

图像质量评估方法及图像质量评估系统

本申请要求 2017 年 9 月 8 日提交的申请号为 No. 201710804804.0 的中国申请的优先权, 通过引用将其全部内容并入本文。

技术领域

5 本发明涉及图像处理技术领域, 特别涉及一种图像质量评估方法及图像质量评估系统。

发明背景

随着光学字符识别 (Optical Character Recognition, OCR) 技术的广泛应用, 利用 OCR 技术采集得到的文本图像的质量日益受到更多关注, 针对于文本图像的质量评估方法也引起学术界和工业界的更广泛的兴趣。

10 现有图像质量评估方法主要可分为两大类, 一类是有参考图像的质量评估, 另一类是无参考图像的质量评估。其中, 有参考图像的质量评估是将失真图像与原始图像进行特征 (比如梯度、对比度等) 对比, 得到失真图像的质量评估; 无参考图像的质量评估是直接提取失真图像的某些特征 (比如边缘强度、模糊程度等), 并根据所提取的特征得到失真图像的质量评估。现有图像质量评估方法存在算法复杂、计算量大的缺陷, 并且大多数现有图像质量评估方法需
15 要预先对待评估图像进行处理, 处理后的待评估图像才能进行评估操作, 评估过程较为复杂。此外, 大多数现有图像质量评估方法针对的是自然场景图像, 并不适合文本图像的质量评估。

发明内容

有鉴于此, 本发明实施例提供一种图像质量评估方法及图像质量评估系统, 以解决现有图像质量评估方法评估精准性差、评估效率低的问题, 尤其是针对于文本图像的评估操作。

20 第一方面, 本发明实施例提供一种图像质量评估方法, 该图像质量评估方法包括利用图像样本生成图像质量评估模型; 利用图像质量评估模型对待评估图像进行评估操作。

在本发明一实施例中, 利用图像样本生成图像质量评估模型包括标注图像样本的基准质量指标值; 根据图像样本生成神经网络结构; 利用图像样本对神经网络结构的层级参数进行迭代训练, 以生成图像质量评估模型。

25 在本发明一实施例中, 利用图像样本对神经网络结构的层级参数进行迭代训练, 以生成图像质量评估模型包括根据训练参数将图像样本输入至神经网络结构; 计算神经网络结构中的损失层的输出结果与基准质量指标值之间的误差数据; 利用误差数据更新神经网络结构中的层级参数, 并根据更新后的神经网络结构重新迭代计算误差数据; 当迭代计算的误差数据达到预设误差范围时, 基于神经网络结构生成图像质量评估模型。

30 在本发明一实施例中, 训练参数包括迭代总数、每次迭代样本数目、测试间隔、学习率、初始化神经网络结构的各层级权值、偏置项、偏置项和初始化神经网络结构的各层级权值的学习率中的至少一种。

在本发明一实施例中, 神经网络结构包括卷积层、激活函数层和损失层。

在本发明一实施例中, 激活函数层包括修正线性单元层和 S 型生长曲线层。

35 在本发明一实施例中, 神经网络结构中的层级顺序依次为卷积层、修正线性单元层、卷积层、修正线性单元层、卷积层、修正线性单元层、S 型生长曲线层和损失层。

在本发明一实施例中，神经网络结构进一步包括池化层、抛弃层、空间金字塔池化层。

在本发明一实施例中，神经网络结构中的层级顺序依次为卷积层、修正线性单元层、池化层、卷积层、修正线性单元层、池化层、卷积层、修正线性单元层、池化层、卷积层、修正线性单元层、抛弃层、卷积层、空间金字塔池化层、S型生长曲线层和损失层。

5 在本发明一实施例中，卷积层的层级参数包括卷积核数目、卷积核大小、卷积窗口滑动步长及填充边缘像素值。

在本发明一实施例中，池化层的层级参数包括采样规则、采样窗口大小、采样窗口滑动步长。

在本发明一实施例中，抛弃层的层级参数包括丢弃率。

10 在本发明一实施例中，空间金字塔池化层的层级参数包括采样规则及金字塔层数。

在本发明一实施例中，图像为文本图像。

第二方面，本发明实施例还提供一种图像质量评估系统，该图像质量评估系统包括图像质量评估模型生成模块，用于利用图像样本生成图像质量评估模型；评估模块，用于利用图像质量评估模型对待评估图像进行评估操作。

15 在本发明一实施例中，图像质量评估模型生成模块包括标注单元，用于标注图像样本的基准质量指标值；神经网络结构生成单元，用于根据图像样本生成神经网络结构；迭代训练单元，用于利用图像样本对神经网络结构的层级参数进行迭代训练，以生成图像质量评估模型。

在本发明一实施例中，迭代训练单元还用于根据训练参数将图像样本输入至神经网络结构；计算神经网络结构中的损失层的输出结果与基准质量指标值之间的误差数据；利用误差数据更新神经网络结构中的层级参数，并根据更新后的神经网络结构重新迭代计算误差数据；当迭代计算的误差数据达到预设误差范围时，基于神经网络结构生成图像质量评估模型。

20 在本发明一实施例中，训练参数包括迭代总数、每次迭代样本数目、测试间隔、学习率、初始化神经网络结构的各层级权值、偏置项、偏置项和初始化神经网络结构的各层级权值的学习率中的至少一种。

25 在本发明一实施例中，神经网络结构包括卷积层、激活函数层和损失层。

在本发明一实施例中，激活函数层包括修正线性单元层和S型生长曲线层。

在本发明一实施例中，神经网络结构中的层级顺序依次为卷积层、修正线性单元层、卷积层、修正线性单元层、卷积层、修正线性单元层、S型生长曲线层和损失层。

在本发明一实施例中，神经网络结构进一步包括池化层、抛弃层、空间金字塔池化层。

30 在本发明一实施例中，神经网络结构中的层级顺序依次为卷积层、修正线性单元层、池化层、卷积层、修正线性单元层、池化层、卷积层、修正线性单元层、池化层、卷积层、修正线性单元层、抛弃层、卷积层、空间金字塔池化层、S型生长曲线层和损失层。

在本发明一实施例中，卷积层的层级参数包括卷积核数目、卷积核大小、卷积窗口滑动步长及填充边缘像素值。

35 在本发明一实施例中，池化层的层级参数包括采样规则、采样窗口大小、采样窗口滑动步长。

在本发明一实施例中，抛弃层的层级参数包括丢弃率。

在本发明一实施例中，空间金字塔池化层的层级参数包括采样规则及金字塔层数。

在本发明一实施例中，图像为文本图像。

40 第三方面，本发明实施例还提供一种计算机存储介质，该计算机可读存储介质上存储有图像质量评估程序，该图像质量评估程序被处理器执行时实现上述任一实施例所提及的图像质量评估方法的操作。

本发明实施例提供的图像质量评估方法，利用图像样本生成图像质量评估模型，然后借助

于生成的图像质量评估模型来对待评估图像进行评估操作的方式，完成了对待评估图像的质量评估操作，与现有图像质量评估方法相比，本发明实施例提供的图像质量评估方法计算量低、评估过程简单快捷，提高了评估效率。此外，本发明实施例提供的图像质量评估方法是借助基于图像样本生成的图像质量评估模型来实现评估操作，评估结果具有较高的精准性。尤其是当

5 图像样本和待评估图像的图像类型均为文本图像时，本发明实施例提供的图像质量评估方法能够针对文本图像进行高精度性、高效率的评估操作。

此外，本发明实施例所提供的图像质量评估系统同样具有上述优点和有益效果。

附图简要说明

为了更清楚地说明本发明实施例中的技术方案，下面将对实施例描述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

10 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。

图 1 所示为本发明一实施例提供的图像质量评估方法的流程示意图。

图 2 所示为本发明一实施例提供的图像质量评估方法的利用图像样本生成图像质量评估模型步骤的流程示意图。

15 图 3 所示为本发明另一实施例提供的神经网络结构的层级结构示意图。

图 4 所示为本发明又一实施例提供的神经网络结构的层级结构示意图。

图 5 所示为本发明再一实施例提供的图像质量评估方法的利用图像样本对神经网络结构的层级参数进行迭代训练，以生成图像质量评估模型步骤的流程示意图。

图 6 所示为本发明再一实施例提供的迭代训练图像质量评估模型的方法流程图。

20 图 7 所示为本发明再一实施例提供的用于训练的文本图像样本示例图。

图 8 所示为本发明再一实施例提供的文本图像质量评估模型的文本质量网络结构的结构示意图。

图 9 所示为本发明再一实施例提供的文本质量网络结构中各层级输出的 $M \times N$ 的灰度图的尺寸变化示意图。

25 图 10 所示为本发明再一实施例提供的利用训练的文本图像质量评估模型实施文本图像质量评估的流程示意图。

图 11 所示为本发明再一实施例提供的待评估图像的示例图。

图 12 所示为本发明再一实施例提供的待评估图像的示例图。

图 13 所示为本发明一实施例提供的图像质量评估系统的结构示意图。

30 图 14 所示为本发明另一实施例提供的图像质量评估系统的图像质量评估模型生成模块的结构示意图。

图 15 所示为本发明又一实施例提供的文本图像质量评估设备的结构示意图。

图 16 所示为本发明一实施例提供的电子设备的结构示意图。

实施本发明的方式

35 为使本发明的目的、技术方案和优点更加清楚，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。

图 1 所示为本发明一实施例提供的图像质量评估方法的流程示意图。如图 1 所示，本发明

40 实施例提供的图像质量评估方法包括：

10: 利用图像样本生成图像质量评估模型。

图像质量评估模型为根据图像样本训练生成的图像质量评估模型，也就是说，图像质量评估模型中的层级结构以及层级参数等具体信息均根据图像样本的具体情况来训练生成。

需要说明的是，图像样本的图像类型既可以是包括自然场景的场景图像，又可以是包括文本信息的文本图像，以充分提高本发明实施例提供的图像质量评估方法的适应能力和应用广泛性，本发明实施例对此不进行统一限定。

优选地，待评估图像的图像类型应当与图像样本的图像类型一致，比如，当图像样本的图像类型为文本图像时，待评估图像的图像类型亦应当为文本图像。应当理解，由于图像质量评估模型的生成依据为图像样本，因此，当待评估图像的图像类型与图像样本的图像类型一致时，能够充分提高图像质量评估模型的评估准确率。

在本发明一实施例中，图像样本和待评估图像的图像类型均为文本图像。

20: 利用图像质量评估模型对待评估图像进行评估操作。

在实际应用过程中，首先选定图像样本，利用选定的图像样本生成图像质量评估模型，然后再利用生成的图像质量评估模型对待评估图像进行评估操作，以生成待评估图像的评估数据。

本发明实施例提供的图像质量评估方法，利用图像样本生成图像质量评估模型，然后借助于生成的图像质量评估模型来对待评估图像进行评估操作的方式，完成了对待评估图像的质量评估操作，与现有图像质量评估方法相比，本发明实施例提供的图像质量评估方法计算量低、评估过程简单快捷，提高了评估效率。此外，本发明实施例提供的图像质量评估方法是借助于图像样本生成的图像质量评估模型来实现评估操作，评估结果具有较高的精准性。尤其是当图像样本和待评估图像的图像类型均为文本图像时，本发明实施例提供的图像质量评估方法能够针对文本图像进行高精度性、高效率的评估操作。

图2所示为本发明一实施例提供的图像质量评估方法的利用图像样本生成图像质量评估模型步骤的流程示意图。如图2所示，在本发明实施例提供的图像质量评估方法中，利用图像样本生成图像质量评估模型包括：

11: 标注图像样本的基准质量指标值。

需要说明的是，图像样本的基准质量指标值的标注，既可以是借助计算机程序等实现的自动标注，又可以是人为手动标注，还可以是其它的标注方式，本发明实施例对此不进行统一限定。

12: 根据图像样本生成神经网络结构。

应当理解，神经网络结构为辅助后续机器学习的网络结构，包括输入层、输出层和中间层。

优选地，神经网络结构为卷积神经网络结构。

优选地，神经网络结构包括卷积（Convolution）层、激活函数（Activation Function）层和损失（Loss）层的网络结构。其中，卷积层用于对图像样本进行特征提取操作；激活函数层用于引入非线性因素；损失层用于在训练过程中，根据得出的评估结果和基准质量指标值之间的差异决定是否继续迭代训练。

优选地，激活函数层包括修正线性单元（Rectified Linear Unit, ReLU）层和S型生长曲线（Sigmoid）层。

更优选地，神经网络结构进一步包括池化（Pooling）层、抛弃（Dropout）层、空间金字塔池化（Spatial Pyramid Pooling, SPP）层。其中，池化层用于进行特征压缩，以简化计算复杂度，降低过拟合；抛弃层用于降低过拟合；空间金字塔池化层用于将提取的特征转换为固定尺寸的特征向量。

13: 利用图像样本对神经网络结构的层级参数进行迭代训练，以生成图像质量评估模型。

优选地，卷积层的层级参数包括卷积核数目、卷积核大小、卷积窗口滑动步长和填充边缘像素值。

优选地，池化层的层级参数包括采样规则、采样窗口大小和采样窗口滑动步长。

优选地，抛弃层的层级参数包括丢弃率。

5 优选地，空间金字塔池化层的层级参数包括采样规则和金字塔层数。

在实际应用过程中，首先选定图像样本，标注图像样本的基准质量指标值，然后根据选定的图像样本生成神经网络结构，并利用图像样本对神经网络结构的层级参数进行迭代训练，以生成图像质量评估模型，最后利用生成的图像质量评估模型对待评估图像进行评估操作，以生成待评估图像的评估数据。

10 本发明实施例提供的图像质量评估方法，利用图像样本建立基础的神经网络结构，然后基于图像样本对神经网络结构进行深度机器学习，以生成图像质量评估模型的方式，进一步提高了图像质量评估模型的评估精准性。此外，当神经网络结构中包括修正线性单元层、S型生长曲线层、池化层、抛弃层以及空间金字塔池化层等层级结构时，进一步充分提高了所生成的图像质量评估模型的评估精准性和评估效率。

15 图3所示为本发明另一实施例提供的神经网络结构的层级结构示意图。如图3所示，在本发明实施例提供的神经网络结构中，层级顺序依次为卷积层、修正线性单元层、卷积层、修正线性单元层、卷积层、修正线性单元层、S型生长曲线层和损失层。

在实际应用过程中，数据的传输顺序依次为卷积层、修正线性单元层、卷积层、修正线性单元层、卷积层、修正线性单元层、S型生长曲线层和损失层，也就是说，数据从位于首层的卷积层输入，最后经损失层输出。

20 图4所示为本发明又一实施例提供的神经网络结构的层级结构示意图。如图4所示，在本发明实施例提供的神经网络结构中，层级顺序依次为卷积层、修正线性单元层、池化层、卷积层、修正线性单元层、池化层、卷积层、修正线性单元层、池化层、卷积层、修正线性单元层、抛弃层、卷积层、空间金字塔池化层、S型生长曲线层和损失层。

25 在实际应用过程中，数据的传输顺序依次为卷积层、修正线性单元层、池化层、卷积层、修正线性单元层、池化层、卷积层、修正线性单元层、池化层、卷积层、修正线性单元层、抛弃层、卷积层、空间金字塔池化层、S型生长曲线层和损失层，也就是说，数据从位于首层的卷积层输入，最后经损失层输出。

30 图5所示为本发明再一实施例提供的图像质量评估方法的利用图像样本对神经网络结构的层级参数进行迭代训练，以生成图像质量评估模型步骤的流程示意图。如图5所示，在本发明实施例提供的图像质量评估方法中，利用图像样本对神经网络结构的层级参数进行迭代训练，以生成图像质量评估模型包括：

131：根据训练参数将图像样本输入至神经网络结构。

35 优选地，训练参数包括迭代总数、每次迭代样本数目、测试间隔、学习率、初始化神经网络结构的各层级权值、偏置项、偏置项和初始化神经网络结构的各层级权值的学习率中的至少一种。

132：计算神经网络结构中的损失层的输出结果与基准质量指标值之间的误差数据。

133：利用误差数据更新神经网络结构中的层级参数，并根据更新后的神经网络结构重新迭代计算误差数据。

40 134：当迭代计算的误差数据达到预设误差范围时，基于神经网络结构生成图像质量评估模型。

需要说明的是，预设误差范围可根据实际情况自行设定，以充分提高本发明实施例提供的图像质量评估方法的适应能力和应用广泛性，本发明实施例对此不进行统一限定。

在实际应用过程中，首先选定图像样本，标注图像样本的基准质量指标值，并根据选定的图像样本生成神经网络结构，然后选定训练参数，根据训练参数将图像样本输入至生成的神经网络结构，计算神经网络结构中的损失层的输出结果与基准质量指标值之间的误差数据，利用误差数据更新神经网络结构中的层级参数，并根据更新后的神经网络结构重新迭代计算误差数据，当迭代计算的误差数据达到预设误差范围时，该误差数据对应的神经网络结构即为图像质量评估模型，最后利用生成的图像质量评估模型对待评估图像进行评估操作，以生成待评估图像的评估数据。

图6所示为本发明再一实施例提供的迭代训练图像质量评估模型的方法流程图。在本发明实施例中，图像样本和待评估图像的图像类型均为文本图像。

在本发明实施例中，需要预先训练文本图像质量评估模型，再通过该文本图像质量评估模型对文本图像（即待评估图像）的质量进行评估。

参照图6所示，该训练文本图像质量评估模型的过程具体包括：

101：获取训练的文本图像样本，并对每个文本图像样本进行质量指标值标注。

应当理解，101中提及的质量指标值即为上述实施例中所提及的基准质量指标值。

具体地，该用于训练的文本图像样本包括从公开的文本图像质量数据库中获取的文本图像样本，还包括合成的文本图像样本；该文本图像样本可以为多光谱图像、普通彩色图像或灰度图像；文本图像样本中的文本包括中文、英文以及其他语音字符的文本图像。

对每个文本图像样本进行质量指标值标注包括：可以采用计算机自动标注，比如将OCR识别的文本图像的质量参数作为文本图像的质量指标值；也可以采用人工手动标注，通过人眼观察文本图像，并标注文本图像的质量指标值；还可以采用其他方式对文本图像样本进行质量指标值标注，本发明实施例对采用的具体方式不加以限定。

其中，文本图像的质量指标值可以用浮点数表示，浮点数越大，表示文本图像质量越好；对每个文本图像样本进行质量指标值标注后，还包括将所有标注的文本图像的质量指标值的大小缩放到浮点数0-0.1的范围内。

示例性的，图7所示为本发明再一实施例提供的用于训练的文本图像样本示例图。如图7所示，图7中的a、b、c、d四个文本图像可以作为训练文本图像质量评估模型使用的文本图像样本，其中，对该a、b、c、d四个文本图像样本标注的质量指标值分别为：0.91，0.8658，0.2733，0.9067。

102：设置文本图像质量评估模型的文本质量网络。

需要说明的是，该文本图像质量评估模型是基于深度学习的卷积神经网络进行训练的，所以需要设置神经网络结构，即文本质量网络。

首先，建立文本质量网络结构的基础层级结构。具体地，文本质量网络结构中包括五个Convolution层、四个ReLU层、三个Pooling层、一个Dropout层、一个SPP层、一个Sigmoid层、一个Loss层，并且，文本质量网络结构的层级排布顺序为：Convolution / ReLU / Pooling / Convolution / ReLU / Pooling / Convolution / ReLU / Pooling / Convolution / SPP / Sigmoid / Loss。

示例性的，图8所示为本发明再一实施例提供的文本图像质量评估模型的文本质量网络结构的结构示意图。具体地，图8所示为文本质量网络结构中的层级排布的结构示意图，其中，CONV即Convolution，POOL即Pooling，DROP即Dropout。

然后，设置文本质量网络结构中Convolution层、Pooling层、Dropout层及SPP层的层级参数。

其中，设置的Convolution层的层级参数包括卷积核数目、卷积核大小、卷积窗口滑动步长及填充边缘像素值；Pooling层的层级参数包括采样规则、采样窗口大小、采样窗口滑动步长；

Dropout 层的层级参数包括丢弃率；SPP 层的层级参数包括采样规则及金字塔层数。

优选地，Convolution 层、Pooling 层、Dropout 层和 SPP 层的层级参数设置如下：第一 Convolution 层的卷积核数目为 96，卷积核大小为 3×3 ，卷积窗口滑动步长为 1，填充边缘像素值为 0；第一 Pooling 层的采样规则为最大值采样，采样窗口大小为 3，采样窗口滑动步长为 2；第二 Convolution 层的卷积核数目为 96，卷积核大小为 3×3 ，卷积窗口滑动步长为 1，填充边缘像素值为 2；第二 Pooling 层的采样规则为最大值采样，采样窗口大小为 3×3 ，采样窗口滑动步长为 2；第三 Convolution 层的卷积核数目为 128，卷积核大小为 3×3 ，卷积窗口滑动步长为 1，填充边缘像素值为 1；第三层 Pooling 层的采样规则为最大值采样，采样窗口大小为 3，采样窗口滑动步长为 2；第四 Convolution 层的卷积核数目为 192，卷积核大小为 1，卷积窗口滑动步长为 1，填充边缘像素值为 0；Dropout 层丢弃率为 0.35；第五 Convolution 层的卷积核数目为 1，卷积核大小为 1，卷积窗口滑动步长为 1，填充边缘像素为 0；SPP 层采样规则为最大值采样，金字塔层数为 1。

需要说明的是，以上所示的 Convolution 层、Pooling 层、Dropout 层和 SPP 层的层级参数的设置值为优选值，在实际训练过程中根据需要可进行调整，本发明实施例对各层级的具体层级参数不加以限定。

103：基于文本图像样本及标注的质量指标值，通过文本质量网络对初始的文本图像质量评估模型的参数进行迭代训练，以获取文本图像质量评估模型。

具体地，103 中所提及的获取文本图像质量评估模型的过程包括：

a、确定训练参数。

具体地，训练参数包括迭代总数、每次迭代样本数目、测试间隔、学习率、初始化网络各层权值、偏置项、以及偏置项和初始化网络各层权值的学习率中的至少一种。

b、根据训练参数，将文本图像样本输入初始的文本图像质量评估模型。

c、获取文本质量网络的 Convolution 层、ReLU 层、Pooling 层、Dropout 层、SPP 层、Sigmoid 层对文本图像样本进行处理的输出结果。

具体地，训练的文本图像样本数据依次经过各个 Convolution 层、ReLU 层、Pooling 层的操作，以及经过 Dropout 层、SPP 层和 Sigmoid 层的网络运算，并在 Sigmoid 层获取最终的输出结果。

d、在文本质量网络的 Loss 层计算输出结果与标注的质量指标值之间的误差，并将误差反向传播到文本质量网络结构各层，以更新各层的层级参数，迭代计算直至误差达到预设范围。

具体的，更新各层的层级参数包括更新初始化网络各层的权值。

图 9 所示为本发明再一实施例提供的文本质量网络结构中各层级输出的 $M \times N$ 的灰度图的尺寸变化示意图。进一步地，为了说明该训练过程，以对尺寸为 $M \times N$ 的灰度图像为例进行说明，将该 $M \times N$ 的灰度图像输入训练中的文本图像质量评估模型中，在该文本图像质量评估模型的文本质量网络结构各层输出的尺寸变化可以参照图 9 所示，具体如下：

第一层 Convolution 层返回的结构大小为 $1 \times 96 \times M \times N$ ；

第一层 Pooling 层返回的结构大小为 $1 \times 96 \times M/2 \times N/2$ ；

第二层 Convolution 层返回的结构大小为 $1 \times 96 \times M/2 \times N/2$ ；

第二层 Pooling 层返回的结构大小为 $1 \times 96 \times M/4 \times N/4$ ；

第三层 Convolution 层返回的结构大小为 $1 \times 128 \times M/4 \times N/4$ ；

第三层 Pooling 层返回的结构大小为 $1 \times 128 \times M/8 \times N/8$ ；

第四层 Convolution 层返回的结构大小为 $1 \times 192 \times M/8 \times N/8$ ；

第五层 Convolution 层返回的结构大小为 $1 \times 1 \times M/8 \times N/8$ ；

SPP 层返回的结构大小为 $1 \times 1 \times 1 \times 1$ ；

Sigmoid 层返回的结构大小为 $1 \times 1 \times 1 \times 1$;

再将 Sigmoid 层的输出结果在 Loss 层与该文本图像样本标注的质量指标值进行误差运算, 并将误差返回以上各层, 更新各层的网络参数。使用大量文本图像样本迭代该过程直至 Loss 层的误差达到预设范围。

5 e、获取最终生成的文本图像质量评估模型。

图 10 所示为本发明再一实施例提供的利用训练的文本图像质量评估模型实施文本图像质量评估的流程示意图。参照图 10 所示, 利用训练生成的文本图像质量评估模型进行文本图像质量评估的过程, 具体包括:

501: 获取所需评估的文本图像。

10 具体地, 该所需评估的文本图像与图 6 所示的 101 中的文本图像样本类似, 此处不再加以赘述, 101 中所述文本图像样本的特征均可以用于此处的文本图像。

502: 将文本图像输入预先训练的文本图像质量评估模型中处理, 根据文本图像质量评估模型的输出值, 确定文本图像的质量指标值。

该质量指标值包括浮点数。

15 示例性的, 图 11 所示为本发明再一实施例提供的待评估图像的示例图。图 12 所示为本发明再一实施例提供的待评估图像的示例图。将图 11 和图 12 中所示的文本图像输出该预先训练的该文本图像质量评估模型进行处理, 经处理获取的图 11 中所示的文本图像的质量指标值为 0.9756, 获取的图 12 中所示的文本图像的质量指标值为 0.9805。

20 本发明实施例提供了一种文本图像质量评估方法, 通过获取所需评估的文本图像, 将该文本图像输入预先训练的文本图像质量评估模型中, 根据文本图像质量评估模型的输出值, 确定文本图像的质量指标值, 从而通过预先训练的文本图像质量评估模型, 能够专门用于对文本图像的质量进行评估, 且该评估过程简便易于操作, 可以作为 OCR 前的预处理操作, 能够减少计算消耗, 与现有技术中的图像质量评估方法相比, 大大降低了计算复杂度和计算量, 并且与现有技术相比无需对图像进行预处理等操作, 评估过程快捷; 另外, 因为该文本图像质量评估模型是基于深度学习的神经网络进行训练生成, 在评估过程中能够模拟人类视觉对文本图像质量的评估过程, 且该模型的参数通过迭代进行反复训练, 所以通过该预先训练的文本图像质量评估模型对文本图像的质量进行评估, 能够提供更加有效和更精准的质量评估结果, 提高了评估效率。

30 图 13 所示为本发明一实施例提供的图像质量评估系统的结构示意图。如图 13 所示, 本发明实施例提供的图像质量评估系统包括:

图像质量评估模型生成模块 100, 用于利用图像样本生成图像质量评估模型。

评估模块 200, 用于利用图像质量评估模型对待评估图像进行评估操作。

注意, 图像质量评估模型为根据图像样本训练生成的图像质量评估模型, 也就是说, 图像质量评估模型中的层级结构以及层级参数等具体信息均根据图像样本的具体情况来训练生成。

35 需要说明的是, 图像样本的图像类型既可以是包括自然场景的场景图像, 又可以是包括文本信息的文本图像, 以充分提高本发明实施例提供的图像质量评估方法的适应能力和应用广泛性, 本发明实施例对此不进行统一限定。

40 优选地, 待评估图像的图像类型应当与图像样本的图像类型一致, 比如, 当图像样本的图像类型为文本图像时, 待评估图像的图像类型亦应当为文本图像。应当理解, 由于图像质量评估模型的生成依据为图像样本, 因此, 当待评估图像的图像类型与图像样本的图像类型一致时, 能够充分提高图像质量评估模型的评估准确率。

优选地, 图像样本和待评估图像的图像类型均为文本图像。

图 14 所示为本发明另一实施例提供的图像质量评估系统的图像质量评估模型生成模块的

结构示意图。如图 14 所示,在本发明实施例中,图像质量评估模型生成模块 100 包括:

标注单元 110,用于标注图像样本的基准质量指标值。

神经网络结构生成单元 120,用于根据图像样本生成神经网络结构。

5 迭代训练单元 130,用于利用图像样本对神经网络结构的层级参数进行迭代训练,以生成图像质量评估模型。

应当理解,神经网络结构为辅助后续机器学习的网络结构,包括输入层、输出层和中间层。

优选地,神经网络结构为卷积神经网络结构。

10 优选地,神经网络结构包括卷积(Convolution)层、激活函数(Activation Function)层和损失(Loss)层的网络结构。其中,卷积层用于对图像样本进行特征提取操作;激活函数层用于引入非线性因素;损失层用于在训练过程中,根据得出的评估结果和基准质量指标值之间的差异决定是否继续迭代训练。

优选地,激活函数层包括修正线性单元(Rectified Linear Unit, ReLU)层和 S 型生长曲线(Sigmoid)层。

15 更优选地,神经网络结构进一步包括池化(Pooling)层、抛弃(Dropout)层、空间金字塔池化(Spatial Pyramid Pooling, SPP)层。其中,池化层用于进行特征压缩,以简化计算复杂度,降低过拟合;抛弃层用于降低过拟合;空间金字塔池化层用于将提取的特征转换为固定尺寸的特征向量。

优选地,卷积层的层级参数包括卷积核数目、卷积核大小、卷积窗口滑动步长和填充边缘像素值。

20 优选地,池化层的层级参数包括采样规则、采样窗口大小和采样窗口滑动步长。

优选地,抛弃层的层级参数包括丢弃率。

优选地,空间金字塔池化层的层级参数包括采样规则和金字塔层数。

在本发明另一实施例中,迭代训练单元 130 还用于根据训练参数将图像样本输入至神经网络结构,计算神经网络结构中的损失层的输出结果与基准质量指标值之间的误差数据,利用误差数据更新神经网络结构中的层级参数,并根据更新后的神经网络结构重新迭代计算误差数据,当迭代计算的误差数据达到预设误差范围时,误差数据对应的神经网络结构即为图像质量评估模型。

30 应当理解,图 13 和图 14 提供的图像质量评估系统中的图像质量评估模型生成模块 100、评估模块 200、标注单元 110、神经网络结构生成单元 120 和迭代训练单元 130 的操作和功能可以参考上述图 1、图 2 和图 5 提供的图像质量评估方法,为了避免重复,在此不再赘述。

图 15 所示为本发明又一实施例提供的文本图像质量评估设备的结构示意图。参照图 15 所示,本发明实施例提供的文本图像质量评估设备 8 包括:

文本图像获取模块 81,用于获取所需评估的文本图像;

35 评估模块 82,用于将文本图像输入预先训练的文本图像质量评估模型中处理,根据文本图像质量评估模型的输出值,确定文本图像的质量指标值,质量指标值包括浮点数。

进一步地,文本图像质量评估设备 8 还包括:

文本图像样本获取模块 83,用于获取训练的文本图像样本;

质量指标值标注模块 84,用于对每个文本图像样本进行质量指标值标注;

文本质量网络设置模块 85,用于设置文本图像质量评估模型的文本质量网络;

40 文本图像质量评估模型获取模块 86,用于基于文本图像样本及标注的质量指标值,通过文本质量网络对初始的文本图像质量评估模型的参数进行迭代计算训练,以获取文本图像质量评估模型。

进一步地,文本质量网络设置模块 85 包括:

文本质量网络结构设置子模块 851, 用于设置文本质量网络结构, 文本质量网络结构由五个 Convolution 层、四个 ReLU 层、三个 Pooling 层、一个 Dropout 层、一个 SPP 层、一个 Sigmoid 层、一个 Loss 层构成;

文本质量网络结构的顺序为: Convolution / ReLU / Pooling / Convolution / ReLU / Pooling / Convolution / ReLU / Pooling / Convolution / ReLU / Dropout / Convolution / SPP / Sigmoid / Loss; 以及

层结构参数设置子模块 852, 用于设置文本质量网络结构 Convolution 层、Pooling 层、Dropout 层及 SPP 层的层级参数。

进一步地, 设置的 Convolution 层的层级参数包括卷积核数目、卷积核大小、卷积窗口滑动步长及填充边缘像素值; Pooling 层的层级参数包括采样规则、采样窗口大小、采样窗口滑动步长; Dropout 层的层级参数包括丢弃率; SPP 层的层级参数包括采样规则及金字塔层数。

进一步地, 文本图像质量评估模型获取模块 86 具体包括:

训练参数确定子模块 861, 确定训练参数;

输入子模块 862, 用于根据训练参数, 将文本图像样本输入初始的文本图像质量评估模型;

输出结果获取子模块 863, 用于获取文本质量网络的 Convolution 层、ReLU 层、Pooling 层、Dropout 层、SPP 层、Sigmoid 层对文本图像样本进行处理的输出结果;

误差计算子模块 864, 在文本质量网络的 Loss 层计算输出结果与标注的质量指标值之间的误差;

迭代计算模块 865, 用于将误差反向传播到文本质量网络结构各层, 以更新各层的网络参数, 迭代计算直至误差达到预设范围;

文本图像质量评估模型生成子模块 866, 用于获取最终生成的文本图像质量评估模型。

本发明实施例提供了一种文本图像质量评估设备, 该设备通过获取所需评估的文本图像, 将该文本图像输入预先训练的文本图像质量评估模型中, 根据文本图像质量评估模型的输出值, 确定文本图像的质量指标值, 从而通过预先训练的文本图像质量评估模型, 能够专门用于对文本图像的质量进行评估, 且该评估过程简便易于操作, 可以作为 OCR 前的预处理操作, 能够减少计算消耗, 与现有技术中的图像质量评估方法相比, 大大降低了计算复杂度和计算量, 并且与现有技术相比无需对图像进行预处理等操作, 评估过程快捷; 另外, 因为该文本图像质量评估模型是基于深度学习的神经网络进行训练生成, 在评估过程中能够模拟人类视觉对文本图像质量的评估过程, 且该模型的参数通过迭代进行反复训练, 所以通过该预先训练的文本图像质量评估模型对文本图像的质量进行评估, 能够提供更加有效和更精准的质量评估结果, 提高了评估效率。

上述所有可选技术方案, 可以采用任意结合形成本发明的可选实施例, 在此不再一一赘述。

需要说明的是: 上述实施例提供的文本图像质量评估设备在执行文本图像质量评估方法时, 仅以上述各功能模块的划分进行举例说明, 实际应用中, 可以根据需要而将上述功能分配由不同的功能模块完成, 即将设备的内部结构划分成不同的功能模块, 以完成以上描述的全部或者部分功能。另外, 上述实施例提供的文本图像质量评估设备与文本图像质量评估方法实施例属于同一构思, 其具体实现过程详见方法实施例, 这里不再赘述。

本领域普通技术人员可以理解实现上述实施例的全部或部分步骤可以通过硬件来完成, 也可以通过程序来指令相关的硬件完成, 所述的程序可以存储于一种计算机可读存储介质中, 上述提到的存储介质可以是只读存储器, 磁盘或光盘等。

图 16 所示为本发明一实施例提供的电子设备的结构示意图。图 16 提供的电子设备用于执行上述实施例中所提及的图像质量评估方法。如图 16 所示, 该电子设备包括处理器 161、存储器 162 和总线 163。

处理器 161, 用于通过总线 163 调用存储器 162 中存储的代码, 以利用图像样本生成图像质量评估模型, 利用图像质量评估模型对待评估图像进行评估操作。

应当理解, 该电子设备包括但不限于为手机、平板电脑等电子设备。

5 在本发明一实施例中, 还提供一种计算机存储介质, 该计算机可读存储介质上存储有图像质量评估程序, 该图像质量评估程序被处理器执行时实现上述任一实施例所提及的图像质量评估方法的操作。

应当理解, 该计算机可读介质如 CD-ROM、软盘、硬盘、数字通用光盘 (DVD)、蓝光光盘或其它形式的存储器。替代的, 上述实施例提及的图像质量评估方法中的一些操作或所有操作可利用专用集成电路 (ASIC)、可编程逻辑器件 (PLD)、现场可编程逻辑器件 (EPLD)、离散逻辑、硬件、固件等的任意组合被实现。另外, 虽然上述实施例的流程图描述了该图像质量评估方法, 但可对该图像质量评估方法中的操作进行修改、删除或合并。

10 如上所述, 可利用编码指令 (如计算机可读指令) 来实现上述任一实施例提及的图像质量评估方法, 该编程指令存储于有形计算机可读介质上, 如硬盘、闪存、只读存储器 (ROM)、光盘 (CD)、数字通用光盘 (DVD)、高速缓存器、随机访问存储器 (RAM) 和/或任何其他存储介质, 在该存储介质上信息可以存储任意时间 (例如, 长时间, 永久地, 短暂的情况, 临时缓冲, 和/或信息的缓存)。如在此所用的, 该术语有形计算机可读介质被明确定义为包括任意类型的计算机可读存储的信号。附加地或替代地, 可利用编码指令 (如计算机可读指令) 实现上述图像质量评估方法实施例所提及的示例过程, 该编码指令存储于非暂时性计算机可读介质, 如硬盘, 闪存, 只读存储器, 光盘, 数字通用光盘, 高速缓存器, 随机访问存储器和/或任何其他存储介质, 在该存储介质信息可以存储任意时间 (例如, 长时间, 永久地, 短暂的情况, 临时缓冲, 和/或信息的缓存)。

20 以上所述仅为本发明的较佳实施例, 并不用以限制本发明, 凡在本发明的精神和原则之内, 所作的任何修改、等同替换、改进等, 均应包含在本发明的保护范围之内。