

一种图像处理方法以及相关设备

本申请要求于2020年02月07日提交中国国家知识产权局、申请号为202010082808.4、发明名称为“一种图像处理方法以及相关设备”的中国专利申请的优先权，其全部内容通过引用结合在本申请中。

5

技术领域

本申请涉及人工智能领域，尤其涉及一种图像处理方法以及相关设备。

背景技术

如今多媒体数据占据了互联网的绝大部分流量。对于图像数据的压缩对于多媒体数据的存储和高效传输有着至关重要的作用。所以图像编码是一项具有重大实用价值的技术。

对于图像编码的研究已经有较长的历史了，研究人员提出了大量的方法，并制定了多种国际标准，比如JPEG，JPEG2000，WebP，BPG等图像编码标准。这些编码方法虽然在目前都得到了广泛应用，但是针对现在不断增长的图像数据量及不断出现的新媒体类型，这些传统方法显示出了某些局限性。

近年来，开始有研究人员开展了基于深度学习图像编码方法的研究。有些研究人员已经取得了不错的成果，比如Ballé等人提出了一种端到端优化的图像编码方法，取得了超越目前最好的图像编码性能，甚至超越了目前最好的传统编码标准BPG。不过目前大多数基于深度卷积网络的图像编码都有一个缺陷，即一个训练好的模型针对一种输入图像只能输出一组编码结果，而不能根据实际需求，得到目标压缩码率的编码效果。

20

发明内容

本申请提供了一种图像处理方法，用于在同一个压缩模型中实现压缩码率的控制。

第一方面，本申请提供一种图像处理方法，所述方法包括：

获取第一图像；对所述第一图像进行特征提取，得到至少一个第一特征图，所述至少一个第一特征图包括N个第一特征值，所述N为正整数；获取目标压缩码率，所述目标压缩码率对应于M个目标增益值，每个目标增益值对应一个第一特征值，所述M为小于或等于N的正整数；根据所述M个目标增益值分别对对应的第一特征值进行处理，得到M个第二特征值，本申请实施例中，可以用处理后的至少一个第一特征图替代原有的第一特征图；对处理后的至少一个第一特征图进行量化和熵编码，得到编码数据，所述处理后的至少一个第一特征图包括所述M个第二特征值。通过上述方式，针对于不同的目标压缩码率，设置不同的目标增益值，从而实现压缩码率的控制。

在第一方面的一种可选设计中，对处理后的至少一个第一特征图进行量化得到的量化数据的信息熵满足预设条件，所述预设条件与所述目标压缩码率有关。

在第一方面的一种可选设计中，所述目标压缩码率越大，所述量化数据的信息熵越大。

在第一方面的一种可选设计中，所述编码数据对应的压缩码率与所述目标压缩码率的差值在预设范围内。

-2-

在第一方面的一种可选设计中,所述M个第二特征值为通过将M个目标增益值分别与对应的第一特征值进行乘积运算得到的。

在第一方面的一种可选设计中,所述至少一个第一特征图包括第一目标特征图,所述第一目标特征图包括P个第一特征值,所述P个第一特征值中的每个第一特征值对应的目
5 标增益值相同,所述P为小于或等于所述M的正整数。

在第一方面的一种可选设计中,所述方法还包括:

根据目标映射关系确定所述目标压缩码率对应的M个目标增益值,所述目标映射关系用于表示压缩码率与M个目标增益值之间的关联关系;

其中,所述目标映射关系包括多个压缩码率以及多个增益向量、以及多个压缩码率与多个增益向量之间的关联关系,所述目标压缩码率为所述多个压缩码率中的一个,所述M
10 个目标增益值为所述多个增益向量中的一个向量的元素;或,

所述目标映射关系包括目标函数映射关系,当所述目标函数关系的输入包括所述目标压缩码率时,所述目标函数关系的输出包括所述M个目标增益值。

在第一方面的一种可选设计中,所述目标压缩码率大于第一压缩码率,且小于第二压缩码率,所述第一压缩码率对应于M个第一增益值,所述第二压缩码率对应于M个第二增益值,所述M个目标增益值为对所述M个第一增益值和所述M个第二增益值进行插值运算
15 得到的。

在第一方面的一种可选设计中,所述M个第一增益值包括第一目标增益值,所述M个第二增益值包括第二目标增益值,所述M个目标增益值包括第三目标增益值,所述第一目标增益值、所述第二目标增益值和所述第三目标增益值对应于所述M个第一特征值中的同一个特征值,所述第三目标增益值为通过对所述第一目标增益值和所述第二目标增益值进行插值运算得到的。
20

在第一方面的一种可选设计中,所述第一图像包括目标对象,所述M个第一特征值为所述至少一个特征图中与所述目标对象对应的特征值。

在第一方面的一种可选设计中,所述M个目标增益值中的每个目标增益值对应于一个反增益值,反增益值用于对所述编码数据进行解码过程中得到的特征值进行处理,所述M
25 个目标增益值中的每个目标增益值与对应的反增益值的乘积在预设范围内。

在第一方面的一种可选设计中,所述方法还包括:对所述编码数据进行熵解码,得到至少一个第二特征图,所述至少一个第二特征图包括N个第三特征值,每个第三特征值对应一个第一特征值;获取M个目标反增益值,每个目标反增益值对应一个第三特征值;根据所述M个目标反增益值分别对对应的第三特征值进行增益,得到M个第四特征值;对反增益处理后的至少一个第二特征图进行图像重构,得到第二图像,所述反增益处理后的至少一个第二特征图包括所述M个第四特征值。
30

在第一方面的一种可选设计中,所述M个第四特征值为将M个目标反增益值分别与对应的第三特征值进行乘积运算得到的。
35

在第一方面的一种可选设计中,所述至少一个第二特征图包括第二目标特征图,所述第二目标特征图包括P个第三特征值,所述P个第三特征值中的每个第三特征值对应的目

标反增益值相同，所述 P 为小于或等于所述 M 的正整数。

在第一方面的一种可选设计中，所述方法还包括：根据目标映射关系确定所述目标压缩码率对应的 M 个目标反增益值，所述目标映射关系用于表示压缩码率与反增益向量之间的关联关系。

5 在第一方面的一种可选设计中，所述目标映射关系包括多个压缩码率以及多个反增益向量、以及多个压缩码率与多个反增益向量之间的关联关系，所述目标压缩码率为所述多个压缩码率中的一个，所述 M 个目标反增益值为所述多个反增益向量中的一个向量的元素。

在第一方面的一种可选设计中，所述目标映射关系包括目标函数映射关系，当所述目标函数关系的输入包括所述目标压缩码率时，所述目标函数关系的输出包括所述 M 个目标反增益值。

10 在第一方面的一种可选设计中，所述第二图像包括目标对象，所述 M 个第三特征值为所述至少一个特征图中与所述目标对象对应的特征值。

在第一方面的一种可选设计中，所述 M 个目标增益值中的每个目标增益值与对应的目标反增益值的乘积在预设范围内。

15 在第一方面的一种可选设计中，所述目标压缩码率大于第一压缩码率，且小于第二压缩码率，所述第一压缩码率对应于 M 个第一反增益值，所述第二压缩码率对应于 M 个第二反增益值，所述 M 个目标反增益值为通过对所述 M 个第一反增益值和所述 M 个第二反增益值进行插值运算得到的。

在第一方面的一种可选设计中，所述 M 个第一反增益值包括第一目标反增益值，所述 M 个第二反增益值包括第二目标反增益值，所述 M 个目标反增益值包括第三目标反增益值，所述第一目标反增益值、所述第二目标反增益值和所述第三目标反增益值对应于所述 M 个第一特征值中的同一个特征值，所述第三目标反增益值为通过对所述第一目标反增益值和所述第二目标反增益值进行插值运算得到的。

第二方面，本申请提供了一种图像处理方法，所述方法包括：

25 获取编码数据；对所述编码数据进行熵解码，得到至少一个第二特征图，所述至少一个第二特征图包括 N 个第三特征值，所述 N 为正整数；获取 M 个目标反增益值，每个目标反增益值对应一个第三特征值，所述 M 为小于或等于 N 的正整数；根据所述 M 个目标反增益值分别对对应的第三特征值进行处理，得到 M 个第四特征值；对处理后的至少一个第二特征图进行图像重构，得到第二图像，所述处理后的至少一个第二特征图包括所述 M 个第四特征值。

30 在第二方面的一种可选设计中，所述 M 个第四特征值为通过将 M 个目标反增益值分别与对应的第三特征值进行乘积运算得到的。

在第二方面的一种可选设计中，所述至少一个第二特征图包括第二目标特征图，所述第二目标特征图包括 P 个第三特征值，所述 P 个第三特征值中的每个第三特征值对应的目标反增益值相同，所述 P 为小于或等于所述 M 的正整数。

35 在第二方面的一种可选设计中，所述方法还包括：获取目标压缩码率；根据目标映射关系确定所述目标压缩码率对应的 M 个目标反增益值，所述目标映射关系用于表示压缩码

-4-

率与反增益向量之间的关联关系；其中，所述目标映射关系包括多个压缩码率以及多个反增益向量、以及多个压缩码率与多个反增益向量之间的关联关系，所述目标压缩码率为所述多个压缩码率中的一个，所述 M 个目标反增益值为所述多个反增益向量中的一个向量的元素；或，所述目标映射关系包括目标函数映射关系，当所述目标函数关系的输入包括所述目标压缩码率时，所述目标函数关系的输出包括所述 M 个目标反增益值。

在第二方面的一种可选设计中，所述第二图像包括目标对象，所述 M 个第三特征值为所述至少一个特征图中与所述目标对象对应的特征值。

在第二方面的一种可选设计中，所述目标压缩码率大于第一压缩码率，且小于第二压缩码率，所述第一压缩码率对应于 M 个第一反增益值，所述第二压缩码率对应于 M 个第二反增益值，所述 M 个目标反增益值为通过对所述 M 个第一反增益值和所述 M 个第二反增益值进行插值运算得到的。

在第二方面的一种可选设计中，所述 M 个第一反增益值包括第一目标反增益值，所述 M 个第二反增益值包括第二目标反增益值，所述 M 个目标反增益值包括第三目标反增益值，所述第一目标反增益值、所述第二目标反增益值和所述第三目标反增益值对应于所述 M 个第一特征值中的同一个特征值，所述第三目标反增益值为通过对所述第一目标反增益值和所述第二目标反增益值进行插值运算得到的。

第三方面，本申请提供了一种图像处理方法，所述方法包括：

获取第一图像；

根据编码网络对所述第一图像进行特征提取，得到至少一个第一特征图，所述至少一个第一特征图包括 N 个第一特征值，所述 N 为正整数；

获取目标压缩码率，所述目标压缩码率对应于 M 个初始增益值以及 M 个初始反增益值，每个初始增益值对应一个第一特征值，每个初始反增益值对应一个第一特征值，所述 M 为小于或等于 N 的正整数；

根据所述 M 个初始增益值分别对对应的第一特征值进行处理，得到 M 个第二特征值；

根据量化网络和熵编码网络对处理后的至少一个第一特征图进行量化和熵编码，得到编码数据以及码率损失，所述增益处理后的至少一个第一特征图包括所述 M 个第二特征值；

根据熵解码网络对所述编码数据进行熵解码，得到至少一个第二特征图，所述至少一个第二特征图包括 M 个第三特征值，每个第三特征值对应一个第一特征值；

根据所述 M 个初始反增益值分别对对应的第三特征值进行处理，得到 M 个第四特征值；

根据解码网络对处理后的至少一个第二特征图进行图像重构，得到第二图像，所述处理后的至少一个特征图包括所述 M 个第四特征值；

获取所述第二图像相对于所述第一图像的失真损失；

利用损失函数对第一编解码网络、M 个初始增益值以及 M 个初始反增益值，进行联合训练，直至第一图像与所述第二图像之间的图像失真值达到第一预设程度，所述图像失真值与所述码率损失以及所述失真损失有关，所述编解码网络包括所述编码网络、量化网络、熵编码网络以及熵解码网络；

输出第二编解码网络、M 个目标增益值以及 M 个目标反增益值，所述第二编解码网络

—5—

为所述第一编解码网络执行过迭代训练后得到的模型，所述M个目标增益值以及M个目标反增益值为所述M个初始增益值以及M个初始反增益值执行过迭代训练后得到的。

在第三方面的一种可选设计中，所述增益处理后的至少一个第一特征图进行量化得到的量化数据的信息熵满足预设条件，所述预设条件与所述目标压缩码率有关。

5 在第三方面的一种可选设计中，所述预设条件至少包括：所述目标压缩码率越大，所述量化数据的信息熵越大。

在第三方面的一种可选设计中，所述M个第二特征值为通过将M个目标增益值分别与对应的第一特征值进行乘积运算得到的。

10 在第三方面的一种可选设计中，所述至少一个第一特征图包括第一目标特征图，所述第一目标特征图包括P个第一特征值，所述P个第一特征值中的每个第一特征值对应的目标增益值相同，所述P为小于或等于所述M的正整数。

在第三方面的一种可选设计中，所述第一图像包括目标对象，所述M个第一特征值为所述至少一个特征图中与所述目标对象对应的特征值。

15 在第三方面的一种可选设计中，所述M个目标增益值中的每个目标增益值与对应的目标反增益值的乘积在预设范围内，所述M个初始增益值中的每个初始增益值与对应的初始反增益值的乘积在预设范围内。

第四方面，本申请提供了一种图像处理装置，所述装置包括：

获取模块，用于获取第一图像；

20 特征提取模块，用于对所述第一图像进行特征提取，得到至少一个第一特征图，所述至少一个第一特征图包括N个第一特征值，所述N为正整数；

所述获取模块，还用于获取目标压缩码率，所述目标压缩码率对应于M个目标增益值，每个目标增益值对应一个第一特征值，所述M为小于或等于N的正整数；

增益模块，用于根据所述M个目标增益值分别对对应的第一特征值进行处理，得到M个第二特征值；

25 量化和熵编码模块，用于对处理后的至少一个第一特征图进行量化和熵编码，得到编码数据，所述处理后的至少一个第一特征图包括所述M个第二特征值。

在第四方面的一种可选设计中，对处理后的至少一个第一特征图进行量化得到的量化数据的信息熵满足预设条件，所述预设条件与所述目标压缩码率有关。

在第四方面的一种可选设计中，所述预设条件至少包括：

30 所述目标压缩码率越大，所述量化数据的信息熵越大。

在第四方面的一种可选设计中，所述编码数据对应的压缩码率与所述目标压缩码率的差值在预设范围内。

在第四方面的一种可选设计中，所述M个第二特征值为通过将M个目标增益值分别与对应的第一特征值进行乘积运算得到的。

35 在第四方面的一种可选设计中，所述至少一个第一特征图包括第一目标特征图，所述第一目标特征图包括P个第一特征值，所述P个第一特征值中的每个第一特征值对应的目标增益值相同，所述P为小于或等于所述M的正整数。

—6—

在第四方面的一种可选设计中，所述装置还包括：

确定模块，用于根据目标映射关系确定所述目标压缩码率对应的 M 个目标增益值，所述目标映射关系用于表示压缩码率与 M 个目标增益值之间的关联关系；

其中，所述目标映射关系包括多个压缩码率以及多个增益向量、以及多个压缩码率与多个增益向量之间的关联关系，所述目标压缩码率为所述多个压缩码率中的一个，所述 M 个目标增益值为所述多个增益向量中的一个向量的元素；或，

所述目标映射关系包括目标函数映射关系，当所述目标函数关系的输入包括所述目标压缩码率时，所述目标函数关系的输出包括所述 M 个目标增益值。

在第四方面的一种可选设计中，所述目标压缩码率大于第一压缩码率，且小于第二压缩码率，所述第一压缩码率对应于 M 个第一增益值，所述第二压缩码率对应于 M 个第二增益值，所述 M 个目标增益值为对所述 M 个第一增益值和所述 M 个第二增益值进行插值运算得到的。

在第四方面的一种可选设计中，所述 M 个第一增益值包括第一目标增益值，所述 M 个第二增益值包括第二目标增益值，所述 M 个目标增益值包括第三目标增益值，所述第一目标增益值、所述第二目标增益值和所述第三目标增益值对应于所述 M 个第一特征值中的同一个特征值，所述第三目标增益值为通过对所述第一目标增益值和所述第二目标增益值进行插值运算得到的。

在第四方面的一种可选设计中，所述第一图像包括目标对象，所述 M 个第一特征值为所述至少一个特征图中与所述目标对象对应的特征值。

在第四方面的一种可选设计中，所述 M 个目标增益值中的每个目标增益值对应于一个反增益值，反增益值用于对所述编码数据进行解码过程中得到的特征值进行处理，所述 M 个目标增益值中的每个目标增益值与对应的反增益值的乘积在预设范围内。

在第四方面的一种可选设计中，所述装置还包括：

解码模块，用于对所述编码数据进行熵解码，得到至少一个第二特征图，所述至少一个第二特征图包括 N 个第三特征值，每个第三特征值对应一个第一特征值；

所述获取模块，还用于获取 M 个目标反增益值，每个目标反增益值对应一个第三特征值；

所述装置还包括：

反增益模块，用于根据所述 M 个目标反增益值分别对对应的第三特征值进行增益，得到 M 个第四特征值；

重构模块，用于对反增益处理后的至少一个第二特征图进行图像重构，得到第二图像，所述反增益处理后的至少一个第二特征图包括所述 M 个第四特征值。

在第四方面的一种可选设计中，所述 M 个第四特征值为将 M 个目标反增益值分别与对应的第三特征值进行乘积运算得到的。

在第四方面的一种可选设计中，所述至少一个第二特征图包括第二目标特征图，所述第二目标特征图包括 P 个第三特征值，所述 P 个第三特征值中的每个第三特征值对应的目标反增益值相同，所述 P 为小于或等于所述 M 的正整数。

在第四方面的一种可选设计中，所述确定模块，还用于：

根据目标映射关系确定所述目标压缩码率对应的 M 个目标反增益值，所述目标映射关系用于表示压缩码率与反增益向量之间的关联关系。

5 在第四方面的一种可选设计中，所述目标映射关系包括多个压缩码率以及多个反增益向量、以及多个压缩码率与多个反增益向量之间的关联关系，所述目标压缩码率为所述多个压缩码率中的一个，所述 M 个目标反增益值为所述多个反增益向量中的一个向量的元素。

在第四方面的一种可选设计中，所述目标映射关系包括目标函数映射关系，当所述目标函数关系的输入包括所述目标压缩码率时，所述目标函数关系的输出包括所述 M 个目标反增益值。

10 在第四方面的一种可选设计中，所述第二图像包括目标对象，所述 M 个第三特征值为所述至少一个特征图中与所述目标对象对应的特征值。

在第四方面的一种可选设计中，所述 M 个目标增益值中的每个目标增益值与对应的目标反增益值的乘积在预设范围内。

15 在第四方面的一种可选设计中，所述目标压缩码率大于第一压缩码率，且小于第二压缩码率，所述第一压缩码率对应于 M 个第一反增益值，所述第二压缩码率对应于 M 个第二反增益值，所述 M 个目标反增益值为通过对所述 M 个第一反增益值和所述 M 个第二反增益值进行插值运算得到的。

20 在第四方面的一种可选设计中，所述 M 个第一反增益值包括第一目标反增益值，所述 M 个第二反增益值包括第二目标反增益值，所述 M 个目标反增益值包括第三目标反增益值，所述第一目标反增益值、所述第二目标反增益值和所述第三目标反增益值对应于所述 M 个第一特征值中的同一个特征值，所述第三目标反增益值为通过对所述第一目标反增益值和所述第二目标反增益值进行插值运算得到的。

第五方面，本申请提供了一种图像处理装置，所述装置包括：

获取模块，用于获取编码数据；

25 解码模块，用于对所述编码数据进行熵解码，得到至少一个第二特征图，所述至少一个第二特征图包括 N 个第三特征值，所述 N 为正整数；

所述获取模块，还用于获取 M 个目标反增益值，每个目标反增益值对应一个第三特征值，所述 M 为小于或等于 N 的正整数；

30 反增益模块，用于根据所述 M 个目标反增益值分别对对应的第三特征值进行处理，得到 M 个第四特征值；

重构模块，用于对处理后的至少一个第二特征图进行图像重构，得到第二图像，所述处理后的至少一个第二特征图包括所述 M 个第四特征值。

在第五方面的一种可选设计中，所述 M 个第四特征值为通过将 M 个目标反增益值分别与对应的第三特征值进行乘积运算得到的。

35 在第五方面的一种可选设计中，所述至少一个第二特征图包括第二目标特征图，所述第二目标特征图包括 P 个第三特征值，所述 P 个第三特征值中的每个第三特征值对应的目标反增益值相同，所述 P 为小于或等于所述 M 的正整数。

在第五方面的一种可选设计中,所述获取模块,还用于获取目标压缩码率;

所述装置还包括:

确定模块,用于根据目标映射关系确定所述目标压缩码率对应的 M 个目标反增益值,所述目标映射关系用于表示压缩码率与反增益向量之间的关联关系;

5 其中,所述目标映射关系包括多个压缩码率以及多个反增益向量、以及多个压缩码率与多个反增益向量之间的关联关系,所述目标压缩码率为所述多个压缩码率中的一个,所述 M 个目标反增益值为所述多个反增益向量中的一个向量的元素;或,

所述目标映射关系包括目标函数映射关系,当所述目标函数关系的输入包括所述目标压缩码率时,所述目标函数关系的输出包括所述 M 个目标反增益值。

10 在第五方面的一种可选设计中,所述第二图像包括目标对象,所述 M 个第三特征值为所述至少一个特征图中与所述目标对象对应的特征值。

在第五方面的一种可选设计中,所述目标压缩码率大于第一压缩码率,且小于第二压缩码率,所述第一压缩码率对应于 M 个第一反增益值,所述第二压缩码率对应于 M 个第二反增益值,所述 M 个目标反增益值为通过对所述 M 个第一反增益值和所述 M 个第二反增益值进行插值运算得到的。

15 在第五方面的一种可选设计中,所述 M 个第一反增益值包括第一目标反增益值,所述 M 个第二反增益值包括第二目标反增益值,所述 M 个目标反增益值包括第三目标反增益值,所述第一目标反增益值、所述第二目标反增益值和所述第三目标反增益值对应于所述 M 个第一特征值中的同一个特征值,所述第三目标反增益值为通过对所述第一目标反增益值和所述第二目标反增益值进行插值运算得到的。

第六方面,本申请提供了一种图像处理装置,所述装置包括:

获取模块,用于获取第一图像;

特征提取模块,用于根据编码网络对所述第一图像进行特征提取,得到至少一个第一特征图,所述至少一个第一特征图包括 N 个第一特征值,所述 N 为正整数;

25 所述获取模块,还用于获取目标压缩码率,所述目标压缩码率对应于 M 个初始增益值以及 M 个初始反增益值,每个初始增益值对应一个第一特征值,每个初始反增益值对应一个第一特征值,所述 M 为小于或等于 N 的正整数;

增益模块,用于根据所述 M 个初始增益值分别对对应的第一特征值进行处理,得到 M 个第二特征值;

30 量化和熵编码模块,用于根据量化网络和熵编码网络对处理后的至少一个第一特征图进行量化和熵编码,得到编码数据以及码率损失,所述增益处理后的至少一个第一特征图包括所述 M 个第二特征值;

解码模块,用于根据熵解码网络对所述编码数据进行熵解码,得到至少一个第二特征图,所述至少一个第二特征图包括 M 个第三特征值,每个第三特征值对应一个第一特征值;

35 反增益模块,用于根据所述 M 个初始反增益值分别对对应的第三特征值进行处理,得到 M 个第四特征值;

重构模块,用于根据解码网络对处理后的至少一个第二特征图进行图像重构,得到第

二图像, 所述处理后的至少一个特征图包括所述 M 个第四特征值;

所述获取模块, 还用于获取所述第二图像相对于所述第一图像的失真损失;

训练模块, 用于利用损失函数对第一编解码网络、M 个初始增益值以及 M 个初始反增益值, 进行联合训练, 直至第一图像与所述第二图像之间的图像失真值达到第一预设程度,

5 所述图像失真值与所述码率损失以及所述失真损失有关, 所述编解码网络包括所述编码网络、量化网络、熵编码网络以及熵解码网络;

输出模块, 用于输出第二编解码网络、M 个目标增益值以及 M 个目标反增益值, 所述第二编解码网络为所述第一编解码网络执行过迭代训练后得到的模型, 所述 M 个目标增益值以及 M 个目标反增益值为所述 M 个初始增益值以及 M 个初始反增益值执行过迭代训练后得到的。

10

在第六方面的一种可选设计中, 所述增益处理后的至少一个第一特征图进行量化得到的量化数据的信息熵满足预设条件, 所述预设条件与所述目标压缩码率有关。

在第六方面的一种可选设计中, 所述预设条件至少包括:

所述目标压缩码率越大, 所述量化数据的信息熵越大。

15

在第六方面的一种可选设计中, 所述 M 个第二特征值为通过将 M 个目标增益值分别与对应的第一特征值进行乘积运算得到的。

在第六方面的一种可选设计中, 所述至少一个第一特征图包括第一目标特征图, 所述第一目标特征图包括 P 个第一特征值, 所述 P 个第一特征值中的每个第一特征值对应的目标增益值相同, 所述 P 为小于或等于所述 M 的正整数。

20

在第六方面的一种可选设计中, 所述第一图像包括目标对象, 所述 M 个第一特征值为所述至少一个特征图中与所述目标对象对应的特征值。

在第六方面的一种可选设计中, 所述 M 个目标增益值中的每个目标增益值与对应的目标反增益值的乘积在预设范围内, 所述 M 个初始增益值中的每个目标增益值与对应的初始反增益值的乘积在预设范围内。

25

第七方面, 本申请实施例提供了一种执行设备, 可以包括存储器、处理器以及总线系统, 其中, 存储器用于存储程序, 处理器用于执行存储器中的程序, 包括如下步骤:

获取第一图像;

对所述第一图像进行特征提取, 得到至少一个第一特征图, 所述至少一个第一特征图包括 N 个第一特征值, 所述 N 为正整数;

30

获取目标压缩码率, 所述目标压缩码率对应于 M 个目标增益值, 每个目标增益值对应一个第一特征值, 所述 M 为小于或等于 N 的正整数;

根据所述 M 个目标增益值分别对对应的第一特征值进行处理, 得到 M 个第二特征值;

对处理后的至少一个第一特征图进行量化和熵编码, 得到编码数据, 所述处理后的至少一个第一特征图包括所述 M 个第二特征值。

35

在第七方面的一种可选设计中, 执行设备为虚拟现实 VR 设备、手机、平板、笔记本电脑、服务器或者智能穿戴设备。

本申请第七方面中, 处理器还可以用于执行第一方面的各个可能实现方式中执行设备

-10-

执行的步骤，具体均可以参阅第一方面，此处不再赘述。

第八方面，本申请实施例提供了一种执行设备，可以包括存储器、处理器以及总线系统，其中，存储器用于存储程序，处理器用于执行存储器中的程序，包括如下步骤：

获取编码数据；

5 对所述编码数据进行熵解码，得到至少一个第二特征图，所述至少一个第二特征图包括 N 个第三特征值，所述 N 为正整数；

获取 M 个目标反增益值，每个目标反增益值对应一个第三特征值，所述 M 为小于或等于 N 的正整数；

根据所述 M 个目标反增益值分别对对应的第三特征值进行处理，得到 M 个第四特征值；

10 对处理后的至少一个第二特征图进行图像重构，得到第二图像，所述处理后的至少一个第二特征图包括所述 M 个第四特征值。

在第八方面的一种可选设计中，执行设备为虚拟现实 VR 设备、手机、平板、笔记本电脑、服务器或者智能穿戴设备。

本申请第八方面中，处理器还可以用于执行第二方面的各个可能实现方式中执行设备执行的步骤，具体均可以参阅第二方面，此处不再赘述。

第九方面，本申请实施例提供了一种训练设备，可以包括存储器、处理器以及总线系统，其中，存储器用于存储程序，处理器用于执行存储器中的程序，包括如下步骤：

获取第一图像；

20 根据编码网络对所述第一图像进行特征提取，得到至少一个第一特征图，所述至少一个第一特征图包括 N 个第一特征值，所述 N 为正整数；

获取目标压缩码率，所述目标压缩码率对应于 M 个初始增益值以及 M 个初始反增益值，每个初始增益值对应一个第一特征值，每个初始反增益值对应一个第一特征值，所述 M 为小于或等于 N 的正整数；

根据所述 M 个初始增益值分别对对应的第一特征值进行处理，得到 M 个第二特征值；

25 根据量化网络和熵编码网络对处理后的至少一个第一特征图进行量化和熵编码，得到编码数据以及码率损失，所述增益处理后的至少一个第一特征图包括所述 M 个第二特征值；

根据熵解码网络对所述编码数据进行熵解码，得到至少一个第二特征图，所述至少一个第二特征图包括 M 个第三特征值，每个第三特征值对应一个第一特征值；

根据所述 M 个初始反增益值分别对对应的第三特征值进行处理，得到 M 个第四特征值；

30 根据解码网络对处理后的至少一个第二特征图进行图像重构，得到第二图像，所述处理后的至少一个特征图包括所述 M 个第四特征值；

获取所述第二图像相对于所述第一图像的失真损失；

35 利用损失函数对第一编解码网络、M 个初始增益值以及 M 个初始反增益值，进行联合训练，直至第一图像与所述第二图像之间的图像失真值达到第一预设程度，所述图像失真值与所述码率损失以及所述失真损失有关，所述编解码网络包括所述编码网络、量化网络、熵编码网络以及熵解码网络；

输出第二编解码网络、M 个目标增益值以及 M 个目标反增益值，所述第二编解码网络

为所述第一编解码网络执行过迭代训练后得到的模型，所述 M 个目标增益值以及 M 个目标反增益值为所述 M 个初始增益值以及 M 个初始反增益值执行过迭代训练后得到的。

本申请第九方面中，处理器还可以用于执行第三方面的各个可能实现方式中执行设备执行的步骤，具体均可以参阅第三方面，此处不再赘述。

5 第十方面，本申请实施例提供了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计算机程序，当其在计算机上运行时，使得计算机执行上述第一方面至第三方面任一所述的图像处理方法。

第十一方面，本申请实施例提供了一种计算机程序，当其在计算机上运行时，使得计算机执行上述第一方面至第三方面任一所述的图像处理方法。

10 第十二方面，本申请提供了一种芯片系统，该芯片系统包括处理器，用于支持执行设备或训练设备实现上述方面中所涉及的功能，例如，发送或处理上述方法中所涉及的数据和/或信息。在一种可能的设计中，所述芯片系统还包括存储器，所述存储器，用于保存执行设备或训练设备必要的程序指令和数据。该芯片系统，可以由芯片构成，也可以包括芯片和其他分立器件。

15 本申请实施例提供了一种图像处理方法，获取第一图像；对所述第一图像进行特征提取，得到至少一个第一特征图，所述至少一个第一特征图包括 N 个第一特征值，所述 N 为正整数；获取目标压缩码率，所述目标压缩码率对应于 M 个目标增益值，每个目标增益值对应一个第一特征值，所述 M 为小于或等于 N 的正整数；根据所述 M 个目标增益值分别对对应的第一特征值进行处理，得到 M 个第二特征值；对处理后的至少一个第一特征图进行
20 量化和熵编码，得到编码数据，所述处理后的至少一个第一特征图包括所述 M 个第二特征值。通过上述方式，针对于不同的目标压缩码率，设置不同的目标增益值，从而实现压缩码率的控制。

附图说明

25 图 1 为人工智能主体框架的一种结构示意图；
图 2a 为本申请实施例的应用场景示意；
图 2b 为本申请实施例的应用场景示意；
图 3 为本申请实施例提供的一种图像处理方法的实施例示意；
图 4 为一种基于 CNN 的图像处理过程示意；
30 图 5a 为本申请实施例中不同压缩码率的特征图的信息熵分布示意；
图 5b 为本申请实施例中不同压缩码率的特征图的信息熵分布示意；
图 6 为本申请实施例提供的一种目标映射函数关系的示意；
图 7 为本申请实施例提供的一种图像处理方法的实施例示意；
图 8 为本申请实施例提供的一种图像压缩的流程示意；
35 图 9 为本申请实施例的一种压缩效果示意；
图 10 为本申请实施例的一种训练过程示意；
图 11 为本申请实施例的一种图像处理过程示意；

图 12 为本申请实施例提供的图像处理系统的一种系统架构图；
图 13 为本申请实施例提供的图像处理方法的一种流程示意图；
图 14 为本申请实施例提供的图像处理装置的一种结构示意图；
图 15 为本申请实施例提供的图像处理装置的一种结构示意图；
5 图 16 为本申请实施例提供的图像处理装置的一种结构示意图；
图 17 为本申请实施例提供的执行设备的一种结构示意图；
图 18 为本申请实施例提供的训练设备一种结构示意图；
图 19 为本申请实施例提供的芯片的一种结构示意图。

10 **具体实施方式**

下面结合本发明实施例中的附图对本发明实施例进行描述。本发明的实施方式部分使用的术语仅用于对本发明的具体实施例进行解释，而非旨在限定本发明。

下面结合附图，对本申请的实施例进行描述。本领域普通技术人员可知，随着技术的发展和场景的出现，本申请实施例提供的技术方案对于类似的技术问题，同样适用。

15 本申请的说明书和权利要求书及上述附图中的术语“第一”、“第二”等是用于区别类似的对象，而不必用于描述特定的顺序或先后次序。应该理解这样使用的术语在适当情况下可以互换，这仅仅是描述本申请的实施例中对相同属性的对象在描述时所采用的区分方式。此外，术语“包括”和“具有”以及他们的任何变形，意图在于覆盖不排除他的包含，以便包含一系列单元的过程、方法、系统、产品或设备不必限于那些单元，而是可包括没有清楚地列出的或对于这些过程、方法、产品或设备固有的其它单元。

20 首先对人工智能系统总体工作流程进行描述，请参见图 1，图 1 示出的为人工智能主体框架的一种结构示意图，下面从“智能信息链”（水平轴）和“IT 价值链”（垂直轴）两个维度对上述人工智能主题框架进行阐述。其中，“智能信息链”反映从数据的获取到处理的一系列过程。举例来说，可以是智能信息感知、智能信息表示与形成、智能推理、智能决策、智能执行与输出的一般过程。在这个过程中，数据经历了“数据—信息—知识—智慧”的凝练过程。“IT 价值链”从人智能的底层基础设施、信息（提供和处理技术实现）到系统的产业生态过程，反映人工智能为信息技术产业带来的价值。

（1）基础设施

30 基础设施为人工智能系统提供计算能力支持，实现与外部世界的沟通，并通过基础平台实现支撑。通过传感器与外部沟通；计算能力由智能芯片（CPU、NPU、GPU、ASIC、FPGA 等硬件加速芯片）提供；基础平台包括分布式计算框架及网络等相关的平台保障和支持，可以包括云存储和计算、互联互通网络等。举例来说，传感器和外部沟通获取数据，这些数据提供给基础平台提供的分布式计算系统中的智能芯片进行计算。

（2）数据

35 基础设施的上一层的数据用于表示人工智能领域的数据来源。数据涉及到图形、图像、语音、文本，还涉及到传统设备的物联网数据，包括已有系统的业务数据以及力、位移、液位、温度、湿度等感知数据。

(3) 数据处理

数据处理通常包括数据训练，机器学习，深度学习，搜索，推理，决策等方式。

其中，机器学习和深度学习可以对数据进行符号化和形式化的智能信息建模、抽取、预处理、训练等。

5 推理是指在计算机或智能系统中，模拟人类的智能推理方式，依据推理控制策略，利用形式化的信息进行机器思维和求解问题的过程，典型的功能是搜索与匹配。

决策是指智能信息经过推理后进行决策的过程，通常提供分类、排序、预测等功能。

(4) 通用能力

10 对数据经过上面提到的数据处理后，进一步基于数据处理的结果可以形成一些通用的能力，比如可以是算法或者一个通用系统，例如，翻译，文本的分析，计算机视觉的处理，语音识别，图像的识别等等。

(5) 智能产品及行业应用

15 智能产品及行业应用指人工智能系统在各领域的产品和应用，是对人工智能整体解决方案的封装，将智能信息决策产品化、实现落地应用，其应用领域主要包括：智能终端、智能交通、智能医疗、自动驾驶、平安城市等。

本申请可以应用于人工智能领域的图像处理领域中，下面将对多个落地到产品的多个应用场景进行介绍。

一、应用于终端设备中的图像压缩过程

20 本申请实施例提供的图像压缩方法可以应用于终端设备中的图像压缩过程，具体的，可以应用于终端设备上的相册、视频监控等。具体的，可以参照图2a，图2a为本申请实施例的应用场景示意，如图2a中示出的那样，终端设备可以获取到待压缩图片，其中待压缩图片可以是相机拍摄的照片或是从视频中截取的一帧画面。终端设备可以通过嵌入式神经网络(neural-network processing unit, NPU)中的人工智能(artificial intelligence, AI)编码单元对获取到的待压缩图片进行特征提取，将图像数据变换成冗余度更低的输出特征，且产生输出特征中各点的概率估计，中央处理器(central processing unit, CPU)通过输出特征中各点的概率估计对提取获得的输出特征进行算术编码，降低输出特征的编码冗余，进一步降低图像压缩过程中的数据传输量，并将编码得到的编码数据以数据文件的形式保存在对应的存储位置。当用户需要获取上述存储位置中保存的文件时，CPU可以在相应的存储位置获取并加载上述保存的文件，并基于算数解码获取到解码得到的特征图，
30 通过NPU中的AI解码单元对特征图进行重构，得到重构的图像。

二、应用于云侧的图像压缩过程

35 本申请实施例提供的图像压缩方法可以应用于云侧的图像压缩过程，具体的，可以应用于云侧服务器上的云相册等功能。具体的，可以参照图2b，图2b为本申请实施例的应用场景示意，如图2b中示出的那样，终端设备可以获取到待压缩图片，其中待压缩图片可以是相机拍摄的照片或是从视频中截取的一帧画面。终端设备可以通过CPU对待压缩图片进行无损编码压缩，得到编码数据，例如但不限于基于现有技术中的任意一种无损压缩方法，

- 14 -

终端设备可以将编码数据传输至云侧的服务器，服务器可以对接收到的编码数据进行相应的无损解码，得到待压缩图像，服务器可以通过图形处理器（graphics processing unit, GPU）中的AI编码单元对获取到的待压缩图片进行特征提取，将图像数据转换成冗余度更低的输出特征，且产生输出特征中各点的概率估计，CPU通过输出特征中各点的概率估计对提取获得的输出特征进行算术编码，降低输出特征的编码冗余，进一步降低图像压缩过程中的数据传输量，并将编码得到的编码数据以数据文件的形式保存在对应的存储位置。当用户需要获取上述存储位置中保存的文件时，CPU可以在相应的存储位置获取并加载上述保存的文件，并基于算数解码获取到解码得到的特征图，通过NPU中的AI解码单元对特征图进行重构，得到重构的图像，服务器可以通过CPU对待压缩图片进行无损编码压缩，得到编码数据，例如但不限于基于现有技术中的任意一种无损压缩方法，服务器可以将编码数据传输至终端设备，终端设备可以对接收到的编码数据进行相应的无损解码，得到解码后的图像。

本申请实施例中，可以在AI编码单元至量化单元之间增加对特征图中的特征值进行增益的步骤，以及在算数解码和AI解码单元之间增加对特征图中的特征值进行反增益的步骤，接下来将对本申请实施例中的图像处理方法进行详细的描述。

由于本申请实施例涉及大量神经网络的应用，为了便于理解，下面先对本申请实施例可能涉及的神经网络的相关术语和概念进行介绍。

(1)神经网络

神经网络可以是由神经单元组成的，神经单元可以是指以 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：

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

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。

(2)深度神经网络

深度神经网络(deep neural network, DNN)，也称多层神经网络，可以理解为具有多层隐含层的神经网络。按照不同层的位置对 DNN 进行划分，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： $\bar{y} = \alpha(W \cdot \bar{x} + \bar{b})$ ，其中， $\bar{x}$ 是输入向量， $\bar{y}$ 是输出向量， $\bar{b}$ 是偏移向量， W 是权重矩阵(也称系数)， $\alpha()$ 是激活函数。每一层仅仅是对输入向量 $\bar{x}$ 经过如此简单的操作得到输出向量 $\bar{y}$ 。由于 DNN 层数多，系数 W 和偏移向量 $\bar{b}$ 的数量也比较多。这些参数在 DNN

- 15 -

中的定义如下所述：以系数 W 为例：假设在一个三层的 DNN 中，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。

综上，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 。

需要注意的是，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。训练深度神经网络的也就是学习权重矩阵的过程，其最终目的是得到训练好的深度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）。

5 (3) 卷积神经网络

卷积神经网络 (convolutional neuron 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。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。

20 (4) 损失函数

在训练深度神经网络的过程中，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，不断地调整，直到深度神经网络能够预测出真正想要的目标值或与真正想要的目标值非常接近的值。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)，它们是用于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。

30 (5) 反向传播算法

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神经网络模型中参数的大小，使得神经网络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神经网络模型中参数，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，旨在得到最优的神经网络模型的参数，例如权重矩阵。

本申请实施例首先以应用场景为终端设备为例进行说明。

作为一种示例，所述终端设备可以为手机、平板、笔记本电脑、智能穿戴设备等，终端设备可以对获取到的图片进行压缩处理。作为另一示例，所述终端设备可以为虚拟现实（virtual reality, VR）设备。作为另一示例，本申请实施例也可以应用于智能监控中，可以在所述智能监控中配置相机，则智能监控可以通过相机获取待压缩图片等，应当理解，本申请实施例还可以应用于其他需要进行图像压缩的场景中，此处不再对其他应用场景进行一一列举。

参照图 3，图 3 为本申请实施例提供的一种图像处理方法的实施例示意，如图 3 示出的那样，本申请实施例提供的一种图像处理方法包括：

10 301、获取第一图像。

本申请实施例中，第一图像为待压缩的图像，其中，第一图像可以是上述终端设备通过摄像头拍摄到的图像，或者，该第一图像还可以是从终端设备内部获得的图像（例如，终端设备的相册中存储的图像，或者，终端设备从云端获取的图片）。应理解，上述第一图像可以是具有图像压缩需求的图像，本申请并不对待处理图像的来源作任何限定。

15 302、对所述第一图像进行特征提取，得到至少一个第一特征图，所述至少一个第一特征图包括 N 个第一特征值，所述 N 为正整数。

本申请实施例中，可选的，终端设备可以基于 CNN 对所述第一图像进行特征提取，得到至少一个第一特征图，在下文中，第一特征图也可以称为通道特征图图像，其中每个语义通道对应一个第一特征图（通道特征图图像）。

20 本申请实施例中，参照图 4，图 4 为一种基于 CNN 的图像处理过程示意，图 4 示出了第一图像 401、CNN 402 以及多个第一特征图 403，其中 CNN 402 可以包括多个 CNN 层。

例如，CNN 402 可以将输入数据（第一图像）的左上 3×3 像素乘以权重，并将其映射至第一特征图的左上端的神经元。要被乘的权重将也是 3×3 。此后，在相同的处理中，CNN 402 从左到右以及从上到下逐个地扫描输入数据（第一图像），并且乘以权重以映射特征图的神经元。这里，使用的 3×3 权重被称为滤波器或滤波器核。也就是说，在 CNN 402 中应用滤波器的过程是使用滤波器核执行卷积运算的过程，并且所提取的结果被称为“第一特征图”，其中，第一特征图也可以称为多通道特征图图像，术语“多通道特征图图像”可以指与多个通道对应的特征图图像集。根据实施例，可以由 CNN 402 生成多通道特征图图像，CNN 402 也被称为 CNN 的“特征提取层”或“卷积层”。CNN 的层可以定义输出到输入的映射。将由层定义的映射作为一个或多个要被应用于输入数据的滤波器核（卷积核）来执行，以生成要被输出到下一层的特征图图像。输入数据可以是图像或特定层的特征映像图像。

参照图 4，在向前执行期间，CNN 402 接收第一图像 401 并作为输出而生成多通道特征图图像 403。另外，在向前执行期间，下一层 402 接收多通道特征图图像 403 作为输入，并作为输出而生成多通道特征图图像 403。然后，每一个后续层将接收在前一层中生成的多通道特征图图像，并作为输出而生成下一多通道特征图图像。最后，通过接收在第 (N) 层中生成的多通道特征图图像。

同时，除了应用将输入特征图图像映射到输出特征图图像的卷积核的操作之外，还可

以执行其他处理操作。其他处理操作的示例可以包括但不限于诸如激活功能、池化、重采样等的应用。

需要说明的是，以上仅为对所述第一图像进行特征提取的一种实现方式，在实际应用中，并不限定特征提取的具体实现方式。

5 本申请实施例中，通过上述方式，通过CNN卷积神经网络将原始图像（第一图像）变换到另一空间（至少一个第一特征图）。可选的，第一特征图的数量为192，即语义通道的数量为192，每一个语义通道对应一个第一特征图。本申请实施例中，至少一个第一特征图可以作为一个三维张量的形式，其尺寸可以为 $192 \times w \times h$ ，其中， $w \times h$ 为单个通道的第一特征图对应的矩阵的宽与长。

10 本申请实施例中，可以对所述第一图像进行特征提取，得到多个特征值，其中至少一个第一特征图可以为多个特征值中的部分或全部特征图。对比某些对压缩结果产生较小影响的语义通道对应的特征图，可以不进行增益，此时至少一个第一特征图可以为多个特征值中的部分特征图。

本申请实施例中，所述至少一个第一特征图包括N个第一特征值，所述N为正整数。

15 303、获取目标压缩码率，所述目标压缩码率对应于M个目标增益值，每个目标增益值对应一个第一特征值，所述M为小于或等于N的正整数。

本申请实施例中，终端设备可以获取目标压缩码率，其中目标压缩码率可以是用户指定的，或者是终端设备基于第一图像确定的，这里并不限定。

20 本申请实施例中，目标压缩码率对应于M个目标增益值，每个目标增益值对应一个第一特征值，所述M为小于或等于N的正整数。即目标压缩码率与M个目标增益值之间存在一定的关联关系，终端设备当获取到目标压缩码率之后，就可以根据获取到的目标压缩码率确定对应的M个目标增益值。

25 可选地，在一种实施例中，终端设备可以根据目标映射关系确定所述目标压缩码率对应的M个目标增益值，所述目标映射关系用于表示压缩码率与M个目标增益值之间的关联关系。其中，目标映射关系可以为预先存储好的映射关系，当终端设备获取到目标压缩码率之后，可以直接在相应的存储位置查找到与目标压缩码率对应的目标映射关系。

可选地，在一种实施例中，所述目标映射关系可以包括多个压缩码率以及多个增益向量、以及多个压缩码率与多个增益向量之间的关联关系，所述目标压缩码率为所述多个压缩码率中的一个，所述M个目标增益值为所述多个增益向量中的一个向量的元素。

30 本申请实施例中，目标映射关系可以为预设的表格或者是其他形式，其包括了多个压缩码率以及各个压缩码率对应的增益向量，其中增益向量可以包括多个元素，每个压缩码率对应M个目标增益值，其中M个目标增益值为各个压缩码率对应的增益向量中包括的元素。

35 可选地，在一种实施例中，所述目标映射关系可以包括目标函数映射关系，当所述目标函数关系的输入包括所述目标压缩码率时，所述目标函数关系的输出包括所述M个目标增益值。

本申请实施例中，目标映射关系可以为预设的目标函数映射关系或者是其他形式，该

目标函数映射关系可以至少表示压缩码率与增益值的对应关系，其中，当所述目标函数关系的输入包括所述目标压缩码率时，所述目标函数关系的输出包括所述 M 个目标增益值。

需要说明的是，本申请实施例中，M 个目标增益值中可能有部分或全部增益值的大小是相同的，此时，可以用少于 M 的数量来表示 M 个第一特征值中与各个第一特征值对应的目标增益值。例如，在一种实施例中，所述至少一个第一特征图包括第一目标特征图，所述第一目标特征图包括 P 个第一特征值，所述 P 个第一特征值中的每个第一特征值对应的目标增益值相同，所述 P 为小于或等于所述 M 的正整数，即 P 个第一特征值为相同语义通道的特征值，其对应的目标增益值相同，此时，可以用一个增益值来表示上述 P 个第一特征值。

在另一种实施例中，如果每个语义通道对应的各个第一特征值的值都相同的话，可以用和语义通道数量相同的增益值来表示上述 M 个第一特征值。具体的，当语义通道（第一特征图）的数量为 192 时，可以用 192 个增益值来表示上述 M 个第一特征值。

本申请实施例中，至少一个第一特征图中的全部或部分特征图包括的第一特征值对应的目标增益值可以是相同的，此时，所述至少一个第一特征图包括第一目标特征图，所述第一目标特征图包括 P 个第一特征值，所述 P 个第一特征值中的每个第一特征值对应的目标增益值相同，所述 P 为小于或等于所述 M 的正整数，即第一目标特征图为至少一个第一特征图中的一个，其包括 P 个第一特征值，所述 P 个第一特征值中的每个第一特征值对应的目标增益值相同。

本申请实施例中，N 个第一特征值可以为至少一个第一特征图包括的全部特征值。当 M 和 N 的数量相同时，相当于至少一个第一特征图包括的全部特征值中的每个特征值都有对应的目标增益值，当 M 小于 N 时，相当于至少一个第一特征图包括的部分特征值有对应的目标增益值。在一种实施例中，若第一特征图的数量大于 1，其中，至少一个第一特征图中的部分特征图包括的全部特征值中的每个特征值都有对应的目标增益值，且至少一个第一特征图中的部分特征图包括的部分特征值有对应的目标增益值。

可选的，在一种实施例中，所述第一图像包括目标对象，所述 M 个第一特征值为所述至少一个特征图中与所述目标对象对应的特征值。

本申请实施例中，在一些场景中，M 个第一特征值为 N 个第一特征值中与某一个或多个目标对象对应的特征值，比如对于监控器拍摄的视频内容，针对于场景相对固定的区域，可以不进行增益，而其中经过的物体或者人的内容可以进行增益。

304、根据所述 M 个目标增益值分别对对应的第一特征值进行处理，得到 M 个第二特征值。

本申请实施例中，在获取到目标压缩码率以及目标压缩码率对应的 M 个目标增益值之后，可以根据所述 M 个目标增益值分别对对应的第一特征值进行处理，得到 M 个第二特征值。在一种实施例中，所述 M 个第二特征值为通过将 M 个目标增益值分别与对应的第一特征值进行乘积运算得到的，即一个第一特征值乘以对应的目标增益值之后，可以得到相应的第二特征值。

本申请实施例中，为了实现可以在同一个 AI 压缩模型中实现不同的压缩码率的效果，

针对于获取到的不同目标压缩码率，可以获取到不同的目标增益值，在根据所述 M 个目标增益值分别对对应的第一特征值进行处理，得到 M 个第二特征值之后，原有的第一图像对应的至少一个特征图包括的 N 个第一特征值的分布会因为其中进行增益处理的 M 个第一特征值而发生改变。

5 本申请实施例中，参照图 5a 和图 5b，图 5a 和图 5b 为本申请实施例中不同压缩码率的特征图的分布示意，其中，不同压缩码率用不同的每像素位数 (bits per pixel, bpp) 来表示，其中，bpp 表示存储每个像素所用的位数，越小代表压缩码率越小，图 5a 中示出了 bpp 为 1 时，N 个第一特征值的分布，图 5b 中示出了 bpp 为 0.15 时，N 个第一特征值的分布，高压压缩码率模型编码网络输出特征 (N 个第一特征值) 在统计直方图中的方差更大，
10 因此量化后的信息熵也更大，因此，只要使得不同压缩码率对应于不同的目标增益值，以使得不同的目标压缩码率，N 个第一特征值进行不同程度的增益，就可以实现在单个 AI 压缩模型上实现多码率的重建效果。具体的，M 个目标增益值的选取规则是：目标压缩码率越大，根据所述 M 个目标增益值分别对对应的第一特征值进行处理之后得到的所述 N 个第一特征值的分布越分散，因此量化后的信息熵越大。

15 本申请实施例中，当对所述第一图像进行特征提取得到多个第一特征图后，需要对提取得到的全部第一特征图进行处理，其中，多个第一特征图包括的特征值对应的目标增益值都相同，此时，通过对多个第一特征图包括的全部特征值乘以对应的目标增益值，以改变多个第一特征图包括的 N 个第一特征值的分布，其中，目标压缩码率越大，所述 N 个第一特征值的分布越分散。

20 本申请实施例中，当对所述第一图像进行特征提取得到多个第一特征图后，需要对提取得到的全部第一特征图进行处理，其中，多个第一特征图中的每个第一特征图包括的特征值对应的目标增益值相同，即，每个第一特征图对应一个目标增益值，此时，通过对多个第一特征图中的每个第一特征图包括的特征值乘以对应的目标增益值，以改变多个第一特征图包括的 N 个第一特征值的分布，其中，目标压缩码率越大，所述 N 个第一特征值的分布越分散。
25 本申请实施例中，当对所述第一图像进行特征提取得到多个第一特征图后，需要对提取得到的全部第一特征图进行处理，其中，一部分的第一特征图中的每个第一特征图包括的特征值对应的目标增益值相同，剩余部分的第一特征图中的每个第一特征图包括的特征值对应的目标增益值不相同，即，一部分的第一特征图中的每个第一特征图对应一个目标增益值，剩余部分的第一特征图中的每个第一特征图对应于多个目标增益值 (同一个特征图的不同特征值可能对应于不同的目标增益值)，此时，通过对多个第一特征图中的部分第一特征图包括的特征值乘以对应的目标增益值，以及，对剩余部分的第一特征图包括的特征值乘以对应的目标增益值，以改变多个第一特征图包括的 N 个第一特征值的分布，其中，目标压缩码率越大，所述 N 个第一特征值的分布越分散。

30 本申请实施例中，当对所述第一图像进行特征提取得到多个第一特征图后，需要对提取得到的部分第一特征图进行处理 (对比某些对压缩结果产生影响较小的语义通道对应的第一特征图，可以不进行增益)。需要对提取得到的部分第一特征图的数量大于 1，其中，

35 本申请实施例中，当对所述第一图像进行特征提取得到多个第一特征图后，需要对提取得到的部分第一特征图进行处理 (对比某些对压缩结果产生影响较小的语义通道对应的第一特征图，可以不进行增益)。需要对提取得到的部分第一特征图的数量大于 1，其中，

多个第一特征图中的每个第一特征图包括的特征值对应的目标增益值相同，即，每个第一特征图对应一个目标增益值，此时，通过对多个第一特征图中的每个第一特征图包括的特征值乘以对应的目标增益值，以改变多个第一特征图包括的 N 个第一特征值的分布，其中，目标压缩码率越大，所述 N 个第一特征值的分布越分散。

5 本申请实施例中，当对所述第一图像进行特征提取得到多个第一特征图后，需要对提取得到的部分第一特征图进行处理（对比某些对压缩结果产生影响较小的语义通道对应的第一特征图，可以不进行增益）。需要对提取得到的部分第一特征图的数量大于 1，其中，一部分的第一特征图中的每个第一特征图包括的特征值对应的目标增益值相同，剩余部分的第一特征图中的每个第一特征图包括的特征值对应的目标增益值不相同，即，一部分的第一特征图中的每个第一特征图对应一个目标增益值，剩余部分的第一特征图中的每个第一特征图对应于多个目标增益值（同一个特征图中的不同特征值可能对应于不同的目标增益值），此时，通过对多个第一特征图中的部分第一特征图包括的特征值乘以对应的目标增益值，以及，对剩余部分的第一特征图包括的特征值乘以对应的目标增益值，以改变多个第一特征图包括的 N 个第一特征值的分布，其中，目标压缩码率越大，所述 N 个第一特征值的分布越分散。

15 本申请实施例中，当对所述第一图像进行特征提取得到多个第一特征图后，需要对提取得到的部分第一特征图进行处理（对比某些对压缩结果产生影响较小的语义通道对应的第一特征图，可以不进行增益）。需要对提取得到的部分第一特征图的数量等于 1，且该第一特征图包括的特征值对应的目标增益值相同，即，该第一特征图对应一个目标增益值，此时，通过对该第一特征图包括的特征值乘以对应的目标增益值，以改变多个第一特征图包括的 N 个第一特征值的分布，其中，目标压缩码率越大，所述 N 个第一特征值的分布越分散。

20 本申请实施例中，当对所述第一图像进行特征提取得到多个第一特征图后，需要对提取得到的部分第一特征图进行处理（对比某些对压缩结果产生影响较小的语义通道对应的第一特征图，可以不进行增益）。需要对提取得到的部分第一特征图的数量等于 1，且该第一特征图包括的特征值对应的目标增益值不相同，即，该第一特征图中的每个第一特征图对应于多个目标增益值（同一个特征图中的不同特征值可能对应于不同的目标增益值），此时，对该第一特征图包括的特征值乘以对应的目标增益值，以改变多个第一特征图包括的 N 个第一特征值的分布，其中，目标压缩码率越大，所述 N 个第一特征值的分布越分散。

25 需要说明的是，可以仅仅对第一特征图包括的部分第一特征值进行增益处理。

30 需要说明的是，若各个语义通道的特征值都进行相同尺度的增益，即所有语义通道对应的多个第一特征图包括的第一特征值对应于相同的目标增益值，虽然可以实现对 N 个第一特征值的信息熵进行改变，但是压缩效果较差，因此将增益的基本运算单元设定为语义通道级别（所有语义通道中至少有两个语义通道对应的第一特征图包括的第一特征值的目标增益值不同）或者特征值级别（语义通道对应的第一特征值包括的全部第一特征值中至少有两个第一特征值对应的目标增益值不同），可以使得压缩效果较好。

35 接下来描述，如何获取到可以实现上述技术效果的 M 个目标增益值：

一、通过人工确定的方式

本申请实施例中，可以通过人工方式确定一个目标函数映射关系，其中，针对于各个语义通道对应的第一特征图包括的第一特征值对应的目标增益值相同的情况，目标函数映射关系的输入可以为语义通道和目标压缩码率，输出为对应的目标增益值（由于第一特征图包括的第一特征值对应的目标增益值相同，可以用一个目标增益值表示该语义通道对应的全部目标增益值），示例性的，可以利用一个线性函数、二次函数、三次函数或四次函数等来确定对应每个语义通道的目标增益值，参照图 6，图 6 为本申请实施例提供的一种目标映射函数关系的示意，如图 6 中示出的那样，目标映射函数关系为线性函数，该函数的输入为语义通道序号（例如语义通道序号为 1 至 192），输出为目标映射函数，每个目标压缩码率对应不同的目标映射函数关系，其中，目标压缩码率越大，其对应的目标映射函数关系的斜率越小，二次非线性函数或三次非线性函数的大致分布规律也与此类似，此处不再赘述。

本申请实施例中，可以通过人工方式确定 M 个第一特征值中每个第一特征值对应的目标增益值。只要使得目标压缩码率越大，所述 N 个第一特征值的分布越分散即可，关于具体的设定方式，本申请并不限定。

二、通过训练的方式

本申请实施例中，由于在通过训练的方式来获取与各个目标压缩码率对应的 M 个目标增益值的方式中，需要结合解码侧的过程，因此，通过训练方式来获取与各个目标压缩码率对应的 M 个目标增益值将在之后的实施例中进行详细描述，这里不再赘述。

305、对处理后的至少一个第一特征图进行量化和熵编码，得到编码数据，所述处理后的至少一个第一特征图包括所述 M 个第二特征值。

本申请实施例中，在根据所述 M 个目标增益值分别对对应的第一特征值进行处理，得到 M 个第二特征值之后，可以对处理后的至少一个第一特征图进行量化和熵编码，得到编码数据，所述处理后的至少一个第一特征图包括所述 M 个第二特征值。

本申请实施例中，将 N 个第一特征值根据指定规则转换至量化中心，以便后续进行熵编码。量化操作可以将 N 个第一特征值由浮点数转换为比特流（例如，使用 8 位整数或 4 位整数等特定位整数的比特流）。在一些实施例中，可以但不限于采用四舍五入 round 对 N 个第一特征值执行量化操作。

本申请实施例中，对处理后的至少一个第一特征图进行量化得到的量化数据的信息熵满足预设条件，所述预设条件与所述目标压缩码率有关。具体的，所述目标压缩码率越大，所述量化数据的信息熵越大。

本申请实施例中，可以利用熵估计网络得到输出特征中各点概率估计，利用该概率估计对输出特征进行熵编码，得到二进制的码流，需要说明的是，本申请提及的熵编码过程可采用现有的熵编码技术，本申请对此不再赘述。

本申请实施例中，所述编码数据对应的压缩码率与所述目标压缩码率的差值在预设范围内，其中，预设范围可以在实际应用中选择，只要编码数据对应的压缩码率与目标压缩

码率的差值在可以接受的范围内，本申请并不限定具体的预设范围。

本申请实施例中，在得到编码数据之后，可以将编码数据发送给用于解压缩的终端设备，则用于解压缩的图像处理设备可以对该数据进行解压缩。或者，用于压缩的终端设备可以将编码数据存储在存储设备中，在需要时，终端设备可以从存储设备中获取编码数据，并可以对该编码数据进行解压缩。

可选的，在一种实施例中，所述目标压缩码率大于第一压缩码率，且小于第二压缩码率，所述第一压缩码率对应于M个第一增益值，所述第二压缩码率对应于M个第二增益值，所述M个目标增益值为对所述M个第一增益值和所述M个第二增益值进行插值运算得到的。本申请实施例中，所述M个第一增益值包括第一目标增益值，所述M个第二增益值包括第二目标增益值，所述M个目标增益值包括第三目标增益值，所述第一目标增益值、所述第二目标增益值和所述第三目标增益值对应于所述M个第一特征值中的同一个特征值，所述第三目标增益值为通过对所述第一目标增益值和所述第二目标增益值进行插值运算得到的。

本申请实施例中，可在单个模型上实现多个压缩码率的压缩效果，具体的，针对于多个目标压缩码率，可以对应设置不同的目标增益值，以此实现不同压缩码率的压缩效果，之后可以利用插值算法对目标增益值进行插值运算，可得到压缩码率区间内任意压缩效果的新的增益值。具体的，所述M个第一增益值包括第一目标增益值，所述M个第二增益值包括第二目标增益值，所述M个目标增益值包括第三目标增益值，所述第一目标增益值、所述第二目标增益值和所述第三目标增益值对应于所述M个第一特征值中的同一个特征值，所述第三目标增益值为通过对所述第一目标增益值和所述第二目标增益值进行插值运算得到的，其中，插值运算可以为基于如下的公式进行运算：

$$m_l = [(m_i)^l \cdot (m_j)^{1-l}];$$

其中， m_l 表示第三目标增益值， m_i 表示第一目标增益值， m_j 表示第二目标增益值， m_i 、 m_j 和 m_l 对应于相同的特征值， $l \in (0, 1)$ 为调节系数，可以根据目标压缩码率的大小来确定。

本申请实施例中，在获取到多个压缩码率中每个压缩码率对应的M个目标增益值之后，若要进行目标压缩码率对应的压缩时，可以从多个压缩码率中确定与目标压缩码率相邻的两组目标增益值（每组包括M个目标增益值），并对两组目标增益值进行上述的插值处理，以得到目标压缩码率对应的M个目标增益值。本申请实施例中，可实现AI压缩模型在压缩码率区间内任意的压缩效果。

本申请实施例中，所述M个目标增益值中的每个目标增益值对应于一个反增益值，反增益值用于对所述编码数据进行解码过程中得到的特征值进行处理，所述M个目标增益值中的每个目标增益值与对应的反增益值的乘积在预设范围内。关于解码侧的反增益过程将在之后的实施例中描述，这里不再赘述。

本申请实施例提供了一种图像处理方法，获取第一图像；对所述第一图像进行特征提取，得到至少一个第一特征图，所述至少一个第一特征图包括N个第一特征值，所述N为

正整数；获取目标压缩码率，所述目标压缩码率对应于 M 个目标增益值，每个目标增益值对应一个第一特征值，所述 M 为小于或等于 N 的正整数；根据所述 M 个目标增益值分别对对应的第一特征值进行处理，得到 M 个第二特征值；对处理后的至少一个第一特征图进行量化和熵编码，得到编码数据，所述处理后的至少一个第一特征图包括所述 M 个第二特征值。通过上述方式，针对于不同的目标压缩码率，设置不同的目标增益值，从而实现压缩码率的控制。

参照图 7，图 7 为本申请实施例提供的一种图像处理方法的实施例示意，如图 7 中示出的那样，本实施例中提供的图像处理方法，包括：

10 701、获取编码数据。

本申请实施例中，可以获取如图 3 以及对应的实施例中得到的编码数据。

本申请实施例中，在得到编码数据之后，可以将编码数据发送给用于解压缩的终端设备，则用于解压缩的图像处理设备可以获取编码数据，并对该数据进行解压缩。或者，用于压缩的终端设备可以将编码数据存储在存储设备中，在需要时，终端设备可以从存储设备中获取编码数据，并可以对该编码数据进行解压缩。

702、对所述编码数据进行熵解码，得到至少一个第二特征图，所述至少一个第二特征图包括 N 个第三特征值，所述 N 为正整数。

本申请实施例中，可以利用现有技术中的熵解码技术对编码数据进行解码，得到重建的输出特征（至少一个第二特征图），其中，所述至少一个第二特征图包括 N 个第三特征值。

20 需要说明的是，本申请实施例中的至少一个第二特征图可以与上述处理后的至少一个第一特征图相同。

703、获取 M 个目标反增益值，每个目标反增益值对应一个第三特征值，所述 M 为小于或等于 N 的正整数。

可选的，在一种实施例中，可以获取目标压缩码率，并根据目标映射关系确定所述目标压缩码率对应的 M 个目标反增益值，所述目标映射关系用于表示压缩码率与反增益向量之间的关联关系；其中，所述目标映射关系包括多个压缩码率以及多个反增益向量、以及多个压缩码率与多个反增益向量之间的关联关系，所述目标压缩码率为所述多个压缩码率中的一个，所述 M 个目标反增益值为所述多个反增益向量中的一个向量的元素；或，所述目标映射关系包括目标函数映射关系，当所述目标函数关系的输入包括所述目标压缩码率时，所述目标函数关系的输出包括所述 M 个目标反增益值。

30 本申请实施例中，可以在图 3 对应的实施例中获取目标增益值步骤的同时获取到反目标增益值，这里并不限定。

可选的，在一种实施例中，所述至少一个第二特征图包括第二目标特征图，所述第二目标特征图包括 P 个第三特征值，所述 P 个第三特征值中的每个第三特征值对应的目标反增益值相同，所述 P 为小于或等于所述 M 的正整数。

35 可选的，在一种实施例中，所述第二图像包括目标对象，所述 M 个第三特征值为所述至少一个特征图中与所述目标对象对应的特征值。

704、根据所述 M 个目标反增益值分别对对应的第三特征值进行处理，得到 M 个第四特征值。

本申请实施例中，所述 M 个第四特征值可以为通过将 M 个目标反增益值分别与对应的第三特征值进行乘积运算得到的。具体的，本申请实施例中，至少一个第二特征图中的 M 个第三特征值分别与对应的反增益值相乘，得到 M 个第四特征值，进而经过反增益处理的至少一个第二特征图，其包括 M 个第四特征值。通过上述的反增益处理，结合图 3 对应的实施例中的增益处理，可以保证图像的正常解析。

705、对处理后的至少一个第二特征图进行图像重构，得到第二图像，所述处理后的至少一个第二特征图包括所述 M 个第四特征值。

本申请实施例中，在得到 M 个第四特征值之后，可以对处理后的至少一个第二特征图进行图像重构，得到第二图像，所述处理后的至少一个第二特征图包括所述 M 个第四特征值，通过上述方式将至少一个第二特征图解析重建为第二图像。

可选的，在一种实施例中，所述目标压缩码率大于第一压缩码率，且小于第二压缩码率，所述第一压缩码率对应于 M 个第一反增益值，所述第二压缩码率对应于 M 个第二反增益值，所述 M 个目标反增益值为通过对所述 M 个第一反增益值和所述 M 个第二反增益值进行插值运算得到的。本申请实施例中，所述 M 个第一反增益值包括第一目标反增益值，所述 M 个第二反增益值包括第二目标反增益值，所述 M 个目标反增益值包括第三目标反增益值，所述第一目标反增益值、所述第二目标反增益值和所述第三目标反增益值对应于所述 M 个第一特征值中的同一个特征值，所述第三目标反增益值为通过对所述第一目标反增益值和所述第二目标反增益值进行插值运算得到的。

本申请实施例中，所述 M 个目标增益值中的每个目标增益值对应于一个反增益值，反增益值用于对所述编码数据进行解码过程中得到的特征值进行处理，所述 M 个目标增益值中的每个目标增益值与对应的反增益值的乘积在预设范围内，即针对于同一个特征值，其对应的目标增益值和反增益值之间存在一定的数值关系：两者的乘积在预设范围内，该预设范围可以为数值“1”附近的数值范围，这里并不限定。

本申请实施例提供了一种图像处理方法，获取编码数据；对所述编码数据进行熵解码，得到至少一个第二特征图，所述至少一个第二特征图包括 N 个第三特征值，所述 N 为正整数；获取 M 个目标反增益值，每个目标反增益值对应一个第三特征值，所述 M 为小于或等于 N 的正整数；根据所述 M 个目标反增益值分别对对应的第三特征值进行处理，得到 M 个第四特征值；对处理后的至少一个第二特征图进行图像重构，得到第二图像，所述处理后的至少一个第二特征图包括所述 M 个第四特征值。通过上述方式，针对于不同的目标压缩码率，设置不同的反目标增益值，从而实现压缩码率的控制。

接下来以变分自编码器（variational autoencoder, VAE）的架构为例，介绍本申请实施例提供的图像压缩方法，其中，变分自编码器是用于数据压缩或去噪的自动编码器的一种。

参照图 8，图 8 为本申请实施例提供的一种图像压缩的流程示意。

本实施例以相同语义通道对应的目标增益值相同、以及相同语义通道对应的目标反增益值相同为例进行说明, 语义通道数为 192, 在训练中需要在 4 个指定码点(4 个压缩码率)进行训练, 每个压缩码率对应一个目标增益向量以及一个目标反增益向量, 目标增益向量 $\mathbf{m}_i$ 为对应某一压缩码率的尺寸为 192×1 的向量, 反目标增益向量 $\mathbf{m}_i'$ 为对应某一压缩码率的尺寸为 192×1 的向量, $\mathbf{y}$ 是编码网络输出特征 (包括至少一个第一特征图), 尺寸为 $192 \times w \times h$, $w \times h$ 为单个语义通道特征图的宽与长, $\bar{\mathbf{y}}$ 、 $\hat{\mathbf{y}}$ 、 $\mathbf{y}'$ 分别为经过增益处理、量化、熵编码以及熵解码和反增益处理后得到的新的输出特征, 尺寸均与 $\mathbf{y}$ 相同。本实施例采用 VAE 方法作为模型基础框架, 加入了增益单元与反增益单元, 如图 8 中示出的那样, 模型运行可以为如下步骤:

- 10 801、第一图像进过编码网络得到输出特征 $\mathbf{y}$ 。
- 802、输出特征 $\mathbf{y}$ 与对应的增益向量 $\mathbf{m}_i$ 逐通道相乘得到经过增益处理的输出特征 $\bar{\mathbf{y}}$ 。
- 803、输出特征 $\bar{\mathbf{y}}$ 经过量化, 得到特征 $\hat{\mathbf{y}}$ 。
- 804、利用熵估计模块得到输出特征中各点概率估计, 利用该概率估计对输出特征进行熵编码, 得到二进制的码流。
- 15 805、利用熵解码器对二进制码流进行熵解码, 得到重建的输出特征 $\hat{\mathbf{y}}$ 。
- 806、输出特征 $\hat{\mathbf{y}}$ 与从对应的反增益向量 $\mathbf{m}_i'$ 逐通道相乘, 得到经过反增益处理的输出特征 $\mathbf{y}'$ 。
- 807、输出特征 $\mathbf{y}'$ 进入解码网络, 被解析重建为第二图像。

参照图9, 图9中的左图为本实施例单个模型 (非虚线) 与现有技术中的VAE方法分别训练四个压缩模型 (虚线) 在以多尺度结构相似性 (multi-scale structural similarity index measure, MS-SSIM) 为评价指标的条件下率失真性能的对比, 其中, 横坐标为BPP, 纵坐标为MS-SIM; 图9中的右图为本实施例中单个模型 (非虚线) 与现有技术中的VAE方法分别训练四个压缩模型 (虚线) 在以峰值信噪比 (peak signal to noise ratio, PSNR) 为评价指标的条件下率失真性能的对比, 其中, 横坐标为BPP, 纵坐标为PSNR。可以看出, 本实施例中在模型参数量与VAE方法单个模型基本一致的前提下, 在两项评价指标上均可实现任意码率的压缩效果, 且压缩效果不弱于VAE方法多个模型实现效果, 可减少N倍的模型存储量 (N为VAE方法实现本发明实例不同码率压缩效果所需的模型个数)。

参照图10, 图10为本申请实施例的一种训练过程示意, 如图10中示出的那样, 本实施例中模型的损失函数为:

$$30 \quad loss = l_d + \beta \cdot l_r$$

其中, l_d 为根据评价指标计算第二图像相对于第一图像的失真损失, l_r 为熵估计网络计算得出的码率损失 (或者称为码率估计), β 为调整失真损失与码率估计间权衡的拉格朗日系数。

为了获得与不同压缩码率匹配的增益/反增益矩阵 $\{\mathbf{M}, \mathbf{M}'\}$, 模型训练过程可以如图 10 所示: 在模型训练过程中不断变换损失函数中的拉格朗日系数 β , 并从随机初始化的增益/

— 26 —

反增益矩阵 $\{\mathbf{M}, \mathbf{M}'\}$ 中选定对应的增益/反增益向量 $\{\mathbf{m}_i, \mathbf{m}_i'\}$ 分别放置在编码网络后端/解码网络前端, 从而实现增益/反增益矩阵 $\{\mathbf{M}, \mathbf{M}'\}$ 与模型的联合优化, 这样可在单个模型上实现多个压缩码率的压缩效果。

以单个模型上可以实现4个压缩码率的压缩效果为例, 将训练得到4个增益向量与对应的反增益向量相乘, 不同压缩码率对应的目标增益向量与反目标增益向量中对应元素相乘结果近似相等, 可以得到下面的关系式:

$$\mathbf{m}_i \cdot \mathbf{m}_i' \approx \mathbf{m}_j \cdot \mathbf{m}_j' = \mathbf{C};$$

其中, $[\mathbf{m}_i, \mathbf{m}_i']$ 、 $[\mathbf{m}_j, \mathbf{m}_j']$ 分别为对应不同压缩码率的增益/反增益向量对, $\mathbf{C}$ 为元素均为常数的向量, $i, j \in (1, 4)$ 。

为了在单个模型模型上实现码率的连续调节, 本实施例可以利用上述公式进行如下推导:

$$(\mathbf{m}_i \cdot \mathbf{m}_i')^l \cdot (\mathbf{m}_j \cdot \mathbf{m}_j')^{1-l} = \mathbf{C}^l \cdot \mathbf{C}^{1-l} = \mathbf{C};$$

$$[(\mathbf{m}_i)^l \cdot (\mathbf{m}_j)^{1-l}] \cdot [(\mathbf{m}_i')^l \cdot (\mathbf{m}_j')^{1-l}] = \mathbf{C};$$

$$\mathbf{m}_l = [(\mathbf{m}_i)^l \cdot (\mathbf{m}_j)^{1-l}], \quad \mathbf{m}_l' = [(\mathbf{m}_i')^l \cdot (\mathbf{m}_j')^{1-l}];$$

其中, $\mathbf{m}_i$ 与 $\mathbf{m}_j$ 为增益/反增益矩阵中两个相邻的增益/反增益向量, $l \in (0, 1)$ 为调节系数。

本申请实施例中, 可以对训练得到的相邻的四个增益/反增益向量对进行插值运算, 得到新的增益/反增益向量对。

其中, 为了获得与不同压缩码率匹配的增益矩阵 $\mathbf{M}$, 训练过程如下: 本实施例在模型训练过程中不断变换损失函数中的拉格朗日系数, 并从随机初始化的增益矩阵 $\mathbf{M}$ 中选定对应的增益向量 $\mathbf{m}_i$ 和反增益向量 $\mathbf{m}_i'$, 其中, 反增益向量 $\mathbf{m}_i'$ 可以是对增益向量 $\mathbf{m}_i$ 取倒数生成的。具体细节可以参照上述实施例中, 步骤705中关于目标增益值和目标反增益值的选择规则的描述, 这里不再赘述。

本申请实施例中, 增益向量 $\mathbf{m}_i$ 和反增益向量 $\mathbf{m}_i'$ 分别放置在编码网络后端/解码网络前端, 从而实现增益矩阵 $\mathbf{M}$ 与模型的联合优化, 这样可在单个模型上实现4个码率的压缩效果, 具体可以参照图11, 图11为本申请实施例的一种图像处理过程示意。再利用的插值算法对训练得到的相邻的四个增益向量对进行插值运算, 可得到码率区间内任意压缩效果的新的增益向量。

本实施例在模型参数量与单个 VAE 方法模型基本一致的前提下, 可实现任意码率的压缩效果, 且压缩效果不弱于各码率独自训练的效果, 且可减少 N 倍的模型存储量 (N 为 VAE 方法实现本发明实例不同码率压缩效果所需的模型个数)。

需要说明的是，以上仅仅以VAE为架构进行了说明，在实际应用中，还可以应用在其他AI压缩模型架构中（例如自动编码器auto-encoder或其他图像压缩模型），本申请并不限定。

请先参阅图 12，图 12 为本申请实施例提供的图像处理系统的一种系统架构图，在图 12 中，图像处理系统 200 包括执行设备 210、训练设备 220、数据库 230、客户设备 240 和数据存储系统 250，执行设备 210 中包括计算模块 211。

其中，数据库 230 中存储有第一图像集合，训练设备 220 生成用于处理第一图像的目标模型/规则 201，并利用数据库中的第一图对目标模型/规则 201 进行迭代训练，得到成熟的目标模型/规则 201。本申请实施例中以目标模型/规则 201 包括第二编解码网络、各个压缩码率对应的 M 个目标增益值以及 M 个目标反增益值为例进行说明。

训练设备 220 得到的第二编解码网络、各个压缩码率对应的 M 个目标增益值以及 M 个目标反增益值可以应用不同的系统或设备中，例如手机、平板、笔记本电脑、VR 设备、监控系统等等。其中，执行设备 210 可以调用数据存储系统 250 中的数据、代码等，也可以将数据、指令等存入数据存储系统 250 中。数据存储系统 250 可以置于执行设备 210 中，也可以为数据存储系统 250 相对执行设备 210 是外部存储器。

计算模块 211 可以通过第二编解码网络对客户设备 240 接收的第一图像进行特征提取，得到至少一个第一特征图，所述至少一个第一特征图包括 N 个第一特征值，所述 N 为正整数；获取目标压缩码率，所述目标压缩码率对应于 M 个目标增益值，每个目标增益值对应一个第一特征值，所述 M 为小于或等于 N 的正整数；根据所述 M 个目标增益值分别对对应的第一特征值进行处理，得到 M 个第二特征值对处理后的至少一个第一特征图进行量化和熵编码，得到编码数据，所述处理后的至少一个第一特征图包括所述 M 个第二特征值。

计算模块 211 还可以通过第二编解码网络对所述编码数据进行熵解码，得到至少一个第二特征图，所述至少一个第二特征图包括 N 个第三特征值，所述 N 为正整数；获取 M 个目标反增益值，每个目标反增益值对应一个第三特征值，所述 M 为小于或等于 N 的正整数；根据所述 M 个目标反增益值分别对对应的第三特征值进行处理，得到 M 个第四特征值；对处理后的至少一个第二特征图进行图像重构，得到第二图像，所述处理后的至少一个第二特征图包括所述 M 个第四特征值。

本申请的一些实施例中，请参阅图 12，执行设备 210 和客户设备 240 可以为分别独立的设备，执行设备 210 配置有 I/O 接口 212，与客户设备 240 进行数据交互，“用户”可以通过客户设备 240 向 I/O 接口 212 输入第一图像，执行设备 210 通过 I/O 接口 212 将第二图像返回给客户设备 240，提供给用户。

值得注意的，图 12 仅是本发明实施例提供的图像处理系统的架构示意图，图中所示设备、器件、模块等之间的位置关系不构成任何限制。例如，在本申请的另一些实施例中，执行设备 210 可以配置于客户设备 240 中，作为示例，例如当客户设备为手机或平板时，执行设备 210 可以为手机或平板的主处理器（Host CPU）中用于进行阵列图像处理的模块，执行设备 210 也可以为手机或平板中的图形处理器（graphics processing unit, GPU）或者神经网络处理器（NPU），GPU 或 NPU 作为协处理器挂载到主处理器上，由主处理器分配

任务。

结合上述描述，下面开始对本申请实施例提供的图像处理方法的训练阶段的具体实现流程进行描述。

一、训练阶段

5 具体的，请参阅图 13，图 13 为本申请实施例提供的图像处理方法的一种流程示意图，本申请实施例提供的图像处理方法可以包括：

1301、获取第一图像；

1302、根据编码网络对所述第一图像进行特征提取，得到至少一个第一特征图，所述至少一个第一特征图包括 N 个第一特征值，所述 N 为正整数；

10 1303、获取目标压缩码率，所述目标压缩码率对应于 M 个初始增益值以及 M 个初始反增益值，每个初始增益值对应一个第一特征值，每个初始反增益值对应一个第一特征值，所述 M 为小于或等于 N 的正整数；

1304、根据所述 M 个初始增益值分别对对应的第一特征值进行处理，得到 M 个第二特征值；

15 1305、根据量化网络和熵编码网络对处理后的至少一个第一特征图进行量化和熵编码，得到编码数据以及码率损失，所述增益处理后的至少一个第一特征图包括所述 M 个第二特征值；

1306、根据熵解码网络对所述编码数据进行熵解码，得到至少一个第二特征图，所述至少一个第二特征图包括 M 个第三特征值，每个第三特征值对应一个第一特征值；

20 1307、根据所述 M 个初始反增益值分别对对应的第三特征值进行处理，得到 M 个第四特征值；

1308、根据解码网络对处理后的至少一个第二特征图进行图像重构，得到第二图像，所述处理后的至少一个特征图包括所述 M 个第四特征值；

1309、获取所述第二图像相对于所述第一图像的失真损失。

25 1310、利用损失函数对第一编解码网络、M 个初始增益值以及 M 个初始反增益值，进行联合训练，直至第一图像与所述第二图像之间的图像失真值达到第一预设程度，所述图像失真值与所述码率损失以及所述失真损失有关，所述编解码网络包括所述编码网络、量化网络、熵编码网络以及熵解码网络。

30 1311、输出第二编解码网络、M 个目标增益值以及 M 个目标反增益值，所述第二编解码网络为所述第一编解码网络执行过迭代训练后得到的模型，所述 M 个目标增益值以及 M 个目标反增益值为所述 M 个初始增益值以及 M 个初始反增益值执行过迭代训练后得到的。

步骤 1301 至步骤 1311 的具体描述可以参照上述实施例中的描述，这里不再限定。

可选的，对处理后的至少一个第一特征图进行量化得到的量化数据的信息熵满足预设条件，所述预设条件与所述目标压缩码率有关。

35 可选的，所述预设条件至少包括：

所述目标压缩码率越大，所述量化数据的信息熵越大。

可选的，所述 M 个第二特征值为通过将 M 个初始增益值分别与对应的第一特征值进行

乘积运算得到的。

可选的，所述 M 个第四特征值为通过将 M 个初始反增益值分别与对应的第三特征值进行乘积运算得到的。

可选的，所述 M 个目标增益值中的每个目标增益值与对应的目标反增益值的乘积在预设范围内，所述 M 个初始增益值中的每个初始增益值与对应的初始反增益值的乘积在预设范围内。

在图 1 至图 13 所对应的实施例的基础上，为了更好的实施本申请实施例的上述方案，下面还提供用于实施上述方案的相关设备。具体参阅图 14，图 14 为本申请实施例提供的图像处理装置 1400 的一种结构示意图，图像处理装置 1400 可以是终端设备或服务器，图像处理装置 1400 包括：

获取模块 1401，用于获取第一图像；

特征提取模块 1402，用于对所述第一图像进行特征提取，得到至少一个第一特征图，所述至少一个第一特征图包括 N 个第一特征值，所述 N 为正整数；

所述获取模块 1401，还用于获取目标压缩码率，所述目标压缩码率对应于 M 个目标增益值，每个目标增益值对应一个第一特征值，所述 M 为小于或等于 N 的正整数；

增益模块 1403，用于根据所述 M 个目标增益值分别对对应的第一特征值进行处理，得到 M 个第二特征值；

量化和熵编码模块 1404，用于对处理后的至少一个第一特征图进行量化和熵编码，得到编码数据，所述处理后的至少一个第一特征图包括所述 M 个第二特征值。

可选的，对处理后的至少一个第一特征图进行量化得到的量化数据的信息熵满足预设条件，所述预设条件与所述目标压缩码率有关。

可选的，所述预设条件至少包括：

所述目标压缩码率越大，所述量化数据的信息熵越大。

可选的，所述编码数据对应的压缩码率与所述目标压缩码率的差值在预设范围内。

可选的，所述 M 个第二特征值为通过将 M 个目标增益值分别与对应的第一特征值进行乘积运算得到的。

可选的，所述至少一个第一特征图包括第一目标特征图，所述第一目标特征图包括 P 个第一特征值，所述 P 个第一特征值中的每个第一特征值对应的目标增益值相同，所述 P 为小于或等于所述 M 的正整数。

可选的，所述装置还包括：

确定模块，用于根据目标映射关系确定所述目标压缩码率对应的 M 个目标增益值，所述目标映射关系用于表示压缩码率与 M 个目标增益值之间的关联关系；

其中，所述目标映射关系包括多个压缩码率以及多个增益向量、以及多个压缩码率与多个增益向量之间的关联关系，所述目标压缩码率为所述多个压缩码率中的一个，所述 M 个目标增益值为所述多个增益向量中的一个向量的元素；或，

所述目标映射关系包括目标函数映射关系，当所述目标函数关系的输入包括所述目标

压缩码率时, 所述目标函数关系的输出包括所述 M 个目标增益值。

可选的, 所述目标压缩码率大于第一压缩码率, 且小于第二压缩码率, 所述第一压缩码率对应于 M 个第一增益值, 所述第二压缩码率对应于 M 个第二增益值, 所述 M 个目标增益值为对所述 M 个第一增益值和所述 M 个第二增益值进行插值运算得到的。

5 可选的, 所述 M 个第一增益值包括第一目标增益值, 所述 M 个第二增益值包括第二目标增益值, 所述 M 个目标增益值包括第三目标增益值, 所述第一目标增益值、所述第二目标增益值和所述第三目标增益值对应于所述 M 个第一特征值中的同一个特征值, 所述第三目标增益值为通过对所述第一目标增益值和所述第二目标增益值进行插值运算得到的。

10 可选的, 所述第一图像包括目标对象, 所述 M 个第一特征值为所述至少一个特征图中与所述目标对象对应的特征值。

可选的, 所述 M 个目标增益值中的每个目标增益值对应于一个反增益值, 反增益值用于对所述编码数据进行解码过程中得到的特征值进行处理, 所述 M 个目标增益值中的每个目标增益值与对应的反增益值的乘积在预设范围内。

可选的, 所述装置还包括:

15 解码模块, 用于对所述编码数据进行熵解码, 得到至少一个第二特征图, 所述至少一个第二特征图包括 N 个第三特征值, 每个第三特征值对应一个第一特征值;

所述获取模块, 还用于获取 M 个目标反增益值, 每个目标反增益值对应一个第三特征值;

所述装置还包括:

20 反增益模块, 用于根据所述 M 个目标反增益值分别对对应的第三特征值进行增益, 得到 M 个第四特征值;

重构模块, 用于对反增益处理后的至少一个第二特征图进行图像重构, 得到第二图像, 所述反增益处理后的至少一个第二特征图包括所述 M 个第四特征值。

25 可选的, 所述 M 个第四特征值为将 M 个目标反增益值分别与对应的第三特征值进行乘积运算得到的。

可选的, 所述至少一个第二特征图包括第二目标特征图, 所述第二目标特征图包括 P 个第三特征值, 所述 P 个第三特征值中的每个第三特征值对应的目标反增益值相同, 所述 P 为小于或等于所述 M 的正整数。

可选的, 所述确定模块, 还用于:

30 根据目标映射关系确定所述目标压缩码率对应的 M 个目标反增益值, 所述目标映射关系用于表示压缩码率与反增益向量之间的关联关系。

可选的, 所述目标映射关系包括多个压缩码率以及多个反增益向量、以及多个压缩码率与多个反增益向量之间的关联关系, 所述目标压缩码率为所述多个压缩码率中的一个, 所述 M 个目标反增益值为所述多个反增益向量中的一个向量的元素。

35 可选的, 所述目标映射关系包括目标函数映射关系, 当所述目标函数关系的输入包括所述目标压缩码率时, 所述目标函数关系的输出包括所述 M 个目标反增益值。

可选的, 所述第二图像包括目标对象, 所述 M 个第三特征值为所述至少一个特征图中

与所述目标对象对应的特征值。

可选的，所述 M 个目标增益值中的每个目标增益值与对应的目标反增益值的乘积在预设范围内。

可选的，所述目标压缩码率大于第一压缩码率，且小于第二压缩码率，所述第一压缩码率对应于 M 个第一反增益值，所述第二压缩码率对应于 M 个第二反增益值，所述 M 个目标反增益值为通过对所述 M 个第一反增益值和所述 M 个第二反增益值进行插值运算得到的。

可选的，所述 M 个第一反增益值包括第一目标反增益值，所述 M 个第二反增益值包括第二目标反增益值，所述 M 个目标反增益值包括第三目标反增益值，所述第一目标反增益值、所述第二目标反增益值和所述第三目标反增益值对应于所述 M 个第一特征值中的同一个特征值，所述第三目标反增益值为通过对所述第一目标反增益值和所述第二目标反增益值进行插值运算得到的。

本申请实施例提供了一种图像处理装置 1400，获取模块 1401 获取第一图像；特征提取模块 1402 对所述第一图像进行特征提取，得到至少一个第一特征图，所述至少一个第一特征图包括 N 个第一特征值，所述 N 为正整数；所述获取模块 1401 获取目标压缩码率，所述目标压缩码率对应于 M 个目标增益值，每个目标增益值对应一个第一特征值，所述 M 为小于或等于 N 的正整数；增益模块 1403 根据所述 M 个目标增益值分别对对应的第一特征值进行处理，得到 M 个第二特征值；量化和熵编码模块 1404 对处理后的至少一个第一特征图进行量化和熵编码，得到编码数据，所述处理后的至少一个第一特征图包括所述 M 个第二特征值。通过上述方式，针对于不同的目标压缩码率，设置不同的目标增益值，从而实现压缩码率的控制。

参阅图 15，图 15 为本申请实施例提供的图像处理装置 1500 的一种结构示意图，图像处理装置 1500 可以是终端设备或服务器，图像处理装置 1500 包括：

获取模块 1501，用于获取编码数据；
解码模块 1502，用于对所述编码数据进行熵解码，得到至少一个第二特征图，所述至少一个第二特征图包括 N 个第三特征值，所述 N 为正整数；

所述获取模块 1501，还用于获取 M 个目标反增益值，每个目标反增益值对应一个第三特征值，所述 M 为小于或等于 N 的正整数；

反增益模块 1503，用于根据所述 M 个目标反增益值分别对对应的第三特征值进行处理，得到 M 个第四特征值；

重构模块 1504，用于对处理后的至少一个第二特征图进行图像重构，得到第二图像，所述处理后的至少一个第二特征图包括所述 M 个第四特征值。

可选的，所述 M 个第四特征值为通过将 M 个目标反增益值分别与对应的第三特征值进行乘积运算得到的。

可选的，所述至少一个第二特征图包括第二目标特征图，所述第二目标特征图包括 P 个第三特征值，所述 P 个第三特征值中的每个第三特征值对应的目标反增益值相同，所述 P 为小于或等于所述 M 的正整数。

可选的, 所述获取模块, 还用于获取目标压缩码率;

所述装置还包括:

确定模块, 用于根据目标映射关系确定所述目标压缩码率对应的 M 个目标反增益值, 所述目标映射关系用于表示压缩码率与反增益向量之间的关联关系;

5 其中, 所述目标映射关系包括多个压缩码率以及多个反增益向量、以及多个压缩码率与多个反增益向量之间的关联关系, 所述目标压缩码率为所述多个压缩码率中的一个, 所述 M 个目标反增益值为所述多个反增益向量中的一个向量的元素; 或,

所述目标映射关系包括目标函数映射关系, 当所述目标函数关系的输入包括所述目标压缩码率时, 所述目标函数关系的输出包括所述 M 个目标反增益值。

10 可选的, 所述第二图像包括目标对象, 所述 M 个第三特征值为所述至少一个特征图中与所述目标对象对应的特征值。

可选的, 所述目标压缩码率大于第一压缩码率, 且小于第二压缩码率, 所述第一压缩码率对应于 M 个第一反增益值, 所述第二压缩码率对应于 M 个第二反增益值, 所述 M 个目标反增益值为通过对所述 M 个第一反增益值和所述 M 个第二反增益值进行插值运算得到的。

15 可选的, 所述 M 个第一反增益值包括第一目标反增益值, 所述 M 个第二反增益值包括第二目标反增益值, 所述 M 个目标反增益值包括第三目标反增益值, 所述第一目标反增益值、所述第二目标反增益值和所述第三目标反增益值对应于所述 M 个第一特征值中的同一个特征值, 所述第三目标反增益值为通过对所述第一目标反增益值和所述第二目标反增益值进行插值运算得到的。

20 本申请实施例提供了一种图像处理装置, 获取模块 1501 获取编码数据; 解码模块 1502 对所述编码数据进行熵解码, 得到至少一个第二特征图, 所述至少一个第二特征图包括 N 个第三特征值, 所述 N 为正整数; 所述获取模块 1501 获取 M 个目标反增益值, 每个目标反增益值对应一个第三特征值, 所述 M 为小于或等于 N 的正整数; 反增益模块 1503 根据所述 M 个目标反增益值分别对对应的第三特征值进行处理, 得到 M 个第四特征值; 重构模块 1504
25 对处理后的至少一个第二特征图进行图像重构, 得到第二图像, 所述处理后的至少一个第二特征图包括所述 M 个第四特征。通过上述方式, 针对于不同的目标压缩码率, 设置不同的目标增益值, 从而实现压缩码率的控制。

30 参阅图 16, 图 16 为本申请实施例提供的图像处理装置 1600 的一种结构示意图, 图像处理装置 1600 可以是终端设备或服务器, 图像处理装置 1600 包括:

获取模块 1601, 用于获取第一图像;

特征提取模块 1602, 用于根据编码网络对所述第一图像进行特征提取, 得到至少一个第一特征图, 所述至少一个第一特征图包括 N 个第一特征值, 所述 N 为正整数;

35 所述获取模块 1601, 还用于获取目标压缩码率, 所述目标压缩码率对应于 M 个初始增益值以及 M 个初始反增益值, 每个初始增益值对应一个第一特征值, 每个初始反增益值对应一个第一特征值, 所述 M 为小于或等于 N 的正整数;

增益模块 1603, 用于根据所述 M 个初始增益值分别对对应的第一特征值进行处理, 得

到 M 个第二特征值；

量化和熵编码模块 1604，用于根据量化网络和熵编码网络对处理后的至少一个第一特征图进行量化和熵编码，得到编码数据以及码率损失，所述增益处理后的至少一个第一特征图包括所述 M 个第二特征值；

- 5 解码模块 1605，用于根据熵解码网络对所述编码数据进行熵解码，得到至少一个第二特征图，所述至少一个第二特征图包括 M 个第三特征值，每个第三特征值对应一个第一特征值；

反增益模块 1606，用于根据所述 M 个初始反增益值分别对对应的第三特征值进行处理，得到 M 个第四特征值；

- 10 重构模块 1607，用于根据解码网络对处理后的至少一个第二特征图进行图像重构，得到第二图像，所述处理后的至少一个特征图包括所述 M 个第四特征值；

所述获取模块 1601，还用于获取所述第二图像相对于所述第一图像的失真损失；

- 训练模块 1608，用于利用损失函数对第一编解码网络、M 个初始增益值以及 M 个初始反增益值，进行联合训练，直至第一图像与所述第二图像之间的图像失真值达到第一预设程度，所述图像失真值与所述码率损失以及所述失真损失有关，所述编解码网络包括所述
15 编码网络、量化网络、熵编码网络以及熵解码网络；

- 输出模块 1609，用于输出第二编解码网络、M 个目标增益值以及 M 个目标反增益值，所述第二编解码网络为所述第一编解码网络执行过迭代训练后得到的模型，所述 M 个目标增益值以及 M 个目标反增益值为所述 M 个初始增益值以及 M 个初始反增益值执行过迭代训练后得到的。
20

可选的，所述增益处理后的至少一个第一特征图量化后的量化数据的信息熵满足预设条件，所述预设条件与所述目标压缩码率有关，所述 N 为大于或等于所述 M 的正整数。

可选的，所述预设条件至少包括：

所述目标压缩码率越大，所述量化数据的信息熵越大。

- 25 可选的，所述 M 个第二特征值为通过将 M 个目标增益值分别与对应的第一特征值进行乘积运算得到的。

可选的，所述至少一个第一特征图包括第一目标特征图，所述第一目标特征图包括 P 个第一特征值，所述 P 个第一特征值中的每个第一特征值对应的目标增益值相同，所述 P 为小于或等于所述 M 的正整数。

- 30 可选的，所述第一图像包括目标对象，所述 M 个第一特征值为所述至少一个特征图中与所述目标对象对应的特征值。

可选的，所述 M 个目标增益值中的每个目标增益值与对应的目标反增益值的乘积在预设范围内，所述 M 个初始增益值中的每个目标增益值与对应的初始反增益值的乘积在预设范围内。

- 35 接下来介绍本申请实施例提供的一种执行设备，请参阅图 17，图 17 为本申请实施例提供的执行设备的一种结构示意图，执行设备 1700 具体可以表现为虚拟现实 VR 设备、手机、平板、笔记本电脑、智能穿戴设备、监控数据处理设备等，此处不做限定。其中，执

行设备 1700 上可以部署有图 14 和图 15 对应实施例中所描述的图像处理装置, 用于实现图 14 和图 15 对应实施例中图像处理装置的功能。具体的, 执行设备 1700 包括: 接收器 1701、发射器 1702、处理器 1703 和存储器 1704 (其中执行设备 1700 中的处理器 1703 的数量可以是一个或多个, 图 17 中以一个处理器为例), 其中, 处理器 1703 可以包括应用处理器 17031 和通信处理器 17032。在本申请的一些实施例中, 接收器 1701、发射器 1702、处理器 1703 和存储器 1704 可通过总线或其它方式连接。

存储器 1704 可以包括只读存储器和随机存取存储器, 并向处理器 1703 提供指令和数据。存储器 1704 的一部分还可以包括非易失性随机存取存储器 (non-volatile random access memory, NVRAM)。存储器 1704 存储有处理器和操作指令、可执行模块或者数据结构, 或者它们的子集, 或者它们的扩展集, 其中, 操作指令可包括各种操作指令, 用于实现各种操作。

处理器 1703 控制执行设备的操作。具体的应用中, 执行设备的各个组件通过总线系统耦合在一起, 其中总线系统除包括数据总线之外, 还可以包括电源总线、控制总线和状态信号总线等。但是为了清楚说明起见, 在图中将各种总线都称为总线系统。

上述本申请实施例揭示的方法可以应用于处理器 1703 中, 或者由处理器 1703 实现。处理器 1703 可以是一种集成电路芯片, 具有信号的处理能力。在实现过程中, 上述方法的各步骤可以通过处理器 1703 中的硬件的集成逻辑电路或者软件形式的指令完成。上述的处理器 1703 可以是通用处理器、数字信号处理器 (digital signal processing, DSP)、微处理器或微控制器, 还可进一步包括专用集成电路 (application specific integrated circuit, ASIC)、现场可编程门阵列 (field-programmable gate array, FPGA) 或者其他可编程逻辑器件、分立门或者晶体管逻辑器件、分立硬件组件。该处理器 1703 可以实现或者执行本申请实施例中的公开的各方法、步骤及逻辑框图。通用处理器可以是微处理器或者该处理器也可以是任何常规的处理器等。结合本申请实施例所公开的方法的步骤可以直接体现为硬件译码处理器执行完成, 或者用译码处理器中的硬件及软件模块组合执行完成。软件模块可以位于随机存储器, 闪存、只读存储器, 可编程只读存储器或者电可擦写可编程存储器、寄存器等本领域成熟的存储介质中。该存储介质位于存储器 1704, 处理器 1703 读取存储器 1704 中的信息, 结合其硬件完成上述方法的步骤。

接收器 1701 可用于接收输入的数字或字符信息, 以及产生与执行设备的相关设置以及功能控制有关的信号输入。发射器 1702 可用于通过第一接口输出数字或字符信息; 发射器 1702 还可用于通过第一接口向磁盘组发送指令, 以修改磁盘组中的数据; 发射器 1702 还可以包括显示屏等显示设备。

本申请实施例中, 在一种情况下, 处理器 1703, 用于执行图 9 至图 11 对应实施例中的执行设备执行的图像处理方法。具体的, 应用处理器 17031, 用于获取第一图像;

对所述第一图像进行特征提取, 得到至少一个第一特征图, 所述至少一个第一特征图包括 N 个第一特征值, 所述 N 为正整数;

获取目标压缩码率, 所述目标压缩码率对应于 M 个目标增益值, 每个目标增益值对应一个第一特征值, 所述 M 为小于或等于 N 的正整数;

— 35 —

根据所述 M 个目标增益值分别对对应的第一特征值进行处理，得到 M 个第二特征值；
对处理后的至少一个第一特征图进行量化和熵编码，得到编码数据，所述处理后的至少一个第一特征图包括所述 M 个第二特征值。

可选的，对处理后的至少一个第一特征图进行量化得到的量化数据的信息熵满足预设条件，所述预设条件与所述目标压缩码率有关。

可选的，所述预设条件至少包括：

所述目标压缩码率越大，所述量化数据的信息熵越大。

可选的，所述编码数据对应的压缩码率与所述目标压缩码率的差值在预设范围内。

可选的，所述 M 个第二特征值为通过将 M 个目标增益值分别与对应的第一特征值进行乘积运算得到的。

可选的，所述至少一个第一特征图包括第一目标特征图，所述第一目标特征图包括 P 个第一特征值，所述 P 个第一特征值中的每个第一特征值对应的目标增益值相同，所述 P 为小于或等于所述 M 的正整数。

可选的，应用处理器 17031，还用于：

根据目标映射关系确定所述目标压缩码率对应的 M 个目标增益值，所述目标映射关系用于表示压缩码率与 M 个目标增益值之间的关联关系；

其中，所述目标映射关系包括多个压缩码率以及多个增益向量、以及多个压缩码率与多个增益向量之间的关联关系，所述目标压缩码率为所述多个压缩码率中的一个，所述 M 个目标增益值为所述多个增益向量中的一个向量的元素；或，

所述目标映射关系包括目标函数映射关系，当所述目标函数关系的输入包括所述目标压缩码率时，所述目标函数关系的输出包括所述 M 个目标增益值。

可选的，所述目标压缩码率大于第一压缩码率，且小于第二压缩码率，所述第一压缩码率对应于 M 个第一增益值，所述第二压缩码率对应于 M 个第二增益值，所述 M 个目标增益值为对所述 M 个第一增益值和所述 M 个第二增益值进行插值运算得到的。

可选的，所述 M 个第一增益值包括第一目标增益值，所述 M 个第二增益值包括第二目标增益值，所述 M 个目标增益值包括第三目标增益值，所述第一目标增益值、所述第二目标增益值和所述第三目标增益值对应于所述 M 个第一特征值中的同一个特征值，所述第三目标增益值为通过对所述第一目标增益值和所述第二目标增益值进行插值运算得到的。

可选的，所述第一图像包括目标对象，所述 M 个第一特征值为所述至少一个特征图中与所述目标对象对应的特征值。

可选的，所述 M 个目标增益值中的每个目标增益值对应于一个反增益值，反增益值用于对所述编码数据进行解码过程中得到的特征值进行处理，所述 M 个目标增益值中的每个目标增益值与对应的反增益值的乘积在预设范围内。

可选的，应用处理器 17031，还用于：

对所述编码数据进行熵解码，得到至少一个第二特征图，所述至少一个第二特征图包括 N 个第三特征值，每个第三特征值对应一个第一特征值；获取 M 个目标反增益值，每个目标反增益值对应一个第三特征值；根据所述 M 个目标反增益值分别对对应的第三特征值

进行增益, 得到 M 个第四特征值; 对反增益处理后的至少一个第二特征图进行图像重构, 得到第二图像, 所述反增益处理后的至少一个第二特征图包括所述 M 个第四特征值。

可选的, 所述 M 个第四特征值为将 M 个目标反增益值分别与对应的第三特征值进行乘积运算得到的。

5 可选的, 所述至少一个第二特征图包括第二目标特征图, 所述第二目标特征图包括 P 个第三特征值, 所述 P 个第三特征值中的每个第三特征值对应的目标反增益值相同, 所述 P 为小于或等于所述 M 的正整数。

可选的, 应用处理器 17031, 还用于: 根据目标映射关系确定所述目标压缩码率对应的 M 个目标反增益值, 所述目标映射关系用于表示压缩码率与反增益向量之间的关联关系。

10 可选的, 所述目标映射关系包括多个压缩码率以及多个反增益向量、以及多个压缩码率与多个反增益向量之间的关联关系, 所述目标压缩码率为所述多个压缩码率中的一个, 所述 M 个目标反增益值为所述多个反增益向量中的一个向量的元素。

可选的, 所述目标映射关系包括目标函数映射关系, 当所述目标函数关系的输入包括所述目标压缩码率时, 所述目标函数关系的输出包括所述 M 个目标反增益值。

15 可选的, 所述第二图像包括目标对象, 所述 M 个第三特征值为所述至少一个特征图中与所述目标对象对应的特征值。

可选的, 所述 M 个目标增益值中的每个目标增益值与对应的目标反增益值的乘积在预设范围内。

20 可选的, 所述目标压缩码率大于第一压缩码率, 且小于第二压缩码率, 所述第一压缩码率对应于 M 个第一反增益值, 所述第二压缩码率对应于 M 个第二反增益值, 所述 M 个目标反增益值为通过对所述 M 个第一反增益值和所述 M 个第二反增益值进行插值运算得到的。

可选的, 所述 M 个第一反增益值包括第一目标反增益值, 所述 M 个第二反增益值包括第二目标反增益值, 所述 M 个目标反增益值包括第三目标反增益值, 所述第一目标反增益值、所述第二目标反增益值和所述第三目标反增益值对应于所述 M 个第一特征值中的同一个特征值, 所述第三目标反增益值为通过对所述第一目标反增益值和所述第二目标反增益值进行插值运算得到的。

25 具体的, 应用处理器 17031, 用于:

获取编码数据;

30 对所述编码数据进行熵解码, 得到至少一个第二特征图, 所述至少一个第二特征图包括 N 个第三特征值, 所述 N 为正整数;

获取 M 个目标反增益值, 每个目标反增益值对应一个第三特征值, 所述 M 为小于或等于 N 的正整数;

根据所述 M 个目标反增益值分别对对应的第三特征值进行处理, 得到 M 个第四特征值;

35 对处理后的至少一个第二特征图进行图像重构, 得到第二图像, 所述处理后的至少一个第二特征图包括所述 M 个第四特征值。

可选的, 所述 M 个第四特征值为通过将 M 个目标反增益值分别与对应的第三特征值进行乘积运算得到的。

可选的，所述至少一个第二特征图包括第二目标特征图，所述第二目标特征图包括 P 个第三特征值，所述 P 个第三特征值中的每个第三特征值对应的目标反增益值相同，所述 P 为小于或等于所述 M 的正整数。

可选的，应用处理器 17031，还用于：获取目标压缩码率；根据目标映射关系确定所述目标压缩码率对应的 M 个目标反增益值，所述目标映射关系用于表示压缩码率与反增益向量之间的关联关系；其中，所述目标映射关系包括多个压缩码率以及多个反增益向量、以及多个压缩码率与多个反增益向量之间的关联关系，所述目标压缩码率为所述多个压缩码率中的一个，所述 M 个目标反增益值为所述多个反增益向量中的一个向量的元素；或，所述目标映射关系包括目标函数映射关系，当所述目标函数关系的输入包括所述目标压缩码率时，所述目标函数关系的输出包括所述 M 个目标反增益值。

可选的，所述第二图像包括目标对象，所述 M 个第三特征值为所述至少一个特征图中与所述目标对象对应的特征值。

可选的，所述目标压缩码率大于第一压缩码率，且小于第二压缩码率，所述第一压缩码率对应于 M 个第一反增益值，所述第二压缩码率对应于 M 个第二反增益值，所述 M 个目标反增益值为通过对所述 M 个第一反增益值和所述 M 个第二反增益值进行插值运算得到的。

可选的，所述 M 个第一反增益值包括第一目标反增益值，所述 M 个第二反增益值包括第二目标反增益值，所述 M 个目标反增益值包括第三目标反增益值，所述第一目标反增益值、所述第二目标反增益值和所述第三目标反增益值对应于所述 M 个第一特征值中的同一个特征值，所述第三目标反增益值为通过对所述第一目标反增益值和所述第二目标反增益值进行插值运算得到的。

本申请实施例还提供了一种训练设备，请参阅图 18，图 18 是本申请实施例提供的训练设备一种结构示意图，训练设备 1800 上可以部署有图 16 对应实施例中所描述的图像处理装置，用于实现图 16 对应实施例中图像处理装置的功能，具体的，训练设备 1800 由一个或多个服务器实现，训练设备 1800 可因配置或性能不同而产生比较大的差异，可以包括一个或一个以上中央处理器（central processing units, CPU）1822（例如，一个或一个以上处理器）和存储器 1832，一个或一个以上存储应用程序 1842 或数据 1844 的存储介质 1830（例如一个或一个以上海量存储设备）。其中，存储器 1832 和存储介质 1830 可以是短暂存储或持久存储。存储在存储介质 1830 的程序可以包括一个或一个以上模块（图示没标出），每个模块可以包括对训练设备中的一系列指令操作。更进一步地，中央处理器 1822 可以设置为与存储介质 1830 通信，在训练设备 1800 上执行存储介质 1830 中的一系列指令操作。

训练设备 1800 还可以包括一个或一个以上电源 1826，一个或一个以上有线或无线网络接口 1850，一个或一个以上输入输出接口 1858，和/或，一个或一个以上操作系统 1841，例如 Windows Server™，Mac OS X™，Unix™，Linux™，FreeBSD™ 等等。

本申请实施例中，中央处理器 1822，用于执行图 16 对应实施例中的图像处理装置执行的图像处理方法。具体的，中央处理器 1822，用于

获取第一图像；

根据编码网络对所述第一图像进行特征提取，得到至少一个第一特征图，所述至少一个第一特征图包括 N 个第一特征值，所述 N 为正整数；

5 获取目标压缩码率，所述目标压缩码率对应于 M 个初始增益值以及 M 个初始反增益值，每个初始增益值对应一个第一特征值，每个初始反增益值对应一个第一特征值，所述 M 为小于或等于 N 的正整数；

根据所述 M 个初始增益值分别对对应的第一特征值进行处理，得到 M 个第二特征值；

根据量化网络和熵编码网络对处理后的至少一个第一特征图进行量化和熵编码，得到编码数据以及码率损失，所述增益处理后的至少一个第一特征图包括所述 M 个第二特征值；

10 根据熵解码网络对所述编码数据进行熵解码，得到至少一个第二特征图，所述至少一个第二特征图包括 M 个第三特征值，每个第三特征值对应一个第一特征值；

根据所述 M 个初始反增益值分别对对应的第三特征值进行处理，得到 M 个第四特征值；

根据解码网络对处理后的至少一个第二特征图进行图像重构，得到第二图像，所述处理后的至少一个特征图包括所述 M 个第四特征值；

15 获取所述第二图像相对于所述第一图像的失真损失；

利用损失函数对第一编解码网络、 M 个初始增益值以及 M 个初始反增益值，进行联合训练，直至第一图像与所述第二图像之间的图像失真值达到第一预设程度，所述图像失真值与所述码率损失以及所述失真损失有关，所述编解码网络包括所述编码网络、量化网络、熵编码网络以及熵解码网络；

20 输出第二编解码网络、 M 个目标增益值以及 M 个目标反增益值，所述第二编解码网络为所述第一编解码网络执行过迭代训练后得到的模型，所述 M 个目标增益值以及 M 个目标反增益值为所述 M 个初始增益值以及 M 个初始反增益值执行过迭代训练后得到的。

可选的，所述增益处理后的至少一个第一特征图进行量化得到的量化数据的信息熵满足预设条件，所述预设条件与所述目标压缩码率有关。

25 可选的，所述预设条件至少包括：所述目标压缩码率越大，所述量化数据的信息熵越大。

可选的，所述 M 个第二特征值为通过将 M 个目标增益值分别与对应的第一特征值进行乘积运算得到的。

30 可选的，所述至少一个第一特征图包括第一目标特征图，所述第一目标特征图包括 P 个第一特征值，所述 P 个第一特征值中的每个第一特征值对应的目标增益值相同，所述 P 为小于或等于所述 M 的正整数。

可选的，所述第一图像包括目标对象，所述 M 个第一特征值为所述至少一个特征图中与所述目标对象对应的特征值。

35 可选的，所述 M 个目标增益值中的每个目标增益值与对应的目标反增益值的乘积在预设范围内，所述 M 个初始增益值中的每个初始增益值与对应的初始反增益值的乘积在预设范围内。

本申请实施例中还提供一种包括计算机程序产品，当其在计算机上运行时，使得计算机执行如前述图 17 所示实施例描述的方法中执行设备所执行的步骤，或者，使得计算机执行如前述图 18 所示实施例描述的方法中训练设备所执行的步骤。

5 本申请实施例中还提供一种计算机可读存储介质，该计算机可读存储介质中存储有用于进行信号处理的程序，当其在计算机上运行时，使得计算机执行如前述图 17 所示实施例描述的方法中执行设备所执行的步骤，或者，使得计算机执行如前述图 18 所示实施例描述的方法中训练设备所执行的步骤。

10 本申请实施例提供的执行设备、训练设备或终端设备具体可以为芯片，芯片包括：处理单元和通信单元，所述处理单元例如可以是处理器，所述通信单元例如可以是输入/输出接口、管脚或电路等。该处理单元可执行存储单元存储的计算机执行指令，以使执行设备内的芯片执行上述图 3 至图 7 所示实施例描述的图像处理方法，或者，以使训练设备内的芯片执行上述图 13 所示实施例描述的图像处理方法。可选地，所述存储单元为所述芯片内的存储单元，如寄存器、缓存等，所述存储单元还可以是所述无线接入设备端内的位于所述芯片外部的存储单元，如只读存储器（read-only memory, ROM）或可存储静态信息和指令的其他类型的静态存储设备，随机存取存储器（random access memory, RAM）等。

具体的，请参阅图 19，图 19 为本申请实施例提供的芯片的一种结构示意图，所述芯片可以表现为神经网络处理器 NPU 2000，NPU 2000 作为协处理器挂载到主 CPU（Host CPU）上，由 Host CPU 分配任务。NPU 的核心部分为运算电路 2003，通过控制器 2004 控制运算电路 2003 提取存储器中的矩阵数据并进行乘法运算。

20 在一些实现中，运算电路 2003 内部包括多个处理单元（Process Engine, PE）。在一些实现中，运算电路 2003 是二维脉动阵列。运算电路 2003 还可以是一维脉动阵列或者能够执行例如乘法和加法这样的数学运算的其它电子线路。在一些实现中，运算电路 2003 是通用的矩阵处理器。

25 举例来说，假设有输入矩阵 A，权重矩阵 B，输出矩阵 C。运算电路从权重存储器 2002 中取矩阵 B 相应的数据，并缓存在运算电路中每一个 PE 上。运算电路从输入存储器 2001 中取矩阵 A 数据与矩阵 B 进行矩阵运算，得到的矩阵的部分结果或最终结果，保存在累加器（accumulator）2008 中。

30 统一存储器 2006 用于存放输入数据以及输出数据。权重数据直接通过存储单元访问控制器（Direct Memory Access Controller, DMAC）2005，DMAC 被搬运到权重存储器 2002 中。输入数据也通过 DMAC 被搬运到统一存储器 2006 中。

BIU 为 Bus Interface Unit 即，总线接口单元 2010，用于 AXI 总线与 DMAC 和取指存储器（Instruction Fetch Buffer, IFB）2009 的交互。

35 总线接口单元 2010（Bus Interface Unit，简称 BIU），用于取指存储器 2009 从外部存储器获取指令，还用于存储单元访问控制器 2005 从外部存储器获取输入矩阵 A 或者权重矩阵 B 的原数据。

DMAC 主要用于将外部存储器 DDR 中的输入数据搬运到统一存储器 2006 或将权重数据搬运到权重存储器 2002 中或将输入数据数据搬运到输入存储器 2001 中。

向量计算单元 2007 包括多个运算处理单元, 在需要的情况下, 对运算电路的输出做进一步处理, 如向量乘, 向量加, 指数运算, 对数运算, 大小比较等等。主要用于神经网络中非卷积/全连接层网络计算, 如 Batch Normalization(批归一化), 像素级求和, 对特征平面进行上采样等。

5 在一些实现中, 向量计算单元 2007 能将经处理的输出的向量存储到统一存储器 2006。例如, 向量计算单元 2007 可以将线性函数和/或非线性函数应用到运算电路 2003 的输出, 例如对卷积层提取的特征平面进行线性插值, 再例如累加值的向量, 用以生成激活值。在一些实现中, 向量计算单元 2007 生成归一化的值、像素级求和的值, 或二者均有。在一些实现中, 处理过的输出的向量能够用作到运算电路 2003 的激活输入, 例如用于在神经网络
10 中的后续层中的使用。

控制器 2004 连接的取指存储器 (instruction fetch buffer) 2009, 用于存储控制器 2004 使用的指令;

统一存储器 2006, 输入存储器 2001, 权重存储器 2002 以及取指存储器 2009 均为 On-Chip 存储器。外部存储器私有于该 NPU 硬件架构。

15 其中, 上述任一处提到的处理器, 可以是一个通用中央处理器, 微处理器, ASIC, 或一个或多个用于控制上述第一方面方法的程序执行的集成电路。

另外需说明的是, 以上所描述的装置实施例仅仅是示意性的, 其中所述作为分离部件说明的单元可以是或者也可以不是物理上分开的, 作为单元显示的部件可以是或者也可以不是物理单元, 即可以位于一个地方, 或者也可以分布到多个网络单元上。可以根据实际的需要选择其中的部分或者全部模块来实现本实施例方案的目的。另外, 本申请提供的装置实施例附图中, 模块之间的连接关系表示它们之间具有通信连接, 具体可以实现为一条或多条通信总线或信号线。

通过以上的实施方式的描述, 所属领域的技术人员可以清楚地了解到本申请可借助软件加必需的通用硬件的方式来实现, 当然也可以通过专用硬件包括专用集成电路、专用 CPU、
25 专用存储器、专用元器件等来实现。一般情况下, 凡由计算机程序完成的功能都可以很容易地用相应的硬件来实现, 而且, 用来实现同一功能的具体硬件结构也可以是多种多样的, 例如模拟电路、数字电路或专用电路等。但是, 对本申请而言更多情况下软件程序实现是更佳的实施方式。基于这样的理解, 本申请的技术方案本质上或者说对现有技术做出贡献的部分可以以软件产品的形式体现出来, 该计算机软件产品存储在可读取的存储介质中, 如计算机的软盘、U 盘、移动硬盘、ROM、RAM、磁碟或者光盘等, 包括若干指令用以使得
30 一台计算机设备 (可以是个人计算机, 训练设备, 或者网络设备等) 执行本申请各个实施例所述的方法。

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。

35 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

—41—

- 在计算机可读存储介质中，或者从一个计算机可读存储介质向另一计算机可读存储介质传输，例如，所述计算机指令可以从一个网站站点、计算机、训练设备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、训练设备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储的任何可用介质或者是包含一个或多个可用介质集成的训练设备、数据
- 5 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。