



(12)发明专利申请

(10)申请公布号 CN 110991374 A

(43)申请公布日 2020.04.10

(21)申请号 201911255304.1

(22)申请日 2019.12.10

(71)申请人 电子科技大学

地址 611731 四川省成都市高新区(西区)
西源大道2006号

(72)发明人 漆进 王菁怡 杨轶涵

(51)Int.Cl.

G06K 9/00(2006.01)

G06N 3/04(2006.01)

G06N 3/08(2006.01)

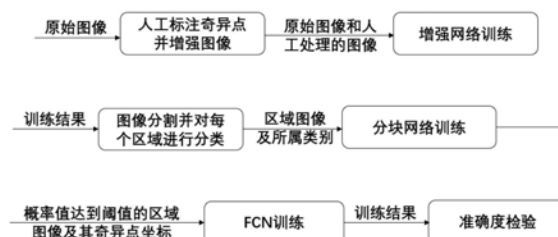
权利要求书2页 说明书4页 附图1页

(54)发明名称

一种基于RCNN的指纹奇异点检测方法

(57)摘要

本发明提供了一种基于RCNN的指纹奇异点检测方法,其过程共分为五步:构造数据集、指纹图像增强、指纹图像分割、指纹图像奇异点检测以及准确度检验。相比于传统的指纹奇异点检测方法,该方法创新性的结合了卷积,基于RCNN框架进行检测,具有检测速度快、准确度高、效率高的优势。其中图像增强过程降低了对指纹图像质量的要求,分块网络的运用简化省略了以往处理方法中数据增强的操作。



1. 一种基于RCNN的指纹奇异点检测方法,其特征在于,所述方法包括:

步骤1) 在计算机读取原始指纹图像后构造数据集:获取大小为256*320含噪点的指纹原始灰度图像,首先进行人工图像增强、标注groundtruth,再将图像进行归一化处理,同时按照8:2的比例划分训练集和测试集;

步骤2) 搭建用于图像增强的解编码卷积神经网络,由编码网络和解码网络两个模块组成,使用原始数据集进行训练图像增强网络,并将网络预测输出的256*320的指纹图片进行保存,作为3)的输入;

步骤3) 将增强后的指纹图像按照网格分割为大小为若干41*41的区域,手动标注每个区域所属的类别,并用矩阵表示,作为groundtruth,再设置概率阈值,用于筛选分类后的结果,使用增强后的图像数据集训练Res-net分类器,针对每个区域的输出结果,保留高于概率阈值的区域,用于步骤4);;

步骤4) 将步骤三中含奇异点的区域图像作为输入,将归一化后的指纹坐标作为输出,进行FCN的训练,该FCN本质上是对提出的感兴趣区域进行回归;

步骤5) 提取步骤四中FCN的预测结果,与真实值进行比较,计算方法预测的准确性,以预测点与真实点之间的欧式距离作为依据,将距离低于阈值的点视为检测成功。

2. 根据权利要求1,其特征在于:所述步骤1) 一中人工图像增强指运用图像处理技术进行滤波、降噪等操作,标注groundtruth指手动标注出奇异点的位置,并且读取奇异点的坐标,将其保存为csv文件,图像归一化指将所有像素点的灰度值除以255,使其值在[0,1]范围内。

3. 根据权利要求1,其特征在于:所述步骤2) 中图像增强网络由编码器网络和解码器网络构成,编码器网络的结构为两个分别由两层相同的卷积层(卷积核为3*3,通道数依次为16和64,步长为1) 和一层最大池化层(窗口大小为2*2) 模块,编码器网络由两个含一层上采样层(窗口大小为2*2) 和相同两层卷积层(卷积核为3*3,通道数依次为64和16,步长为1) 的网络模块构成,最后再通过一层卷积核为1*1的卷积层,训练过程中使用均方误差作为损失函数,使用随机梯度下降算法进行参数优化。

4. 根据权利要求1,其特征在于:所述步骤(3) 中标注各区域类别的矩阵如下所示:

$$C = \begin{bmatrix} c_1 \\ c_2 \\ c_3 \end{bmatrix}$$

其中C为类别矩阵, $c_i \in \{0,1\}$, $i=1,2,3$, c_1 表示该区域内是否含有奇异点, c_2 表示该区域内是否含有核心点, c_3 表示该区域内是否含有三角点,概率阈值依据具体数据集而定,一般略小于预测概率的最大值。

5. 根据权利要求1,其特征在于:所述步骤(3) 中的Res-net具体结构为:一个卷积核为5*5、通道数为16的卷积层,连接一个窗口大小为2*2、通道数为16的下采样层,然后连接卷积核为5*5、通道数为32的卷积层并且延伸出至下一卷积层的残差网络,接着是窗口大小为2*2、通道数为64的下采样层,最后是一个卷积核为5*5、通道数为64的卷积层以及全连接层,该网络的训练参数设置同步骤二中的网络。

6. 根据权利要求1,其特征在于:所述步骤(4) 中训练集为步骤三中高于概率阈值的41*

41像素的区域灰度图片,我们需要通过原始图像标注的坐标来计算该区域内奇异点坐标,并将其归一化,具体步骤如下:

$$x_i' = x_i - \lfloor x_i / 41 \rfloor \times 41, i = 1, 2, \dots, n$$

$$\overline{x_i} = \frac{x_i' - \min(x_i')}{\max(x_i') - \min(x_i')}, i = 1, 2, \dots, n$$

其中 x_i 为原始坐标, x_i' 为区域灰度图片内奇异点的坐标, $\overline{x_i}$ 为归一化后的坐标值, $\overline{x_i} \in [0, 1]$, n 为数据集中指纹图片的。

7. 根据权利要求1,其特征在于:所述步骤(4)中的FCN由四个相似的模块组成,每个模块由两层卷积层(卷积核为3*3,通道数依次为16、64、128和256)和一层最大池化层(窗口大小为2*2)组成,全连接层的层数为2,结点个数分别为256和2,在该网络中,使用随机梯度下降进行回归,网络通过将均方误差反向传播来学习。

8. 根据权利要求1,其特征在于:所述步骤5)中所用的欧式距离如下所示:

$$\sqrt{(p_x - g_x)^2 + (p_y - g_y)^2} \leq threshold$$

其中 p_x, p_y, g_x, g_y 分别表示预测点的横纵坐标以及真实奇异点的横纵坐标,threshold为阈值。

9. 根据权利要求1,其特征在于:所述步骤(5)中其阈值依据图片大小而定,一般为图像规模的十分之一左右,根据图片大小我们取阈值为20个像素点。

一种基于RCNN的指纹奇异点检测方法

技术领域

[0001] 本文涉及一种图像奇异点检测方法,尤其是指纹奇异点检测方法,属于计算机视觉和深度学习的领域。

背景技术

[0002] 由于其独特性,指纹图像如今被作为身份标识广泛运用于访问许可与犯罪调查等方面,人们可通过判断所使用指纹图像与数据库内图像的一致性,确定某指纹图像的所属者。奇异点,作为指纹图像上的本质全局特征与显著标识,具有不随旋转、形变等变化的特征,适用于指纹检索、指纹分类等各种指纹识别的场景中。

[0003] 庞加莱指数在指纹奇异点检测中有大量的运用,使用庞加莱指数的方法普遍存在容易受图片噪点影响,在低质量指纹图片上表现较差的问题,且容易造成庞大计算量。现存的奇异点检测方法大多是基于庞加莱指数的提升。如结合庞加莱指数与多尺度检测算法,该方法只需计算可能区域的奇异点,可以有效提高检测速度,但检测准确度并不理想,除此之外,使用零极点模型结合霍夫变换方法的性能也被庞加莱指数的准确度所限制。

[0004] 深度卷积神经网络如今推动了许多尖端计算机视觉方向的发展,在生物模式识别、视频识别等领域被广泛使用,并且达到了很好的效果。其中的RCNN网络,在目标检测方面有较强的效果,它使用具有较高容量的卷积神经网络,自底而上的传播候选区域,以达到目标定位和分割的目的。对于标签的训练数据比较少少的情况,RCNN可以使用训练好的参数作为辅进行微调,能够较好的提升识别效果,除此之外,RCNN采用大量样本下有监督预训练与少量样本下微调相结合的方式,有效解决了小样本难以训练甚至过拟合等问题。

发明内容:

[0005] 鉴于传统方法存在诸多缺陷,本发明提出一种基于RCNN的指纹奇异点检测方法,其实施流程如图1所示,目的是更高效,更准确地从如图2a所示的指纹图像中,提取到如图2b所示的指纹奇异点,同时能够降低对样本指纹图像质量的要求。

[0006] 为实现上述目的,本发明在计算机读入原始指纹图像后,进行以下步骤:

[0007] 步骤一,构造数据集:获取大小为256*320含噪点的指纹原始灰度图像,人工手动进行图像增强,并且标注出groundtruth,将图像进行归一化,同时按照8:2的比例划分训练集和测试集;

[0008] 步骤二,图像增强:搭建用于图像增强的解编码卷积神经网络,由编码网络和解码网络两个模块组成。使用原始数据集进行训练图像增强网络,并将网络预测输出的256*320的指纹图片进行保存,作为步骤三的输入;

[0009] 步骤三,图像分割:将增强后的指纹图像按照网格分割为大小为若干41*41的区域,手动标注每个区域所属的类别,并用矩阵表示,作为groundtruth,接着设置概率阈值,用于分类后的结果筛选。使用增强后的图像数据集训练Res-net分类器。针对每个区域的输出结果,保留高于概率阈值的区域,用于奇异点坐标检测;

[0010] 步骤四,奇异点检测:将步骤三中含奇异点的区域图像作为输入,将归一化后的指纹坐标作为输出,进行FCN的训练,该本质上是对提出的感兴趣区域进行回归;

[0011] 步骤五,准确度计算:提取步骤四中FCN的预测结果,与真实值进行比较,计算方法预测的准确性。以预测点与真实点之间的欧式距离作为依据,将距离低于阈值的点视为检测成功。

[0012] 针对步骤一,人工图像增强指运用图像处理技术进行滤波、降噪等操作,标注groundtruth指手动标注出奇异点的位置,并且读取奇异点的坐标,将其保存为csv文件。图像归一化指将所有像素点的灰度值除以255,使其值在[0,1]范围内。

[0013] 针对步骤二,图像增强网络由编码器网络和解码器网络构成,编码器网络的结构为两个分别由两层相同的卷积层(卷积核为3*3,通道数依次为16和64,步长为1)和一层最大池化层(窗口大小为2*2)模块。编码器网络由两个含一层上采样层(窗口大小为2*2)和相同两层卷积层(卷积核为3*3,通道数依次为64和16,步长为1)的网络模块构成,最后再通过一层卷积核为1*1的卷积层。训练过程中使用均方误差作为损失函数,使用随机梯度下降算法进行参数优化。

[0014] 针对步骤三,标注各区域类别的矩阵如下所示:

$$[0015] \quad C = \begin{bmatrix} c_1 \\ c_2 \\ c_3 \end{bmatrix}$$

[0016] 其中C为类别矩阵, $c_i \in \{0,1\}$, $i=1,2,3$, c_1 表示该区域内是否含有奇异点, c_2 表示该区域内是否含有核心点, c_3 表示该区域内是否含有三角点。概率阈值依据具体数据集而定,一般略小于预测概率的最大值。该步骤中的Res-net具体结构为:一个卷积核为5*5、通道数为16的卷积层,连接一个窗口大小为2*2、通道数为16的下采样层,然后连接卷积核为5*5、通道数为32的卷积层并且延伸出至下一卷积层的残差网络,接着是窗口大小为2*2、通道数为64的下采样层,最后是一个卷积核为5*5、通道数为64的卷积层以及全连接层。该网络的训练参数设置同步骤二中的网络。

[0017] 针对步骤四,训练集为步骤三中高于概率阈值的41*41的区域灰度图片,我们需要通过原始图像标注的坐标来计算该区域内奇异点坐标,并将其归一化,具体步骤如下:

$$[0018] \quad x'_i = x_i - \lfloor x_i / 41 \rfloor \times 41, i=1,2,\dots,n$$

$$[0019] \quad \bar{x}_i = \frac{x'_i - \min(x'_i)}{\max(x'_i) - \min(x'_i)}, i=1,2,\dots,n$$

[0020] 其中 x_i 为原始坐标, x'_i 为区域灰度图片内奇异点的坐标, \bar{x}_i 为归一化后的坐标值, $\bar{x}_i \in [0,1]$, n 为数据集中指纹图片的。该步骤的FCN由四个相似的模块组成,每个模块由两层卷积层(卷积核为3*3,通道数依次为16、64、128和256)和一层最大池化层(窗口大小为2*2)组成,全连接层的层数为2,结点数分别为256和2。在该网络中,使用随机梯度下降进行回归,网络通过将均方误差反向传播来学习。由于输入的图片较小,该步骤中CNN能够较为有效地进行学习,使得输出的预测值具有较高的准确度。

[0021] 针对步骤五,其使用的欧式距离如下所示:

$$[0022] \quad \sqrt{(p_x - g_x)^2 + (p_y - g_y)^2} \leq threshold$$

[0023] 其中 p_x, p_y, g_x, g_y 分别表示预测点的横纵坐标以及真实奇异点的横纵坐标, threshold为阈值。

[0024] 针对步骤五,其阈值依据图片大小而定,一般为图像规模的十分之一左右,根据图片大小我们取阈值为20个像素点。

附图说明:

[0025] 图1为本发明一个实施例的流程图

[0026] 图2a和b分别为对图1实施例的原图和检测结果

[0027] 具体实施过程:

[0028] 下面结合流程图以及实施例来对基于RCNN的指纹奇异点检测方法做进一步的说明。

[0029] 整个方法过程主要分为五步:构造数据集、指纹图像增强、指纹图像分割、奇异点坐标检测以及准确度检测。

[0030] 步骤一,获取大小为256*320含噪点的指纹原始灰度图像,人工手动进行图像增强,并且标注出groundtruth,将图像进行归一化,同时按照8:2的比例划分训练集和测试集;

[0031] 步骤二,搭建用于图像增强的解编码卷积神经网络,由编码网络和解码网络两个模块组成。使用原始数据集进行训练图像增强网络,并将网络预测输出的256*320的指纹图像进行保存,作为步骤三的输入;

[0032] 步骤三,将增强后的指纹图像按照网格分割为大小为41*41的区域,手动标注每个区域所属的类别,并用矩阵表示,接着设置概率阈值,用于筛选分类后的结果。使用增强后的图像数据集训练Res-net分类器,保留高于概率阈值的区域,用于奇异点坐标检测;

[0033] 步骤四,将步骤三中含奇异点的区域图像作为输入,将归一化后的指纹坐标作为输出,进行FCN的训练;

[0034] 步骤五,提取步骤四中FCN的预测结果,与真实值进行比较,计算方法预测的准确性。以预测点与真实点之间的欧式距离作为依据,将距离低于阈值的点视为检测成功。

[0035] 针对步骤一,人工图像增强指运用图像处理技术进行滤波、降噪等操作,标注groundtruth指手动标注出奇异点的位置,并且读取奇异点的坐标,将其保存为csv文件。图像归一化指将所有像素点的灰度值除以255,使其值在[0,1]范围内。

[0036] 针对步骤二,图像增强网络由编码器网络和解码器网络构成,编码器网络的结构为两个分别由两层相同的卷积层(卷积核为3*3,通道数依次为16和64,步长为1)和一层最大池化层(窗口大小为2*2)模块。编码器网络由两个含一层上采样层(窗口大小为2*2)和相同两层卷积层(卷积核为3*3,通道数依次为64和16,步长为1)的网络模块构成,最后再通过一层卷积核为1*1的卷积层。训练过程中使用均方误差作为损失函数,使用随机梯度下降算法进行参数优化。

[0037] 针对步骤三,标注各区域类别的矩阵如下所示:

$$[0038] \quad C = \begin{bmatrix} c_1 \\ c_2 \\ c_3 \end{bmatrix}$$

[0039] 其中C为类别矩阵, $c_i \in \{0, 1\}$, $i = 1, 2, 3$, c_1 表示该区域内是否含有奇异点, c_2 表示该区域内是否含有核心点, c_3 表示该区域内是否含有三角点。概率阈值依据具体数据集而定, 一般略小于预测概率的最大值。该步骤中的Res-net具体结构为: 一个卷积核为5*5、通道数为16的卷积层, 连接一个窗口大小为2*2、通道数为16的下采样层, 然后连接卷积核为5*5、通道数为32的卷积层并且延伸出至下一卷积层的残差网络, 接着是窗口大小为2*2、通道数为64的下采样层, 最后是一个卷积核为5*5、通道数为64的卷积层以及全连接层。该网络的训练参数设置同步骤二中的网络。

[0040] 针对步骤四, 训练集为步骤三中高于概率阈值的41*41的区域灰度图片, 我们需要通过原始图像标注的坐标来计算该区域内奇异点坐标, 并将其归一化, 具体步骤如下:

$$[0041] \quad x_i' = x_i - \lfloor x_i / 41 \rfloor \times 41, i = 1, 2, \dots, n$$

$$[0042] \quad \bar{x}_i = \frac{x_i' - \min(x_i')}{\max(x_i') - \min(x_i')}, i = 1, 2, \dots, n$$

[0043] 其中 x_i 为原始坐标, x_i' 为区域灰度图片内奇异点的坐标, \bar{x}_i 为归一化后的坐标值, $\bar{x}_i \in [0, 1]$, n 为数据集中指纹图片的。该步骤的FCN由四个相似的模块组成, 每个模块由两层卷积层(卷积核为3*3, 通道数依次为16、64、128和256)和一层最大池化层(窗口大小为2*2)组成, 全连接层的层数为2, 结点数分别为256和2。在该网络中, 使用随机梯度下降进行回归, 网络通过将均方误差反向传播来学习。由于输入的图片较小, 该步骤中CNN能够较为有效地进行学习, 使得输出的预测值具有较高的准确度。

[0044] 针对步骤五, 其使用的欧式距离如下所示:

$$[0045] \quad \sqrt{(p_x - g_x)^2 + (p_y - g_y)^2} \leq threshold$$

[0046] 其中 p_x, p_y, g_x, g_y 分别表示预测点的横纵坐标以及真实奇异点的横纵坐标, threshold为阈值。

[0047] 针对步骤五, 其阈值依据图片大小而定, 一般为图像规模的十分之一左右, 根据图片大小我们取阈值为20个像素点。

[0048] 本发明的基于RCNN的指纹奇异点检测方法基于RCNN框架以达到检测速度快、准确度高、效率高的优势, 图像增强过程降低了对指纹图像质量的要求, 分块网络使得该过程无需进行数据增强操作以简化训练过程。

[0049] 以上对本发明所提供的方法进行了详细介绍, 本文中应用了具体个例对发明发原理及实施方法进行了阐述, 以上实施例的说明只是用于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, 根据本发明的思想, 在具体实施方式及应用范围上均会有改变之处, 本说明书内容不应理解为对本发明的限制。

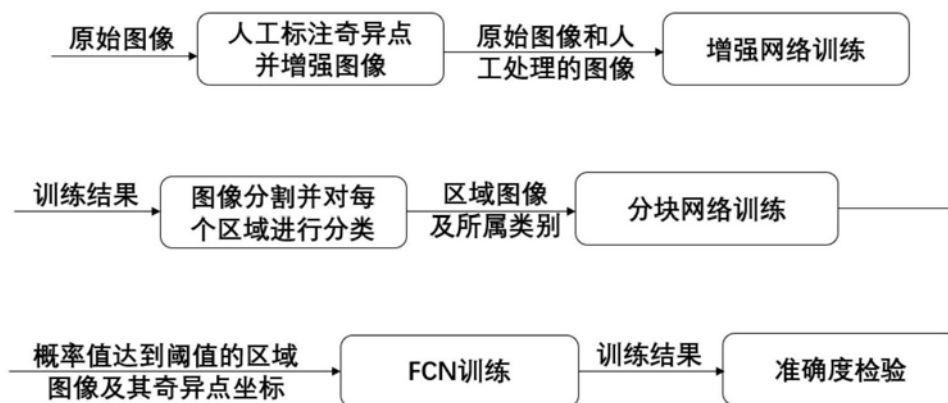


图1



图2a



图2b