

(12) 按照专利合作条约所公布的国际申请

(19) 世界知识产权组织
国际局

(43) 国际公布日
2019 年 10 月 10 日 (10.10.2019)



(10) 国际公布号
WO 2019/192588 A1

(51) 国际专利分类号:
G06T 3/40 (2006.01)

(21) 国际申请号: PCT/CN2019/081445

(22) 国际申请日: 2019 年 4 月 4 日 (04.04.2019)

(25) 申请语言: 中文

(26) 公布语言: 中文

(30) 优先权:
201810299530.9 2018年4月4日 (04.04.2018) CN

(71) 申请人: 华为技术有限公司 (HUAWEI TECHNOLOGIES CO., LTD.) [CN/CN]; 中国广东省深圳市龙岗区坂田华为总部办公楼, Guangdong 518129 (CN)。

(72) 发明人: 姚春风(YAO, Chunfeng); 中国广东省深圳市龙岗区坂田华为总部办公楼, Guangdong 518129 (CN)。 冯柏岚(FENG, Bailan); 中国广东省深圳市龙岗区坂田华为总部办公楼, Guangdong 518129 (CN)。 颜波(YAN, Bo); 中国上海市杨浦区邯郸路 220 号, Shanghai 200433 (CN)。 李可(LI, Ke); 中国上海市杨浦区邯郸路 220 号, Shanghai 200433 (CN)。 巴热巴合提亚尔(BARE, Bahetiyaer); 中国上海市杨浦区邯郸路 220 号, Shanghai 200433 (CN)。 钱莉(QIAN, Li); 中国广东省深圳市龙岗区坂田华为总部办公楼, Guangdong 518129 (CN)。

(81) 指定国(除另有指明, 要求每一种可提供的国家保护): AE, AG, AL, AM, AO, AT, AU, AZ, BA, BB, BG, BH, BN, BR, BW, BY, BZ, CA, CH, CL, CN, CO, CR, CU, CZ, DE, DJ, DK, DM, DO, DZ, EC, EE, EG, ES, FI, GB,

(54) Title: IMAGE SUPER RESOLUTION METHOD AND DEVICE

(54) 发明名称: 图像超分方法及装置

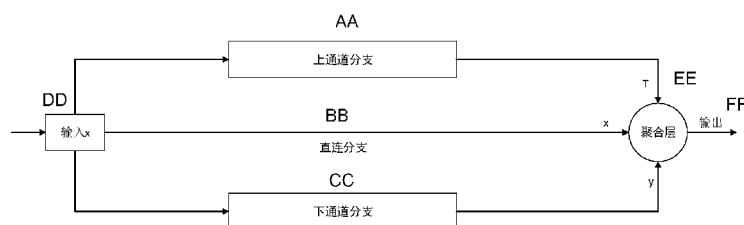


图 2a

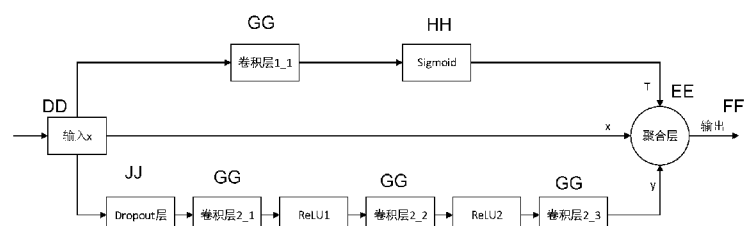


图 2b

AA Uplink channel branch
BB Direct connection branch
CC Downlink channel branch
DD Inputx
EE Aggregation layer
FF Output
GG Convolution layer
HH Sigmoid
JJ Dropout layer

(57) Abstract: An image super resolution method and device. The method comprises: receiving a low resolution image (S101); performing pre-processing on the low resolution image, to obtain a vertical gradient map, a horizontal gradient map, and a luminance map (S102); taking the vertical gradient map, the horizontal gradient map and the luminance map as information concerning three different dimensions respectively to form a feature map to be inputted (S103); performing size conversion on said feature map to obtain an input feature map (S104); performing non-linear transformation processing on the input feature map to obtain a non-linear transformed input

GD, GE, GH, GM, GT, HN, HR, HU, ID, IL, IN, IR, IS, JO, JP, KE, KG, KH, KN, KP, KR, KW, KZ, LA, LC, LK, LR, LS, LU, LY, MA, MD, ME, MG, MK, MN, MW, MX, MY, MZ, NA, NG, NI, NO, NZ, OM, PA, PE, PG, PH, PL, PT, QA, RO, RS, RU, RW, SA, SC, SD, SE, SG, SK, SL, SM, ST, SV, SY, TH, TJ, TM, TN, TR, TT, TZ, UA, UG, US, UZ, VC, VN, ZA, ZM, ZW。

(84) 指定国(除另有指明, 要求每一种可提供的地区保护): ARIPO (BW, GH, GM, KE, LR, LS, MW, MZ, NA, RW, SD, SL, ST, SZ, TZ, UG, ZM, ZW), 欧亚 (AM, AZ, BY, KG, KZ, RU, TJ, TM), 欧洲 (AL, AT, BE, BG, CH, CY, CZ, DE, DK, EE, ES, FI, FR, GB, GR, HR, HU, IE, IS, IT, LT, LU, LV, MC, MK, MT, NL, NO, PL, PT, RO, RS, SE, SI, SK, SM, TR), OAPI (BF, BJ, CF, CG, CI, CM, GA, GN, GQ, GW, KM, ML, MR, NE, SN, TD, TG)。

根据细则4.17的声明:

- 关于申请人有权要求在先申请的优先权(细则4.17(iii))

本国际公布:

- 包括国际检索报告(条约第21条(3))。

feature map, and performing weighting processing on the input feature map and the non-linear transformed input feature map, to obtain an output feature map (S105); performing size conversion on the output feature map to obtain a residual map (S106); and combining the low resolution image and the residual map to obtain a high resolution image (S107). The present invention can be applied to the field of computer vision technology for artificial intelligence, to improve the quality of a high resolution image obtained by means of super resolution.

(57) 摘要: 一种图像超分方法及设备, 该方法包括: 接收低分辨率图像 (S101); 对所述低分辨率图像进行预处理, 得到垂直梯度图, 水平梯度图以及亮度图 (S102); 将所述垂直梯度图, 所述水平梯度图和所述亮度图分别作为三个不同维度的信息以构成待输入特征图 (S103); 对所述待输入特征图进行尺寸转换得到输入特征图 (S104); 对所述输入特征图进行非线性变换处理得到非线性变换后的输入特征图, 对所述输入特征图以及所述非线性变换后的输入特征图进行加权处理, 得到输出特征图 (S105); 对所述输出特征图进行尺寸转换得到残差图 (S106); 将所述低分辨率图像和所述残差图结合得到高分辨率图像 (S107)。可以应用在人工智能中的计算机视觉技术领域, 以提高超分得到的高分辨率图像的质量。

图像超分方法及装置

技术领域

本发明实施例涉及通信技术领域，尤其涉及一种图像超分方法及装置。

背景技术

图像超分辨率重建，简称图像超分辨率（super resolution），也称图像超分（SR），是指利用图像处理方法将低分辨率图像(low resolution,LR)重建为高分辨率图像 (high resolution, HR)的一种图像处理技术，可有效提升图像的清晰度，对于视频监控、卫星图像、相机拍照、高清电视、医学图像等各领域具有重要意义。例如，在视频监控领域，高清视频为道路交通监管提供了更为有利的支持，同时也有效提高了社会安全保障水平，然而在实际情况下许多应用出于各种考虑没办法直接获取高分辨率图像或视频，而图像超分技术可有效改善该问题。

目前已经提出了许多图像超分方法，早期的图像超分方法是基于插值的，如双三次插值和兰索斯重采样，由于每个像素从 LR 图像到 HR 图像的映射上有许多解，并且这类方法仅使用 LR 图像的信息，因此不能很好地重构出 HR 图像。近年来，随着 CNN(Convolutional Neural Networks，卷积神经网络)在计算机视觉领域的应用，出现了许多基于 CNN 的超分方法，例如 VDSR (Very Deep Convolutional Networks Super Resolution，很深的超分卷积网络)。其采用的神经网络结构中具有多个直连网络分支，即某一层神经网络的输出直接跳过若干层神经网络直连到处理后的信号中，此直连网络分支无需经过中间卷积等操作，这使得输出层在损失函数计算，回传梯度的时候，可以将梯度通过直连分支直接传递到若干层之前，从而减少了深度神经网络在训练过程中的梯度消失问题，提高了深度神经网络的收敛性。

为了获得更好的超分效果，VDSR 通过加深网络深度获得更好的超分性能，但这带来了参数量大，超分耗时的缺点。并且，虽然 VDSR 基于多个直连网络分支的神经网络结构能在一定程度上解决收敛的问题，但随着网络中卷积层数的增加，到一定数量后仍然存在收敛问题，从而影响超分效果，降低图像超分质量。

发明内容

本申请实施例公开了一种图像超分方法及设备，可以提高图像超分质量，获得更好的图像超分效果。

第一方面，本申请实施例提供一种图像超分方法，包括：接收低分辨率图像；对所述低分辨率图像进行预处理，得到垂直梯度图，水平梯度图以及亮度图；将所述垂直梯度图，所述水平梯度图和所述亮度图分别作为三个不同维度的信息以构成待输入特征图；对所述待输入特征图进行尺寸转换得到输入特征图；对所述输入特征图进行非线性变换处理得到非线性变换后的输入特征图，对所述输入特征图以及所述非线性变换后的输入特征图进行加权处理，得到输出特征图；对所述输出特征图进行尺寸转换得到残差图；将所述低分辨率图像和所述残差图结合得到高分辨率图像。

值得说明的是，第一方面提供的本申请实施例是基于深度神经网络的图像超分方法，所述深度神经网络包括输入层，至少一层隐含层，输出层；所述输入层可以用于接收低分辨率图像；所述至少一层隐含层可以用于对所述低分辨率图像进行预处理，得到垂直梯度图，水平梯度图以及亮度图；并将所述垂直梯度图，所述水平梯度图和所述亮度图分别作为三个不

同维度的信息以构成待输入特征图；并对所述待输入特征图进行尺寸转换得到输入特征图；并对所述输入特征图进行非线性变换处理得到非线性变换后的输入特征图，并对所述输入特征图以及所述非线性变换后的输入特征图进行加权处理，得到输出特征图；并对所述输出特征图进行尺寸转换得到残差图；并将所述低分辨率图像和所述残差图结合得到高分辨率图像；所述输出层可以用于输出所述高分辨率图像。

在本申请实施例中，对所述输入特征图以及所述非线性变换后的输入特征图采用加权处理得到输出特征图；由于该加权处理的对象之一：“所述输入特征图”，是跳过深度神经网络中的若干隐含层，即未经处理直接由上一个步骤的输出得到的，即根据深度神经网络中的直连分支直接得到的，该直连分支能很好的克服深度神经网络的收敛性问题，从而提升基于该深度神经网络的图像超分效果，并且，由于此处采用的加权处理方式使所述输入特征图和所述非线性变换后的输入特征图按相应的比例取值并相加，从而对最后重建得到的高分辨率图像的图像质量有较大提升。进一步的，由于本申请实施例将所述低分辨率图像和所述残差图结合得到高分辨率图像，即其中的低分辨率图像是由直连分支直接得到的，使得本申请实施例进一步克服了深度神经网络的收敛性问题，最终得到更好的图像超分效果。

在一种可能的实现方式中，在所述对所述输入特征图以及非线性变换后的输入特征图进行加权处理之前，所述方法还包括：

根据所述输入特征图得到一组权重值；所述一组权重值用于对所述输入特征图以及所述非线性变换后的输入特征图进行加权处理。

在一种可能的实现方式中，根据所述输入特征图得到所述一组权重值，包括：

对所述输入特征图进行卷积操作并得到卷积结果，并根据 S 型函数对所述卷积结果进行处理，得到权重值 T，所述权重值 T 用于对所述输入特征图以及非线性变换后的输入特征图进行加权处理。

在一种可能的实现方式中，所述水平梯度图和所述亮度图分别作为三个不同维度的信息以构成待输入特征图，包括：

将所述水平梯度图作为第一维信息，所述垂直梯度图作为第二维信息，所述亮度图作为第三维信息，所述第一维信息和所述第二维信息以及所述第三维信息构成所述待输入特征图。

在一种可能的实现方式中，所述对所述输入特征图进行非线性变换处理得到非线性变换后的输入特征图，包括：

对所述输入特征图进行去拟合操作，得到去拟合结果，并对所述去拟合结果进行卷积操作，得到所述非线性变换后的输入特征图。

这种可能的实现方式通过对输入特征图先进行去拟合操作，从而在前端减少参数量，在进一步对去拟合结果进行卷积操作的过程中，由于卷积操作的输入参数减少，使得卷积操作的计算量降低，可以减少超分耗时，提高图像超分的速度。

在一种可能的实现方式中，所述将所述低分辨率图像和所述残差图结合得到高分辨率图像，包括：

将所述低分辨率图像中的每一个像素的像素值与所述残差图中的对应像素的像素值相加，得到所述高分辨率图像中的相应像素的像素值。

在一种可能的实现方式中，所述将所述低分辨率图像和所述残差图结合得到高分辨率图像，包括：

将所述低分辨率图像中的每一个像素的像素值与所述残差图中的对应像素的像素值进行

加权求和，得到所述高分辨率图像中的相应像素的像素值。

由于加权求和采用的系数是根据训练好的深度神经网络得到的，通过训练好的深度神经网络是可以使得输出的高分辨率图像具有最佳的图像质量的，因此，这种可能的实现方式可以使图像超分输出的高分辨率图像具有更好的质量。

在一种可能的实现方式中，对所述输入特征图以及所述非线性变换后的输入特征图进行加权处理，包括：根据权重信息对所述输入特征图以及所述非线性变换后的输入特征图进行加权处理，所述权重信息是通过训练好的深度神经网络得到的；其中所述权重信息包括一个权重值或者一组权重值；所述一组权重值可以用一个权重图或一个权重向量来表示。

在一种可能的实现方式中，所述根据权重信息对所述输入特征图以及所述非线性变换后的输入特征图进行加权处理，包括：

当所述权重值为一个时，利用所述权重值对所述输入特征图中的每个第一像素值和所述非线性变换后的输入特征图中的每个第二像素值进行加权求和得到所述输出特征图的第三像素值，所述第一像素值为所述输入特征图中任意一个像素值，所述第二像素值与所述第一像素值为一一对应的关系，所述第三像素值与所述第一像素值为一一对应的关系。

由于该权重信息是根据训练好的深度神经网络得到的，针对所述输入特征图和所述非线性变换后的输入特征图，能赋予其不同的权重值；各个权重值的配置能使得所述输出特征图具有更优秀的表达能力，使最终输出的高分辨率图像具有更好的图像质量。

当所述权重值为一组时，利用所述一组权重值中的各权重值分别对所述输入特征图中的每个第一像素值和所述非线性变换后的输入特征图中的每个第二像素值进行加权求和得到所述输出特征图的第三像素值，所述第一像素值为所述输入特征图中任意一个像素值，所述第二像素值与所述第一像素值为一一对应的关系，所述第三像素值与所述第一像素值为一一对应的关系。

由于该权重信息是通过训练好的深度神经网络得到的，通过训练好的深度神经网络是可以使得输出的高分辨率图像具有最佳的图像质量的，因此，通过该训练好的深度神经网络得到的各个权重值能使得所述输出特征图具有更优秀的表达能力，更进一步的，当所述权重值为一组时，针对所述输入特征图中不同的局部特征可以更有针对性的赋予其不同的权重值，使得输出特征图具有更多种可能性，从而使所述的图像超分方法得到更高质量的高分辨率图。

第二方面，本申请实施例提供一种图像超分方法，包括：

接收低分辨率图像；对所述低分辨率图像进行预处理，得到垂直梯度图，水平梯度图以及亮度图；将所述垂直梯度图，所述水平梯度图和所述亮度图分别作为三个不同维度的信息以构成待输入特征图；对所述待输入特征图进行尺寸转换得到输入特征图；根据串联的加权处理流程对所述输入特征图进行加权处理，得到输出特征图；其中，所述串联的加权处理流程中包含 n 个处理环节，所述 n 个处理环节以串联方式连接；所述串联的加权处理流程中包含 n 组权重值，所述 n 组权重值分别被用于所述 n 个处理环节且与所述 n 个处理环节一一对应，其中 n 为大于或等于 2 的正整数；对所述输出特征图进行尺寸转换得到残差图；将所述低分辨率图像和所述残差图结合得到高分辨率图像。

值得说明的是，第一方面提供的本申请实施例是基于深度神经网络的图像超分方法，所述深度神经网络包括输入层，至少一层隐含层，输出层；所述输入层可以用于接收低分辨率图像；所述至少一层隐含层可以用于对所述低分辨率图像进行预处理，得到垂直梯度图，水平梯度图以及亮度图；并将所述垂直梯度图，所述水平梯度图和所述亮度图分别作为三个不

同维度的信息以构成待输入特征图；并对所述待输入特征图进行尺寸转换得到输入特征图；并根据串联的加权处理流程对所述输入特征图进行加权处理，得到输出特征图；其中，所述串联的加权处理流程中包含 n 个处理环节，所述 n 个处理环节以串联方式连接；所述串联的加权处理流程中包含 n 组权重值，所述 n 组权重值分别被用于所述 n 个处理环节且与所述 n 个处理环节一一对应，其中 n 为大于或等于 2 的正整数；并对所述输出特征图进行尺寸转换得到残差图；将所述低分辨率图像和所述残差图结合得到高分辨率图像；所述输出层可以用于输出所述高分辨率图像。

在一种可能的实现方式中，根据串联的加权处理流程对所述输入特征图进行加权处理得到输出特征图，且所述串联的加权处理流程中包含 n 个处理环节，所述 n 个处理环节以串联方式连接。本申请实施例与第一方面提供的图像超分方法，关键区别在于：第一方面对所述输入特征图和非线性变换后的输入特征图进行一次加权处理即输出所述输出特征图，给下一步骤进行处理，在第二方面提供的图像超分方法中，串联的加权处理流程中包含 n 个处理环节，其中每个处理环节均有一轮加权处理的操作，即第一个处理环节的输出不直接作为所述输出特征图输出，而是作为第二个处理环节的输入，供第二个处理环节进行再一次的加权处理，直到该串联的加权处理流程中的最后一个处理环节完成加权处理，将其输出作为所述输出特征图，供下一步骤对该输出特征图进行进一步处理。该串联的加权处理流程相对第一方面的单轮加权处理而言，可以使重建得到的高分辨率图像质量比第一方面提供的方法得到的高分辨率图像质量更加，即图像超分效果更好。

在一种可能的实现方式中，所述根据串联的加权处理流程对所述输入特征图进行加权处理，得到所述输出特征图，包括：

在所述 n 个处理环节中的一个处理环节 i 的处理过程包括：将所述处理环节 i 的输入特征图分别进行上通道处理和下通道处理，所述上通道处理包括：根据所述处理环节 i 的输入特征图得到所述处理环节 i 的一组权重值；所述下通道处理包括对所述处理环节 i 的输入特征图进行非线性变换处理，经过所述下通道处理得到非线性变换后的所述处理环节 i 的输入特征图；根据所述处理环节 i 的一组权重值对所述处理环节 i 的输入特征图和所述非线性变换后的所述处理环节 i 的输入特征图进行加权处理，得到所述处理环节 i 的输出特征图；其中，所述处理环节 i 为所述 n 个处理环节中的任意一个环节；其中，当所述处理环节 i 为所述串联的加权处理流程中的第一个环节时，所述处理环节 i 的输入特征图为所述输入特征图；当所述处理环节 i 为所述串联的加权处理流程中的最后一个环节时，所述处理环节 i 的输出特征图为所述输出特征图。

在一种可能的实现方式中，所述上通道处理包括：对所述当前处理环节的输入特征图进行卷积操作并得到上通道卷积结果，并根据 S 型函数对所述上通道卷积结果进行处理，得到所述当前处理环节的一组权重值。

在一种可能的实现方式中，所述下通道处理具体包括：对所述当前处理环节的输入特征图进行去拟合，得到去拟合结果，并对所述去拟合结果进行卷积操作，得到所述非线性变换结果。

在一种可能的实现方式中，所述根据串联的加权处理流程对所述输入特征图进行加权处理，得到所述输出特征图，包括：

在所述 n 个处理环节中的一个处理环节 i 的处理过程包括：对所述处理环节 i 的输入特征图进行非线性变换处理，得到非线性变换后的处理环节 i 的输入特征图；根据与所述处理环

节 i 一一对应的一组权重值对所述处理环节 i 的输入特征图和所述非线性变换后的所述处理环节 i 的输入特征图进行加权处理,得到所述处理环节 i 的输出特征图;其中,所述处理环节 i 为所述 n 个处理环节中的任意一个环节, $1 \leq i \leq n$;其中,当所述处理环节 i 为所述串联的加权处理流程中的第一个环节时,所述处理环节 i 的输入特征图为所述输入特征图;当所述处理环节 i 为所述串联的加权处理流程中的最后一个环节时,所述处理环节 i 的输出特征图为所述输出特征图。

在一种可能的实现方式中,在所述根据与所述处理环节 i 一一对应的一组权重值对所述处理环节 i 的输入特征图和所述非线性变换后的所述处理环节 i 的输入特征图进行加权处理之前,所述方法还包括:

根据所述处理环节 i 的输入特征图得到所述处理环节 i 的一组权重值;所述处理环节 i 的一组权重值用于对所述处理环节 i 的输入特征图和所述非线性变换后的所述处理环节 i 的输入特征图进行加权处理。

在一种可能的实现方式中,所述根据所述处理环节 i 的输入特征图得到所述处理环节 i 的一组权重值,包括:

对所述处理环节 i 的输入特征图进行卷积操作并得到卷积结果,并根据S型函数对所述卷积结果进行处理,得到所述处理环节 i 的一组权重值。

在一种可能的实现方式中,所述对所述处理环节 i 的输入特征图进行非线性变换处理,得到非线性变换后的所述处理环节 i 的输入特征图包括:

对所述处理环节 i 的输入特征图进行去拟合,得到去拟合结果,并对所述去拟合结果进行卷积操作,得到非线性变换后的所述处理环节 i 的输入特征图。

在一种可能的实现方式中,所述 n 等于3。

在一种可能的实现方式中,所述将所述低分辨率图像和所述残差图结合得到高分辨率图像,包括:

将所述低分辨率图像中的每一个像素的像素值与所述残差图中的对应像素的像素值相加,得到所述高分辨率图像中的相应像素的像素值。

在一种可能的实现方式中,所述将所述低分辨率图像和所述残差图结合得到高分辨率图像,包括:

将所述低分辨率图像中的每一个像素的像素值与所述残差图中的对应像素的像素值进行加权求和,得到所述高分辨率图像中的相应像素的像素值。

由于加权求和采用的系数是通过训练好的深度神经网络得到的(深度神经网络的训练过程主要是对各层神经网络的连接参数的训练过程,本申请实施例将在实施例开始之前对此进行简单介绍),通过训练好的深度神经网络得到的权重系数可以使得输出的高分辨率图像具有最佳的图像质量的,因此,通过这种可能的实现方式可以使图像超分输出的高分辨率图像具有更好的质量。

在一种可能的实现方式中,所述 n 组权重值中的每一组权重值中,包括至少一个权重值(其中,至少一个包含一个和至少两个的情况),其中当一组权重值中包含一个权重值时,该组权重值对应的处理环节根据该一个权重值进行该环节的加权处理;当一组权重值中包含至少两个权重值,该组权重值对应的处理环节根据该至少两个权重值进行该环节的加权处理,具体的,可以对输入该环节的输入特征图中的不同局部赋予不同的权重值,使该至少两个权重值对应的处理环节输出的特征图更加丰富,也使得这个环节输出的特征图具有更多种可能

性，从而使所述的图像超分方法得到更高质量的高分辨率图。

第三方面，提供了一种图像超分装置，所述装置包括用于执行所述第一方面或者第一方面的任一可能的实现方式中的方法的模块。

第四方面，提供了一种图像超分装置，所述装置包括用于执行所述第二方面或者第二方面的任一可能的实现方式中的方法的模块。

第五方面，提供一种图像超分装置，所述装置包括存储介质和中央处理器，所述存储介质可以是非易失性存储介质，所述存储介质中存储有计算机可执行程序，所述中央处理器与所述非易失性存储介质连接，并执行所述计算机可执行程序以实现所述第一方面或者第一方面的任一可能的实现方式中的方法。

第六方面，提供一种图像超分装置，所述装置包括存储介质和中央处理器，所述存储介质可以是非易失性存储介质，所述存储介质中存储有计算机可执行程序，所述中央处理器与所述非易失性存储介质连接，并执行所述计算机可执行程序以实现所述第二方面或者第二方面的任一可能的实现方式中的方法。

第七方面，提供一种芯片，所述芯片包括处理器与数据接口，所述处理器通过所述数据接口读取存储器上存储的指令，执行第一方面或第一方面的任一可能的实现方式中的方法。

可选地，作为一种实现方式，所述芯片还可以包括存储器，所述存储器中存储有指令，所述处理器用于执行所述存储器上存储的指令，当所述指令被执行时，所述处理器用于执行第一方面或第一方面的任一可能的实现方式中的方法。

第八方面，提供一种芯片，所述芯片包括处理器与数据接口，所述处理器通过所述数据接口读取存储器上存储的指令，执行第二方面或第二方面的任一可能的实现方式中的方法。

可选地，作为一种实现方式，所述芯片还可以包括存储器，所述存储器中存储有指令，所述处理器用于执行所述存储器上存储的指令，当所述指令被执行时，所述处理器用于执行第二方面或第二方面的任一可能的实现方式中的方法。

第九方面，提供一种计算机可读存储介质，所述计算机可读介质存储用于设备执行的程序代码，所述程序代码包括用于执行第一方面或者第一方面的任一可能的实现方式中的方法的指令。

第十方面，提供一种计算机可读存储介质，所述计算机可读介质存储用于设备执行的程序代码，所述程序代码包括用于执行第二方面或者第二方面的任一可能的实现方式中的方法的指令。

附图说明

下面对本申请实施例用到的附图进行介绍。

图1是本申请实施例提供用于神经网络计算的电子设备100结构示意图；

图2是本申请实施例提供的一种图像超分方法的流程示意图；

图2a是本申请实施例提供的一种公路单元中的结构示意图；

图2b是本申请实施例提供的一种公路单元中的结构示意图；

图3是本申请实施例提供的一种图像超分方法的流程示意图；

图4是本申请实施例提供的一种图像超分装置的结构示意图；

图5是本申请实施例提供的另一种图像超分装置的结构示意图；

图6是本申请实施例提供的另一种用于神经网络计算的电子设备的结构示意图。

具体实施方式

首先，为了便于理解本申请实施例，对本申请实施例涉及的一些概念或术语进行解释。

(1) 图像超分辨率重建(简称图像超分辨率，又称图像超分)

图像超分辨率 (Image Super Resolution) 是指：利用图像处理方法通过计算机将低分辨率 (low resolution, LR) 图像恢复出高分辨率 (high resolution, HR) 图像的技术。高分辨率图像即意味着图像具有高像素密度，可以提供更多的图像细节，这些细节往往在应用中起到关键作用。

图像超分辨率的方法可以分为两类：第一类是传统的图像超分辨率方法，例如利用数据运算实现 LR 到 HR 的恢复；第二类是基于学习的图像超分辨率方法，即利用机器学习的方法实现 LR 到 HR 的恢复。其中，基于重建的图像超分辨率方法可以通过频域算法或者空域算法来统计估算最大后验概率的高分辨率图像。基于学习的图像超分辨率方法可以包含训练阶段和测试阶段两个阶段。

在训练阶段，首先建立初始的超分辨率模型和训练集。训练集中可以包括多张低分辨率图像以及每张低分辨率图像对应的高分辨率图像。通过训练集中的低分辨率图像以及它对应的高分辨率图像，学习高分辨率图像和低分辨率图像之间的对应关系，进而修正初始的超分辨率模型中的参数的取值，来使高分辨率图像和重建图像之间误差收敛，最终确定训练后得到的新建的超分辨率模型。在测试阶段，可以根据新建的超分辨率模型来指导图像的超分辨率重建。

其中，获取训练集中图像对（低分辨率图像以及该低分辨率图像对应的高分辨率图像形成一个图像对）的方法可以是，先拿到一个高分辨率图像，然后将该高分辨率图像通过模糊函数处理以得到与之对应的低分辨率图像，其中，该模糊函数是不可逆的。

其中，初始的超分辨率模型可以是根据实验确定的模型，可以是非线性的。超分辨率模型可以是一种卷积神经网络。

(2) 卷积神经网络

神经网络可以由神经元组成的，神经元可以是指以 x_s 和截距 1 为输入的运算单元，该运算单元的输出可以为：

$$h_{w,b}(x) = f(W^T x) = f\left(\sum_{s=1}^n W_s x_s + b\right) \quad (1-1)$$

其中， $s=1, 2, \dots, n$ ， n 为大于 1 的自然数， W_s 为 x_s 的权重， b 为神经单元的偏置。 f 为神经单元的激活函数 (activation functions)，用于将非线性特性引入神经网络中，来将神经单元中的输入信号转换为输出信号。该激活函数的输出信号可以作为下一层卷积层的输入。激活函数可以是 sigmoid 函数。神经网络是将许多个上述单一的神经单元联结在一起形成的网络，即一个神经单元的输出可以是另一个神经单元的输入。每个神经单元的输入可以与前一层的局部接受域相连，来提取局部接受域的特征，局部接受域可以由若干个神经单元组成的区域。

(3) 深度神经网络

深度神经网络 (Deep Neural Network, DNN)，可以理解为具有很多层隐含层的神经网络，这里的“很多”并没有特别的度量标准，我们常说的多层神经网络和深度神经网络其本质上

是同一个东西。从 DNN 按不同层的位置划分, DNN 内部的神经网络可以分为三类: 输入层, 隐含层, 输出层。一般来说第一层是输入层, 最后一层是输出层, 中间的层数都是隐含层。层与层之间是全连接的, 也就是说, 第 i 层的任意一个神经元一定与第 $i+1$ 层的任意一个神经元相连。虽然 DNN 看起来很复杂, 但是就每一层的工作来说, 其实并不复杂, 简单来说就是如下线性关系表达式: $\vec{y} = \alpha(W\vec{x} + \vec{b})$, 其中, $\vec{x}$ 是输入向量, $\vec{y}$ 是输出向量, $\vec{b}$ 是偏移向量, W 是权重矩阵 (也称系数), $\alpha(\cdot)$ 是激活函数。每一层仅仅是对输入向量 $\vec{x}$ 经过如此简单的操作得到输出向量 $\vec{y}$ 。由于 DNN 层数多, 则系数 W 和偏移向量 $\vec{b}$ 的数量也就是很多了。那么, 具体的参数在 DNN 是如何定义的呢? 首先我们来看看系数 W 的定义。以一个三层的 DNN 为例, 如: 第二层的第 4 个神经元到第三层的第 2 个神经元的线性系数定义为 w_{24}^3 。上标 3 代表系数 W 所在的层数, 而下标对应的是输出的第三层索引 2 和输入的第二层索引 4。总结下, 第 $L-1$ 层的第 k 个神经元到第 L 层的第 j 个神经元的系数定义为 w_{jk}^L 。注意, 输入层是没有 W 参数的。在深度神经网络中, 更多的隐含层让网络更能够刻画现实世界中的复杂情形。理论上而言, 参数越多的模型复杂度越高, “容量”也就越大, 也就意味着它能完成更复杂的学习任务。

(4) 卷积神经网络 (Convolutional Neural Network, CNN) 是一种带有卷积结构的深度神经网络。卷积神经网络包含了一个由卷积层和子采样层构成的特征抽取器。该特征抽取器可以看作是滤波器, 卷积过程可以看作是使用一个可训练的滤波器与一个输入的图像或者卷积特征平面 (feature map) 做卷积。卷积层是指卷积神经网络中对输入信号进行卷积处理的神经元层。在卷积神经网络的卷积层中, 一个神经元可以只与部分邻层神经元连接。一个卷积层中, 通常包含若干个特征平面, 每个特征平面可以由一些矩形排列的神经单元组成。同一特征平面的神经单元共享权重, 这里共享的权重就是卷积核。共享权重可以理解为提取图像信息的方式与位置无关。这其中隐含的原理是: 图像的某一部分的统计信息与其他部分是一样的。即意味着在某一部分学习的图像信息也能用在另一部分上。所以对于图像上的所有位置, 我们都能使用同样的学习得到的图像信息。在同一卷积层中, 可以使用多个卷积核来提取不同的图像信息, 一般地, 卷积核数量越多, 卷积操作反映的图像信息越丰富。

卷积核可以以随机大小的矩阵的形式初始化, 在卷积神经网络的训练过程中卷积核可以通过学习得到合理的权重。另外, 共享权重带来的直接好处是减少卷积神经网络各层之间的连接, 同时又降低了过拟合的风险。(5) 反向传播算法

卷积神经网络可以采用误差反向传播 (back propagation, BP) 算法在训练过程中修正初始的超分辨率模型中参数的大小, 使得超分辨率模型的重建误差损失越来越小。具体地, 前向传递输入信号直至输出会产生误差损失, 通过反向传播误差损失信息来更新初始的超分辨率模型中参数, 从而使误差损失收敛。反向传播算法是以误差损失为主导的反向传播运动, 旨在得到最优的超分辨率模型的参数, 例如权重矩阵。

(6) 像素值和图像特征

图像的像素值可以是一个红绿蓝 (RGB) 颜色值, 像素值可以是表示颜色的长整数。例如, 像素值为 $256*Red + 100*Green + 76*Blue$, 其中, Blue 代表蓝色分量, Green 代表绿色分量, Red 代表红色分量。各个颜色分量中, 数值越小, 亮度越低, 数值越大, 亮度越高。对于灰度图像来说, 像素值可以是灰度值。

图像特征主要有图像的颜色特征、纹理特征、形状特征和空间关系特征等。

颜色特征是一种全局特征, 描述了图像或图像区域所对应的景物的表面性质; 一般颜色

特征是基于像素点的特征，此时所有属于图像或图像区域的像素都有各自的贡献。由于颜色对图像或图像区域的方向、大小等变化不敏感，所以颜色特征不能很好地捕捉图像中对象的局部特征。

纹理特征也是一种全局特征，它也描述了图像或图像区域所对应景物的表面性质；但由于纹理只是一种物体表面的特性，并不能完全反映出物体的本质属性，所以仅仅利用纹理特征是无法获得高层次图像内容的。与颜色特征不同，纹理特征不是基于像素点的特征，它需要在包含多个像素点的区域中进行统计计算。

形状特征有两类表示方法，一类是轮廓特征，另一类是区域特征，图像的轮廓特征主要针对物体的外边界，而图像的区域特征则关系到整个形状区域；

空间关系特征，是指图像中分割出来的多个目标之间的相互的空间位置或相对方向关系，这些关系也可分为连接/邻接关系、交叠/重叠关系和包含/包容关系等。通常空间位置信息可以分为两类：相对空间位置信息和绝对空间位置信息。前一种关系强调的是目标之间的相对情况，如上下左右关系等，后一种关系强调的是目标之间的距离大小以及方位。

需要说明的，上述列举的图像特征可以作为图像中具有的特征的一些举例，图像还可以具有其他特征，如更高层级的特征：语义特征，此处不再展开。

本申请实施例中即将提到的垂直梯度图、水平梯度图、亮度图与上述各图像特征的关系，具体可以是：本申请实施例中的垂直梯度图和水平梯度图描述的是相邻像素之间的变换，横向变换由水平梯度图表示，纵向变换由垂直梯度图表示，它们中均包含了纹理特征和形状特征。而亮度图则包含了颜色特征。可以认为本申请实施例中的垂直梯度图、水平梯度图和亮度图是上述多种图像特征中某些特征的综合体现。

在进行图像超分时，为了取的较好的图像超分效果，可以采用比较深的深度神经网络，即较多层的深度神经网络。但是深度神经网络的层数越多，其对应的参数量也越大，并导致更大的计算量，使得超分耗时较多；并且，当深度神经网络的深度达到一定程度时，必然导致收敛困难的问题。

为提高图像超分过程中经过图像超分处理得到的 HR 图像的质量，本申请实施例提供一种图像超分方法，采用公路网络（Highway Networks）和残差网络相结合深度神经网络结构对低分辨率图像进行重构得到高分辨率图像。

其中，需要说明的是，公路网络和残差网络可以认为是特殊的深度神经网络，具体的，可以理解为是深度神经网络中多个隐含层之间的特殊连接方式。本申请实施例的图像超分方法中的部分步骤或全部步骤可以理解为建立在这个由公路网络和残差网络构建成的特殊深度神经网络结构之上，由该特殊的深度神经网络实现。本申请实施例提供的图像超分方法可以理解为是基于训练好的深度神经网络进行的，其中该训练好的深度神经网络中可以包括残差网络和公路网络，在本申请实施例中使用的残差网络和公路网络可以被理解为经训练得到的，也可以称之为训练好的神经网络，为了简洁起见，后文不再赘述。

简单来说，残差网络可以是：深度神经网络中多个隐含层之间除了逐层相连之外，例如第 1 层隐含层连接第 2 层隐含层，第 2 层隐含层连接第 3 层隐含层，第 3 层隐含层连接第 4 层隐含层（这是一条神经网络的数据运算通路，也可以形象的称为神经网络传输），残差网络还多了一条直连支路，这条直连支路从第 1 层隐含层直接连到第 4 层隐含层，即跳过第 2 层和第 3 层隐含层的处理，将第 1 层隐含层的数据直接传输给第 4 层隐含层进行运算。公路网络可以是：深度神经网络中除了有上面所述的运算通路和直连分支之外，还包括一条权重获

取分支，这条支路引入传输门（transform gate）进行权重值的获取，并输出权重值 T 供上面的运算通路和直连分支后续的运算使用。

在本申请实施例中，利用权重获取支路得到的权重值 T，对通过直连分支得到的输入特征图和经过逐层相连的运算通路对输入特征图进行处理得到的经处理的输入特征图进行加权处理，得到输出特征图。通过该处理过程，不仅可以更好的克服深度神经网络的梯度消失问题使深度神经网络的收敛性更好，且通过加权处理得到的输出特征图能更好地描述出图像超分中高分辨率图像所需要的信息，并进一步使输出的高分辨率图像具有更好地图像质量；进一步的，本申请实施例采用残差网络的思想将输入特征图通过直连分支直接跳过若干隐含层到某一层，并在该层与经处理得到的残差图进行结合得到高分辨率图像，这种直连分支的设计在上述提升收敛性效果的基础上进一步提升了收敛效果，使得本申请实施例中的深度神经网络有更优秀的收敛能力，从而为基于该深度神经网络的图像超分方法带来更高的图像超分效率及更好的图像超分效果。

在介绍完本申请实施例涉及的一些概念或术语之后，其次，需要指出的是，根据本申请实施例提供的图像超分方法和装置，可以理解的是：本申请实施例提供的图像超分方法是基于深度神经网络进行的，具体的，可以是根据卷积神经网络进行的。根据上文的概念介绍可以知道，卷积神经网络可以理解为一种特殊的深度神经网络，即卷积神经网络（CNN）是一种带有卷积结构的深度神经网络。该卷积神经网络可以是预先训练好的，由于该卷积神经网络在本申请实施例中用于进行图像超分，因此后文也将该用于图像超分的卷积神经网络称为超分网络。

下面简单介绍本申请实施例的超分网络的训练过程。

在这之前，需要先对深度神经网络的训练过程有一个简单的了解：

首先，深度神经网络中的每一层的工作可以用数学表达式 $\vec{y} = \alpha(W \cdot \vec{x} + \vec{b})$ 来描述：从物理层面深度神经网络中的每一层的工作可以理解为通过五种对输入空间（输入向量的集合）的操作，完成输入空间到输出空间的变换（即矩阵的行空间到列空间），这五种操作包括：1、升维/降维；2、放大/缩小；3、旋转；4、平移；5、“弯曲”。其中 1、2、3 的操作由 $W \cdot \vec{x}$ 完成，4 的操作由 $+\vec{b}$ 完成，5 的操作则由 $\alpha()$ 来实现。这里之所以用“空间”二字来表述是因为被分类的对象并不是单个事物，而是一类事物，空间是指这类事物所有个体的集合。其中， W 是权重向量，该向量中的每一个值表示该层神经网络中的一个神经元的权重值。该向量 W 决定着上文所述的输入空间到输出空间的空间变换，即每一层的权重 W 控制着如何变换空间。训练深度神经网络的目的，也就是最终得到训练好的神经网络的所有层的权重矩阵（由很多层的向量 W 形成的权重矩阵）。因此，神经网络的训练过程本质上就是学习控制空间变换的方式，更具体的就是学习权重矩阵。

接着，具体介绍深度神经网络的训练过程：

因为希望深度神经网络的输出尽可能的接近真正想要预测的值，所以可以通过比较当前网络的预测值和真正想要的目标值，再根据两者之间的差异情况来更新每一层神经网络的权重向量（当然，在第一次更新之前通常会有初始化的过程，即为深度神经网络中的各层预先配置参数），比如，如果网络的预测值高了，就调整权重向量让它预测低一些，不断的调整，直到神经网络能够预测出真正想要的目标值。因此，就需要预先定义“如何比较预测值和目标值之间的差异”，这便是损失函数（loss function）或目标函数（objective function），它们是用来衡量预测值和目标值的差异的重要方程。其中，以损失函数举例，损失函数的输出值（loss）

越高表示差异越大，那么深度神经网络的训练就变成了尽可能缩小这个 loss 的过程。

回到本申请实施例的超分网络的训练过程，首先，系统会为该超分网络配置参数，该参数为初始化的参数，无需通过学习得到。该系统配置的参数本质上为初始化的矩阵向量，用于配置网络的结构和神经网络各层之间的连接关系。接着，需要构建训练数据集，这里的训练数据集包括若干对低分辨率图像和高分辨率图像，即每对中均包含一个低分辨率图像和对应该低分辨率图像的高分辨率图像。将成对的低分辨率图像和高分辨率图像输入上述配置好的超分网络，通过超分网络中各层的权重向量进行计算，输出重建的高分辨率图像。将输出的高分辨率图像与训练数据集包括的高分辨率图像计算损失函数，根据神经网络的反向传播算法进行计算，更新该超分网络中需要学习的各个层的参数，得到更新后的各个层的参数，即权重向量 W 。然后根据该更新后的各个层的权重向量 W 构成的权重矩阵（由于矩阵中各个权重向量已经更新，因此网络中各层的连接关系随着权重向量的更新而更新了）对训练数据集包含的若干对低分辨率图像和高分辨率图像继续进行训练，直到该超分网络输出的重建的高分辨率图像与训练数据集包括的高分辨率图像之间的差异，或者说损失函数的 loss 满足预设条件，则输出训练好的权重矩阵，完成训练。

训练好的超分网络可以用于执行本申请实施例的图像超分方法，这边涉及到超分网络的应用过程，即将低分辨率图像输入该训练好的超分网络即可得到高分辨率图像。后面将对这个过程进行详细的展开，此处不再对此介绍。

另外，根据该训练好的超分网络进行图像超分得到的高分辨率图像，可以根据图像评价方法（例如某种评价函数）进行质量评价，可以根据评价结果对上述已经训练好的超分网络进行更新，比如将评分较高的高分辨率图像及其对应的低分辨率图像作为正样本，将评分较低的高分辨率图像及其对应的低分辨率图像作为负样本，再次输入到上述已经训练好的超分网络中，由此可以不断的对质量差的超分图像进行迭代改进，从而得到更好的超分网络，进而为图像超分的应用输出质量更好的高分辨率图像。可选的，也可以在有更多新增训练数据集之后，对超分网络进行微调训练，使得超分网络能够在应用中不断对新数据进行扩充训练，使得图像超分的效果更好。

接着，对本申请实施例的硬件运行环境做简单介绍。

首先需要说明的是，本申请实施例提供的图像超分方法可以在服务器上被执行，也可以在云端被执行，还可以在终端（例如手机，电脑，摄像头，或者自动驾驶的车辆等）上被执行。更具体的，用于执行本申请实施例中的数据计算的，可以是传统的处理器+存储器的硬件结构，也可以是处理器+神经网络处理器+存储器的硬件结构，还可以是神经网络处理器+存储器的处理结构，本申请对此不作限定。以下以处理器+神经网络处理器+存储器的处理结构来进行举例。如图 1 所示：

图 1 所示的一种用于神经网络计算的电子设备 100 为例。电子设备 100 包括处理器 102、存储器 103。其中，所述处理器 102 可以是多个处理器的总称，其中可以只包括传统处理器，如 CPU（Central Processing Unit，中央处理器），还可以包括传统处理器和神经网络处理器（此处指可以用于神经网络运算的处理器，不限定为专用的神经网络处理器）；其中常见的神经网络处理器可以包括但不限于以下几种：GPU（Graphics Processing Unit，图形处理器）、NPU（Neural-network Processing Unit，神经网络处理器）、TPU（Tensor Processing Unit，张量处理器）。

例如，该处理器 102 中可以包括 CPU，该处理器 102 中可以包括 CPU 和 GPU，或，该

处理器 102 中可以包括 CPU、GPU 和 NPU，或，该处理器 102 中可以包括 CPU、GPU、NPU 和 TPU，也可以是 CPU 与 GPU、NPU、TPU 三者中任意一种或两种的组合；其中上面集中举例中所包括的 CPU、GPU、NPU 或 TPU 的数量可以是一个，也可以是多个，需要根据神经网络具体的应用场景对应的计算量和计算类型来决定。本申请实施例不做限定。

电子设备 100 可以为一个印制电路板 (Printed Circuit Board, PCB)，集成电路 (Integrated Circuit, IC)，或者一种通讯设备，例如移动电话、便携式电脑等。在一种实现方式中，处理器 102、存储器 103 作为两个分立器件被设置于 PCB 板上；当处理器 102 是由多个处理器组成的，该多个处理器也可以分别作为独立的器件被设置的 PCB 板上。在另一种实现方式中，处理器 102、存储器 103 被集成或封装于一个 IC 上。可以理解上述两部分可以根据需要进行集成或分立，例如当处理器 102 是由多个处理器组成时，可以将该多个处理器集成或封装于一个专用集成电路 (Application-Specific Integrated Circuit, ASIC) 上，再与存储器 103 一起设置于 PCB 板上。当处理器 102 是由多个处理器组成时，该多个处理器之间，以及它们与存储器 103 之间均可互相通信耦合，并存在高速数据传输连接，该高速数据传输连接可以通过分别通信连接处理器 102 中的多个处理器及存储器 103 的总线 101 来实现，总线 101 可以为 AXI (Advanced eXtensible Interface) 总线协议，或其他总线协议。

当处理器 102 包括 CPU 时，该 CPU 用于运行存储在存储器 103 中的软件程序和/或指令，以执行电子设备 100 的各种功能，上述 CPU 可以是基于 X86 架构、基于 ARM 架构和基于 cortex-A 架构的 CPU。存储器 103 可以包括易失性存储器，例如随机存取存储器 (Random Access Memory, RAM)，也可以包括非易失性存储器，例如闪存 (flash memory)，硬盘或固态硬盘 (Solid-State Drive, SSD)，也可以是上述种类的存储器的组合。该存储器 103 用于存储相关指令及数据。当处理器 102 中包含用于神经网络运算的处理器时，该神经网络处理器可以是单独的硬件芯片，也可以是与处理器 102 集成在一个硬件芯片中的计算电路，例如 IP (Intellectual Property, 知识产权) 核。上述的一个或多个硬件芯片可以是 ASIC、可编程逻辑器件 (Programmable Logic Device, PLD) 或上述种类的硬件芯片的组合，其中 PLD 可以是现场可编程逻辑门阵列 (Field Programmable Gate Array, FPGA)、通用阵列逻辑 (Generic Array Logic, GAL) 等。

可选的，电子设备 100 还包括显示设备 104、输入设备 105、射频电路 106 和通信模块 107。其中，显示设备 104 用于输出可视的文本、图形、视频及其任意的组合，显示设备 104 可以是 LCD (Liquid Crystal Display, 液晶显示器) 或 LPD (Lighting Power Density, 发光聚合物显示器)；用户可以通过输入设备 105 输入命令和信息至电子设备 100 中，例如待识别的图像数据或声音数据 (在本申请实施例中可以是待进行超分重建的图像)，其中输入设备 105 可以是鼠标、键盘、扫描仪或摄像头等；射频电路 106 用于接收和发送电磁波，将电信号转换成电磁波，或是将电磁波转换成电信号，并且通过电磁波与通信网络或其他通信设备进行通信；通信模块 107 用于处理通信数据，例如射频电路 106 接收的电磁波并变换成的电信号所表示的通信数据。

在一种实施方式中，当处理器 102 中包括 CPU 时：通过总线 101 连接所述 CPU 和所述存储器 103。所述 CPU 通过总线 101 从存储器 103 中获取用于神经网络运算的输入数据、输入参数和指令，其中输入数据包括需要计算的神经网络数据，如待识别的图像数据、声音数据；输入参数包括用于神经网络计算的参数，如离线训练好的神经网络参数；指令包括指示神经网络层的信息，所述 CPU 根据指令配置对应的神经网络层的计算模式，这些计算模式可

以包括乘、累加、开方等运算，或者这些运算的组合。可选的，所述 CPU 也可以处理多种神经网络层的计算，如卷积（Convolution）层、全连接（Full Connected）层、池化（Pooling）层、归一化（Normalize）层等神经网络层。

在一种实施方式中，当所述处理器 102 包括传统处理器和神经网络处理器时，该神经网络处理器可以和传统处理器（如 CPU）集成在一个硬件芯片中，也可以是单独的硬件芯片，电子设备 100 中的总线 101 将 CPU、存储器 103 和神经网络处理器通信连接，形成数据通路。CPU 通过总线 101 控制神经网络处理器启动神经网络运算；当神经网络处理器完成神经网络计算，则通过总线 101 通知处理器 102 计算结束。神经网络处理器通过总线 101 从存储器 103 中获取用于神经网络计算的输入数据、输入参数和指令，其中输入数据包括需要计算的神经网络数据，如待识别的图像数据、声音数据；输入参数包括用于神经网络计算的参数，如离线训练好的神经网络参数；指令包括指示神经网络层的信息，神经网络处理器根据指令，配置对应的神经网络层的计算模式，这些计算模式可以包括乘、累加、开方等运算，或者这些运算的组合。可选的，神经网络处理器可以处理多种神经网络层的计算，如卷积（Convolution）层、全连接（Full Connected）层、池化（Pooling）层、归一化（Normalize）层等神经网络层。

可以看出，单独利用 CPU 处理神经网络的运算和利用 CPU 加神经网络处理器进行神经网络运算，区别在于：仅有 CPU 进行神经网络运算时少了 CPU 和神经网络处理器之间的交互，即 CPU 不需要控制神经网络处理器开始或结束计算，因为它自己就是计算的主体；但是由于 CPU 和神经网络处理器在设计上的侧重不同，使得其对神经网络中必然包含的大规模并行运算的运算效率低于神经网络处理器，因此 CPU 加神经网络处理器的结合方式在神经网络计算中将更为常见，但是本申请实施例并不对此进行限定。

一个神经网络可以包括多种神经网络层，并且同一种神经网络层可以多次出现在一个神经网络中，例如，识别一个图像需要的神经网络层包括：卷积层、sigmoid 层、池化层、sigmoid 层、池化层和全连接层，上述的神经网络层包括了 2 层 sigmoid 层和 2 层池化层。当处理器 102 包括神经网络处理器时，在神经网络计算中，神经网络处理器依次对每一层神经网络层进行计算，其中，对当前神经网络层的计算结果可以作为下一层神经网络层计算的输入。在上面的例子中，卷积层的输入数据为输入参数和图像的输入数据，对卷积层进行计算后得到的计算结果被用于 sigmoid 层的输入数据。

接着上面的举例，当处理器 102 包括神经网络处理器时，在对一层神经网络进行一次完整的计算过程中，神经网络处理器先通过总线 101 从存储器 103 中读取需要处理的输入数据、输入参数和指令。由于计算不同的神经网络层需要对数据做不同模式的计算，因此读取的输入参数和指令与具体的神经网络层的种类有关。神经网络处理器根据对应的指令对输入数据和输入参数进行计算，得到的计算结果通过总线 101 写入存储器 103，这些计算结果作为后续神经网络层的计算所需要的数据。在下一层神经网络层的计算中，神经网络处理器再次通过总线 101 从存储器 103 中读取输入数据和输入参数，其中读取的输入数据可以包括上一层神经网络层的计算结果或者尚未经过计算的数据。

为了进一步了解神经网络处理器的运算能力，以区别于传统的处理器如 CPU，下面对神经网络处理器的内部运算结构进行简单描述，常见的几种神经网络处理器中，目前应用最多的是 GPU，因此以下主要以 GPU 举例，并将 GPU 与 CPU 进行对比以解释 GPU 的结构及运算特性。

GPU，又称显示核心，视觉处理器，显示芯片，是一种专门用于进行图像运算的微处理

器。与 CPU 类似，只不过 GPU 是专门执行复杂的数学和几何计算而设计的。如，GPU 加速计算之所以可以提供非凡的应用程序性能，是因为其将应用程序密集部分的工作负载转移到 GPU，同时仍由 CPU 运行其余程序代码。因为 CPU 是专门为顺序串行处理而优化的几个核心组成，而 GPU 则拥有一个由数以千计的更下更高效的核心(专为同时处理多重任务而设计)组成的大规模并行计算架构。GPU 中单个核心可以处理的计算复杂度远低于 CPU 中单个核心可以处理的计算复杂度，随着技术的发展，GPU 中单个核心可以处理的计算复杂度会越来越高，但是其计算工作仍需要由 CPU 进行控制触发。GPU 和 CPU 之所以大不相同，是由于其设计目标的不同，它们分别针对了两种不同的应用场景。如，CPU 需要很强的通用性来处理各种不同的数据类型，同时又要逻辑判断因此会引入大量的分支跳转和中断的处理。这些都使得 CPU 的内部结构异常复杂。而 GPU 面对的则是类型高度统一的、相互无依赖的大规模数据和不需要被打断的纯净的计算环境。GPU 处理的首要目标是运算以及数据吞吐量，而 CPU 内部晶体管的首要目的是降低处理的延时以及保持管线繁忙，这也就决定了 GPU 在密集型计算方面比起 CPU 有更优越的表现。总而言之，CPU 和 GPU 因为最初用来处理的任务就不同，所以设计上有不小的区别。而某些任务和 GPU 最初用来解决的问题比较相似，所以就可以用 GPU 来算。

接下来将结合本申请实施例的附图对本申请实施例提供的方法及装置展开介绍。

实施例一：

请参阅图 2，图 2 是本申请实施例提供的一种图像超分方法的流程示意图。如图 2 所示，该图像超分方法包括但不限于如下步骤 S201-S207。

S201、接收低分辨率图像。

需要说明的是，在步骤 201 中接收的低分辨率图像是对最初拿到的原始图像进行相关处理得到的，这个相关处理方式通常是双三次插值方式。具体的，双三次插值(Bicubic interpolation)又叫双立方插值，用于在图像中“插值”(Interpolating)或增加“像素”(Pixel)数量/密度的一种方法。通常利用插值技术增加图形数据，以便在它打印或其他形式输出的时候，能够增大打印面积以及(或者)分辨率。经过这个相关处理的目的是，使得该低分辨率图像相比原始图像更大，且其尺寸与最后得到的高分辨率图像的尺寸相同。

S202、对所述低分辨率图像进行预处理，得到垂直梯度图，水平梯度图以及亮度图。

所述垂直梯度图(vertical gradient map)表示图像中相邻像素之间的纵向变换，水平梯度图(horizontal gradient map)表示图像中相邻像素之间的横向变换，亮度图(luminance map)表示图像的亮度信息。

步骤 202 的预处理方式，具体的，所述预处理即：从所述低分辨率图像中进行不同的特征提取以得到不同的特征，从而由不同的特征形成上述三个不同的特征图(垂直梯度图、水平梯度图以及亮度图)，当采用卷积操作的方式进行特征提取是，可以是利用三个不同的卷积核对所述低分辨率图像分别进行卷积操作，从而得到上述的垂直梯度图，水平梯度图以及亮度图。

S203、将所述垂直梯度图，所述水平梯度图和所述亮度图分别作为三个不同维度的信息以构成待输入特征图。

具体的，将垂直梯度图，水平梯度图和亮度图分别作为三个不同维度的信息以构成待输入特征图可以是，将所述垂直梯度图，水平梯度图和亮度图进行拼接，举例来说，当垂直梯度图，水平梯度图和亮度图均为 $X*Y$ 的二维图，则经过拼接得到的待输入特征图为 $3*X*Y$ ，

即该待输入特征图的深度 Z 为 3。

S204、对所述待输入特征图进行尺寸转换得到输入特征图。

值得说明的是，由于经过步骤 202 的预处理，图像的尺寸可能发生变化，为了使后续处理步骤顺利进行，需要将所述待输入特征图进行尺寸转换（也可称为维度转换，后面相同，不再赘述）得到所述输入特征图，尺寸转换的方式通常是卷积操作，当然也可以是别的方式，本申请实施例对此不作限定。

S205、对所述输入特征图进行非线性变换处理得到非线性变换后的输入特征图，对所述输入特征图以及所述非线性变换后的输入特征图进行加权处理，得到输出特征图。

具体的，在本申请实施例的步骤 205 中，对所述输入特征图以及所述非线性变换后的输入特征图进行加权处理，在本申请实施例中，可以是利用公路网络进行上述加权处理。公路网络在前文已经有相关介绍，其中的权重获取支路中引入传输门（transform gate）和携带门（carry gate），后面将传输门简称为 T ，携带门简称为 C ，所述 T 本质上是传输门经过神经网络学习得到的权重值，因此后文也称权重值 T ，其中 $C=1-T$ 。如前文所述，在公路网络中，存在三条分支，一条权重获取分支用于根据输入特征图获取权重值并输出权重值 T ，一条分支用于根据至少一层隐含层（举例此处隐含层为 n 层）对输入信号进行非线性变换处理，另一条分支则是跳过所述 n 层隐含层直连到某一层。在本申请实施例中，用于进行加权处理的所述输入特征图即根据上述直连分支直接得到的，而非线性变换后的输入特征图则是经过 n 层隐含层进行非线性变换得到的。 T 和 C 两个概率分别被分配给所述非线性变换后的输入特征图和所述输入特征图，并进一步进行加权处理得到输出特征图，其中 T 被分配给非线性变换后的特征图， C 被分配给输入特征图。

S206、对所述输出特征图进行尺寸转换得到残差图。

与步骤 204 的目的类似，由于经过中间几个步骤的处理，输出特征图的尺寸可能发生了变化，为了使步骤 207 得以实现，需要将输出特征图进行尺寸转换，使得转换后得到的所述残差图的尺寸与所述低分辨率图像的尺寸相同，从而为所述低分辨率图像和所述残差图结合提供实现的基础。尺寸转换的方式通常是卷积操作，当然也可以是别的方式，本申请实施例对此不作限定。

S207、将所述低分辨率图像和所述残差图结合得到高分辨率图像。

具体的，在步骤 207 中，利用残差网络，即除了经过上述一系列处理得到残差图的处理支路之外，还有一条直连分支，该直连分支即在卷积神经网络上直接跳过若干层连接到某一层的输出，本申请实施例中该直连分支的输出为步骤 207 中的低分辨率图像。步骤 207 中进行结合的两个特征图，一个是经过多层网络处理得到的残差图（此处的多层网络中包括但不限于公路网络，所包括的公路网络用于处理步骤 205），另一个则是由该直连分支直接得到的低分辨率图像，将该残差图和该低分辨率图像进行结合，本质上是将所述残差图中的像素与所述低分辨率图中的像素进行结合，从而得到高分辨率图像，完成图像超分的过程。

值得说明的是，实施例一提供的实施例可以是基于深度神经网络的图像超分方法，所述深度神经网络包括输入层，至少一层隐含层，输出层；所述输入层可以用于接收低分辨率图像；所述至少一层隐含层可以用于处理 S202 至 S207，所述输出层可以用于输出所述高分辨率图像。上述公路网络和残差网络可以理解为是由所述深度神经网络中各层神经网络之间的某种连接关系形成的。后面的实施例及实现方式的相关部分与此处类似，不再赘述。

在本申请实施例中，由于步骤 205 中输出特征图是由输入特征图和非线性变换后的输入

特征图进行加权处理得到的，一方面，步骤 205 的处理过程中包括直连分支直接得到的输入特征图，该直连分支一定程度上克服了深度神经网络的梯度消失问题，并由此带来了更好的收敛效果。另一方面，由于步骤 205 中对所述输入特征图和所述非线性变换后的输入特征图进行加权处理，即为所述输入特征图和所述非线性变换后的输入特征图分别分配不同的权重值 T 和 C，由此可以带来更好的超分效果。进一步的，由于步骤 207 中将所述低分辨率图像和所述残差图结合得到高分辨率图像，即其中的低分辨率图像是由直连分支直接得到的，使得本申请实施例进一步克服了深度神经网络的梯度消失问题，并进一步提高了深度神经网络的收敛性能，最终得到更好的图像超分效果。

实施例二：

实施例二包括实施例一的所有步骤，并在实施例一的基础上还包括 S205a，所述 S205a 在所述步骤 205 之前，所述 S205a 包括：

根据所述输入特征图得到一组权重值；所述一组权重值用于对所述输入特征图以及所述非线性变换后的输入特征图进行加权处理。

具体的，所述根据所述输入特征图得到所述一组权重值包括：对所述输入特征图进行卷积操作并得到卷积结果，并根据 S 型函数对所述卷积结果进行处理，得到权重值 T，所述权重值 T 用于对所述输入特征图以及非线性变换后的输入特征图进行加权处理。

具体的，如上述实施例一的步骤 205 中所描述的，即公路网络中包括一条用于获取权重值 T 的支路。该支路可以根据训练好的深度神经网络得到权重值 T 并输出权重值 T，具体的权重获取方法可以是实施例二中 S205a 所述的方法，即对所述输入特征图进行卷积操作并得到卷积结果，并根据 S 型函数对所述卷积结果进行处理，得到权重值 T。这里的 S 型函数也称 Sigmoid 函数，由于其单增以及反函数单增等性质，Sigmoid 函数常被用作神经网络的阈值函数，将变量映射到 0,1 之间。

可选的，在上述实施例一或实施例二的基础上，在一种可能的实施方式中，所述步骤 205 中的对所述输入特征图进行非线性变换处理得到非线性变换后的输入特征图，包括：对所述输入特征图进行去拟合操作，得到去拟合结果，并对所述去拟合结果进行卷积操作，得到所述非线性变换后的输入特征图。

可选的，在上述实施例一或实施例二的基础上，可参考图 2a，在一种可能的实施方式中，图 2a 可以用来表示遵循公路网络结构的单个公路单元，该公路单元中存在三条分支（请参阅前文对公路网络的介绍，此处不再赘述），如图 2a 中所示的上通道分支，其用于获取权重值 T，如图 2a 中的所示下通道分支，其用于根据至少一层隐含层（举例此处隐含层为 n 层）对输出信号进行非线性变换处理，如图 2a 中的所示直连分支，这条分支跳过了 n 隐含层的处理，将输入该公路网络单元的信号 x 直接传输给图 2a 中的聚合层，该聚合层用于根据上通道分支获取到的权重值 T 对所述输入特征图（图 2a 中以输入 x 表示）以及所述非线性变换后的输入特征图（图 2a 中以 y 表示）进行加权处理，这里所述的加权处理为加权求和。可选的，所述权重值 T 被分配给所述非线性变换后的输入特征图， $(1-T)$ 被分配给所述输入特征图。具体可以由如下公式表示： $Output = T * y + (1 - T) * x$ ；其中 Output 为图 2a 中聚合层的输出，即本申请实施例中所述的输出特征图，y 为经过非线性变换后的输入特征图，x 为输入特征图。

可选的，请参阅图 2b，图 2b 是在图 2a 的基础上进一步细化，如图 2b 所示：所述上通道分支可以包括卷积层和 Sigmoid 层，具体的可以由卷积层 1-1 和 Sigmoid 层串联形成。所述下通道分支可以包括 Dropout 层，卷积层，ReLU 层，具体的可以由 Dropout 层，卷积层 2-1，

ReLU1, 卷积层 2-2, ReLU2, 卷积层 2-3 依次串联形成。其中所述 ReLU 即线性整流函数 (Rectified Linear Unit), ReLU 函数常被作为神经元的激活函数, ReLU 函数本质上为分段线性函数, 可以把所有的负值都变成 0 而正值不变, 这种操作被称为单侧抑制, 正是因为有了这个单侧抑制, 才可以使得神经网络中的神经元具有了稀疏激活性。通过 ReLU 实现稀疏后的神经网络能够更好的挖掘相关特征, 拟合训练数据。

该处理过程可以对应前文中关于实施例一中步骤 205 的相应解释, 即一条分支用于根据至少一层隐含层对输入信号进行非线性变换处理, 在本申请实施例中, 所述的非线性变换处理包括 Dropout 层的处理以及卷积层的处理, 其中 Dropout 层用于进行去拟合操作。如上所述的, 对输入特征图进行去拟合操作得到去拟合结果, 并对所述去拟合结果进行卷积操作, 本申请实施例通过对输入特征图先进行去拟合操作, 从而在前端减少参数量, 在进一步对去拟合结果进行卷积操作的过程中, 由于卷积操作的输入参数减少, 使得卷积操作的计算量降低, 可以减少超分耗时, 提高图像超分的速度。

在上述实施例一或实施例二, 或基于实施例一或实施例二的基础上的一种实施方式中, 进一步可选的, 步骤 207 具体可以包括以下至少两种具体实现方式:

S2071: 将所述低分辨率图像中的每一个像素的像素值与所述残差图中的对应像素的像素值相加, 得到所述高分辨率图像中的相应像素的像素值。

或者:

S2072: 将所述低分辨率图像中的每一个像素的像素值与所述残差图中的对应像素的像素值进行加权求和, 得到所述高分辨率图像中的相应像素的像素值。

其中, 步骤 2071 与步骤 2072 的区别在于, 在步骤 2071 中, 所述低分辨率图像和所述残差图的结合方式是将该两个图中对应位置的像素值进行相加, 并将相加得到的结果作为所述高分辨率图像中与所述低分辨率图像和所述残差图的对应位置相应的位置的像素值。在步骤 2072 中, 两个图像的结合不仅仅是相加, 而是利用权重值进行加权求和。在步骤 2072 中, 由于加权求和采用的系数是经过深度神经网络学习(也称神经网络训练)得到的, 在深度神经网络学习该权重值的过程中, 通过学习得到的权重系数是可以使得输出的高分辨率图像具有最佳的图像质量的, 因此, 通过步骤 2072 可以使图像超分输出的高分辨率图像具有更好的质量。

实施例三:

请参阅图 3, 图 3 是本申请实施例提供的一种图像超分方法的流程示意图。如图 3 所示, 该图像超分方法包括但不限于如下步骤 S301-S307。

S301、接收低分辨率图像;

S302、对所述低分辨率图像进行预处理, 得到垂直梯度图, 水平梯度图以及亮度图;

S303、将所述垂直梯度图, 所述水平梯度图和所述亮度图分别作为三个不同维度的信息以构成待输入特征图;

S304、对所述待输入特征图进行尺寸转换得到输入特征图。

S305、根据串联的加权处理流程对所述输入特征图进行加权处理, 得到输出特征图; 其中, 所述串联的加权处理流程中包含 n 个处理环节, 所述 n 个处理环节以串联方式连接; 所述串联的加权处理流程中包含 n 组权重值, 所述 n 组权重值分别被用于所述 n 个处理环节且与所述 n 个处理环节一一对应, 其中 n 为大于或等于 2 的正整数。

S306、对所述输出特征图进行尺寸转换得到残差图。

S307、将所述低分辨率图像和所述残差图结合得到高分辨率图像。

上述 S301 至 S304 的步骤与实施例一的 S201 至 S204 相同，步骤 306 与步骤 206 处理方式相同，步骤 307 与步骤 207 处理方式相同，为了简洁起见，请参阅实施例一对相关步骤地展开，此处不再赘述。

在本申请实施例中，与实施例一不同的关键在于步骤 305。

如实施例一中对步骤 205 的描述，步骤 205 采用了公路网络，引入了传输门 T 和携带门 C，其本质上是利用公路网络的一条分支获取到权重值 T，并根据该权重值 T 决定经过非线性变换处理得到的非线性变换后的输入特征图的加权比例。在这一点上，步骤 305 和步骤 205 是类似的，不同的是，步骤 205 经过一轮加权处理即结束了公路网络的处理过程，输出所述输出特征图进行步骤 206 的处理。而在实施例三中，步骤 307 进行了多轮加权处理，该多轮加权处理即 S307 中所述的串联的加权处理流程。具体的，该串联的加权处理流程中包含 n 个处理环节，每一个处理环节可以理解为一个公路网络处理过程，一个最小单元的完整的公路网络处理过程可以如步骤 205 所述，包括三条分支，此处不再赘述。不同的是，在实施例三中步骤 307 包含多个公路网络处理过程，且各个公路网络处理过程以串联方式相连，每一个公路网络处理过程中均有该公路网络的权重获取分支，并且通过该权重获取分支得到该公路网络的权重值，而本公路网络处理过程中获取到的权重值为该公路网络所用，即步骤 305 中描述的“所述 n 组权重值分别被用于所述 n 个处理环节且与所述 n 个处理环节一一对应”，在单个的公路网络处理过程中，即上述的 n 个处理环节中的单个的处理环节中，其处理流程与步骤 205 的过程相同，但是输入输出有差异，例如，串联流程中的第一个处理环节，它的输入是步骤 304 的输出，即输入特征图，但是其输出不会直接作为输出特征图进行输出，而是经过进一步的公路网络处理，即进入下一个处理环节，继续上面所述的公路网络的相关操作，得到的输出又将作为下一个公路网络的输入，进入再下一个处理环节，直到串联流程中的最后一个环节处理完，将它的输出作为步骤 305 的输出，即所述输出特征图，作为下一个步骤 306 的输入。

之所以将多个公路网络处理过程以串联的方式级联起来，是因为通过该串联的加权处理流程对所述输入特征图进行加权处理可以得到相较于单个的公路网络处理过程更优的结果，即最终得到的高分辨率图像的质量更佳，图像超分的效果更好。

值得说明的是，实施例三提供的实施例可以是基于深度神经网络的图像超分方法，所述深度神经网络包括输入层，至少一层隐含层，输出层；所述输入层可以用于接收低分辨率图像；所述至少一层隐含层可以用于处理 S302 至 S307，所述输出层可以用于输出所述高分辨率图像。上述公路网络和残差网络可以理解为是由所述深度神经网络中各层神经网络之间的某种连接关系形成的。后面的实施例相关部分与此处类似，不再赘述。

需要说明的是，在实施例三的基础上，一种可能的实现方式中，所述 n 等于 3。即步骤 305 中串联的加权处理流程中包含三个处理环节。

有实验显示，在三个公路网络处理过程串联的情况下，能得到相比较于其他取值更好的超分效果。

在实施例三的基础上，为了使 n 个处理环节中的每一个环节处理过程更清楚，一种可能的实现方式细化如下：

在所述 n 个处理环节中，其中当前处理环节的处理过程包括：将所述当前处理环节的输入特征图分别进行上通道处理和下通道处理，所述上通道处理包括：根据所述当前处理环节

的输入特征图获取所述当前处理环节的一组权重值；所述下通道处理包括非线性变换处理，经过所述下通道处理得到非线性变换结果；根据与所述当前处理环节一一对应的一组权重值对所述当前处理环节的输入特征图和所述非线性变换结果进行加权处理，得到所述当前处理环节的输出特征图；其中，所述当前处理环节为所述 n 个处理环节中的任意一个环节；其中，当所述当前处理环节为所述串联的加权处理流程中的第一个环节时，所述当前处理环节的输入特征图为所述输入特征图；当所述当前处理环节为所述串联的加权处理流程中的最后一个环节时，所述当前处理环节的输出特征图为所述输出特征图。

值得说明的是，在这种可能的实现方式中，所述的上通道获取权重值可以理解为步骤 205 中关于公路网络的三条分支中的用于获取权重值 T 的分支。该分支的具体操作可以包括：

对所述当前处理环节的输入特征图进行卷积操作并得到上通道卷积结果，并根据 S 型函数对所述上通道卷积结果进行处理，得到所述当前处理环节的一组权重值。

进一步可选的，所述的下通道处理可以理解为步骤 205 中关于公路网络的三条分支中用于根据至少一层隐含层（举例此处隐含层为 n 层）对输入信号进行非线性变换处理的分支。该分支的具体操作可以包括：

对所述当前处理环节的输入特征图进行去拟合，得到去拟合结果，并对所述去拟合结果进行卷积操作，得到所述非线性变换结果。

由于本申请实施例的这种实现方式通过对输入特征图先进行去拟合操作，从而在前端减少参数量，在进一步对去拟合结果进行卷积操作的过程中，由于卷积操作的输入参数减少，使得卷积操作的计算量降低，可以减少超分耗时，提高图像超分的速度。

在实施例三的基础上，为了使 n 个处理环节中的每一个环节处理过程更清楚，另一种可能的实现方式细化如下：

所述根据串联的加权处理流程对所述输入特征图进行加权处理，得到所述输出特征图，包括：

在所述 n 个处理环节中的一个处理环节 i 的处理过程包括：对所述处理环节 i 的输入特征图进行非线性变换处理，得到非线性变换后的处理环节 i 的输入特征图；根据与所述处理环节 i 一一对应的一组权重值对所述处理环节 i 的输入特征图和所述非线性变换后的所述处理环节 i 的输入特征图进行加权处理，得到所述处理环节 i 的输出特征图；其中，所述处理环节 i 为所述 n 个处理环节中的任意一个环节， $1 \leq i \leq n$ ；其中，当所述处理环节 i 为所述串联的加权处理流程中的第一个环节时，所述处理环节 i 的输入特征图为所述输入特征图；当所述处理环节 i 为所述串联的加权处理流程中的最后一个环节时，所述处理环节 i 的输出特征图为所述输出特征图。

在这种可能的实现方式中，可选的，在所述根据与所述处理环节 i 一一对应的一组权重值对所述处理环节 i 的输入特征图和所述非线性变换后的所述处理环节 i 的输入特征图进行加权处理之前，所述方法还包括：

根据所述处理环节 i 的输入特征图得到所述处理环节 i 的一组权重值；所述处理环节 i 的一组权重值用于对所述处理环节 i 的输入特征图和所述非线性变换后的所述处理环节 i 的输入特征图进行加权处理。

进一步可选的，所述根据所述处理环节 i 的输入特征图得到所述处理环节 i 的一组权重值，包括：

对所述处理环节 i 的输入特征图进行卷积操作并得到卷积结果，并根据 S 型函数对所述

卷积结果进行处理,得到所述处理环节*i*的一组权重值。

在实施例三及基于实施例三的一些可能的实现方式中,进一步可选的,步骤307具体可以包括以下至少两种具体的实现方式:

S3071:将所述低分辨率图像中的每一个像素的像素值与所述残差图中的对应像素的像素值相加,得到所述高分辨率图像中的相应像素的像素值。

或者;

S3072:将所述低分辨率图像中的每一个像素的像素值与所述残差图中的对应像素的像素值进行加权求和,得到所述高分辨率图像中的相应像素的像素值。

由于步骤3071和步骤2071类似,步骤3072和步骤2072类似,且步骤3071和步骤3072的区别与步骤2071和步骤2072的区别相同,因此请参阅步骤2071与步骤2072处的相关描述,此处不再赘述。

上述详细阐述了本发明实施例的方法,下面提供了本发明实施例的装置。

实施例四:

请参考图4,图4是本申请实施例提供的一种图像超分装置400的结构示意图。如图4所示,该图像超分装置包括但不限于如下模块401-406。

接收模块401,用于接收低分辨率图像;

预处理模块402,用于对所述低分辨率图像进行预处理,得到垂直梯度图,水平梯度图以及亮度图;并将所述垂直梯度图,所述水平梯度图和所述亮度图分别作为三个不同维度的信息以构成以待输入特征图;

第一尺寸转换模块403,用于对所述待输入特征图进行尺寸转换得到输入特征图;

公路模块404,用于对所述输入特征图进行非线性变换处理得到非线性变换后的输入特征图,并对所述输入特征图以及所述非线性变换后的输入特征图进行加权处理,得到输出特征图;

第二尺寸转换模块405,用于对所述输出特征图进行尺寸转换得到残差图;

超分模块406,用于将所述低分辨率图像和所述残差图结合得到高分辨率图像。

具体的,各个模块处理方式对应的解释可以参阅实施例一中对步骤201-步骤207的解释,因为本申请实施例四提供的装置400用于实现实施例一提供的方法,因此相应步骤地解释与实施例一中的解释一致,且对应的技术效果也应当相同,此处不再赘述。

在实施例四的基础上,在一种可选的实现方式中,所述装置400还可以包括:

权重获取模块,用于根据所述输入特征图得到一组权重值;所述一组权重值用于对所述输入特征图以及所述非线性变换后的输入特征图进行加权处理。

可选的,所述权重获取模块具体可以用于对所述输入特征图进行卷积操作并得到卷积结果,并根据S型函数对所述卷积结果进行处理,得到权重值T,所述权重值T用于所述公路模块对所述输入特征图以及非线性变换后的输入特征图进行加权处理。

结合上文可以看出,该权重获取模块可以被上述公路模块404包含,作为其中的权重获取分支的实现载体,即该权重获取模块可以是公路模块404的子模块,用于所述公路模块404获取并输出权重值T。相关处理细节与实施例一的相应步骤相同,此处不再赘述。

在实施例四或上述实现方式的技术上,进一步可选的,所述公路模块404具体用于:

对所述输入特征图进行去拟合操作,得到去拟合结果,并对所述去拟合结果进行卷积操作,得到所述非线性变换后的输入特征图。

结合上文的描述可以看出，该处理过程即上文关于公路网络的描述中另一分支（用于根据至少一层隐含层（举例此处隐含层为 n 层）对输入信号进行非线性变换处理）的处理过程，具体的处理方式及技术效果与实施例一或实施例二，或在其基础上可能的实施方式对应的处理方式及技术效果相同，此处不再赘述。

在实施例四及其在其基础上的可能的实现方式的基础上，进一步可选的，

所述超分模块 406 具体可以用于：

将所述低分辨率图像中的每一个像素的像素值与所述残差图中的对应像素的像素值相加，得到所述高分辨率图像中的相应像素的像素值。

或者：

所述超分模块 406 具体可以用于：

将所述低分辨率图像中的每一个像素的像素值与所述残差图中的对应像素的像素值进行加权求和，得到所述高分辨率图像中的相应像素的像素值。

所述超分模块 406 的上述两种处理方式的请参阅方法实施例中的描述，此处不再赘述。

实施例五：

请参考图 5，图 5 是本申请实施例提供的一种图像超分装置 500 的结构示意图。如图 5 所示，该图像超分装置包括但不限于如下模块 501-506：

接收模块 501，用于接收低分辨率图像。

预处理模块 502，用于对所述低分辨率图像进行预处理，得到垂直梯度图，水平梯度图以及亮度图；并将所述垂直梯度图，所述水平梯度图和所述亮度图分别作为三个不同维度的信息以构成待输入特征图。

第一尺寸转换模块 503，用于对所述待输入特征图进行尺寸转换得到输入特征图。

公路模块 504，用于根据串联的加权处理流程对所述输入特征图进行加权处理，得到输出特征图；其中，所述串联的加权处理流程中包含 n 个公路单元，所述 n 个公路单元以串联方式连接；所述串联的加权处理流程中包含 n 组权重值，所述 n 组权重值分别被用于所述 n 个公路单元且与所述 n 个公路单元一一对应，其中 n 为大于或等于 2 的正整数。其中图 5 公路模块 204 中，在公路单元 2 到公路单元 n 之间为了简洁起见，省略了更多可能的公路单元。

第二尺寸转换模块 505，用于对所述输出特征图进行尺寸转换得到残差图。

超分模块 506，用于将所述低分辨率图像和所述残差图结合得到高分辨率图像。

具体的，各个模块处理方式对应的解释可以参阅实施例三中对步骤 301-步骤 307 的解释，因为本申请实施例五提供的装置 500 用于实现实施例三提供的方法，因此相应步骤地解释与实施例三中的解释一致，且对应的技术效果也应当相同，此处不再赘述。

需要说明的是，在实施例五的基础上，一种可能的实现方式中，所述 n 等于 3。即所述公路模块 504 中包含三个串联的公路单元。

有实验显示，在三个公路网络处理过程串联的情况下，能得到相比较于其他取值更好的超分效果。

在实施例五的基础上，为了使 n 个公路单元中的每一个公路单元中的过程更清楚，一种可能的实现方式细化如下：

在所述 n 个公路单元中，其中第一公路单元具体用于：将所述第一公路单元的输入特征图分别进行上通道处理和下通道处理，所述上通道处理包括：根据所述第一公路单元的输入

特征图得到所述第一公路单元的一组权重值；所述下通道处理包括非线性变换处理，经过所述下通道处理得到非线性变换结果；根据与所述第一公路单元一一对应的一组权重值对所述第一公路单元的输入特征图和所述非线性变换结果进行加权处理，得到所述第一公路单元的输入特征图；其中，所述第一公路单元为所述 n 个公路单元中的任意一个公路单元；其中，当所述第一公路单元为所述串联的加权处理流程中的第一个公路单元时，所述第一公路单元的输入特征图为所述输入特征图；当所述第一公路单元为所述串联的加权处理流程中的最后一个环节时，所述第一公路单元的输入特征图为所述输出特征图。

值得说明的是，在这种可能的实现方式中，所述的上通道获取权重值可以理解为步骤 205 中关于公路网络的三条分支中的用于获取权重值 T 的分支。该分支的具体操作可以包括：

对所述第一公路单元的输入特征图进行卷积操作并得到卷积结果，并根据 S 型函数对所述卷积结果进行处理，得到所述第一公路单元的一组权重值。

进一步可选的，所述的下通道处理可以理解为步骤 205 中关于公路网络的三条分支中用于根据至少一层隐含层（举例此处隐含层为 n 层）对输入信号进行非线性变换处理的分支。该分支的具体操作可以包括：

对所述第一公路单元的输入特征图进行去拟合，得到去拟合结果，并对所述去拟合结果进行卷积操作，得到所述非线性变换结果。

由于本申请实施例的这种实现方式通过对输入特征图先进行去拟合操作，从而在前端减少参数量，在进一步对去拟合结果进行卷积操作的过程中，由于卷积操作的输入参数减少，使得卷积操作的计算量降低，可以减少超分耗时，提高图像超分的速度。

在实施例五的基础上，为了使 n 个公路单元中的每一个公路单元中的过程更清楚，另一种可能的实现方式细化如下：

在所述 n 个公路单元中，其中一个公路单元 i 具体用于：

对所述公路单元 i 的输入特征图进行非线性变换处理，得到非线性变换后的公路单元 i 的输入特征图；根据与所述公路单元 i 一一对应的一组权重值对所述公路单元 i 的输入特征图和所述非线性变换后的所述公路单元 i 的输入特征图进行加权处理，得到所述公路单元 i 的输出特征图；其中，所述公路单元 i 为所述 n 个公路单元中的任意一个公路单元， $1 \leq i \leq n$ ；其中，当所述公路单元 i 为所述串联的加权处理流程中的第一个公路单元时，所述公路单元 i 的输入特征图为所述输入特征图；当所述公路单元 i 为所述串联的加权处理流程中的最后一个公路单元时，所述公路单元 i 的输出特征图为所述输出特征图。

在这种可能的实现方式中，可选的，所述装置还包括权重获取模块，用于根据所述公路单元 i 的输入特征图得到所述公路单元 i 的一组权重值；所述公路单元 i 的一组权重值用于对所述公路单元 i 的输入特征图和所述非线性变换后的所述公路单元 i 的输入特征图进行加权处理。

进一步可选的，所述权重获取模块具体用于：对所述公路单元 i 的输入特征图进行卷积操作并得到卷积结果，并根据 S 型函数对所述卷积结果进行处理，得到所述公路单元 i 的一组权重值。

在实施例五及基于实施例五的一些可能的实现方式中，进一步可选的，超分模块 506 具体可以用于：

将所述低分辨率图像中的每一个像素的像素值与所述残差图中的对应像素的像素值相加，得到所述高分辨率图像中的相应像素的像素值，将所述低分辨率图像的颜色作为所述高分辨

率图像的颜色。

或者；

将所述低分辨率图像中的每一个像素的像素值与所述残差图中的对应像素的像素值进行加权求和，得到所述高分辨率图像中的相应像素的像素值，将所述低分辨率图像的颜色作为所述高分辨率图像的颜色。

所述超分模块 506 的上述两种处理方式的区别请参阅方法实施例中的描述，此处不再赘述。

请继续参阅图 1，当图 1 用来执行本申请实施例提供的图像超分时，所述存储器 103 可以用于存储上文所述的超分模型。

通信模块 107 可以用于与其他设备进行通信，例如，可以用于接收需要重建的低分辨率图像。

处理器 102 可以是一个或多个中央处理器（central processing unit, CPU），在处理器 102 是一个 CPU 的情况下，该 CPU 可以是单核 CPU，也可以是多核 CPU；处理器 102 还可以包含神经网络处理器，如前文所述的 GPU、NPU 或 TPU，用于进行神经网络中的高密度可并行的海量运算。

处理器 102 用于读取存储器 103 中存储的程序代码，执行以下操作：

接收低分辨率图像；

对所述低分辨率图像进行预处理，得到垂直梯度图，水平梯度图以及亮度图；

将所述垂直梯度图，所述水平梯度图和所述亮度图分别作为三个不同维度的信息以构成以待输入特征图；

对所述待输入特征图进行尺寸转换得到输入特征图；

对所述输入特征图进行非线性变换处理得到非线性变换后的输入特征图，对所述输入特征图以及所述非线性变换后的输入特征图进行加权处理，得到输出特征图；

对所述输出特征图进行尺寸转换得到残差图；

将所述低分辨率图像和所述残差图结合得到高分辨率图像。

作为一种可能的实施方式，在所述对所述输入特征图以及非线性变换后的输入特征图进行加权处理之前，所述处理器 102 还执行：

对所述输入特征图进行卷积操作并得到卷积结果，并根据 S 型函数对所述卷积结果进行处理，得到权重值 T，所述权重值 T 用于对所述输入特征图以及非线性变换后的输入特征图进行加权处理。

作为一种可能的实施方式，所述处理器 102 对所述输入特征图进行非线性变换处理得到非线性变换后的输入特征图，包括：

对所述输入特征图进行去拟合操作，得到去拟合结果，并对所述去拟合结果进行卷积操作，得到所述非线性变换后的输入特征图。

作为一种可能的实施方式，所述处理器 102 将所述低分辨率图像和所述残差图结合得到高分辨率图像，包括：

将所述低分辨率图像中的每一个像素的像素值与所述残差图中的对应像素的像素值相加，得到所述高分辨率图像中的相应像素的像素值。

或者；

将所述低分辨率图像中的每一个像素的像素值与所述残差图中的对应像素的像素值进行

加权求和，得到所述高分辨率图像中的相应像素的像素值。

需要说明的是，上述各个操作的实现还可以对应参照图 2 所示的方法实施例一的相应描述，这里不再赘述。上述的图像超分设备可以是图像识别设备，例如人脸识别设备。上述的图像超分设备还可以是图像增强设备等。

或，图像超分设备中的处理器 102 用于读取存储器 103 中存储的程序代码，执行以下操作：

接收低分辨率图像；

对所述低分辨率图像进行预处理，得到垂直梯度图，水平梯度图以及亮度图；

将所述垂直梯度图，所述水平梯度图和所述亮度图分别作为三个不同维度的信息以构成待输入特征图；

对所述待输入特征图进行尺寸转换得到输入特征图；

根据串联的加权处理流程对所述输入特征图进行加权处理，得到输出特征图；其中，所述串联的加权处理流程中包含 n 个处理环节，所述 n 个处理环节以串联方式连接；所述串联的加权处理流程中包含 n 组权重值，所述 n 组权重值分别被用于所述 n 个处理环节且与所述 n 个处理环节一一对应，其中 n 为大于或等于 2 的正整数；

对所述输出特征图进行尺寸转换得到残差图；

将所述低分辨率图像和所述残差图结合得到高分辨率图像。

作为一种可能的实施方式，所述处理器 102 在所述 n 个处理环节中的当前处理环节中，具体用于：将所述当前处理环节的输入特征图分别进行上通道处理和下通道处理，所述上通道处理包括：根据所述当前处理环节的输入特征图得到所述当前处理环节的一组权重值；所述下通道处理包括非线性变换处理，经过所述下通道处理得到非线性变换结果；根据与所述当前处理环节一一对应的一组权重值对所述当前处理环节的输入特征图和所述非线性变换结果进行加权处理，得到所述当前处理环节的输出特征图；其中，所述当前处理环节为所述 n 个处理环节中的任意一个环节；其中，当所述当前处理环节为所述串联的加权处理流程中的第一个环节时，所述当前处理环节的输入特征图为所述输入特征图；当所述当前处理环节为所述串联的加权处理流程中的最后一个环节时，所述当前处理环节的输出特征图为所述输出特征图。

可选的，所述 n 等于 3。

作为一种可能的实施方式，所述处理器 102 具体用于：对所述当前处理环节的输入特征图进行卷积操作并得到上通道卷积结果，并根据 S 型函数对所述上通道卷积结果进行处理，得到所述当前处理环节的一组权重值。

作为一种可能的实施方式，所述处理器 102 具体用于：对所述当前处理环节的输入特征图进行去拟合，得到去拟合结果，并对所述去拟合结果进行卷积操作，得到所述非线性变换结果。

作为一种可能的实施方式，所述处理器 102 具体用于：

将所述低分辨率图像中的每一个像素的像素值与所述残差图中的对应像素的像素值相加，得到所述高分辨率图像中的相应像素的像素值。

或；

将所述低分辨率图像中的每一个像素的像素值与所述残差图中的对应像素的像素值进行加权求和，得到所述高分辨率图像中的相应像素的像素值。

需要说明的是，上述各个操作的实现还可以对应参照图 3 所示的方法实施例三的相应描述，这里不再赘述。上述的图像超分设备可以是图像识别设备，例如人脸识别设备。上述的图像超分设备还可以是图像增强设备等。

本发明实施例还提供一种芯片系统，所述芯片系统包括至少一个处理模块，存储器和接口电路，所述存储器、所述接口电路和所述至少一个处理模块通过线路互联，所述至少一个存储器中存储有指令；所述指令被所述处理模块执行时，图 2 或图 3 所示的方法流程得以实现。其中，所述处理模块中至少包括中央处理器，还可以包括中央处理器和神经网络处理器，其中中央处理器可以是一个也可以是多个，神经网络处理器可以是一个也可以是多个，且神经网络处理器的类型不做限定。处理模块中包括中央处理器和神经网络处理器时，当所述指令被所述处理模块执行时，图 2 中的步骤 205 和步骤 207 将根据该处理模块中的神经网络处理器进行运算从而得以实现，图 3 中的步骤 305 和步骤 307 将根据该处理模块中的神经网络处理器进行运算得以实现，其他步骤可以由中央处理器实现，也可以由神经网络处理器实现，当然，上述的步骤 205、207；305、307 也可以由中央处理器实现，此处不做限定。

如图 6 所示的是另一种用于神经网络计算的电子设备 600 的结构示意图，包括 IO（Input and Output，输入输出）口 610、存储介质 620 和 PLD（Programmable Logic Device，可编程逻辑器件）630。电子设备 600 通过 IO 口 610 读取其他设备输出的配置数据，例如，电子设备 600 通过 JTAG（Joint Test Action Group，联合测试行为组织）接口从 PC 读取经过布局布线后的设计网表。存储介质 620 可以包括 RAM 或 ROM，或者二者的组合，用于存储读取的配置数据；PLD 630 可以为 FPGA 或其他可编程逻辑器件。存储介质 620 与 PLD 630 可以进行双向的数据传输。PLD 630 从存储介质 620 中读取配置数据，并根据配置数据对其内部的多个逻辑块进行配置，例如对其中的多个查找表的连接方式进行配置，以形成处理器 102 中的神经网络处理器 GPU、NPU 或 TPU。存储介质 620 还可以存储用于计算的数据，例如输入数据和输入参数，以及存储 PLD 630 的计算结果。

本发明实施例还提供一种计算机可读存储介质，所述计算机可读存储介质中存储有指令，当其在处理器上运行时，图 2 或图 3 所示的方法流程得以实现。

本发明实施例还提供一种计算机程序产品，当所述计算机程序产品在处理器上运行时，图 2 或图 3 所示的方法流程得以实现。

在上述实施例中，可以全部或部分地通过软件、硬件、固件或者其任意组合来实现。当使用软件实现时，可以全部或部分地以计算机程序产品的形式实现。所述计算机程序产品包括一个或多个计算机指令。在计算机上加载和执行所述计算机程序指令时，全部或部分地产生按照本申请实施例所述的流程或功能。所述计算机可以是通用计算机、专用计算机、计算机网络、或者其他可编程装置。所述计算机指令可以存储在计算机可读存储介质中，或者通过所述计算机可读存储介质进行传输。所述计算机指令可以从一个网站站点、计算机、服务器或数据中心通过有线（例如同轴电缆、光纤、数字用户线（DSL））或无线（例如红外、无线、微波等）方式向另一个网站站点、计算机、服务器或数据中心进行传输。所述计算机可读存储介质可以是计算机能够存取的任何可用介质或者是包含一个或多个可用介质集成的服务器、数据中心等数据存储设备。所述可用介质可以是磁性介质，（例如，软盘、硬盘、磁带）、光介质（例如，DVD）、或者半导体介质（例如，固态硬盘（Solid State Disk，SSD））等。

本领域普通技术人员可以理解实现上述实施例方法中的全部或部分流程，该流程可以由计算机程序来指令相关的硬件完成，该程序可存储于计算机可读存储介质中，该程序在执行时，可包括如上述各方法实施例的流程。而前述的存储介质包括：ROM 或随机存储记忆体 RAM、磁碟或者光盘等各种可存储程序代码的介质。

权利要求

1、一种图像超分方法，其特征在于，包括：

接收低分辨率图像；

对所述低分辨率图像进行预处理，得到垂直梯度图，水平梯度图以及亮度图；

将所述垂直梯度图，所述水平梯度图和所述亮度图分别作为三个不同维度的信息以构成待输入特征图；

对所述待输入特征图进行尺寸转换得到输入特征图；

对所述输入特征图进行非线性变换处理得到非线性变换后的输入特征图，对所述输入特征图以及所述非线性变换后的输入特征图进行加权处理，得到输出特征图；

对所述输出特征图进行尺寸转换得到残差图；

将所述低分辨率图像和所述残差图结合得到高分辨率图像。

2、根据权利要求1所述的方法，其特征在于，在所述对所述输入特征图以及非线性变换后的输入特征图进行加权处理之前，所述方法还包括：

根据所述输入特征图得到一组权重值；所述一组权重值用于对所述输入特征图以及所述非线性变换后的输入特征图进行加权处理。

3、根据权利要求2所述的方法，其特征在于，根据所述输入特征图得到所述一组权重值，包括：

对所述输入特征图进行卷积操作并得到卷积结果，并根据S型函数对所述卷积结果进行处理，得到权重值T，所述权重值T用于对所述输入特征图以及非线性变换后的输入特征图进行加权处理。

4、根据权利要求1至3任一项所述的方法，其特征在于，所述对所述输入特征图进行非线性变换处理得到非线性变换后的输入特征图，包括：

对所述输入特征图进行去拟合操作，得到去拟合结果，并对所述去拟合结果进行卷积操作，得到所述非线性变换后的输入特征图。

5、根据权利要求1-4任一项所述的方法，其特征在于，所述将所述低分辨率图像和所述残差图结合得到高分辨率图像，包括：

将所述低分辨率图像中的每一个像素的像素值与所述残差图中的对应像素的像素值相加，得到所述高分辨率图像中的相应像素的像素值。

6、根据权利要求1-4任一项所述的方法，其特征在于，所述将所述低分辨率图像和所述残差图结合得到高分辨率图像，包括：

将所述低分辨率图像中的每一个像素的像素值与所述残差图中的对应像素的像素值进行加权求和，得到所述高分辨率图像中的相应像素的像素值。

7、一种图像超分方法，其特征在于，包括：

接收低分辨率图像；

对所述低分辨率图像进行预处理，得到垂直梯度图，水平梯度图以及亮度图；

将所述垂直梯度图，所述水平梯度图和所述亮度图分别作为三个不同维度的信息以构成待输入特征图；

对所述待输入特征图进行尺寸转换得到输入特征图；

根据串联的加权处理流程对所述输入特征图进行加权处理，得到输出特征图；其中，所述串联的加权处理流程中包含n个处理环节，所述n个处理环节以串联方式连接；所述串联

的加权处理流程中包含 n 组权重值, 所述 n 组权重值分别被用于所述 n 个处理环节且与所述 n 个处理环节一一对应, 其中 n 为大于或等于 2 的正整数;

对所述输出特征图进行尺寸转换得到残差图;

将所述低分辨率图像和所述残差图结合得到高分辨率图像。

8、根据权利要求 7 所述的方法, 其特征在于, 所述根据串联的加权处理流程对所述输入特征图进行加权处理, 得到所述输出特征图, 包括:

在所述 n 个处理环节中的一个处理环节 i 的处理过程包括: 对所述处理环节 i 的输入特征图进行非线性变换处理, 得到非线性变换后的处理环节 i 的输入特征图; 根据与所述处理环节 i 一一对应的一组权重值对所述处理环节 i 的输入特征图和所述非线性变换后的所述处理环节 i 的输入特征图进行加权处理, 得到所述处理环节 i 的输出特征图; 其中, 所述处理环节 i 为所述 n 个处理环节中的任意一个环节, $1 \leq i \leq n$; 其中, 当所述处理环节 i 为所述串联的加权处理流程中的第一个环节时, 所述处理环节 i 的输入特征图为所述输入特征图; 当所述处理环节 i 为所述串联的加权处理流程中的最后一个环节时, 所述处理环节 i 的输出特征图为所述输出特征图。

9、根据权利要求 7 或 8 所述的方法, 其特征在于, 在所述根据与所述处理环节 i 一一对应的一组权重值对所述处理环节 i 的输入特征图和所述非线性变换后的所述处理环节 i 的输入特征图进行加权处理之前, 所述方法还包括:

根据所述处理环节 i 的输入特征图得到所述处理环节 i 的一组权重值; 所述处理环节 i 的一组权重值用于对所述处理环节 i 的输入特征图和所述非线性变换后的所述处理环节 i 的输入特征图进行加权处理。

10、根据权利要求 9 所述的方法, 其特征在于, 所述根据所述处理环节 i 的输入特征图得到所述处理环节 i 的一组权重值, 包括:

对所述处理环节 i 的输入特征图进行卷积操作并得到卷积结果, 并根据 S 型函数对所述卷积结果进行处理, 得到所述处理环节 i 的一组权重值。

11、根据权利要求 7 至 10 任一项所述的方法, 其特征在于, 所述 n 等于 3。

12、根据权利要求 8-11 任一项所述的方法, 其特征在于, 所述对所述处理环节 i 的输入特征图进行非线性变换处理, 得到非线性变换后的所述处理环节 i 的输入特征图包括:

对所述处理环节 i 的输入特征图进行去拟合, 得到去拟合结果, 并对所述去拟合结果进行卷积操作, 得到非线性变换后的所述处理环节 i 的输入特征图。

13、根据权利要求 7-12 任一项所述的方法, 其特征在于, 所述将所述低分辨率图像和所述残差图结合得到高分辨率图像, 包括:

将所述低分辨率图像中的每一个像素的像素值与所述残差图中的对应像素的像素值相加, 得到所述高分辨率图像中的相应像素的像素值。

14、根据权利要求 7-12 任一项所述的方法, 其特征在于, 所述将所述低分辨率图像和所述残差图结合得到高分辨率图像, 包括:

将所述低分辨率图像中的每一个像素的像素值与所述残差图中的对应像素的像素值进行加权求和, 得到所述高分辨率图像中的相应像素的像素值。

15、一种图像超分装置, 其特征在于, 包括:

接收模块, 用于接收低分辨率图像;

预处理模块, 用于对所述低分辨率图像进行预处理, 得到垂直梯度图, 水平梯度图以及

亮度图；并将所述垂直梯度图，所述水平梯度图和所述亮度图分别作为三个不同维度的信息以构成以待输入特征图；

第一尺寸转换模块，用于对所述待输入特征图进行尺寸转换得到输入特征图；

公路模块，用于对所述输入特征图进行非线性变换处理得到非线性变换后的输入特征图，并对所述输入特征图以及所述非线性变换后的输入特征图进行加权处理，得到输出特征图；

第二尺寸转换模块，用于对所述输出特征图进行尺寸转换得到残差图；

超分模块，用于将所述低分辨率图像和所述残差图结合得到高分辨率图像。

16、根据权利要求15所述的装置，其特征还在于，所述装置还包括：权重获取模块，用于根据所述输入特征图得到一组权重值；所述一组权重值用于对所述输入特征图以及所述非线性变换后的输入特征图进行加权处理。

17、根据权利要求15或16所述的装置，其特征还在于，所述权重获取模块，具体用于：对所述输入特征图进行卷积操作并得到卷积结果，并根据S型函数对所述卷积结果进行处理，得到权重值T，所述权重值T用于所述公路模块对所述输入特征图以及非线性变换后的输入特征图进行加权处理。

18、根据权利要求15至17任一项所述的装置，其特征还在于，所述公路模块具体用于：对所述输入特征图进行去拟合操作，得到去拟合结果，并对所述去拟合结果进行卷积操作，得到所述非线性变换后的输入特征图。

19、根据权利要求15-18任一项所述的装置，其特征还在于，所述超分模块具体用于：

将所述低分辨率图像中的每一个像素的像素值与所述残差图中的对应像素的像素值相加，得到所述高分辨率图像中的相应像素的像素值。

20、根据权利要求15-18任一项所述的装置，其特征还在于，所述超分模块具体用于：

将所述低分辨率图像中的每一个像素的像素值与所述残差图中的对应像素的像素值进行加权求和，得到所述高分辨率图像中的相应像素的像素值。

21、一种图像超分装置，其特征还在于，包括：

接收模块，用于接收低分辨率图像；

预处理模块，用于对所述低分辨率图像进行预处理，得到垂直梯度图，水平梯度图以及亮度图；并将所述垂直梯度图，所述水平梯度图和所述亮度图分别作为三个不同维度的信息以构成待输入特征图；

第一尺寸转换模块，用于对所述待输入特征图进行尺寸转换得到输入特征图；

公路模块，用于根据串联的加权处理流程对所述输入特征图进行加权处理，得到输出特征图；其中，所述串联的加权处理流程中包含n个公路单元，所述n个公路单元以串联方式连接；所述串联的加权处理流程中包含n组权重值，所述n组权重值分别被用于所述n个公路单元且与所述n个公路单元一一对应，其中n为大于或等于2的正整数；

第二尺寸转换模块，用于对所述输出特征图进行尺寸转换得到残差图；

超分模块，用于将所述低分辨率图像和所述残差图结合得到高分辨率图像。

22、根据权利要求21所述的装置，其特征还在于，

在所述n个公路单元中，其中一个公路单元i具体用于：

对所述公路单元i的输入特征图进行非线性变换处理，得到非线性变换后的公路单元i的输入特征图；根据与所述公路单元i一一对应的一组权重值对所述公路单元i的输入特征图和所述非线性变换后的所述公路单元i的输入特征图进行加权处理，得到所述公路单元i的输

出特征图;其中,所述公路单元 i 为所述 n 个公路单元中的任意一个公路单元, $1 \leq i \leq n$;其中,当所述公路单元 i 为所述串联的加权处理流程中的第一个公路单元时,所述公路单元 i 的输入特征图为所述输入特征图;当所述公路单元 i 为所述串联的加权处理流程中的最后一个公路单元时,所述公路单元 i 的输出特征图为所述输出特征图。

23、根据权利要求22所述的装置,其特征在于,所述装置还包括权重获取模块,用于根据所述公路单元 i 的输入特征图得到所述公路单元 i 的一组权重值;所述公路单元 i 的一组权重值用于对所述公路单元 i 的输入特征图和所述非线性变换后的所述公路单元 i 的输入特征图进行加权处理。

24、根据权利要求23所述的装置,其特征在于,所述权重获取模块具体用于:对所述公路单元 i 的输入特征图进行卷积操作并得到卷积结果,并根据S型函数对所述卷积结果进行处理,得到所述公路单元 i 的一组权重值。

25、根据权利要求21至24任一项所述的装置,其特征在于,所述 n 等于3。

26、根据权利要求22-25任意一项所述的装置,其特征在于,

所述公路单元 i 具体用于:对所述公路单元 i 的输入特征图进行去拟合,得到去拟合结果,并对所述去拟合结果进行卷积操作,得到非线性变换后的公路单元 i 的输入特征图。

27、根据权利要求21-26任一项所述的装置,其特征在于,所述超分模块具体用于:

将所述低分辨率图像中的每一个像素的像素值与所述残差图中的对应像素的像素值相加,得到所述高分辨率图像中的相应像素的像素值。

28、根据权利要求21-26任一项所述的装置,其特征在于,所述超分模块具体用于:

将所述低分辨率图像中的每一个像素的像素值与所述残差图中的对应像素的像素值进行加权求和,得到所述高分辨率图像中的相应像素的像素值。

29、一种图像超分设备,其特征在于,包括处理器和存储器,所述存储器用于存储程序指令,所述处理器用于调用所述程序指令来执行权利要求1-14任一项所述的方法。

30、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中存储有程序指令,当所述程序指令由处理器运行时,实现权利要求1-14任一项所述的方法。

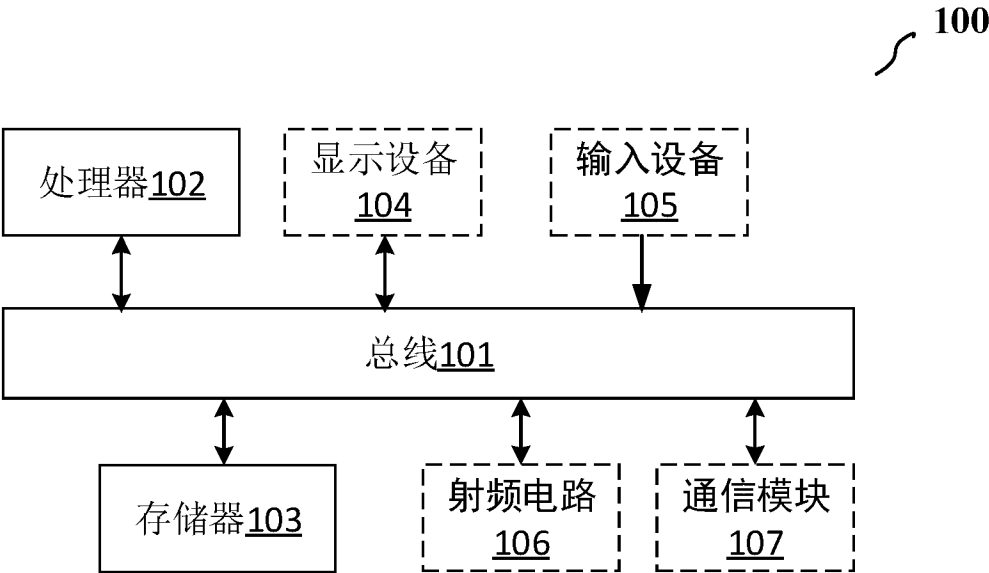


图 1

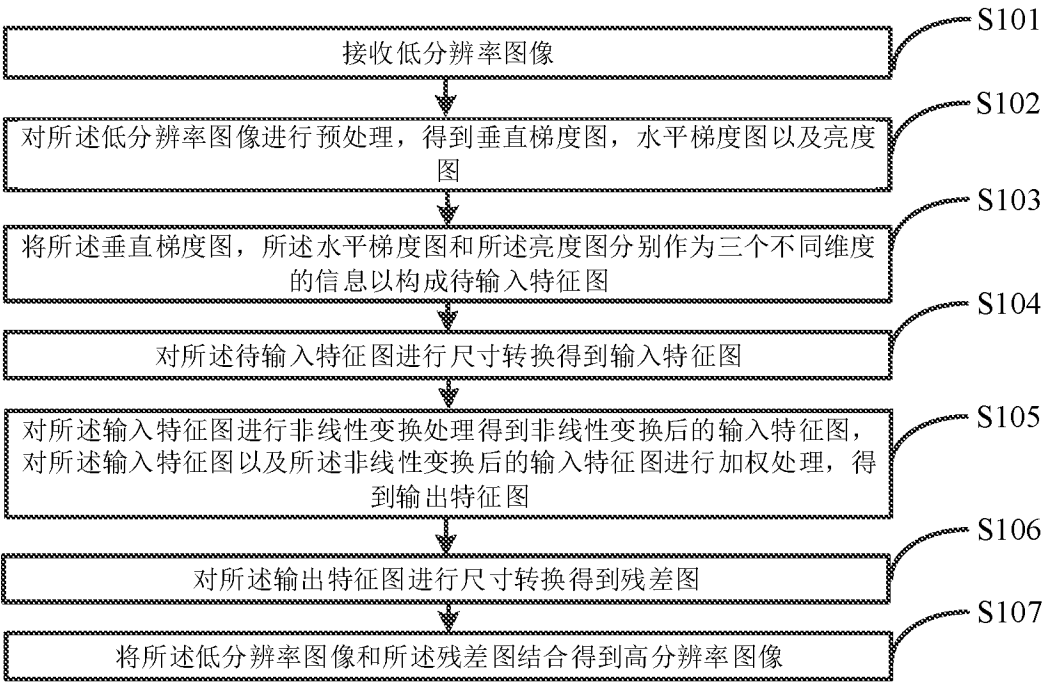


图 2

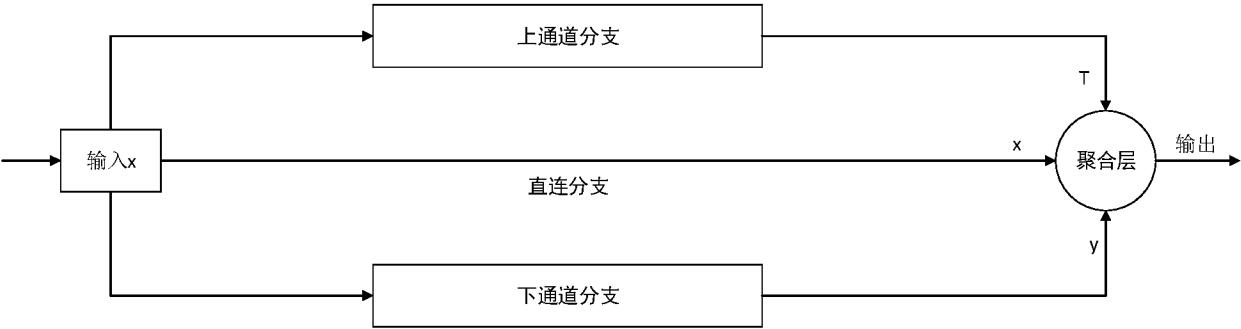


图 2a

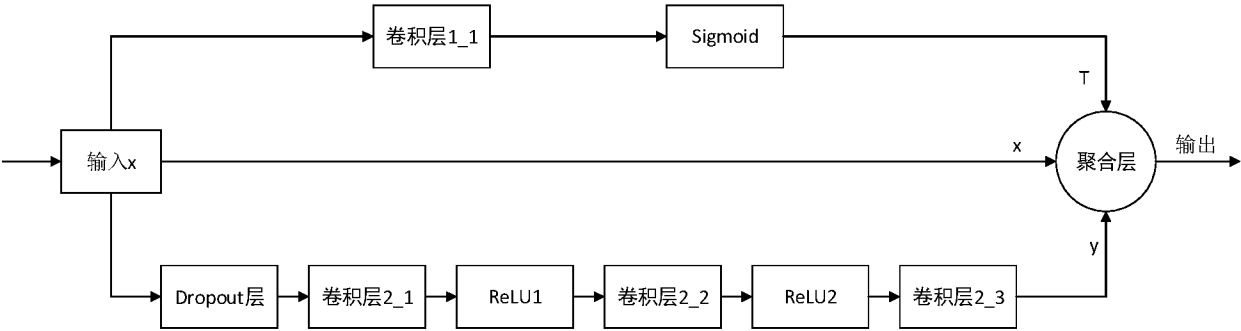


图 2b

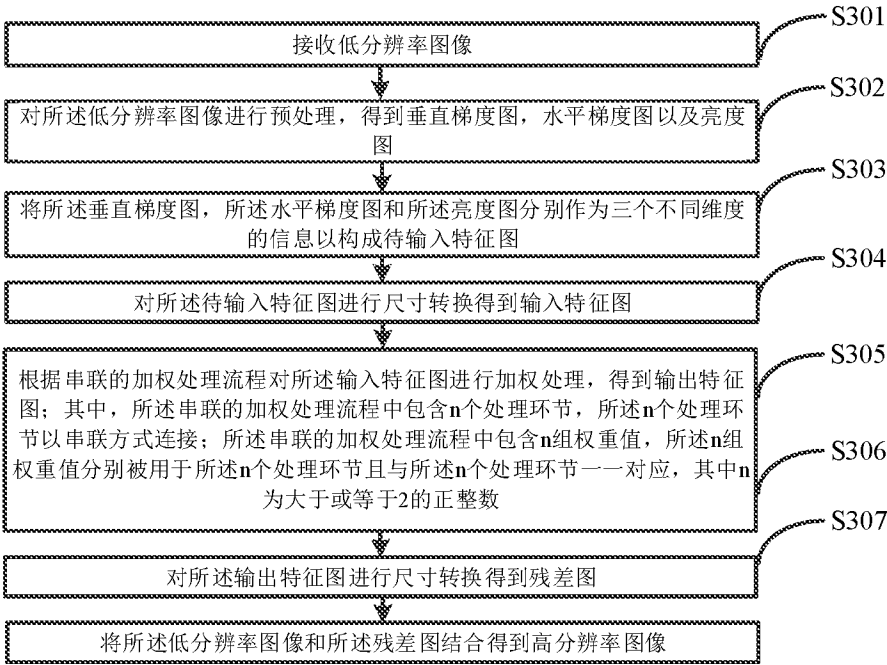


图 3

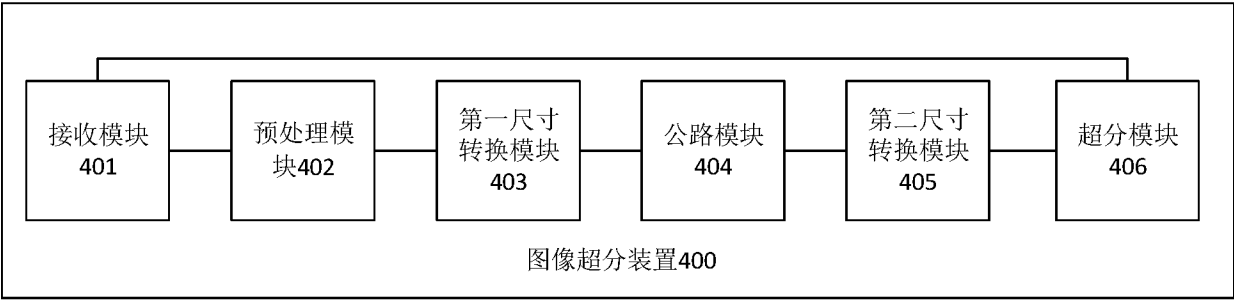


图 4

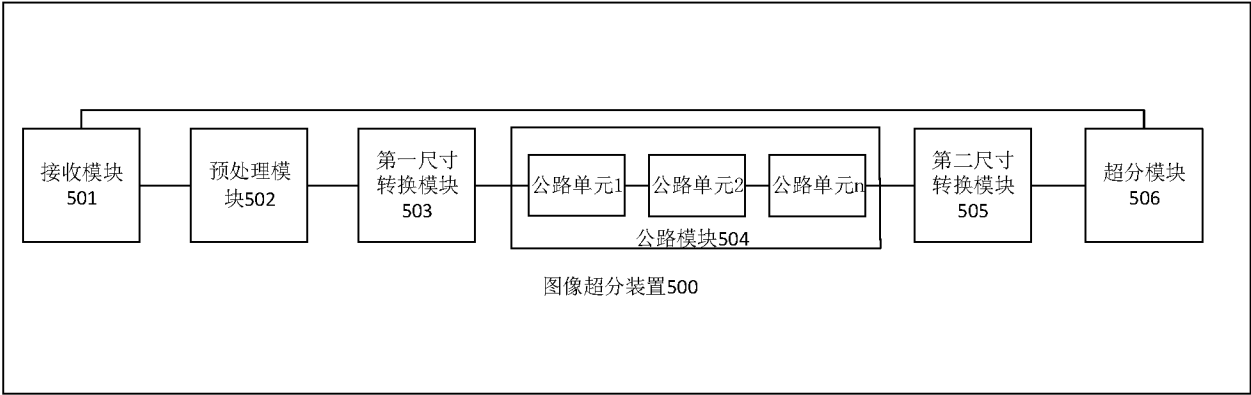


图 5

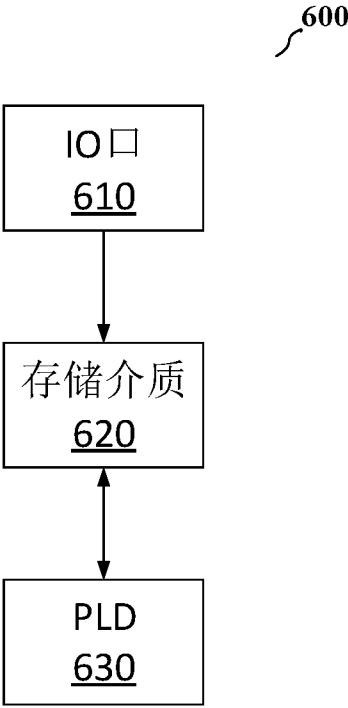


图 6

INTERNATIONAL SEARCH REPORT

International application No.

PCT/CN2019/081445

A. CLASSIFICATION OF SUBJECT MATTER

G06T 3/40(2006.01)i

According to International Patent Classification (IPC) or to both national classification and IPC

B. FIELDS SEARCHED

Minimum documentation searched (classification system followed by classification symbols)

G06T

Documentation searched other than minimum documentation to the extent that such documents are included in the fields searched

Electronic data base consulted during the international search (name of data base and, where practicable, search terms used)

CNPAT, CNKI, WPI, EPODOC: 低分辨率, 高分辨, 超分辨率, 图像, 图象, 超分, 加权, 权重, 残差, 卷积, 非线性, 特征, low, high, super, resolution, image, residual, nonlinear, feature, weight

C. DOCUMENTS CONSIDERED TO BE RELEVANT

Category*	Citation of document, with indication, where appropriate, of the relevant passages	Relevant to claim No.
PX	CN 108259994 A (FUDAN UNIVERSITY) 06 July 2018 (2018-07-06) description, paragraphs [0014]-[0022]	1-30
Y	KIM, J. et al. "Accurate Image Super-Resolution Using Very Deep Convolutional Networks" <i>2016 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition</i> , 30 June 2016 (2016-06-30), pp. 1646-1652	1-30
Y	CN 106683067 A (FUJIAN IMPERIAL VISION TECHNOLOGY CO., LTD.) 17 May 2017 (2017-05-17) description, paragraphs [0043]-[0072]	1-30
A	CN 106709875 A (BEIJING UNIVERSITY OF TECHNOLOGY) 24 May 2017 (2017-05-24) entire document	1-30
A	CN 107358575 A (TSINGHUA UNIVERSITY) 17 November 2017 (2017-11-17) entire document	1-30
A	US 2007291170 A1 (SAMSUNG ELECTRONICS CO., LTD. ET AL.) 20 December 2007 (2007-12-20) entire document	1-30

☐ Further documents are listed in the continuation of Box C.☒ See patent family annex.

* Special categories of cited documents:

"A" document defining the general state of the art which is not considered to be of particular relevance

"E" earlier application or patent but published on or after the international filing date

"L" document which may throw doubts on priority claim(s) or which is cited to establish the publication date of another citation or other special reason (as specified)

"O" document referring to an oral disclosure, use, exhibition or other means

"P" document published prior to the international filing date but later than the priority date claimed

"T" later document published after the international filing date or priority date and not in conflict with the application but cited to understand the principle or theory underlying the invention

"X" document of particular relevance; the claimed invention cannot be considered novel or cannot be considered to involve an inventive step when the document is taken alone

"Y" document of particular relevance; the claimed invention cannot be considered to involve an inventive step when the document is combined with one or more other such documents, such combination being obvious to a person skilled in the art

"&" document member of the same patent family

Date of the actual completion of the international search

21 June 2019

Date of mailing of the international search report

09 July 2019

Name and mailing address of the ISA/CN

State Intellectual Property Office of the P. R. China (ISA/
CN)
No. 6, Xitucheng Road, Jimenqiao Haidian District, Beijing
100088
China

Facsimile No. (86-10)62019451

Authorized officer

Telephone No.

INTERNATIONAL SEARCH REPORT
Information on patent family members

International application No.

PCT/CN2019/081445

Patent document cited in search report			Publication date (day/month/year)	Patent family member(s)			Publication date (day/month/year)
CN	108259994	A	06 July 2018	None			
CN	106683067	A	17 May 2017	None			
CN	106709875	A	24 May 2017	None			
CN	107358575	A	17 November 2017	None			
US	2007291170	A1	20 December 2007	KR	20070119879	A	21 December 2007

国际检索报告

国际申请号

PCT/CN2019/081445

A. 主题的分类 G06T 3/40 (2006.01) i 按照国际专利分类 (IPC) 或者同时按照国家分类和 IPC 两种分类																							
B. 检索领域 检索的最低限度文献 (标明分类系统和分类号) G06T 包含在检索领域中的除最低限度文献以外的检索文献 在国际检索时查阅的电子数据库 (数据库的名称, 和使用的检索词 (如使用)) CNPAT, CNKI, WPI, EPDOC: 低分辨率, 高分辨, 超分辨率, 图像, 图象, 超分, 加权, 权重, 残差, 卷积, 非线性, 特征, low, high, super, resolution, image, residual, nonlinear, feature, weight																							
C. 相关文件 <table border="1"> <thead> <tr> <th>类 型*</th> <th>引用文件, 必要时, 指明相关段落</th> <th>相关的权利要求</th> </tr> </thead> <tbody> <tr> <td>PX</td> <td>CN 108259994 A (复旦大学) 2018年 7月 6日 (2018 - 07 - 06) 说明书第[0014]~[0022]段</td> <td>1-30</td> </tr> <tr> <td>Y</td> <td>KIM, Jiwon 等. "Accurate Image Super-Resolution Using Very Deep Convolutional Networks" 2016 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2016年 6月 30日 (2016 - 06 - 30), 第1646-1652页</td> <td>1-30</td> </tr> <tr> <td>Y</td> <td>CN 106683067 A (福建帝视信息科技有限公司) 2017年 5月 17日 (2017 - 05 - 17) 说明书第[0043]~[0072]段</td> <td>1-30</td> </tr> <tr> <td>A</td> <td>CN 106709875 A (北京工业大学) 2017年 5月 24日 (2017 - 05 - 24) 全文</td> <td>1-30</td> </tr> <tr> <td>A</td> <td>CN 107358575 A (清华大学) 2017年 11月 17日 (2017 - 11 - 17) 全文</td> <td>1-30</td> </tr> <tr> <td>A</td> <td>US 2007291170 A1 (SAMSUNG ELECTRONICS CO., LTD. 等) 2007年 12月 20日 (2007 - 12 - 20) 全文</td> <td>1-30</td> </tr> </tbody> </table>			类 型*	引用文件, 必要时, 指明相关段落	相关的权利要求	PX	CN 108259994 A (复旦大学) 2018年 7月 6日 (2018 - 07 - 06) 说明书第[0014]~[0022]段	1-30	Y	KIM, Jiwon 等. "Accurate Image Super-Resolution Using Very Deep Convolutional Networks" 2016 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2016年 6月 30日 (2016 - 06 - 30), 第1646-1652页	1-30	Y	CN 106683067 A (福建帝视信息科技有限公司) 2017年 5月 17日 (2017 - 05 - 17) 说明书第[0043]~[0072]段	1-30	A	CN 106709875 A (北京工业大学) 2017年 5月 24日 (2017 - 05 - 24) 全文	1-30	A	CN 107358575 A (清华大学) 2017年 11月 17日 (2017 - 11 - 17) 全文	1-30	A	US 2007291170 A1 (SAMSUNG ELECTRONICS CO., LTD. 等) 2007年 12月 20日 (2007 - 12 - 20) 全文	1-30
类 型*	引用文件, 必要时, 指明相关段落	相关的权利要求																					
PX	CN 108259994 A (复旦大学) 2018年 7月 6日 (2018 - 07 - 06) 说明书第[0014]~[0022]段	1-30																					
Y	KIM, Jiwon 等. "Accurate Image Super-Resolution Using Very Deep Convolutional Networks" 2016 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2016年 6月 30日 (2016 - 06 - 30), 第1646-1652页	1-30																					
Y	CN 106683067 A (福建帝视信息科技有限公司) 2017年 5月 17日 (2017 - 05 - 17) 说明书第[0043]~[0072]段	1-30																					
A	CN 106709875 A (北京工业大学) 2017年 5月 24日 (2017 - 05 - 24) 全文	1-30																					
A	CN 107358575 A (清华大学) 2017年 11月 17日 (2017 - 11 - 17) 全文	1-30																					
A	US 2007291170 A1 (SAMSUNG ELECTRONICS CO., LTD. 等) 2007年 12月 20日 (2007 - 12 - 20) 全文	1-30																					
☐ 其余文件在C栏的续页中列出。 ☒ 见同族专利附件。																							
* 引用文件的具体类型: "A" 认为不特别相关的表示了现有技术一般状态的文件 "E" 在国际申请日的当天或之后公布的在先申请或专利 "L" 可能对优先权要求构成怀疑的文件, 或为确定另一篇引用文件的公布日而引用的或者因其他特殊理由而引用的文件 (如具体说明的) "O" 涉及口头公开、使用、展览或其他方式公开的文件 "P" 公布日先于国际申请日但迟于所要求的优先权日的文件 "T" 在申请日或优先权日之后公布, 与申请不相抵触, 但为了理解发明之理论或原理的在后文件 "X" 特别相关的文件, 单独考虑该文件, 认定要求保护的发明不是新颖的或不具有创造性 "Y" 特别相关的文件, 当该文件与另一篇或者多篇该类文件结合并且这种结合对于本领域技术人员为显而易见时, 要求保护的发明不具有创造性 "&" 同族专利的文件																							
国际检索实际完成的日期		国际检索报告邮寄日期																					
2019年 6月 21日		2019年 7月 9日																					
ISA/CN的名称和邮寄地址		受权官员																					
中国国家知识产权局 (ISA/CN) 中国北京市海淀区蓟门桥西土城路6号 100088 传真号 (86-10)62019451		王芳 电话号码 86-(10)-53961369																					

国际检索报告
关于同族专利的信息

国际申请号

PCT/CN2019/081445

检索报告引用的专利文件			公布日 (年/月/日)	同族专利	公布日 (年/月/日)
CN	108259994	A	2018年 7月 6日	无	
CN	106683067	A	2017年 5月 17日	无	
CN	106709875	A	2017年 5月 24日	无	
CN	107358575	A	2017年 11月 17日	无	
US	2007291170	A1	2007年 12月 20日	KR 20070119879	A 2007年 12月 21日