] 步骤A301,将所述训练数据输入至所述编码器得到所述训练数据的第一数据特征;

[0127] 当前终端设备在将预先连接好的采集设备所采集存储的表面不存在缺陷的良品图作为训练数据之后,将该训练数据输入至初始模型中的编码器,从而由该编码器提取并输出该训练数据的第一数据特征。

[0128] 步骤A302,将所述第一数据特征输入至所述解码器得到所述训练数据的还原数据,并将所述还原数据输入至所述编码器得到所述还原数据的第二数据特征;

[0129] 当前终端设备在基于初始模型的编码器提取并输出训练数据的第一数据特征之后,进一步将该第一数据特征输入至该初始模型当中的解码器,从而由该解码器利用该第一数据特征重新生成该训练数据的还原数据,然后将该还原数据继续输入至编码器,从而由编码器提取出该还原数据的第二数据特征。

[0130] 步骤A303,以结构相似性SSIM作为损失函数比较所述第一数据特征和所述第二数据特征以进行特征约束,并按照预设模型训练参数对所述编码器和所述解码器进行迭代训练直至收敛。

[0131] 需要说明的是,在本实施例中,当前终端设备还将结构相似性-SSIM,作为做组成初始模型的损失函数以供该初始模型更好地学习良品图的图像特征。

[0132] 由于现有的自编码器通常使用L1距离或者L2距离来作为度量标准。在本实施例中,另外采用了结构相似性-SSIM作为图像自编码器的度量标准,相比与采用L1或者L2距离只是计算单个像素之间的差异,本实施例通过SSIM距离在计算两个像素之间的差异时,综合考虑了该像素及其周围像素之间的亮度、对比度、结构相似度之间的差异,如此,由于亮度、对比度、结构相似度三个指标是衡量一幅图像的重要参数,因此相对于L1,L2距离仅仅只是简单的对比两个像素之间相差的值,采用以SSIM距离作为差异度量标准能帮助图像自编码器更好地学习到图像的特征。

[0133] 此外,在本实施例中,预设模型训练参数为当前终端设备预先设定好控制该初始模型进行模型训练的迭代次数、学习率等参数,应当理解的是,本发明产品表面缺陷的检测方法并不对该预设模型训练参数的具体类型进行限定。

[0134] 当前终端设备在得到训练数据的第一数据特征以及训练数据对应还原数据的第二数据特征之后,通过对比该第一数据特征与该第二数据特征之间的SSIM距离以进行特征约束,然后按照预先设定的迭代次数、学习率等参数,控制该初始模型的编码器和解码器进行迭代训练直到该初始模型收敛,从而将该收敛的初始模型作为用于对产品表面进行缺陷检测的深度学习模型进行保存以供后续直接调用。

[0135] 进一步地,在另一中实施例中,在得到训练数据的第一数据特征以及训练数据对应还原数据的第二数据特征之后,也可以通过对比该第一数据特征与该第二数据特征之间的L1或者L2距离以进行特征约束。

[0136] 本实施例中,当前终端设备,分别将全卷积神经网络作为深度学习模型-图像自编码器的编码器、将转置卷积神经网络作为该图像自编码器的解码器,从而将该全卷积神经网络和转置卷积神经网络组合形成深度学习模型-图像自编码器的初始模型,并且,当前终端设备还将结构相似性-SSIM,作为做组成初始模型的损失函数以供该初始模型更好地学习好品图的图像特征。此外,通过引入训练数据的特征层对比,即将训练数据输入至编码器得到训练数据的第一数据特征,然后将第一数据特征输入至解码器得到训练数据的还原数据,并将还原数据输入至编码器得到还原数据的第二数据特征,最后比较第一数据特征和第二数据特征以进行特征约束,并按照预设模型训练参数对编码器和解码器进行迭代训练直至收敛。从而通过约束训练数据的数据特征,让输入训练数据和解码器重新生成的还原数据之间的特征更相似,不仅加快了模型整体训练收敛的速度,缩短了模型上线的时间,还使得初始模型能学习到训练数据更好的数据特征以用于后续的缺陷检测,进一步确保了检测的准确性。

[0137] 此外,请参照图5,图5为本发明产品表面缺陷的检测装置的功能模块示意图,在本发明实施例中,还提出一种产品表面缺陷的检测装置,本发明产品表面缺陷的检测装置包括:

[0138] 采集模块,用于采集产品表面的原始图像;

[0139] 获取模块,用于将所述原始图像输入至预设深度学习模型,以获取所述原始图像的第一图像特征和所述原始图像对应还原图像的第二图像特征;

[0140] 对比模块,用于对比所述第一图像特征和所述第二图像特征得到差异图像;

[0141] 确定模块,用于将所述差异图像对应的各图像区域中,差异值大于预设阈值的目标图像区域确定为产品表面的缺陷区域。

[0142] 可选地,本发明产品表面缺陷的检测装置,还包括:

[0143] 训练模块,用于将产品表面不存在缺陷的产品图像作为训练数据输入预设神经网络以训练得到所述预设深度学习模型。

[0144] 可选地,所述预设神经网络包括:全卷积神经网络和转置卷积神经网络,训练模块,包括:

[0145] 组合单元,用于以所述全卷积神经网络作为编码器,以所述转置卷积神经网络作为解码器,并将所述编码器和所述解码器组成初始模型;

[0146] 采集单元,用于采集产品表面不存在缺陷的产品图像作为训练数据;

[0147] 训练单元,用于将所述训练数据输入所述初始模型进行迭代训练,以将所述初始模型训练为所述预设深度学习模型。

[0148] 可选地,训练单元,包括:

[0149] 第一输入单元,用于将所述训练数据输入至所述编码器得到所述训练数据的第一数据特征;

[0150] 第二输入单元,用于将所述第一数据特征输入至所述解码器得到所述训练数据的还原数据,并将所述还原数据输入至所述编码器得到所述还原数据的第二数据特征;

[0151] 第一对比单元,用于以结构相似性SSIM作为损失函数比较所述第一数据特征和所述第二数据特征以进行特征约束,并按照预设模型训练参数对所述编码器和所述解码器进行迭代训练直至收敛。

- [0152] 可选地,获取模块,包括:
- [0153] 第三输入单元,用于将所述原始图像输入至所述编码器,以通过所述编码器提取所述原始图像的第一图像特征;
- [0154] 第四输入单元,用于将所述图像特征输入至所述解码器,以通过所述解码器生成所述原始图像的还原图像;
- [0155] 第五输入单元,用于将所述还原图像输入至所述编码器,以通过所述编码器提取所述还原图像的第二图像特征。
- [0156] 可选地,对比模块,包括:
- [0157] 第二对比单元,用于针对所述第一图像特征和所述第二图像特征进行逐通道的差异对比以获取各差异特征;
- [0158] 整合单元,用于整合各所述差异特征得到差异特征图像,并对所述差异特征图像进行上采样得到与所述原始图像尺寸相同的差异图像。
- [0159] 可选地,确定模块,包括:
- [0160] 获取单元,用于获取所述差异图像与所述原始图像对应的各图像区域的差异值;
- [0161] 确定单元,用于若检测到所述差异值中存在大于预设阈值的目标差异值,则将所述目标差异值对应的目标图像区域确定为产品表面的缺陷区域。
- [0162] 其中,产品表面缺陷的检测装置的各个功能模块实现的步骤可参照本发明产品表面缺陷的检测方法的各个实施例,此处不再赘述。
- [0163] 本发明还提供一种移动终端,所述移动终端包括:存储器、处理器、通信总线以及存储在所述存储器上的产品表面缺陷的检测程序:
- [0164] 所述通信总线用于实现处理器和存储器之间的连接通信;
- [0165] 所述处理器用于执行所述产品表面缺陷的检测程序,以实现上述产品表面缺陷的检测方法各实施例的步骤。
- [0166] 此外,本发明实施例还提出一种计算机可读存储介质,应用于计算机,该计算机可读存储介质可以为非易失性计算机可读存储介质,该计算机可读存储介质上存储有产品表面缺陷的检测程序,所述产品表面缺陷的检测程序被处理器执行时实现如上所述的产品表面缺陷的检测方法的步骤。
- [0167] 其中,在所述处理器上运行的产品表面缺陷的检测程序被执行时所实现的步骤可参照本发明产品表面缺陷的检测方法的各个实施例,此处不再赘述。
- [0168] 需要说明的是,在本文中,术语“包括”、“包含”或者其任何其他变体意在涵盖非排他性的包含,从而使得包括一系列要素的过程、方法、物品或者系统不仅包括那些要素,而且还包括没有明确列出的其他要素,或者是还包括为这种过程、方法、物品或者系统所固有的要素。在没有更多限制的情况下,由语句“包括一个……”限定的要素,并不排除在包括该要素的过程、方法、物品或者系统中还存在另外的相同要素。
- [0169] 上述本发明实施例序号仅仅为了描述,不代表实施例的优劣。
- [0170] 通过以上的实施方式的描述,本领域的技术人员可以清楚地了解到上述实施例方法可借助软件加必需的通用硬件平台的方式来实现,当然也可以通过硬件,但很多情况下前者是更佳的实施方式。基于这样的理解,本发明的技术方案本质上或者说对现有技术做出贡献的部分可以以软件产品的形式体现出来,该计算机软件产品存储在一个存储介质

(如ROM/RAM、磁碟、光盘)中,包括若干指令用以使得一台终端设备(可以是手机,计算机,服务器,空调器,或者网络设备等)执行本发明各个实施例所述的方法。

[0171] 以上仅为本发明的优选实施例,并非因此限制本发明的专利范围,凡是利用本发明说明书及附图内容所作的等效结构或等效流程变换,或直接或间接运用在其他相关的技术领域,均同理包括在本发明的专利保护范围内。

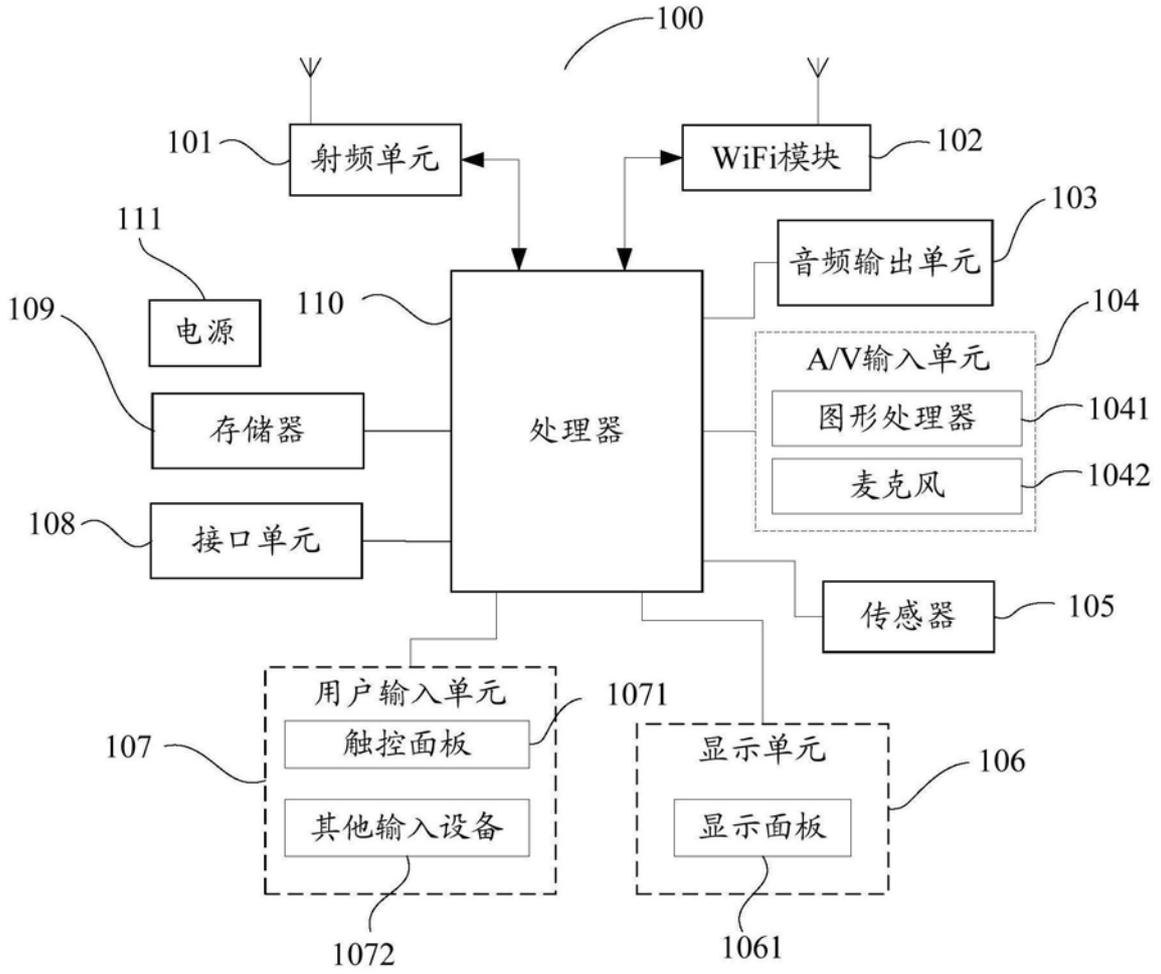


图1

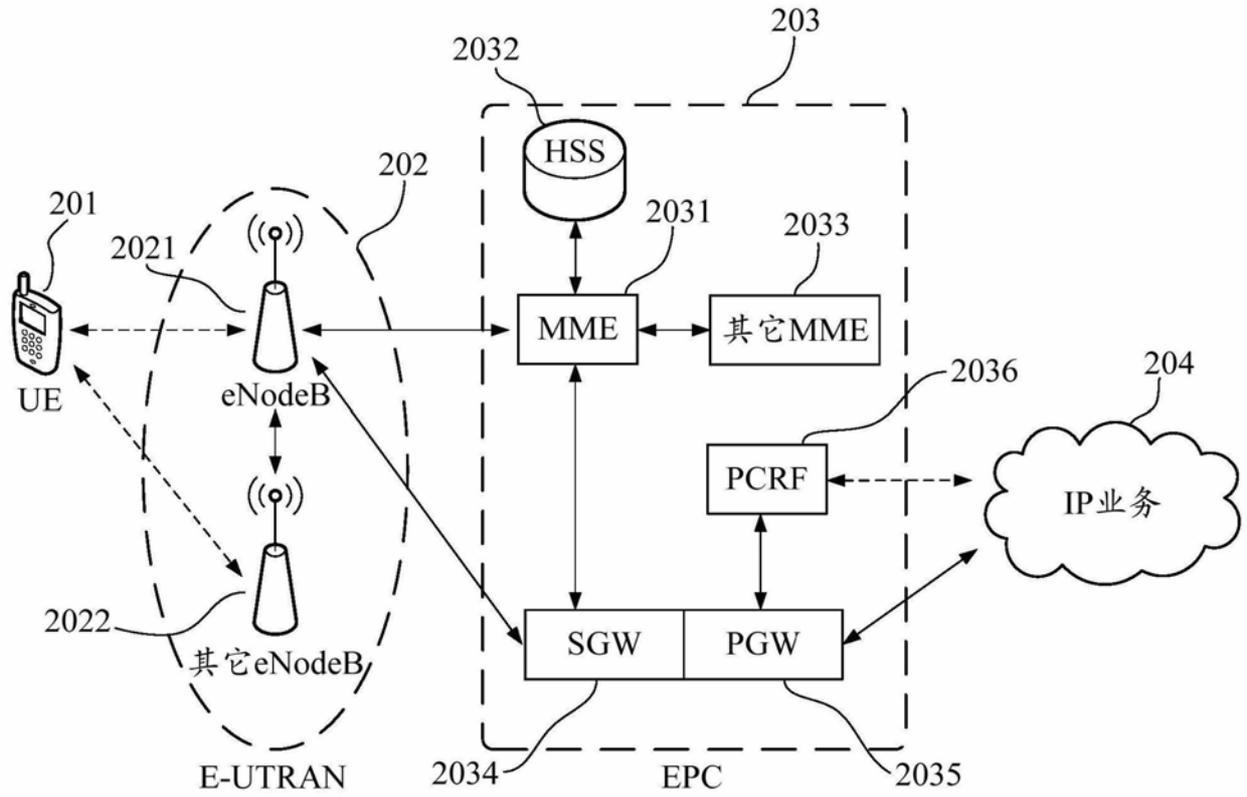


图2

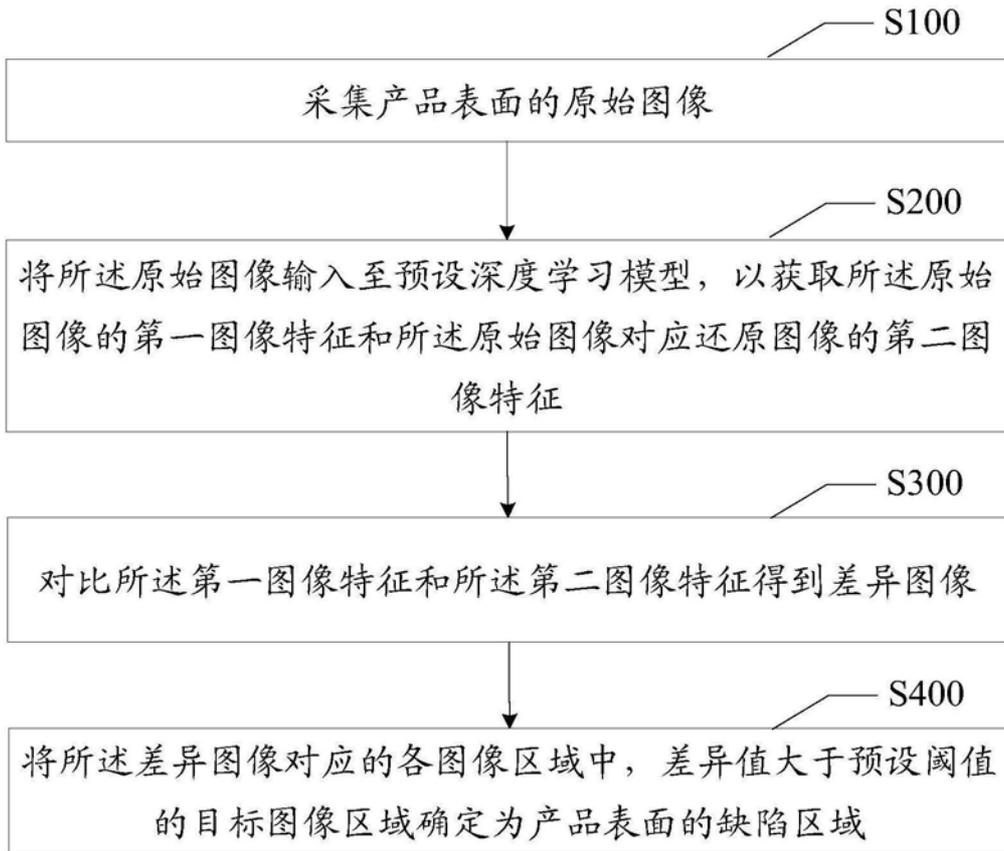


图3

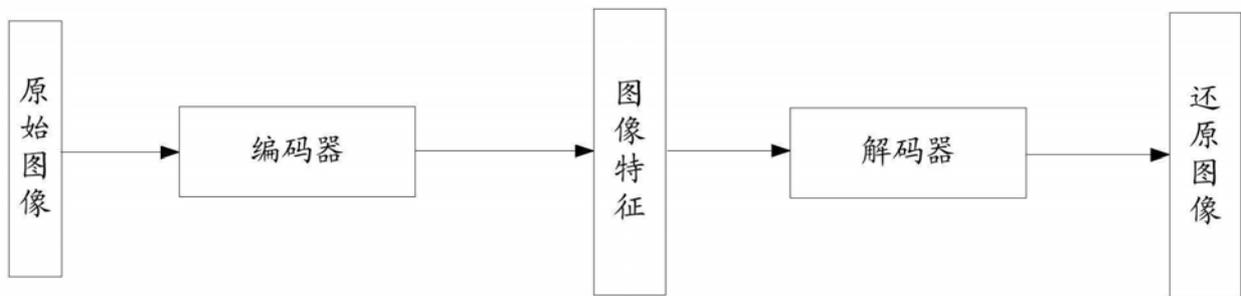


图4



图5