

(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
2020 年 3 月 26 日 (26.03.2020)



(10) 国际公布号
WO 2020/056791 A1

- (51) 国际专利分类号:
G06T 3/40 (2006.01)
- (21) 国际申请号: PCT/CN2018/107916
- (22) 国际申请日: 2018 年 9 月 27 日 (27.09.2018)
- (25) 申请语言: 中文
- (26) 公布语言: 中文
- (30) 优先权:
201811113028.0 2018年9月21日 (21.09.2018) CN
- (71) 申请人: 五邑大学(WUYI UNIVERSITY) [CN/CN];
中国广东省江门市蓬江区东成村 22 号,
Guangdong 529000 (CN)。
- (72) 发明人: 徐颖(XU, Ying); 中国广东省江门市蓬江
区东成村 22 号, Guangdong 529000 (CN)。 应自
炉(YING, Zilu); 中国广东省江门市蓬江区东成村
22 号, Guangdong 529000 (CN)。 商丽娟(SHANG,
Lijuan); 中国广东省江门市蓬江区东成村 22 号,
Guangdong 529000 (CN)。 翟懿奎(ZHAI, Yikui);

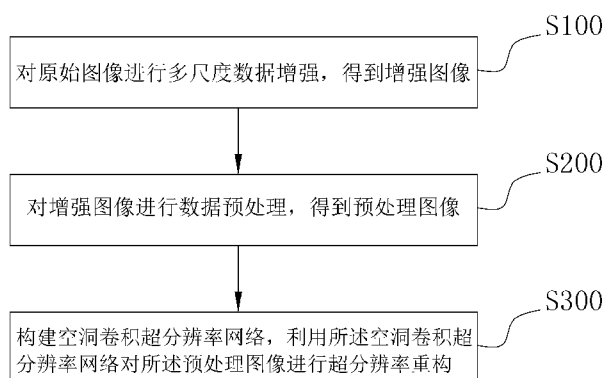
中国广东省江门市蓬江区东成村 22 号, Guangdong
529000 (CN)。 王天雷(WANG, Tianlei); 中国广
东省江门市蓬江区东成村 22 号, Guangdong 529000
(CN)。 甘俊英(GAN, Junying); 中国广东省江门
市蓬江区东成村 22 号, Guangdong 529000 (CN)。
曾军英(ZENG, Junying); 中国广东省江门市蓬
江区东成村 22 号, Guangdong 529000 (CN)。 秦
传波(QIN, Chuanbo); 中国广东省江门市蓬江
区东成村 22 号, Guangdong 529000 (CN)。 曹鹤
(CAO, He); 中国广东省江门市蓬江区东成村
22 号, Guangdong 529000 (CN)。 邓文博(DENG,
Wenbo); 中国广东省江门市蓬江区东成村
22 号, Guangdong 529000 (CN)。

(74) 代理人: 广州嘉权专利商标事务所有限公司
(JIAQUAN IP LAW FIRM); 中国广东省广州市
天河区黄埔大道西 100 号富力盈泰广场 A 栋
910 郑勇, Guangdong 510627 (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,

(54) **Title:** METHOD AND APPARATUS FOR SUPER-RESOLUTION RECONSTRUCTION OF MULTI-SCALE DILATED CONVOLUTION NEURAL NETWORK

(54) 发明名称: 一种多尺度空洞卷积神经网络超分辨率重构方法及装置



S100 Perform multi-scale data enhancement on an original image to obtain an enhanced image
S200 Perform data preprocessing on the enhanced image to obtain a preprocessed image
S300 Construct a dilated convolution super-resolution network, and use the dilated convolution super-resolution network to perform super-resolution reconstruction on the preprocessed image

(57) **Abstract:** Disclosed in the present invention are a method and apparatus for super-resolution reconstruction of a multi-scale dilated convolution neural network. By constructing a dilated convolution super-resolution network, the problem in the prior art of a small receptive field is effectively solved, a network receptive field is increased, and moreover, in order to make the dilated convolution super-resolution network suitable for super-resolution reconstruction of different scales, multi-scale data enhancement is performed on an original image, allowing the dilated convolution super-resolution network to process images with different multiples of size, so that the dilated convolution super-resolution network can generalize the multi-scale image super-resolution.

(57) **摘要:** 本发明公开了一种多尺度空洞卷积神经网络超分辨率重构方法及装置, 通过构建空洞卷积超分辨率网络, 能够有效解决现有技术中存在的感受野小的问题, 增大网络感受野, 同时, 为了使空洞卷积超分辨率网络能够适用于不同尺度超分辨率重构, 对原始图像进行了不同尺度数据增强, 使得空洞卷积超分辨率网络能够对不同大小倍数的图像进行处理, 从而使空洞卷积超分辨率网络可以泛化多尺度图像超分辨率。

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, 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:

- 发明人资格 (细则4.17(iv))

本国际公布:

- 包括国际检索报告 (条约第21条(3))。

一种多尺度空洞卷积神经网络超分辨率重构方法及装置

技术领域

本发明涉及图像处理技术领域，特别是一种多尺度空洞卷积神经网络超分辨率重构方法及装置。

背景技术

目前，深度卷积神经网络在计算机视觉问题中被广泛使用，并在图像分类、目标检测等问题中表现出了优异的性能。单图像超分辨率是一个典型的计算机视觉问题，针对低分辨率图像的重构问题，Dong 等提出了利用卷积神经网络对图像进行超分辨率重构的算法，其思想是利用网络模型强大的学习能力学习低分辨率到高分辨率端到端的映射关系，从而重构超分辨率图像，该方法实现了端到端的学习架构，省去了特征提取预处理过程和后续高分辨率图像块聚合过程，虽然超分辨率效果不错，但速度却很慢。后来，Dong 等在 SRCNN 方法基础上进行改进，以低分辨率图像作为网络输入，减小特征图维度和卷积核尺寸，提出了一种快速超分辨率方法，减少了网络训练参数。Shi 等提出了一种利用亚像素卷积层的超分辨率方法，对最后得到的特征图重新排列，得到高分辨率图像，大幅提高运算速度。但是，以上 3 种深度学习方法，均属于浅层卷积神经网络结构，均存在感受野较小、提取的特征非常局部的问题，使得超分辨率效果存在一定的局限性。

发明内容

为了克服现有技术的不足，本发明的目的在于提供一种多尺度空洞卷积神经网络超分辨率重构方法及装置，能够增大网络感受野，提取到更加全局性的特征，

同时适合多尺度图像超分辨率重构。

本发明解决其问题所采用的技术方案是：

一种多尺度空洞卷积神经网络超分辨率重构方法，包括：

对原始图像进行多尺度数据增强，得到增强图像；

对增强图像进行数据预处理，得到预处理图像；

构建空洞卷积超分辨率网络，利用所述空洞卷积超分辨率网络对所述预处理图像进行超分辨率重构。

进一步，对原始图像进行多尺度数据增强，得到增强图像，包括：

把原始图像作为初始训练集；

对所述初始训练集中的每幅图像分别进行不同尺度的缩放，并结合原始图像形成中间训练集；

对所述中间训练集中的每幅图像分别进行不同角度的旋转，并结合所述中间训练集中的每幅图像形成处理训练集，所述处理训练集中的图像即为所述的增强图像。

进一步，对增强图像进行数据预处理，得到预处理图像，包括：

提取增强图像的亮度分量，对亮度分量进行裁剪，并对裁剪后的图像按不同的尺度因子进行下采样；

将经过下采样后的图像按对应的所述尺度因子进行上采样，生成分辨率高于原始图像的初始高分辨率图像；

将所述初始高分辨率图像和原始图像分别按照步长M裁剪成大小为N*N的高分辨率图像块和原始图像块，其中，M和N均为常数。

进一步，构建空洞卷积超分辨率网络，包括：

把卷积神经网络中的池化层及所述池化层后面的卷积层替换为一个空洞卷积层。

进一步，利用所述空洞卷积超分辨率网络对所述预处理图像进行超分辨率重构，包括：

提取所述原始图像块和对应的高分辨率图像块的图像特征；

将得到的原始图像块的图像特征和高分辨率图像块的图像特征，利用卷积核的映射特性，建立单层神经网络并学习两个图像特征间的非线性映射关系；

将映射到的高分辨率图像块进行聚集重构，生成高分辨率图像。

一种储存多尺度空洞卷积神经网络超分辨率重构方法的装置，包括控制模块和用于储存控制指令的储存介质，所述控制模块读取所述储存介质中的控制指令并执行以下操作：

对原始图像进行多尺度数据增强，得到增强图像；

对增强图像进行数据预处理，得到预处理图像；

构建空洞卷积超分辨率网络，利用所述空洞卷积超分辨率网络对所述预处理图像进行超分辨率重构。

进一步，控制模块执行操作对原始图像进行多尺度数据增强，得到增强图像时，包括以下操作：

把原始图像作为初始训练集；

对所述初始训练集中的每幅图像分别进行不同尺度的缩放，并结合原始图像形成中间训练集；

对所述中间训练集中的每幅图像分别进行不同角度的旋转，并结合所述中间训练集中的每幅图像形成处理训练集，所述处理训练集中的图像即为所述的增强图像。

进一步，控制模块执行操作对增强图像进行数据预处理，得到预处理图像时，包括以下操作：

提取增强图像的亮度分量，对亮度分量进行裁剪，并对裁剪后的图像按不同的尺度因子进行下采样；

将经过下采样后的图像按对应的所述尺度因子进行上采样，生成分辨率高于原始图像的初始高分辨率图像；

将所述初始高分辨率图像和原始图像分别按照步长 M 裁剪成大小为 $N \times N$ 的高分辨率图像块和原始图像块，其中， M 和 N 均为常数。

进一步，控制模块执行操作构建空洞卷积超分辨率网络时，包括以下操作：把卷积神经网络中的池化层及所述池化层后面的卷积层替换为一个空洞卷积层。

进一步，控制模块执行操作利用所述空洞卷积超分辨率网络对所述预处理图像进行超分辨率重构时，包括以下操作：

提取所述原始图像块和对应的高分辨率图像块的图像特征；

将得到的原始图像块的图像特征和高分辨率图像块的图像特征，利用卷积核的映射特性，建立单层神经网络并学习两个图像特征间的非线性映射关系；

将映射到的高分辨率图像块进行聚集重构，生成高分辨率图像。

本发明的有益效果是：一种多尺度空洞卷积神经网络超分辨率重构方法及装置，通过构建空洞卷积超分辨率网络，能够有效解决现有技术中存在的感受野小的问题，增大网络感受野，同时，为了使空洞卷积超分辨率网络能够适用于不同尺度超分辨率重构，对原始图像进行了不同尺度数据增强，使得空洞卷积超分辨率网络能够对不同大小倍数的图像进行处理，从而使空洞卷积超分辨率网络可以泛化多尺度图像超分辨率。

附图说明

下面结合附图和实例对本发明作进一步说明。

图 1 是本发明的超分辨率重构方法的流程图；

图 2 是图 1 中进行多尺度数据增强步骤的进一步详细流程图；

图 3 是图 1 中进行数据预处理步骤的进一步详细流程图；

图 4 是图 1 中进行超分辨率重构步骤的进一步详细流程图。

具体实施方式

参照图 1，本发明实施例提出了一种多尺度空洞卷积神经网络超分辨率重构方法，包括但不限于以下步骤：

步骤 S100，对原始图像进行多尺度数据增强，得到增强图像；

步骤 S200，对增强图像进行数据预处理，得到预处理图像；

步骤 S300，构建空洞卷积超分辨率网络，利用所述空洞卷积超分辨率网络对所述预处理图像进行超分辨率重构。

在本实施例中，通过构建空洞卷积超分辨率网络，能够有效解决现有技术中存在的感受野小的问题，增大网络感受野，同时，为了使空洞卷积超分辨率网络能够适用于不同尺度超分辨率重构，对原始图像进行了不同尺度数据增强，使得空洞卷积超分辨率网络能够对不同大小倍数的图像进行处理，从而使空洞卷积超分辨率网络可以泛化多尺度图像超分辨率。

进一步地，参照图 2，本实施例的步骤 S100 中，对原始图像进行多尺度数据增强，得到增强图像，包括但不限于以下步骤：

步骤 S110，把原始图像作为初始训练集；

步骤 S120，对所述初始训练集中的每幅图像分别进行不同尺度的缩放，并结合原

始图像形成中间训练集;

步骤 S130, 对所述中间训练集中的每幅图像分别进行不同角度的旋转, 并结合所述中间训练集中的每幅图像形成处理训练集, 所述处理训练集中的图像即为所述的增强图像。

在本实施例中, 使用现有技术中 Timofte 数据集中的 91 幅图像作为原始图像, 并把这 91 幅原始图像作为初始训练集, 接着采用尺度缩放和旋转两种方式对初始训练集分别进行处理。例如, 首先对初始训练集中的 91 幅原始图像分别进行降采样, 分别缩放到原始尺寸的 0.6 倍、0.7 倍、0.8 倍和 0.9 倍, 并结合 91 幅原始图像形成中间训练集, 此时, 中间训练集中的图像数量为初始训练集中的图像数量的 5 倍; 接着对中间训练集中的每一幅图像分别旋转 90° 、 180° 和 270° , 并结合原来的中间训练集中的图像形成处理训练集, 该处理训练集中的图像即为所述的增强图像。此时, 增强图像的数量扩增到初始训练集中的图像数量的 20 倍。

进一步地, 参照图 3, 本实施例的步骤 S200 中, 对增强图像进行数据预处理, 得到预处理图像, 包括但不限于以下步骤:

步骤 S210, 提取增强图像的亮度分量, 对亮度分量进行裁剪, 并对裁剪后的图像按不同的尺度因子进行下采样;

步骤 S220, 将经过下采样后的图像按对应的所述尺度因子进行上采样, 生成分辨率高于原始图像的初始高分辨率图像;

步骤 S230, 将所述初始高分辨率图像和原始图像分别按照步长 M 裁剪成大小为 $N \times N$ 的高分辨率图像块和原始图像块, 其中, M 和 N 均为常数。

在本实施例中, 得到增强图像后, 先对增强图像进行空间转换, 得到 YCbCr

空间图像，接着提取出增强图像的 Y 非线性亮度分量，然后对该亮度分量进行裁剪，并对裁剪后的图像按尺度因子分别为 2、3、4 进行下采样，从而得到对应的低分辨率图像，接着，对上述低分辨率图像按照同样的尺度因子分别进行上采样，从而生成分辨率高于原始图像的初始高分辨率图像，此外，为了匹配网络输入，将初始高分辨率图像和原始图像分别按照步长为 14 裁剪成大小为 41*41 的高分辨率图像块和原始图像块，并把该高分辨率图像块和原始图像块作为空洞卷积超分辨率网络的输入数据。

进一步地，本实施例的步骤 S300 中，构建空洞卷积超分辨率网络，主要是把卷积神经网络中的池化层及所述池化层后面的卷积层替换为一个空洞卷积层而构成。由于传统卷积神经网络中的池化层的下采样操作会带来信息损失，为了解决这个问题，把该池化层及该池化层后面的卷积层替换为一个空洞卷积层，而该空洞卷积层的主要作用是：如何在去掉池化下采样操作的同时，不降低网络的感受野，从而重构出超分辨率图像。因此，对于重构出超分辨率图像的操作，具有空洞卷积层的空洞卷积超分辨率网络较之于传统的卷积神经网络具有更优的性能。

进一步地，参照图 4，本实施例的步骤 S300 中，利用空洞卷积超分辨率网络对所述预处理图像进行超分辨率重构，包括但不限于以下步骤：

步骤 S310，提取所述原始图像块和对应的高分辨率图像块的图像特征。

对于将卷积神经网络应用到超分辨率重构中时，对于图像块的提取和表示是卷积的过程。空洞卷积超分辨率网络中的卷积操作与传统卷积神经网络的卷积操作相同，但是卷积核却与原来的不相同。本发明为了扩大网络感受野，使网络学习到更加全局性的特征，因此采用空洞卷积核进行卷积操作，同样达到了提取网

络特征的目的。本步骤的操作主要在网络第一层中实现，在本步骤中，利用空洞因子为 2 的 9×9 卷积核提取原始图像块和对应的高分辨率图像块的图像特征，并设置网络输出的特征图为 64，即输出通道为 64。具体地，卷积操作公式如下：

$$F_1(Y) = \max(0, W_1 *_l Y + B_1)$$

其中， W_1 和 B_1 表示空洞卷积核的权重和偏置变量， $*_l$ 表示空洞卷积。 W_1 对应于大小为 $c \times f_1 \times f_1$ 的 n_1 个滤波器， c 为输入图像的维度， f_1 为滤波器的大小。 B_1 是一个 n_1 维向量，且每一个元素与一个卷积核相对应。因此，根据卷积的原理，空洞卷积超分辨率网络的第一层输出共有 n_1 个特征图。

特别地，空洞卷积操作具体如下：

定义离散函数： $F: Z^2 \rightarrow R$ ，假设 $\Omega_r = [-r, r]^2 \cap Z^2$ ， $K: \Omega \rightarrow R$ 是大小为 $(2r+1)^2$ 的离散滤波器，则离散卷积操作 $*$ 的定义为：

$$(F * k)(p) = \sum_{s+t=p}$$

空洞卷积一般形式表示为：

$$(F *_l k)(p) = \sum_{s+lt=p}$$

其中 l 为空洞因子， $*_l$ 表示空洞卷积，当 $l=1$ 时，为普通离散卷积操作 $*$ ，基于空洞卷积的网络支持感受野指数增长，不丢失分辨率信息，记 $F_0, F_1, \dots, F_{n-1}: Z^2 \rightarrow R$ 为离散函数， $k_0, k_1, \dots, k_{n-1}: \Omega \rightarrow R$ 是离散的 3×3 滤波器，采用指数增长卷积核后，

$$F_{i+1} = F_i *_l k_i, \text{ 当 } i = 0, 1, \dots, n-2$$

定义 F_{i+1} 中的元素 P 感受野为： F_0 中可以改变 $F_{i+1}(p)$ 值的元素集。 F_{i+1} 中 P 感受野大小即为这些元素集数目。容易得到， F_{i+1} 中各元素感受野大小为 $(2^{i+2}-1) \times (2^{i+2}-1)$ 。

步骤 S320，将得到的原始图像块的图像特征和高分辨率图像块的图像特征，

利用卷积核的映射特性，建立单层神经网络并学习两个图像特征间的非线性映射关系。

本步骤的操作主要在网络第二层中实现，本步骤主要是将网络第一层中生成的高维向量非线性映射到另一个高维向量，这些新生成的高维向量组成了另一个向量集。在本步骤中，将步骤 S310 中所生成的 64 个通道生成的特征图利用 1×1 卷积核进行非线性映射，将低分辨率的高维向量映射到具有高分辨率特征的高维向量空间，并生成 32 个特征图。接着，把在网络第一层中生成的向量为 n_1 维的特征图，在网络第二层中将 n_1 维的向量映射到 n_2 维。这样的操作等价于用 n_2 个大小为 1×1 的卷积核进行卷积，网络第二层表示为：

$$F_2 = \max(0, W_2 * F_1(Y) + B_2)$$

其中， W_2 包含了 n_2 个大小为 $n_1 \times f_2 \times f_2$ 的卷积核， B_2 是一个大小为 n_2 维的向量。网络第二层的每一个输出将会被用来重建图像的高分辨率图像块。最后，将 32 个通道特征图通过一个 5×5 卷积核重构为一张高分辨率图像块，实现图像超分辨率重构。

步骤 S330，将映射到的高分辨率图像块进行聚集重构，生成高分辨率图像。

本步骤的操作主要在网络第三层中实现，本步骤将上述网络第二层的高分辨率图像集合生成高分辨率图像，生成的该图像与真正的原始图像相似。在传统方法中，重构操作通过将预测到的高分辨率块求平均值产生最终完整的高分辨率图像。其实，求平均的过程也可以看做是一个预先训练好的滤波器在一个特征图集上进行卷积。本步骤在网络第三层中的操作就是受到了这样的启发，即通过卷积操作得到最终的高分辨率图像。网络第三层表示为：

$$F(Y) = W_3 * F_2(Y) + B_3$$

其中, W_3 对应于 c 个大小为 $n_2 \times f_3 \times f_3$ 的卷积核, B_3 是一个 c 维的向量。如果高分辨率块是在图像域里, 那么将滤波器视作一个均值滤波器; 如果高分辨率块是其他域, 那么卷积核 W_3 先将各个系数投影到图像域上后再求平均。

接着, 由上述的结果得到高分辨图像, 则空洞卷积超分辨率网络中需要不断更新的参数为 $\Theta = \{W_1, W_2, W_3, B_1, B_2, B_3\}$, 重建的图像为 $F(Y; \Theta)$, 且对应的原始图像为 X 。用均方误差作为损失函数即:

$$L(\Theta) = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \|F(Y_i; \Theta) - X_i\|^2$$

其中, n 是训练样本的个数。损失函数用随机梯度下降 (SGD) 法进行权值更新, 公式为:

$$\Delta_{i+1} = 0.9 \cdot \Delta_i - \eta \cdot \frac{\partial L}{\partial \theta_i^l}, W_{i+1}^l = W_i^l + \Delta_{i+1}$$

其中, $l \in \{1, 2, 3\}$, i 是层数和迭代次数, η 是学习速率。

在相同的计算条件下, 空洞卷积提供了更大的感受野。当网络层需要较大的感受野, 但计算资源有限而无法提高卷积核数量或大小时, 可以利用空洞卷积。空洞卷积能够整合多尺度内容信息, 且不损失分辨率, 支持感受野指数增长。同时, 整合了不同尺度内容信息, 使任何分辨率加入到已有的网络结构中, 有利于网络重用性。传统卷积神经网络中, 采用池化层达到降维的目的, 但这种做法在图像超分辨率中会产生一定的副作用, 经过池化后的特征层上像素尺寸比较低, 即使通过上采样, 特征图也会丢失一定精度, 因此, 本发明采用空洞卷积方式代替池化层增大网络的感受野。

另外, 为了实现上述实施例中的多尺度空洞卷积神经网络超分辨率重构方法, 本发明实施例还提供了一种储存多尺度空洞卷积神经网络超分辨率重构方法

的装置，该装置包括控制模块和用于储存控制指令的储存介质，所述控制模块读取所述储存介质中的控制指令并执行以下操作：

对原始图像进行多尺度数据增强，得到增强图像；

对增强图像进行数据预处理，得到预处理图像；

构建空洞卷积超分辨率网络，利用所述空洞卷积超分辨率网络对所述预处理图像进行超分辨率重构。

进一步地，控制模块执行操作对原始图像进行多尺度数据增强，得到增强图像时，包括以下操作：

把原始图像作为初始训练集；

对所述初始训练集中的每幅图像分别进行不同尺度的缩放，并结合原始图像形成中间训练集；

对所述中间训练集中的每幅图像分别进行不同角度的旋转，并结合所述中间训练集中的每幅图像形成处理训练集，所述处理训练集中的图像即为所述的增强图像。

进一步地，控制模块执行操作对增强图像进行数据预处理，得到预处理图像时，包括以下操作：

提取增强图像的亮度分量，对亮度分量进行裁剪，并对裁剪后的图像按不同的尺度因子进行下采样；

将经过下采样后的图像按对应的所述尺度因子进行上采样，生成分辨率高于原始图像的初始高分辨率图像；

将所述初始高分辨率图像和原始图像分别按照步长M裁剪成大小为N*N的高分辨率图像块和原始图像块，其中，M和N均为常数。

进一步地，控制模块执行操作构建空洞卷积超分辨率网络时，包括以下操作：
把卷积神经网络中的池化层及所述池化层后面的卷积层替换为一个空洞卷积层。

进一步地，控制模块执行操作利用所述空洞卷积超分辨率网络对所述预处理图像进行超分辨率重构时，包括以下操作：

提取所述原始图像块和对应的高分辨率图像块的图像特征；

将得到的原始图像块的图像特征和高分辨率图像块的图像特征，利用卷积核的映射特性，建立单层神经网络并学习两个图像特征间的非线性映射关系；

将映射到的高分辨率图像块进行聚集重构，生成高分辨率图像。

以上是对本发明的较佳实施进行了具体说明，但本发明并不局限于上述实施方式，熟悉本领域的技术人员在不违背本发明精神的前提下还可作出种种的等同变形或替换，这些等同的变形或替换均包含在本申请权利要求所限定的范围内。

权 利 要 求 书

1. 一种多尺度空洞卷积神经网络超分辨率重构方法，其特征在于：包括：

对原始图像进行多尺度数据增强，得到增强图像；

对增强图像进行数据预处理，得到预处理图像；

构建空洞卷积超分辨率网络，利用所述空洞卷积超分辨率网络对所述预处理图像进行超分辨率重构。

2. 根据权利要求 1 所述的一种多尺度空洞卷积神经网络超分辨率重构方法，其特征在于：所述对原始图像进行多尺度数据增强，得到增强图像，包括：

把原始图像作为初始训练集；

对所述初始训练集中的每幅图像分别进行不同尺度的缩放，并结合原始图像形成中间训练集；

对所述中间训练集中的每幅图像分别进行不同角度的旋转，并结合所述中间训练集中的每幅图像形成处理训练集，所述处理训练集中的图像即为所述的增强图像。

3. 根据权利要求 1 所述的一种多尺度空洞卷积神经网络超分辨率重构方法，其特征在于：所述对增强图像进行数据预处理，得到预处理图像，包括：

提取增强图像的亮度分量，对亮度分量进行裁剪，并对裁剪后的图像按不同的尺度因子进行下采样；

将经过下采样后的图像按对应的所述尺度因子进行上采样，生成分辨率高于原始图像的初始高分辨率图像；

将所述初始高分辨率图像和原始图像分别按照步长 M 裁剪成大小为 $N \times N$ 的高分辨率图像块和原始图像块，其中， M 和 N 均为常数。

4. 根据权利要求 1 所述的一种多尺度空洞卷积神经网络超分辨率重构方法，其特征在于：所述构建空洞卷积超分辨率网络，包括：

把卷积神经网络中的池化层及所述池化层后面的卷积层替换为一个空洞卷积层。

5. 根据权利要求 3 所述的一种多尺度空洞卷积神经网络超分辨率重构方法，其特征在于：所述利用所述空洞卷积超分辨率网络对所述预处理图像进行超分辨率重构，包括：

提取所述原始图像块和对应的高分辨率图像块的图像特征；

将得到的原始图像块的图像特征和高分辨率图像块的图像特征，利用卷积核的映射特性，建立单层神经网络并学习两个图像特征间的非线性映射关系；

将映射到的高分辨率图像块进行聚集重构，生成高分辨率图像。

6. 一种储存多尺度空洞卷积神经网络超分辨率重构方法的装置，其特征在于：包括控制模块和用于储存控制指令的储存介质，所述控制模块读取所述储存介质中的控制指令并执行以下操作：

对原始图像进行多尺度数据增强，得到增强图像；

对增强图像进行数据预处理，得到预处理图像；

构建空洞卷积超分辨率网络，利用所述空洞卷积超分辨率网络对所述预处理图像进行超分辨率重构。

7. 根据权利要求 6 所述的装置，其特征在于：所述控制模块执行操作对原始图像进行多尺度数据增强，得到增强图像时，包括以下操作：

把原始图像作为初始训练集；

对所述初始训练集中的每幅图像分别进行不同尺度的缩放，并结合原始图像形成中间训练集；

对所述中间训练集中的每幅图像分别进行不同角度的旋转，并结合所述中间训练集中的每幅图像形成处理训练集，所述处理训练集中的图像即为所述的增强图像。

8. 根据权利要求 6 所述的装置，其特征在于：所述控制模块执行操作对增强图像进行数据预处理，得到预处理图像时，包括以下操作：

提取增强图像的亮度分量，对亮度分量进行裁剪，并对裁剪后的图像按不同的尺度因子进行下采样；

将经过下采样后的图像按对应的所述尺度因子进行上采样，生成分辨率高于原始图像的初始高分辨率图像；

将所述初始高分辨率图像和原始图像分别按照步长 M 裁剪成大小为 $N \times N$ 的高分辨率图像块和原始图像块，其中， M 和 N 均为常数。

9. 根据权利要求 6 所述的装置，其特征在于：所述控制模块执行操作构建空洞卷积超分辨率网络时，包括以下操作：

把卷积神经网络中的池化层及所述池化层后面的卷积层替换为一个空洞卷积层。

10. 根据权利要求 8 所述的装置，其特征在于：所述控制模块执行操作利用所述空洞卷积超分辨率网络对所述预处理图像进行超分辨率重构时，包括以下操作：

提取所述原始图像块和对应的高分辨率图像块的图像特征；

将得到的原始图像块的图像特征和高分辨率图像块的图像特征，利用卷积核的映射特性，建立单层神经网络并学习两个图像特征间的非线性映射关系；

将映射到的高分辨率图像块进行聚集重构，生成高分辨率图像。

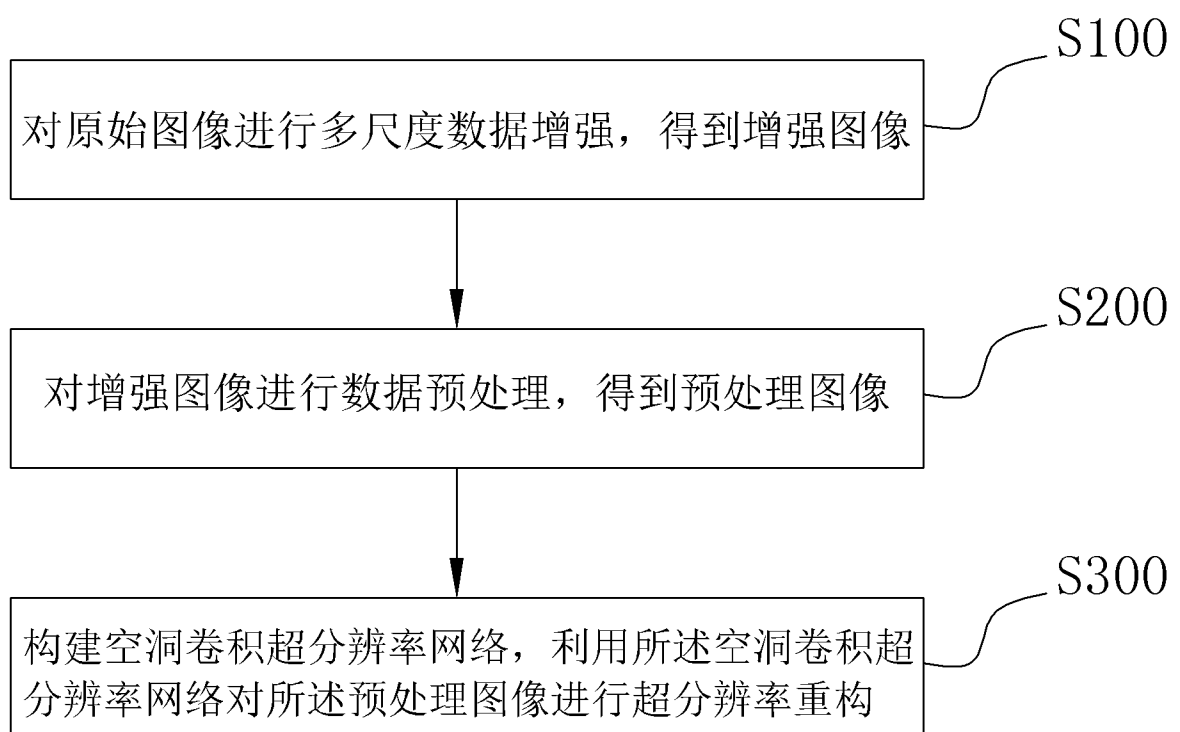


图1

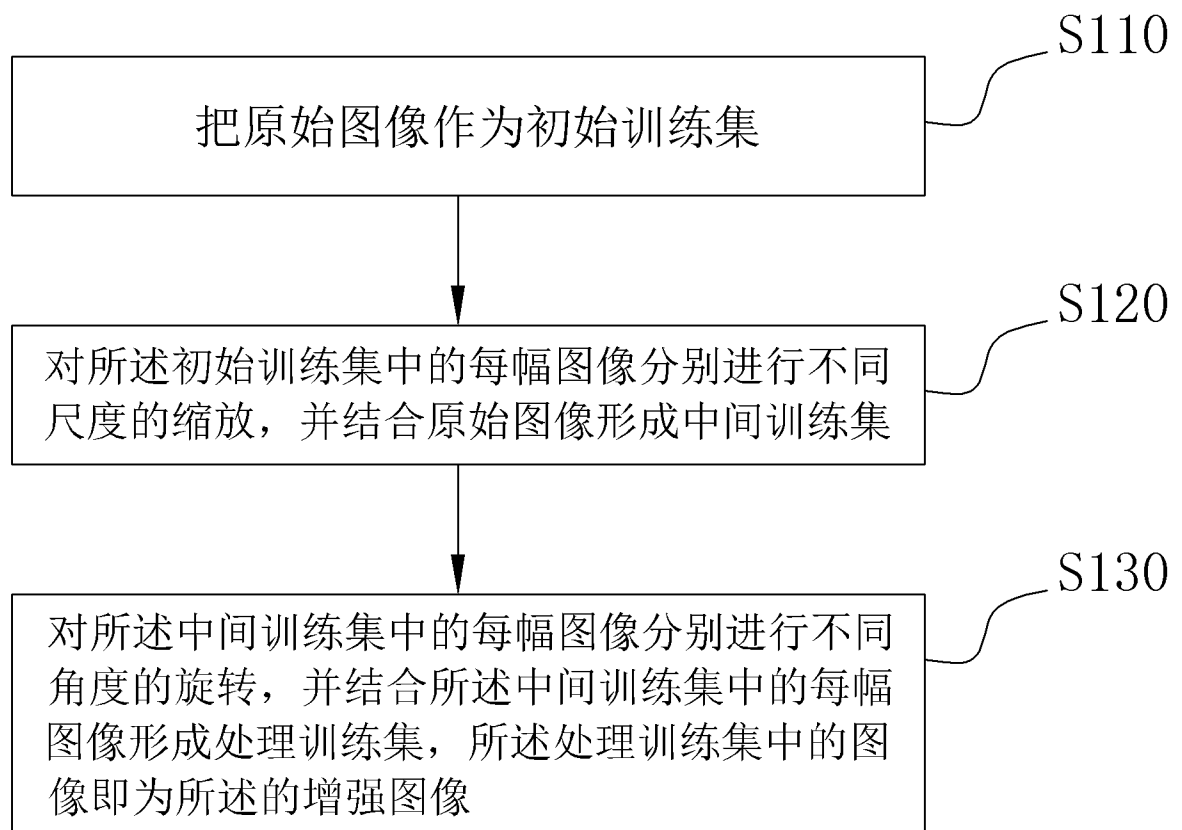


图2

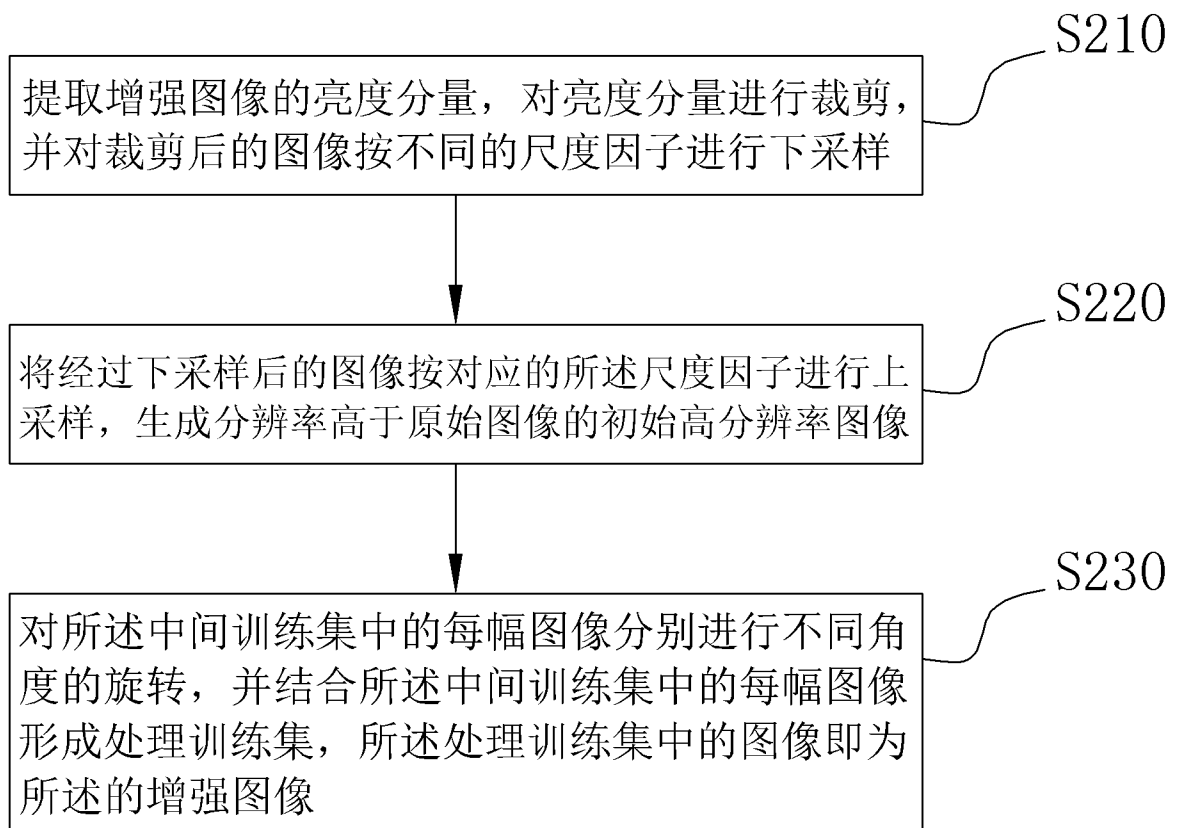


图3

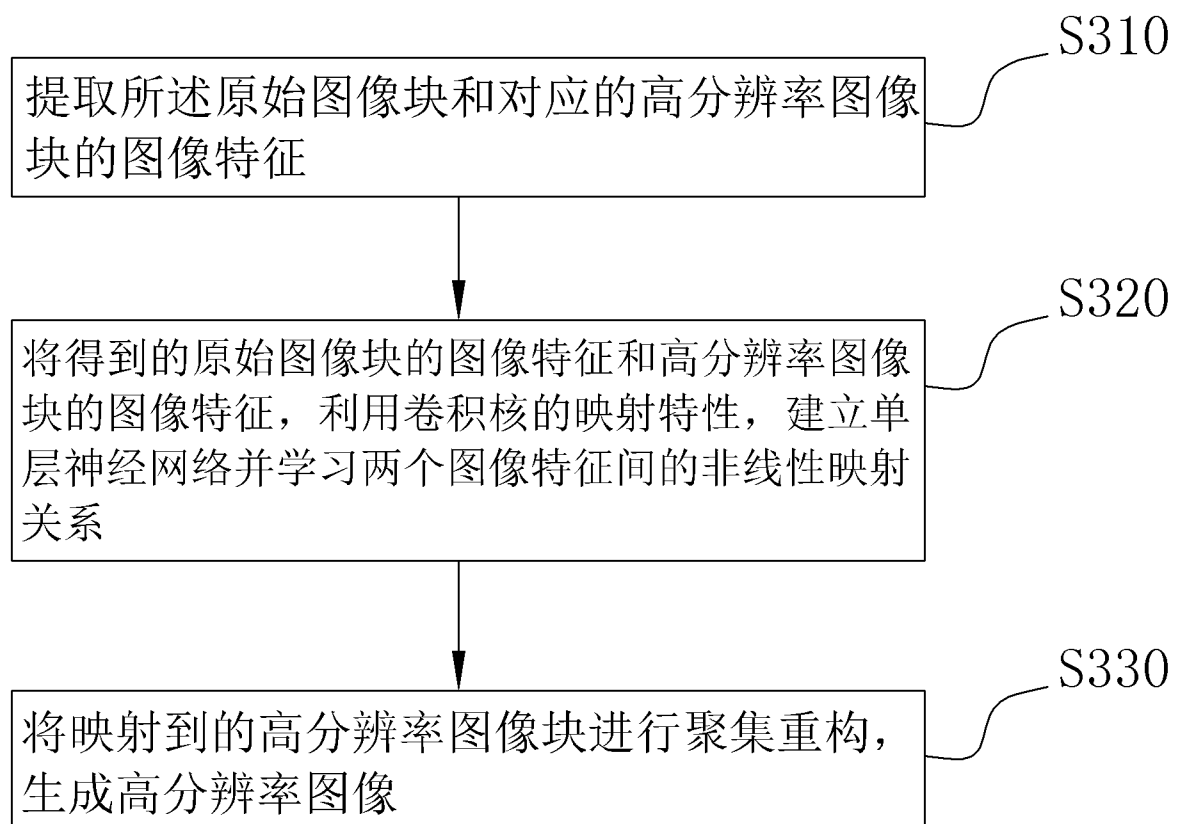


图4

INTERNATIONAL SEARCH REPORT

International application No.

PCT/CN2018/107916

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)

CNABS, DWPI, SIPOABS, CNKI: 卷积神经网络, 超分辨率, 重建, 重构, 图像, 增强, 预处理, 空洞, 训练, 提取, 裁剪, 采样, 映射, 池化层, 卷积层; convolutional neural network, CNN, superresolution, reconstructing, image, enhancement, pretreatment, preprocessing, hollow, training, extract, cut, sampling, map, pooling layer, convolution layer

C. DOCUMENTS CONSIDERED TO BE RELEVANT

Category*	Citation of document, with indication, where appropriate, of the relevant passages	Relevant to claim No.
X	CN 108537731 A (XIDIAN UNIVERSITY) 14 September 2018 (2018-09-14) claim 1	1-10
A	CN 108428212 A (SUN YAT-SEN UNIVERSITY) 21 August 2018 (2018-08-21) entire document	1-10
A	CN 107392852 A (SHENZHEN UNIVERSITY) 24 November 2017 (2017-11-24) entire document	1-10
A	CN 107464216 A (UNIVERSITY OF JINAN) 12 December 2017 (2017-12-12) entire document	1-10

☐ 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

18 June 2019

Date of mailing of the international search report

28 June 2019

Name and mailing address of the ISA/CN

**China National Intellectual Property Administration (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/CN2018/107916

Patent document cited in search report			Publication date (day/month/year)	Patent family member(s)	Publication date (day/month/year)
CN	108537731	A	14 September 2018	None	
CN	108428212	A	21 August 2018	None	
CN	107392852	A	24 November 2017	None	
CN	107464216	A	12 December 2017	None	

国际检索报告

国际申请号

PCT/CN2018/107916

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))

CNABS, DWPI, SIPOABS, CNKI:卷积神经网络, 超分辨率, 重建, 重构, 图像, 增强, 预处理, 空洞, 训练, 提取, 裁剪, 采样, 映射, 池化层, 卷积层; convolutional neural network, CNN, superresolution, reconstructing, image, enhancement, pretreatment, preprocessing, hollow, training, extract, cut, sampling, map, pooling layer, convolution layer

C. 相关文件

类 型*	引用文件, 必要时, 指明相关段落	相关的权利要求
X	CN 108537731 A (西安电子科技大学) 2018年 9月 14日 (2018 - 09 - 14) 权利要求1	1-10
A	CN 108428212 A (中山大学) 2018年 8月 21日 (2018 - 08 - 21) 全文	1-10
A	CN 107392852 A (深圳大学) 2017年 11月 24日 (2017 - 11 - 24) 全文	1-10
A	CN 107464216 A (济南大学) 2017年 12月 12日 (2017 - 12 - 12) 全文	1-10

☐ 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

2019年 6月 18日

国际检索报告邮寄日期

2019年 6月 28日

ISA/CN的名称和邮寄地址

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

受权官员

詹芊芊

电话号码 86-(10)-62411115

国际申请号
PCT/CN2018/107916

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	108537731	A	2018年 9月 14日	无	
CN	108428212	A	2018年 8月 21日	无	
CN	107392852	A	2017年 11月 24日	无	
CN	107464216	A	2017年 12月 12日	无	

表 PCT/ISA/210 (同族专利附件) (2015年1月)