

基于 GAN 网络的车损图像增强方法和装置

技术领域

[01] 本说明书实施例涉及图像处理技术领域，更具体地，涉及训练判别模型的方法和装置、训练生成模型的方法和装置、以及提高车损图像质量的方法和装置。

5 背景技术

[02] 在常规的车险理赔场景中，保险公司需要派出专业的查勘定损人员到事故现场进行现场查勘定损，给出车辆的维修方案和赔偿金额，拍摄现场照片，并将定损照片留档以供核查人员核损核价。由于需要人工查勘定损，保险公司需要投入大量的人力成本，和专业知识的培训成本。从普通用户的体验来说，理赔流程由于等待人工查勘员现场拍照、
10 定损员在维修地点定损、核损人员在后台核损，理赔周期较长。

[03] 随着互联网的发展，出现一种理赔方案，其中，通过用户在现场拍摄车损照片，并将所述照片上传至服务器，从而通过算法或人工基于所述车损照片进行定损和理赔。然而，在拍摄车损照片的过程中，往往会拍摄一些质量较差的照片，如光线偏暗、模糊、对比度差等，影响人眼和算法对照片上的损伤细节的识别。

15 [04] 因此，需要一种更有效的提高车损图像质量的方案。

发明内容

[05] 本说明书实施例旨在提供一种更有效的提高车损图像质量的方案，以解决现有技术中的不足。

[06] 为实现上述目的，本说明书一个方面提供一种计算机执行的提高车损图像的质量的
20 方法，包括：

[07] 获取第一图像，所述第一图像为低质量车损图像；以及

[08] 将所述第一图像输入图像增强模型，以从所述图像增强模型的输出获取第二图像，其中，所述图像增强模型通过改善所述第一图像的质量输出所述第二图像。

[09] 在一个实施例中，所述第一图像的以下至少一项的质量为低质量：颜色、纹理。

25 [10] 在一个实施例中，所述第一图像的以下至少一项的质量为低质量：亮度、对比度、

饱和度和清晰度、平滑度。

[11]在一个实施例中，所述第二图像相对于所述第一图像的失真度小于预定阈值。

[12]在一个实施例中，所述图像增强模型通过训练 GAN 模型中的生成模型获取，所述 GAN 模型中还包括质量判别模型，其中所述质量判别模型用于判别所述生成模型的输出图像是否为高质量图像，其中，训练 GAN 模型中的生成模型包括：

[13]获取多个第三图像，所述第三图像为低质量车损图像；以及

[14]使用至少所述多个第三图像，基于所述质量判别模型，训练所述生成模型，作为所述图像增强模型。

[15]在一个实施例中，所述质量判别模型通过以下方式训练：

10 [16]获取多个正样本和多个负样本，所述正样本为高质量的车损图像，所述负样本为低质量的车损图像；以及

[17]使用至少所述多个正样本和多个负样本训练分类模型，作为所述质量判别模型。

[18]在一个实施例中，所述 GAN 模型中还包括失真度判别模型，其中，所述失真度判别模型用于获取所述生成模型的输出图像相对于对应的第三图像的失真度，其中，训练 GAN 模型中的生成模型还包括：使用至少所述多个第三图像，基于所述失真度判别模型，训练所述生成模型。

[19]在一个实施例中，所述失真度判别模型包括语义识别模型和复原模型，其中，所述复原模型为所述生成模型的反卷积模型，所述方法还包括如下步骤：

[20]将所述输出图像输入所述复原模型，以获取复原图像；

20 [21]将所述复原图像与对应的第三图像分别输入所述语义识别模型，确定所述复原图像与对应的第三图像的语义相似度；以及

[22]基于所述语义相似度，获取所述输出图像相对于对应的第三图像的失真度。

[23]在一个实施例中，确定所述复原图像与对应的第三图像的语义相似度包括，基于以下至少一项确定所述复原图像与对应的第三图像的语义相似度：两图中的车辆部件是否相似、两图中的车型是否一致、两图中的车辆损伤是否相似。

25 [24]在一个实施例中，所述方法还包括，在获取所述第二图像之后，将所述第二图像用于训练车辆损伤识别模型，其中，所述车辆损伤识别模型用于基于车辆的车损图像识别

车辆的损伤。

[25]在一个实施例中，所述方法还包括，在获取所述第二图像之后，将所述第二图像用于输入车辆损伤识别模型，以对相应的车辆进行定损。

[26]本说明书另一方面提供一种计算机执行的提高车损图像的质量的装置，包括：

5 [27]第一获取单元，配置为，获取第一图像，所述第一图像为低质量车损图像；以及

[28]第一输入单元，配置为，将所述第一图像输入图像增强模型，以从所述图像增强模型的输出获取第二图像，其中，所述图像增强模型通过改善所述第一图像的质量输出所述第二图像。

[29]在一个实施例中，所述第一图像的以下至少一项的质量为低质量：颜色、纹理。

10 [30]在一个实施例中，所述第一图像的以下至少一项的质量为低质量：亮度、对比度、饱和度、清晰度、平滑度。

[31]在一个实施例中，所述第二图像相对于所述第一图像的失真度小于预定阈值。

[32]在一个实施例中，所述图像增强模型通过训练 GAN 模型中的生成模型获取，所述 GAN 模型中还包括质量判别模型，其中所述质量判别模型用于判别所述生成模型的输出图像是否为高质量图像，其中，训练 GAN 模型中的生成模型包括：

15 [33]获取多个第三图像，所述第三图像为低质量车损图像；以及

[34]使用至少所述多个第三图像，基于所述质量判别模型，训练所述生成模型，作为所述图像增强模型。

[35]在一个实施例中，所述质量判别模型通过以下方式训练：

[36]获取多个正样本和多个负样本，所述正样本为高质量的车损图像，所述负样本为低

20 [37]使用至少所述多个正样本和多个负样本训练分类模型，作为所述质量判别模型。

[38]在一个实施例中，所述 GAN 模型中还包括失真度判别模型，其中，所述失真度判别模型用于获取所述生成模型的输出图像相对于对应的第三图像的失真度，其中，训练

25 GAN 模型中的生成模型还包括：使用至少所述多个第三图像，基于所述失真度判别模型，训练所述生成模型。

[39]在一个实施例中，所述失真度判别模型包括语义识别模型和复原模型，其中，所述

复原模型为所述生成模型的反卷积模型，所述装置还包括：

- [40]第二输入单元，配置为，将所述输出图像输入所述复原模型，以获取复原图像；
- [41]确定单元，配置为，将所述复原图像与对应的第三图像分别输入所述语义识别模型，确定所述复原图像与对应的第三图像的语义相似度；以及
- 5 [42]第二获取单元，配置为，基于所述语义相似度，获取所述输出图像相对于对应的第三图像的失真度。
- [43]在一个实施例中，所述确定单元还配置为，基于以下至少一项确定所述复原图像与对应的第三图像的语义相似度：两图中的车辆部件是否相似、两图中的车型是否一致、两图中的车辆损伤是否相似。
- 10 [44]在一个实施例中，所述装置还包括第一使用单元，配置为，在获取所述第二图像之后，将所述第二图像用于训练车辆损伤识别模型，其中，所述车辆损伤识别模型用于基于车辆的车损图像识别车辆的损伤。
- [45]在一个实施例中，所述装置还包括第二使用单元，配置为，在获取所述第二图像之后，将所述第二图像用于输入车辆损伤识别模型，以对相应的车辆进行定损。
- 15 [46]本说明书另一方面提供一种计算设备，包括存储器和处理器，其特征在于，所述存储器中存储有可执行代码，所述处理器执行所述可执行代码时，实现上述任一项方法。
- [47]通过本说明书实施例的基于 GAN 网络的车损图像增强方案，有效提升了车损图像的质量。该车损图像可用于训练车损识别模型，从而有效提高了训练样本的质量，从而使得训练出来的车损识别模型更加精确。该车损图像还可用于输入定损模型，以对相应
- 20 的事故车辆进行定损，从而使得定损结果更加准确。

附图说明

- [48]通过结合附图描述本说明书实施例，可以使得本说明书实施例更加清楚：
- [49]图 1 示出根据本说明书实施例的车损图像增强系统 100 的示意图；
- [50]图 2 示出根据本说明书实施例的一种训练判别模型的方法的流程图；
- 25 [51]图 3 示出根据本说明书实施例的一种训练生成模型的方法的流程图；
- [52]图 4 示出根据本说明书实施例的一种计算机执行的提高车损图像的质量的方法的流程图；

[53]图 5 示出根据本说明书实施例的一种训练判别模型的装置 500;

[54]图 6 示出根据本说明书实施例的一种训练生成模型的装置 600; 以及

[55]图 7 示出根据本说明书实施例的一种计算机执行的提高车损图像的质量的装置 700。

具体实施方式

5 [56]下面将结合附图描述本说明书实施例。

[57]图 1 示出根据本说明书实施例的车损图像增强系统 100 的示意图。如图 1 所示, 系统 100 对应于生成对抗模型 (GAN 模型), 包括: 生成模型 11、质量判别模型 12、复原模型 13、以及语义识别模型 14。其中, 复原模型 13 和语义识别模型 14 构成了失真度判别模型。

10 [58]在模型训练阶段, 首先通过至少一个正样本和/或至少一个负样本训练质量判别模型 12。其中, 所述正样本为高质量的车损图像, 所述负样本为低质量的车损图像。所述判别模型例如用于判别输入图像是高质量图像的概率。例如, 基于图像的亮度、对比度、饱和度、清晰度、平滑度等属性判别图像的质量。质量判别网络 12 对样本的判别越准确, 即损失函数越小。因此, 通过所述至少一个正样本和/或至少一个负样本训练质量判
15 别模型 12, 以使得所述质量判别模型 12 的损失函数减小。

[59]在训练好质量判别模型 12 之后, 可通过质量判别模型 12 训练生成模型 11。具体是, 如图 1 所示, 将至少一个训练样本 (x) 输入生成模型 11, 其中, 该训练样本为低质量的车损图像 x 。生成模型 11 基于图像 x 的输出为 y' 。将 y' 输入质量判别模型 12, 从而可根据质量判别模型 12 对 y' 判别 (即质量判别模型 12 基于 y' 的输出) 获取生成模型
20 11 的损失函数。也就是说, 质量判别模型 12 的判别值越大, 说明生成模型 11 生成的图像 y' 质量越好, 因此损失函数越小。

[60]在获得生成模型 11 的输出 y' 之后, 还将 y' 输入复原模型 13。复原模型 13 是生成模型 11 的反卷积模型 (即逆模型), 因此, 复原模型 13 的参数与生成模型 11 的参数是相关联的, 并且, 复原模型 13 用于将 y' 还原回去, 即获得 x' 。

25 [61]然后, 将 x 和 x' 分别输入语义识别模型 14, 以比较 x 与 x' 的语义相似度, 如车辆部件是否相似、车型是否一致、车辆损伤是否相似等。并在训练生成模型 11 的损失函数中还增加与该语义相似度关联的项, 即, 相似度越高, 模型的与语义相似度关联的损失函数越小。从而训练该生成模型生成不失真的高质量图像。

[62]图 2 示出根据本说明书实施例的一种训练质量判别模型的方法的流程图。所述质量判别模型包括卷积神经网络、用于判别输入的车损图像的质量。所述方法为训练质量判别模型的一次训练过程，包括：

5 [63]在步骤 S202，获取至少一个正样本和/或至少一个负样本，所述正样本为高质量的车损图像，所述负样本为低质量的车损图像；以及

[64]在步骤 S204，使用所述至少一个正样本和/或至少一个负样本训练所述质量判别模型，以使得，相比于训练前，训练后的所述质量判别模型的损失函数减小，其中，所述损失函数与判别所述至少一个正样本和/或至少一个负样本各自的图像质量相关。

10 [65]首先，在步骤 S202，获取至少一个正样本和/或至少一个负样本，所述正样本为高质量的车损图像，所述负样本为低质量的车损图像。

[66]所述质量判别模型对输入的车辆损伤图像（车损图像）的质量进行判别，例如基于图像的颜色和/或纹理判断图像质量。对颜色的判别例如包括判别图像的亮度、对比度、饱和度等，对纹理的判别例如判别图像的清晰度、平滑度等。判别模型的输出为：图像是高质量图像的概率。例如，对于训练好的判别模型，当输入高质量的车损图像时，其输出值应接近 1，即该图像为高质量车损图像的概率接近 100%，而当输入低质量车损图像时，其输出值应接近 0，即该图像为高质量车损图像的概率接近 0。可以理解，上述的判别模型的输出值只是示例性的，其不限于是取值在 0 到 1 之间的概率，而是可以根据具体场景的需求自行设定。例如，质量判别模型的输出值可以是几种概率的和，等等。

20 [67]基于上述判别模型的目的，获取用于训练该判别模型的正样本和负样本。例如，可选取颜色和纹理质量都较好的高质量车损图像作为正样本，其中，颜色质量包括亮度、对比度、饱和度等的质量，纹理质量包括清晰度、平滑度等的质量。可选取亮度、对比度、饱和度、清晰度、平滑度中任一项较差的车损图像作为负样本。另外，可通过对高质量车损图像进行处理，如降低清晰度、降低对比度等，生成模糊或较暗的车损图像，
25 作为负样本。

[68]在步骤 S204，使用所述至少一个正样本和/或至少一个负样本训练所述质量判别模型，以使得，相比于训练前，训练后的所述判别模型的损失函数减小，其中，所述损失函数与判别所述至少一个正样本和/或至少一个负样本各自的图像质量相关。

[69]在获取了正、负样本之后，可通过将正、负样本代入质量判别模型的损失函数，以

通过各种优化算法调整模型的参数。该质量判别模型的损失函数 $L_D(x, \theta)$ 可如以下公式(1)所示:

$$L_D(x, \theta_D) = -\frac{1}{m} \sum_{i,j}^m [\log D(x_i^+, \theta_D) + \log(1 - D(x_j^-, \theta_D))](1)$$

[70]其中, θ_D 表示质量判别模型的参数, x_i^+ 表示正样本, x_j^- 表示负样本, i 与 j 之和为
5 m , $D(x_i^+, \theta_D)$ 、 $D(x_j^-, \theta_D)$ 对应于模型判别值的预测公式。从该损失函数可见, 对正样本的判别值越大, 损失函数越小, 对负样本的判别值越小, 损失函数越小, 也即, 该损失函数体现了模型对正、负样本的判别的准确性。可通过例如梯度下降法调整 θ_D , 从而使损失函数值减小, 模型更准确。

[71]如上文所述, 根据本说明书实施例的质量判别模型用于判别图像的质量。因此, 用
10 于训练该判别模型的损失函数也基于该判别模型的目的而确定。因此, 损失函数中包括与判别图像质量相关的损失项。如判别图像颜色质量、判别图像纹理质量的损失项等。其中, 判别图像的颜色质量, 包括判别图像的亮度、对比度、饱和度等等, 判别图像的纹理质量, 包括判别图像的清晰度、平滑度等等。因此, 基于具体判别内容, 损失函数的具体形式可包括多种形式。

15 [72]图3示出根据本说明书实施例的一种训练生成模型的方法的流程图。所述生成模型包括卷积神经网络、用于基于输入的低质量车损图像生成高质量的车损图像。所述方法为训练所述生成模型的一次训练过程, 包括:

[73]在步骤S302, 获取至少一个车损图像, 所述车损图像为低质量图像; 以及

[74]在步骤S304, 使用所述至少一个车损图像训练所述生成模型, 以使得, 相比于训练
20 前, 训练后的所述生成模型的损失函数减小, 其中, 所述损失函数包括第一损失函数, 所述第一损失函数基于通过图2所示方法训练的判别模型分别对至少一个输出图像的判别获取, 其中所述至少一个输出图像为所述生成模型分别基于所述至少一个车损图像的输

[75]首先, 在步骤S302, 获取至少一个车损图像, 所述车损图像为低质量的车损图像。
25 该低质量车损图像的获取可参考上文对图2步骤S202的描述, 在此不再赘述。

[76]在步骤S304, 使用所述至少一个车损图像训练所述生成模型, 以使得, 相比于训练前, 训练后的所述生成模型的损失函数减小, 其中, 所述损失函数包括第一损失函数, 所述第一损失函数基于通过图2所示方法训练的质量判别模型分别对至少一个输出图像的判别获取, 其中所述至少一个输出图像为所述生成模型分别基于所述至少一个车损图

像的输出。

[77]训练好的所述生成模型为图像增强模型，包括卷积神经网络，其通过对输入的车损图像 x 进行上采样、插值等操作提高输入图像的质量，从而获得高质量的输出图像 $G(x)$ 。

[78]所述生成模型的损失函数 $L_G(x, \theta_G)$ 可如下文公式 (2) 所示：

$$5 \quad L_G(x, \theta_G) = \frac{1}{m} \sum_i^m \log(1 - D(G(x_i, \theta_G))) + \frac{1}{m} \sum_i^m (Y(F(G(x_i, \theta_G))) - Y(x_i))^2 \quad (2)$$

[79]公式 (2) 中第一项是基于上述质量判别模型获取的损失函数。其中， θ_G 为所述生成模型的参数， x_i 为生成模型输入数据，即输入的车损图像， $G(x_i, \theta_G)$ 为生成模型的输出，即输出图像， $D(G(x_i, \theta_G))$ 为对通过图 2 所示方法训练的质量判别模型输入所述输出图像所输出的判别值。

- 10 [80]在一个实施例中，用于训练生成模型的损失函数仅含上述公式 (2) 中的第一项损失函数。即，在训练生成模型时，只基于质量判别模型的输出获取生成模型的损失函数。由该第一项可见，质量判别模型输出的判别值越大，该项损失函数越小。也就是说，判别值越大，说明生成模型生成的输出图像质量越高，因而模型的损失越小。从而，通过例如梯度下降法的各种优化算法调整 θ_G ，使得损失函数越小，也即使得判别模型的判别
- 15 值越大，即，生成模型生成的输出图像质量越高，从而优化生成模型。

- [81]公式 (2) 中第二项是基于图 1 所示的语义识别模型和复原模型获取的损失函数，所述语义识别模型和复原模型构成 GAN 模型中的失真度判别模型，其与生成模型的输出 y' 相对于生成模型的输入 x 的失真度相关。可以理解，失真度判别模型不限于这里所述结构，例如，其可以只包括语义识别模型，通过直接比较 y' 和 x 的语义相似度而获取 y'
- 20 的失真度。其中， $F(G(x_i, \theta_G))$ 为将生成模型的输出 $G(x_i, \theta_G)$ (即图 1 中的 y') 输入图 1 中的复原模型的输出 (复原图像)，即图 1 中的 x' 。其中，如上文所述，复原模型是生成模型的逆模型，因此，复原模型的模型函数 $F(y')$ 中的模型参数可转换为 θ_G ，其输出 x' 即为将 y' 向 x 复原所获取的复原图像。

- [82] $Y(x)$ 为图 1 中的语义识别模型的模型函数，其对应于语义识别模型的输出，并且其
- 25 例如可以是图像 x 的语义特征。该语义识别模型为预定模型，其例如为现有技术中已有的基于 imagenet 的语义识别模型，或者是通过多个车损图像标注样本训练的语义识别模型。如图 1 中所示，通过将 x 和 x' 分别输入语义识别模型，可分别获取 x 和 x' 的语义特征 $Y(x)$ 和 $Y(x')$ ，从而可基于 $Y(x)$ 和 $Y(x')$ ，计算 x 与 x' 之间的语义相似度 (即内容相似度)。例如，可基于以下至少一项确定 x 与 x' 的语义相似度：车辆部件是否相似、车

型是否一致、车辆损伤是否相似等等。从而，可基于该语义相似度，确定生成模型的输出 y' 相对于输入 x 是否失真、内容是否一致。

[83] 在一个实施例中，基于上述公式 (2) 所示损失函数训练所述生成模型。即，如图 1 所示，不仅基于质量判别模型获取生成模型的图像质量损失函数，还通过失真度判别模型获取生成模型的失真度损失函数。由公式 (2) 中的第二项损失函数可见， x 与 x' 相似度越高，即该第二项损失函数越小，也即 y' 相对于输入 x 的失真度越小，从而模型越优。因此，通过例如梯度下降法等优化算法基于上述公式 (2) 调整参数 θ_G ，在使得输出图像的质量更高的同时，使得输出图像的失真度减小，从而优化生成模型。

[84] 图 4 示出根据本说明书实施例的一种计算机执行的提高车损图像的质量的方法的流程图，所述方法包括：

[85] 在步骤 S402，获取第一图像，所述第一图像为低质量的车损图像；以及

[86] 在步骤 S404，将所述第一图像输入通过图 3 所示方法训练的图像增强模型，以从所述图像增强模型的输出获取第二图像，其中，所述图像增强模型通过改善所述第一图像的质量输出所述第二图像。

[87] 步骤 S402 的具体实施可参考上文对图 2 中步骤 S202 的相应描述，在此不再赘述。

[88] 在步骤 S404，将所述第一图像输入通过图 3 所示方法训练的图像增强模型，以从所述图像增强模型的输出获取第二图像，其中，所述图像增强模型通过改善所述第一图像的质量输出所述第二图像。如上文所述，依据上文中对生成模型的训练过程，在对训练好的生成模型（即图像增强模型）输入低质量车损图像时，生成模型输出通过对该低质量车损图像提高质量所获取的输出图像（即第二图像）。在一个实施例中，基于上述公式 (2) 所示损失函数训练生成模型，在该情况中，第二图像相对于第一图像质量提高、同时保持较小的失真度。

[89] 在通过该方法获取高质量车损图像（即第二图像）之后，可将所述第二图像用于训练车辆损伤识别模型，其中，所述车辆损伤识别模型用于基于车辆的车损图像识别车辆的损伤。具体是，可对所述第二图像进行标注，然后作为训练样本训练车辆损伤识别模型。在一个实施例中，可将所述第二图像用于输入车辆损伤识别模型，以对相应的车辆进行定损。

[90] 图 5 示出根据本说明书实施例的一种训练质量判别模型的装置 500。所述判别模型包括卷积神经网络、用于判别输入的车损图像的质量，所述装置包括：

[91] 获取单元 51, 配置为, 获取至少一个正样本和/或至少一个负样本, 所述正样本为高质量的车损图像, 所述负样本为低质量的车损图像; 以及

[92] 训练单元 52, 配置为, 使用所述至少一个正样本和/或至少一个负样本训练所述质量判别模型, 以使得, 相比于训练前, 训练后的所述质量判别模型的损失函数减小, 其中,
5 所述损失函数与判别所述至少一个正样本和/或至少一个负样本各自的图像质量相关。

[93] 在一个实施例中, 在所述训练质量判别模型的装置中, 所述损失函数包括与判别以下至少一项的质量相关的损失函数: 颜色、纹理。

[94] 在一个实施例中, 在所述训练质量判别模型的装置中, 所述损失函数包括与判别以下至少一项的质量相关的损失函数: 亮度、对比度、饱和度、清晰度、平滑度。

10 [95] 图 6 示出根据本说明书实施例的一种训练生成模型的装置 600。所述生成模型包括卷积神经网络、用于基于输入的低质量车损图像生成高质量的车损图像, 所述装置包括:

[96] 获取单元 61, 配置为, 获取至少一个车损图像, 所述车损图像为低质量的车损图像; 以及

[97] 训练单元 62, 配置为, 使用所述至少一个车损图像训练所述生成模型, 以使得, 相比
15 于训练前, 训练后的所述生成模型的损失函数减小, 其中, 所述损失函数包括第一损失函数, 所述第一损失函数基于通过上述训练质量判别模型的装置训练的质量判别模型分别对至少一个输出图像的判别获取, 其中所述至少一个输出图像为所述生成模型分别基于所述至少一个车损图像的输出。

[98] 在一个实施例中, 所述 GAN 模型中还包括失真度判别模型, 其中, 所述失真度判别
20 模型用于获取所述生成模型的输出图像相对于对应的车损图像的失真度。在所述训练生成模型的装置中, 所述损失函数还包括第二损失函数, 所述第二损失函数与所述至少一个输出图像分别相对于对应的车损图像的失真度相关。其中, 所述训练单元 62 还配置为: 使用所述至少一个车损图像, 基于所述失真度判别模型, 训练所述生成模型。

[99] 在一个实施例中, 所述失真度判别模型包括语义识别模型和复原模型, 其中, 所述
25 复原模型为所述生成模型的反卷积模型, 所述训练单元 62 还包括:

[100] 输入子单元 621, 配置为, 将输出图像输入所述复原模型, 以获取复原图像;

[101] 确定子单元 622, 配置为, 将所述复原图像与对应的车损图像分别输入所述语义识别模型, 以确定所述复原图像与对应的车损图像的语义相似度; 以及

[102] 获取子单元 623, 配置为, 基于所述语义相似度, 获取所述输出图像相对于对应的第三图像的失真度。

[103] 在一个实施例中, 在所述训练生成模型的装置中, 所述语义相似度基于以下至少一项确定: 车辆部件是否相似、车型是否一致、车辆损伤是否相似。

5 [104] 图 7 示出根据本说明书实施例的一种计算机执行的提高车损图像的质量的装置 700, 包括:

[105] 获取单元 71, 配置为, 获取第一图像, 所述第一图像为低质量的车损图像; 以及

10 [106] 输入单元 72, 配置为, 将所述第一图像输入通过上述训练生成模型的装置训练的生成模型, 以基于所述第一图像获取质量提高的第二图像。

[107] 在一个实施例中, 所述提高图像质量的装置还包括第一使用单元 73, 配置为, 在生成所述第二图像之后, 将所述第二图像用于训练车辆损伤识别模型, 其中, 所述车辆损伤识别模型用于基于车辆的车损图像识别车辆的损伤。

15 [108] 在一个实施例中, 所述提高图像质量的装置还包括第二使用单元 74, 配置为, 在生成所述第二图像之后, 将所述第二图像用于输入车辆损伤识别模型, 以对相应的车辆进行定损。

[109] 本说明书另一方面提供一种计算设备, 包括存储器和处理器, 其特征在于, 所述存储器中存储有可执行代码, 所述处理器执行所述可执行代码时, 实现上述任一项方法。

20 [110] 通过本说明书实施例的基于 GAN 网络的车损图像增强方案, 有效提升了车损图像的质量。该车损图像可用于训练车损识别模型, 从而有效提高了训练样本的质量, 从而使得训练出来的车损识别模型更加精确。该车损图像还可用于输入定损模型, 以对相应的事故车辆进行定损, 从而使得定损结果更加准确。

25 [111] 本说明书中的各个实施例均采用递进的方式描述, 各个实施例之间相同相似的部分互相参见即可, 每个实施例重点说明的都是与其他实施例的不同之处。尤其, 对于系统实施例而言, 由于其基本相似于方法实施例, 所以描述的比较简单, 相关之处参见方法实施例的部分说明即可。

[112] 上述对本说明书特定实施例进行了描述。其它实施例在所附权利要求书的范围

内。在一些情况下，在权利要求书中记载的动作或步骤可以按照不同于实施例中的顺序来执行并且仍然可以实现期望的结果。另外，在附图中描绘的过程不一定要求示出的特定顺序或者连续顺序才能实现期望的结果。在某些实施方式中，多任务处理和并行处理也是可以的或者可能是有利的。

- 5 [113] 本领域普通技术人员应该还可以进一步意识到，结合本文中所公开的实施例描述的各示例的单元及算法步骤，能够以电子硬件、计算机软件或者二者的结合来实现，为了清楚地说明硬件和软件的可互换性，在上述说明中已经按照功能一般性地描述了各示例的组成及步骤。这些功能究竟以硬件还是软件方式来执轨道，取决于技术方案的特定应用和设计约束条件。本领域普通技术人员可以对每个特定的应用来使用不同方法来
- 10 实现所描述的功能，但是这种实现不应认为超出本申请的范围。

[114] 结合本文中所公开的实施例描述的方法或算法的步骤可以用硬件、处理器执轨道的软件模块，或者二者的结合来实施。软件模块可以置于随机存储器(RAM)、内存、只读存储器(ROM)、电可编程ROM、电可擦除可编程ROM、寄存器、硬盘、可移动磁盘、CD-ROM、或技术领域内所公知的任意其它形式的存储介质中。

- 15 [115] 以上所述的具体实施方式，对本发明的目的、技术方案和有益效果进行了进一步详细说明，所应理解的是，以上所述仅为本发明的具体实施方式而已，并不用于限定本发明的保护范围，凡在本发明的精神和原则之内，所做的任何修改、等同替换、改进等，均应包含在本发明的保护范围之内。

权利要求书

- 1.一种计算机执行的提高车损图像的质量的方法, 包括:
获取第一图像, 所述第一图像为低质量车损图像; 以及
将所述第一图像输入图像增强模型, 以从所述图像增强模型的输出获取第二图像,
- 5 其中, 所述图像增强模型通过改善所述第一图像的质量输出所述第二图像。
 - 2.根据权利要求 1 所述的方法, 其中, 所述第一图像的以下至少一项的质量为低质量: 颜色、纹理。
 - 3.根据权利要求 2 所述的方法, 其中, 所述第一图像的以下至少一项的质量为低质量: 亮度、对比度、饱和度、清晰度、平滑度。
- 10 4.根据权利要求 1 所述的方法, 其中, 所述第二图像相对于所述第一图像的失真度小于预定阈值。
 5. 根据权利要求 1 所述的方法, 其中, 所述图像增强模型通过训练 GAN 模型中的生成模型获取, 所述 GAN 模型中还包括质量判别模型, 其中所述质量判别模型用于判别所述生成模型的输出图像是否为高质量图像, 其中, 训练 GAN 模型中的生成模型包
- 15 括:
获取多个第三图像, 所述第三图像为低质量车损图像; 以及
使用至少所述多个第三图像, 基于所述质量判别模型, 训练所述生成模型, 作为所述图像增强模型。
 - 6.根据权利要求 5 所述的方法, 其中, 所述质量判别模型通过以下方式训练:
- 20 获取多个正样本和多个负样本, 所述正样本为高质量的车损图像, 所述负样本为低质量的车损图像; 以及
使用至少所述多个正样本和多个负样本训练分类模型, 作为所述质量判别模型。
 7. 根据权利要求 5 所述的方法, 其中, 所述 GAN 模型中还包括失真度判别模型, 其中, 所述失真度判别模型用于获取所述生成模型的输出图像相对于对应的第三图像的
- 25 失真度, 其中, 训练 GAN 模型中的生成模型还包括: 使用至少所述多个第三图像, 基于所述失真度判别模型, 训练所述生成模型。
 - 8.根据权利要求 7 所述的方法, 其中, 所述失真度判别模型包括语义识别模型和复原模型, 其中, 所述复原模型为所述生成模型的反卷积模型, 其中, 基于所述失真度判别模型, 训练所述生成模型还包括:
- 30 将所述输出图像输入所述复原模型, 以获取复原图像;
将所述复原图像与对应的第三图像分别输入所述语义识别模型, 确定所述复原图像

与对应的第三图像的语义相似度；以及

基于所述语义相似度，获取所述输出图像相对于对应的第三图像的失真度。

9. 根据权利要求 8 所述的方法，其中，确定所述复原图像与对应的第三图像的语义相似度包括，基于以下至少一项确定所述复原图像与对应的第三图像的语义相似度：两
5 图中的车辆部件是否相似、两图中的车型是否一致、两图中的车辆损伤是否相似。

10. 根据权利要求 1 所述的方法，还包括，在获取所述第二图像之后，将所述第二图像用于训练车辆损伤识别模型，其中，所述车辆损伤识别模型用于基于车辆的车损图像识别车辆的损伤。

11. 根据权利要求 1 所述的方法，还包括，在获取所述第二图像之后，将所述第二
10 图像用于输入车辆损伤识别模型，以对相应的车辆进行定损。

12. 一种计算机执行的提高车损图像的质量的装置，包括：

第一获取单元，配置为，获取第一图像，所述第一图像为低质量车损图像；以及

- 第一输入单元，配置为，将所述第一图像输入图像增强模型，以从所述图像增强模
型的输出获取第二图像，其中，所述图像增强模型通过改善所述第一图像的质量输出所
15 述第二图像。

13. 根据权利要求 12 所述的装置，其中，所述第一图像的以下至少一项的质量为低
质量：颜色、纹理。

14. 根据权利要求 13 所述的装置，其中，所述第一图像的以下至少一项的质量为低
质量：亮度、对比度、饱和度、清晰度、平滑度。

- 20 15. 根据权利要求 12 所述的装置，其中，所述第二图像相对于所述第一图像的失真
度小于预定阈值。

16. 根据权利要求 12 所述的装置，其中，所述图像增强模型通过第一训练装置训
练，所述第一训练装置用于训练 GAN 模型中的生成模型，所述 GAN 模型中还包括质
量判别模型，其中所述质量判别模型用于判别所述生成模型的输出图像是否为高质量图
25 像，其中，所述第一训练装置包括：

第二获取单元，配置为，获取多个第三图像，所述第三图像为低质量车损图像；以
及

第一训练单元，配置为，使用至少所述多个第三图像，基于所述质量判别模型，训
练所述生成模型，作为所述图像增强模型。

- 30 17. 根据权利要求 16 所述的装置，其中，所述质量判别模型通过第二训练装置训练，
所述第二训练装置包括：

第三获取单元,配置为,获取多个正样本和多个负样本,所述正样本为高质量的车损图像,所述负样本为低质量的车损图像;以及

第二训练单元,配置为,使用至少所述多个正样本和多个负样本训练分类模型,作为所述质量判别模型。

- 5 18. 根据权利要求 16 所述的装置,其中,所述 GAN 模型中还包括失真度判别模型,其中,所述失真度判别模型用于获取所述生成模型的输出图像相对于对应的第三图像的失真度,其中,所述第一训练单元还配置为:使用至少所述多个第三图像,基于所述失真度判别模型,训练所述生成模型。

- 10 19. 根据权利要求 18 所述的装置,其中,所述失真度判别模型包括语义识别模型和复原模型,其中,所述复原模型为所述生成模型的反卷积模型,其中,所述第一训练单元还包括:

输入子单元,配置为,将所述输出图像输入所述复原模型,以获取复原图像;

确定子单元,配置为,将所述复原图像与对应的第三图像分别输入所述语义识别模型,确定所述复原图像与对应的第三图像的语义相似度;以及

- 15 获取子单元,配置为,基于所述语义相似度,获取所述输出图像相对于对应的第三图像的失真度。

20. 根据权利要求 19 所述的装置,其中,所述确定子单元还配置为,基于以下至少一项确定所述复原图像与对应的第三图像的语义相似度:两图中的车辆部件是否相似、两图中的车型是否一致、两图中的车辆损伤是否相似。

- 20 21. 根据权利要求 12 所述的装置,还包括第一使用单元,配置为,在获取所述第二图像之后,将所述第二图像用于训练车辆损伤识别模型,其中,所述车辆损伤识别模型用于基于车辆的车损图像识别车辆的损伤。

22. 根据权利要求 12 所述的装置,还包括第二使用单元,配置为,在获取所述第二图像之后,将所述第二图像用于输入车辆损伤识别模型,以对相应的车辆进行定损。

- 25 23. 一种计算设备,包括存储器和处理器,其特征在于,所述存储器中存储有可执行代码,所述处理器执行所述可执行代码时,实现权利要求 1-11 中任一项所述的方法。