

(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
2021 年 4 月 22 日 (22.04.2021)



(10) 国际公布号
WO 2021/073449 A1

(51) 国际专利分类号:
H04N 19/117 (2014.01) **H04N 19/86** (2014.01)
H04N 19/587 (2014.01)

(21) 国际申请号: PCT/CN2020/120006

(22) 国际申请日: 2020 年 10 月 9 日 (09.10.2020)

(25) 申请语言: 中文

(26) 公布语言: 中文

(30) 优先权:
201910984591.3 2019 年 10 月 16 日 (16.10.2019) CN

(71) 申请人: 腾讯科技(深圳)有限公司 (TENCENT TECHNOLOGY (SHENZHEN) COMPANY LIMITED) [CN/CN]; 中国广东省深

圳市南山区高新区科技中一路腾讯大厦 35 层, Guangdong 518057 (CN)。

(72) 发明人: 尚焱 (SHANG, Yan); 中国广东省深圳市南山区高新区科技中一路腾讯大厦 35 层, Guangdong 518057 (CN)。

(74) 代理人: 北京三高永信知识产权代理有限公司 (BEIJING SAN GAO YONG XIN INTELLECTUAL PROPERTY AGENCY CO., LTD.); 中国北京市海淀区学院路蓟门里和景园 A 座 1 单元 102 室, Beijing 100088 (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, GD, GE, GH, GM, GT, HN, HR, HU, ID, IL, IN, IR, IS, IT,

(54) Title: MACHINE LEARNING-BASED ARTIFACT REMOVAL METHOD AND APPARATUS, AND MACHINE LEARNING-BASED ARTIFACT REMOVAL MODEL TRAINING METHOD AND APPARATUS

(54) 发明名称: 基于机器学习的去伪影方法、去伪影模型训练方法及装置

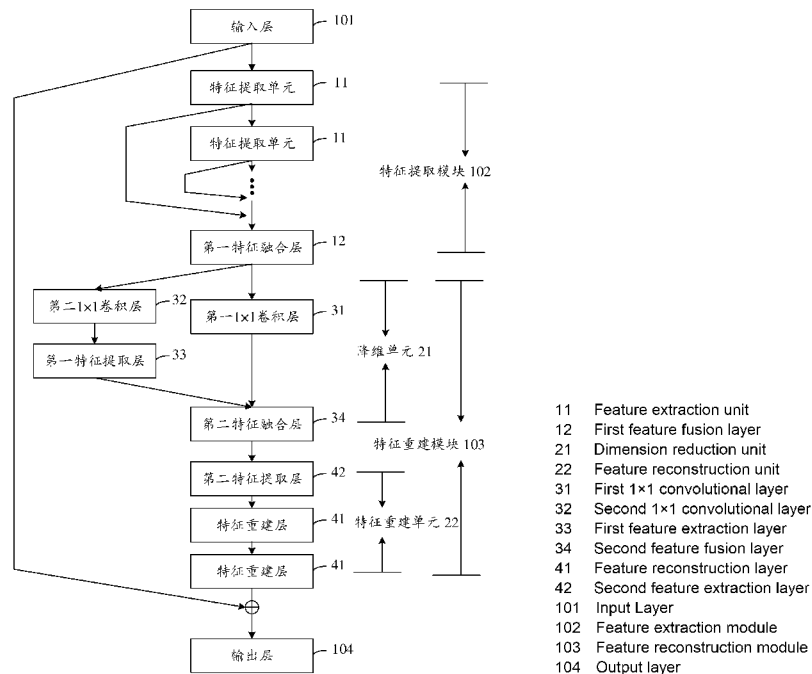


图 1

(57) Abstract: The present application relates to the field of artificial intelligence, and disclosed are a machine learning-based artifact removal method and apparatus, and a machine learning-based artifact removal model training method and apparatus. The artifact removal method comprises: obtaining a video to be processed; invoking an artifact removal model to predict a residual error of the i-th original image frame of the video to obtain a predicted residual error of the i-th original image frame; invoking the artifact removal

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, ST, SV, SY, TH, TJ, TM, TN, TR, TT, TZ, UA, UG, US, UZ, VC, VN, WS, 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)。

本国际公布:

— 包括国际检索报告(条约第21条(3))。

model to add the predicted residual error with the corresponding original image frame to obtain a target image frame subjected to artifact removal processing; and coding and compressing at least two target image frames in sequence to obtain a video frame sequence subjected to artifact removal. According to the method, an artifact possibly generated in a video compression process is preprocessed by using an artifact removal model of a residual learning structure, so that obvious occurrence of various artifacts in a video after coding and compression is avoided, and the difficulty in collectively processing various artifacts can be overcome.

(57) 摘要: 本申请公开了一种基于机器学习的去伪影方法、去伪影模型训练方法及装置, 涉及人工智能领域。上述方法包括: 通过获取待处理的视频; 调用去伪影模型预测视频的第*i*个原始图像帧的残差, 得到第*i*个原始图像帧的预测残差; 调用去伪影模型将预测残差与对应的原始图像帧相加, 得到去伪影处理后的目标图像帧; 将至少两个目标图像帧按序进行编码压缩, 得到去伪影后的视频帧序列。该方法通过采用残差学习结构的去伪影模型对视频压缩过程中可能产生的伪影进行预处理, 避免编码压缩后视频明显地出现多类伪影, 可以解决对多类伪影统一处理的难题。

基于机器学习的去伪影方法、去伪影模型训练方法及装置

本申请要求于 2019 年 10 月 16 日提交的申请号为 201910984591.3、发明名称为“基于机器学习的去伪影方法、去伪影模型训练方法及装置”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。

技术领域

本申请涉及人工智能领域，特别涉及一种基于机器学习的去伪影方法、去伪影模型训练方法及装置。

背景技术

互联网视频数据急剧增长，为了降低视频的存储和传输成本，会采用较高的压缩率对视频进行编码压缩。

在视频编码压缩的过程中，由于量化、分块等移除高频信息的操作导致信息损失，从而出现伪影这一负面效果，比如，块效应、振铃效应和边缘毛刺等。上述伪影会严重降低视频画质，影响用户的观看体验。因此，需要在视频编码压缩的过程中加入去伪影这一步骤。传统的视频去伪影是通过视频增强滤波器进行图像的亮度调整、饱和度调整、锐化以及去噪等操作来实现的。

但是，视频增强滤波器的主要功能是对平坦像素区域的随机噪声的去除，对于视频伪影的去除效果有限。

发明内容

本申请实施例提供了一种基于机器学习的去伪影方法、去伪影模型训练方法及装置，可以通过去伪影模型对视频在编码压缩过程中可能出现的伪影进行预处理，避免编码压缩后的视频明显地出现多类伪影。所述技术方案如下：

根据本申请的一个方面，提供了一种基于机器学习的去伪影方法，应用于电子设备中，该方法包括：

获取待处理的视频，该视频包括至少两个原始图像帧；

调用去伪影模型预测视频的第 i 个原始图像帧与第 i 个原始图像帧压缩后的图像帧之间的残差，得到第 i 个原始图像帧的预测残差， i 为正整数；

调用去伪影模型将预测残差与第 i 个原始图像帧相加，得到去伪影处理后的

目标图像帧；

将至少两个原始图像帧对应的至少两个目标图像帧按序进行编码压缩，得到去伪影后的视频帧序列。

根据本申请的另一个方面，提供了一种基于机器学习的去伪影模型训练方法，应用于电子设备中，该方法包括：

获取训练样本，每组训练样本包括视频样本的原始图像帧样本和原始图像帧样本编码压缩后的图像帧样本；

调用去伪影模型预测每组训练样本中原始图像帧样本与编码压缩后的图像帧样本之间的残差，得到样本残差；

调用去伪影模型将样本残差与编码压缩后的图像帧样本相加，得到去伪影处理后的目标图像帧样本；

确定目标图像帧样本与原始图像帧样本之间的损失，并根据损失对去伪影模型中的模型参数进行调整，训练去伪影模型的残差学习能力。

根据本申请的另一方面，提供了一种基于机器学习的去伪影装置，该装置包括：

第一获取模块，用于获取待处理的视频，该视频包括至少两个原始图像帧；

第一调用模块，用于调用去伪影模型预测视频的第 i 个原始图像帧与第 i 个原始图像帧压缩后的图像帧之间的残差，得到第 i 个原始图像帧的预测残差， i 为正整数；

第一调用模块，用于调用去伪影模型将预测残差与第 i 个原始图像帧相加，得到去伪影处理后的目标图像帧；

编码模块，用于将至少两个原始图像帧对应的至少两个目标图像帧按序进行编码压缩，得到去伪影后的视频帧序列。

根据本申请的另一方面，提供了一种基于机器学习的去伪影模型训练装置，该装置包括：

第二获取模块，用于获取训练样本，每组训练样本包括视频样本的原始图像帧样本和原始图像帧样本编码压缩后的图像帧样本；

第二调用模块，用于调用去伪影模型预测每组训练样本中原始图像帧样本与编码压缩后的图像帧样本之间的残差，得到样本残差；

第二调用模块，用于调用去伪影模型将样本残差与编码压缩后的图像帧样本相加，得到去伪影处理后的目标图像帧样本；

训练模块，用于确定目标图像帧样本与原始图像帧样本之间的损失，并根据损失对去伪影模型中的模型参数进行调整，训练去伪影模型的残差学习能力。

根据本申请的另一方面，提供了一种电子设备，该电子设备包括：

存储器；

与存储器相连的处理器；

其中，处理器被配置为加载并执行可执行指令以实现如上述一个方面及其可选实施例所述的基于机器学习的去伪影方法，以及如上述另一方面及其可选实施例所述的基于机器学习的去伪影模型训练方法。

根据本申请的另一方面，提供了一种计算机可读存储介质，上述计算机可读存储介质中存储有至少一条指令、至少一段程序、代码集或指令集，上述至少一条指令、至少一段程序、代码集或指令集由处理器加载并执行以实现如上述一个方面及其可选实施例所述的基于机器学习的去伪影方法，以及如上述另一方面及其可选实施例所述的基于机器学习的去伪影模型训练方法。

根据本申请的另一方面，提供了一种计算机程序产品，上述计算机程序产品包括计算机指令，上述计算机指令存储在计算机可读存储介质中。计算机设备的处理器从计算机可读存储介质读取上述计算机指令，处理器执行上述计算机指令，使得上述计算机设备执行如上述一个方面及其可选实施例所述的基于机器学习的去伪影方法，以及如上述另一方面及其可选实施例所述的基于机器学习的去伪影模型训练方法。

本申请实施例提供的技术方案带来的有益效果至少包括：

该方法通过采用残差学习结构的去伪影模型对视频在压缩过程中可能产生的伪影进行预处理，通过残差学习准确的在视频帧的特征抽取过程中保留更多的视频帧的纹理细节，从而使压缩并解压后的视频帧的质量更高；通过去伪影模型来预处理视频编码压缩过程中可能出现的伪影，避免编码压缩后的视频明显地出现多类伪影，相比于传统的去伪影方式所需要的对不同的滤波器进行串行组合以及大量测试以达到想要的去伪影效果，能够节省大量的测试成本，可以解决对多类伪影统一处理的难题。

附图说明

图 1 是本申请一个示例性实施例提供的基于机器学习的去伪影模型框架的结构示意图；

图 2 是本申请一个示例性实施例提供的基于机器学习的去伪影模型的应用框架的结构示意图；

图 3 是本申请一个示例性实施例提供的计算机系统的结构示意图；

图 4 是本申请一个示例性实施例提供的基于机器学习的去伪影模型训练方法的流程图；

图 5 是本申请一个示例性实施例提供的训练样本的生成流程的示意图；

图 6 是本申请一个示例性实施例提供的基于机器学习的去伪影方法的流程图；

图 7 是本申请一个示例性实施例提供的对未经去伪影模型处理的视频帧解压缩后显示的示意图；

图 8 是本申请一个示例性实施例提供的对经去伪影模型处理的视频帧解压缩后显示的示意图；

图 9 是本申请一个示例性实施例提供的未经去伪影模型处理的视频帧与经去伪影模型处理的视频帧分别解压缩后显示的对比示意图；

图 10 是本申请一个示例性实施例提供的基于机器学习的去伪影装置的框图；

图 11 是本申请一个示例性实施例提供的基于机器学习的去伪影模型训练装置的框图；

图 12 是本申请一个示例性实施例提供的终端的结构示意图；

图 13 是本申请一个示例性实施例提供的服务器的结构示意图。

具体实施方式

首先，对本申请涉及的若干个名词进行解释：

视频编解码：是一种视频压缩技术，实质上是通过减少视频图像中的冗余像素来实现对视频的压缩。其中，最为重要的视频编解码标准包括国际电信联盟的视频编码标准 H.261、H.263、H.264，运动静止图像专家组（Motion-Joint Photographic Experts Group, M-JPEG），以及国际标准化组织的运动图像专家组（Moving Picture Experts Group, MPEG）系列标准；此外，视频编解码标准还包括互联网上的 RealVideo 视频格式，Windows 媒体视频格式（Windows Media Video, WMV），以及 QuickTime 等。

一般情况下，视频压缩包括：有损压缩。也就是说，在视频编码压缩的过程中，由于像素的量化、分块等移除高频信息的操作会导致视频图像的信息损失，出现包括块效应、振铃效应和边缘毛刺等的负面效果。上述负面效果即为伪影。

上述“块效应”是指在视频编码过程中，由于对视频图像划分宏块进行编码压缩的方式导致视频图像的相关性被破坏，从而产生可见的小块边界处的不连续。

上述“振铃效应”是指通过滤波器对视频图像处理的过程中，滤波器具有陡峭的变化，导致滤波器输出视频图像的灰度剧烈变化处产生震荡。

上述“边缘毛刺”是指由于对相同视频图像进行了多次编码，导致视频图像内容严重损失，在视频图像的主体边缘处产生的随机刺状效应。

本申请提供了一种基于机器学习的去伪影模型，能够在视频编码压缩的过程中达到更佳地对视频图像的去伪影效果。示意性的，如图 1，上述基于机器学习的去伪影模型包括：

输入层 101、特征提取模块 102、特征重建模块 103 和输出层 104；

特征提取模块 102 包括至少两个特征提取单元 11 与第一特征融合层 12；至少两个特征提取单元 11 顺次连接，顺次连接的至少两个特征提取单元 11 中首部的特征提取单元 11 的输入端还与输入层 101 的输出端连接；每一个特征提取单元 11 的输出端与第一特征融合层 12 的输入端相连。

特征重建模块 103 包括降维单元 21 与特征重建单元 22；降维单元 21 的输入端与第一特征融合层 12 的输出端相连、降维单元 21 的输出端与特征重建单元 22 的输入端相连；特征重建单元 22 的输出端与输出层 104 的输入端相连；输出层 104 的输入端还与输入层 101 的输出端相连。

在一些实施例中，降维单元 21 包括第一 1×1 卷积层 31。

在一些实施例中，降维单元 21 包括第一 1×1 卷积层 31、第二 1×1 卷积层 32、第一特征提取层 33 和第二特征融合层 34；

第一 1×1 卷积层 31 的输入端与第一特征融合层 12 的输出端相连，第一 1×1 卷积层 31 的输出端与第二特征融合层 34 的输入端相连；

第二 1×1 卷积层 32 的输入端与第一特征融合层 12 的输出端相连，第二 1×1 卷积层 32 的输出端与第一特征提取层 33 的输入端相连，第一特征提取层 33 的

输出端与第二特征融合层 34 的输入端相连。

在一些实施例中，每一个特征提取单元 11 对应的卷积层中模型参数量是按照远离输入层 101 的方向逐层递减的。示意性的，模型参数量可以包括卷积核的尺寸、卷积核的通道数中的至少一种。比如，与输入层 101 连接的第一个特征提取单元 11 的模型参数量为 m_1 ，与第一个特征提取单元 11 连接的第二个特征提取单元 11 的模型参数量为 m_2 ，其中， m_1 大于 m_2 ， m_1 与 m_2 为正整数。

在一些实施例中，特征重建单元 22 包括特征重建层 41；特征重建层 41 的输入端与第二特征融合层 34 的输出端相连，特征重建层 41 的输出端与输出层 104 的输入端相连。示意性的，特征重建层 41 可以是 3×3 卷积层。

在一些实施例中，特征重建单元 22 还包括第二特征提取层 42；第二特征提取层 42 与特征重建层 41 连接，第二特征提取层 42 的输入端与第二特征融合层 34 的输出端相连，第二特征提取层 42 的输出端与特征重建层 41 的输入端相连。

示意性的，图 1 中特征重建单元 22 包括了两个特征重建层 41 和一个第二特征提取层 42，上述两个特征重建层 41 与第二特征提取层 42 连接，第二特征提取层 42 的输入端与第二特征融合层 34 的输出端相连，第一个特征重建层 41 的输入端与第二特征提取层 42 的输出端相连，第二个特征重建层 41（即远离第二特征提取层 42 的特征重建层 41）的输入端与第一个特征重建层 41 的输出端相连，第二个特征重建层 41 的输出端与输出层 104 的输入端相连。

示意性的，在上述基于机器学习的去伪影模型中各个特征提取层与各个特征重建层均采用了卷积网络，上述卷积网络中卷积核的大小为 3，步长为 1，填充（padding）为 1；其中，上述填充用于定义元素边框与元素内容之间的空间。

上述基于机器学习的去伪影模型的整体架构采用了残差学习的结构，通过残差学习在视频帧的特征抽取过程中保留更多的视频帧的纹理细节，从而使解压后的视频帧的质量更高；且通过训练基于机器学习的去伪影模型来预处理视频编码压缩过程中可能出现的伪影，避免编码压缩后的视频明显地出现多类伪影，相比于传统的去伪影方式所需要的对不同的滤波器进行串行组合以及大量测试以达到想要的去伪影效果，能够节省大量的测试成本，可以解决对多类伪影统一处理的难题。

示意性的，应用上述基于机器学习的去伪影模型进行视频编码压缩的实现框架 200，如图 2 所示，包括了前处理模块 201 和压缩模块 202。基于机器学习的去伪影模型 51 设置在前处理模块 201 中，用于对图像帧进行压缩前的去伪影

处理；前处理模块 201 还包括去噪单元 52、以及增强单元 53，其中，去噪单元 52 用于去除图像帧中的噪声，增强单元 53 用于增强图像帧中像素点的信号强度。

压缩模块 202 包括了信号整形单元 61、比特率确定单元 62、区域压缩单元 63、以及编码器 64。信号整形单元 61 用于对经过前处理模块 201 进行压缩前处理后的图像帧的信号进行整形，比如，将波形缩小；比特率确定单元 62 用于确定图像帧压缩的比特率；区域压缩单元 63 用于通过编码器 64 对图像帧进行分区域压缩。

最终，经过上述前处理模块 201 与压缩模块 202 的编码压缩处理，得到视频的压缩帧。

在一些业务应用场景中，上述实现框架 200 被设置于服务器中，由服务器通过上述实现框架 200 实现对视频的编码压缩，如图 3，示出了本申请一示例性实施例提供的计算机系统的结构示意图，该计算机系统包括第一终端 301、服务器 302、第二终端 303。

第一终端 301、第二终端 303 分别与服务器 302 之间通过有线或者无线网络相互连接。

可选地，第一终端 301 可以包括笔记本电脑、台式电脑、智能手机、平板电脑中的至少一种。示意性的，第一终端 301 通过有线或者无线网络将拍摄得到的视频上传至服务器 302；或者，第一终端 301 通过有线或者无线网络将本地存储的视频上传至服务器 302，本地存储的视频可以是从小网站下载的或者其他设备传输至第一终端 301 的。

服务器 302 包括存储器和处理器。存储器中存储有程序，上述程序被处理器调用来实现本申请提供的基于机器学习的去伪影方法中服务器侧执行的步骤。可选地，存储器中存储有基于机器学习的去伪影模型，上述基于机器学习的去伪影模型被处理器调用以实现上述基于机器学习的去伪影方法中服务器侧执行的步骤。

可选地，存储器可以包括但不限于以下几种：随机存取存储器（Random Access Memory, RAM）、只读存储器（Read Only Memory, ROM）、可编程只读存储器（Programmable Read-Only Memory, PROM）、可擦除只读存储器（Erasable Programmable Read-Only Memory, EPROM）、以及电可擦除只读存储器（Electric Erasable Programmable Read-Only Memory, EEPROM）。

示意性的，服务器 302 在接收到第一终端 301 上传的视频之后，调用实现框架 200 中的前处理模块 201 对视频进行压缩前处理；关于对视频的去伪影处理，服务器 302 调用基于机器学习的去伪影模型预测视频的第 i 个原始图像帧与第 i 个原始图像帧编码压缩后的图像帧之间的残差，得到第 i 个原始图像帧的预测残差；调用去伪影模型将预测残差与第 i 个原始图像帧相加，得到去伪影处理后的目标图像帧。在经过前处理模块 201 的压缩前处理之后，服务器 302 调用实现框架 200 中的压缩模块 202 对上述目标图像帧进行压缩，得到压缩视频；其中， i 为正整数。

服务器 302 通过有线或无线网络将上述压缩视频发送至第二终端 303 中，第二终端 303 可以通过解压缩对上述压缩视频进行播放。

图 4 示出了本申请一个示例性实施例提供的基于机器学习的去伪影模型的训练方法的流程图，该方法应用于电子设备中，上述电子设备可以是终端或者服务器，该方法包括：

步骤 401，电子设备获取训练样本，每组训练样本包括视频样本的原始图像帧样本和该原始图像帧样本编码压缩后的图像帧样本。

上述训练样本是对原始视频进行压缩，得到压缩视频；从上述原始视频中随机抽取 n 个原始图像帧样本，并从上述压缩视频中抽取 n 个原始图像帧样本对应的 n 个编码压缩后的图像帧样本； n 个原始图像帧样本与 n 个编码压缩后的图像帧样本一一对应组合成为 n 组训练样本； n 为正整数。也即每组训练样本包括一个原始图像帧样本和该原始图像帧样本编码压缩后的图像帧样本。

示意性的，对训练样本的生成进行详细说明，如图 5，电子设备调用基于 H.264 编码标准设置的解码器 71 对高清视频进行解封装，得到 YUV 格式的视频帧流；其中，Y 表示明亮度（Luminance 或 Luma），也就是灰阶值；U 和 V 表示色度（Chrominance 或 Chrome），用于描述影像色彩及饱和度，指定像素的颜色。其次，电子设备调用基于 H.264 编码标准设置的编码器 72 对上述视频帧流进行编码压缩，得到压缩视频。电子设备对应抽取原始高清视频和压缩视频中的图像帧；其中，从压缩视频中抽取得到的图像帧中包括伪影，比如，块效应、振铃效应、以及边缘毛刺等负面效应。再次，电子设备通过色彩空间转换引擎 73 提取每组图像帧的 YUV 格式中 Y 通道数据作为训练样本。

需要说明的是，在上述编码阶段中，电子设备在预设范围内随机选取固定

码率系数 (Constant Rate Factor, CRF) 进行压缩, 在保证压缩质量的同时, 使压缩图像帧包括的伪影更加多样化。比如, CRF 的预设范围为 30 至 60, 电子设备在编码阶段从 30 至 60 这一范围内选取一个值作为本次编码压缩的 CRF。

还需要说明的是, 电子设备还通过数据增广的方式增加训练样本的数据量; 示意性的, 在训练之前, 一种数据增广的方式可以是抽取样本时在视频的时间序列上随机抽帧, 另一种数据增广的方式可以是在像素空间上按照预定大小进行随机剪裁, 比如, 在像素空间上进行 512×512 大小的随机剪裁; 在训练阶段, 则可以采用垂直翻转、水平翻转、或者 90 度旋转等数据增广的方式, 比如, 电子设备通过上述图 5 所示的方法得到训练样本之后, 对训练样本进行垂直翻转、水平翻转、或者 90 度旋转等方式得到更多的训练样本。

步骤 402, 电子设备调用去伪影模型预测每组训练样本中原始图像帧样本与编码压缩后的图像帧样本之间的残差, 得到样本残差。

可选地, 电子设备通过去伪影模型学习样本残差的示意性步骤如下:

1) 电子设备调用去伪影模型对编码压缩后的图像帧样本进行特征提取, 得到编码压缩后的图像帧样本的样本特征向量。

可选地, 去伪影模型包括至少两个特征提取单元和第一特征融合层; 至少两个特征提取单元顺次连接, 每一个特征提取单元的输出端还与第一特征融合层的输入端连接。电子设备调用至少两个特征提取单元中的每一个特征提取单元对原始图像帧样本进行特征提取, 得到至少两个样本特征子向量; 调用第一特征融合层将至少两个样本特征子向量进行融合, 得到样本特征向量。

示意性的, 去伪影模型中包括 5 个特征提取单元和 1 个特征融合层, 电子设备将每组训练样本输入第 1 个特征提取单元, 第 1 个特征提取单元对训练样本进行特征提取, 得到样本特征子向量 A_1 ; 将样本特征子向量 A_1 输入第 2 个特征提取单元, 第 2 个特征提取单元对样本特征子向量 A_1 进行特征提取, 得到样本特征子向量 A_2 ; 以此类推, 第 3 个特征提取单元对样本特征子向量 A_2 进行特征提取得到样本特征子向量 A_3 , 第 4 个特征提取单元对样本特征子向量 A_3 进行特征提取得到样本特征子向量 A_4 , 第 5 个特征提取单元对样本特征子向量 A_4 进行特征提取得到样本特征子向量 A_5 ; 将上述样本特征子向量 A_1 、 A_2 、 A_3 、 A_4 和 A_5 输入第一特征融合层中进行特征融合, 得到样本特征向量 $A_1A_2A_3A_4A_5$, 其中, 上述样本特征向量 $A_1A_2A_3A_4A_5$ 是样本特征子向量 A_1 、 A_2 、 A_3 、 A_4 和 A_5 级联得到的。

可选地，顺次连接的至少两个特征提取单元中每一个特征提取单元中的模型参数量是按照靠近第一特征融合层的方向逐层递减的。

2) 电子设备调用去伪影模型对样本特征向量降维，得到降维后的样本特征向量。

电子设备调用去伪影模型对样本特征向量降维，可选地，去伪影模型中可以包括第一 1×1 卷积层；通过第一 1×1 卷积层对样本特征向量降维，得到降维后的样本特征向量。

可选地，去伪影模型中可以包括第一 1×1 卷积层、第二 1×1 卷积层、第一特征提取层和第二特征融合层；调用第一 1×1 卷积层对样本特征向量降维，得到降维后的第一样本特征向量；调用第二 1×1 卷积层对样本特征向量降维，得到降维后的第二样本特征向量；调用第一特征提取层对第二样本特征向量进行特征提取，得到特征提取后的第二样本特征向量；调用第二特征融合层将第一样本特征向量与特征提取后的第二样本特征向量进行融合，得到降维后的样本特征向量。

示意性的，电子设备调用去伪影模型中的第一 1×1 卷积层对样本特征向量 $A_1A_2A_3A_4A_5$ 进行降维，得到降维后的第一样本特征向量 B_1 ；调用第二 1×1 卷积层对样本特征向量 $A_1A_2A_3A_4A_5$ 进行降维，得到降维后的第二样本特征向量 B_2 ，调用第一特征提取层对第二样本特征向量 B_2 进行特征提取，得到特征提取后的第二样本特征向量 B_3 ；调用第二特征融合层将第一样本特征向量 B_1 与特征提取后的第二样本特征向量 B_3 进行融合，得到降维后的样本特征向量 B_1B_3 。

3) 电子设备调用去伪影模型对降维后的样本特征向量进行特征重建，得到样本残差。

可选地，去伪影模型中包括特征重建层，通过特征重建层对降维后的样本特征向量进行特征重建，得到样本残差。示意性的，去伪影模型中包括 3×3 卷积层；通过 3×3 卷积层对降维后的样本特征向量进行特征重建，得到样本残差。

可选地，去伪影模型中包括至少两个特征重建层，通过顺次连接的至少两个特征重建层对降维后的样本特征向量进行特征重建，得到样本残差。示意性的，去伪影模型中包括顺次连接的至少两个 3×3 卷积层；通过上述顺次连接的至少两个 3×3 卷积层对降维后的样本特征向量进行特征重建，得到样本残差。

步骤 403，电子设备调用去伪影模型将样本残差与编码压缩后的图像帧样本相加，得到去伪影处理后的目标图像帧样本。

步骤 404, 电子设备确定目标图像帧样本与原始图像帧样本之间的损失。

电子设备调用去伪影模型中的损失函数计算目标图像帧样本与该目标图像帧样本对应的原始图像帧样本之间的损失, 比如, 目标图像帧样本与该目标图像帧样本对应的原始图像帧样本之间的平均绝对误差、或者均方误差、或者平均偏差误差。

步骤 405, 电子设备根据损失对去伪影模型中的模型参数进行调整, 训练去伪影模型的残差学习能力。

电子设备中去伪影模型对上述损失进行反向传播, 通过上述损失对去伪影模型中的模型参数进行调整, 训练去伪影模型的残差学习能力。比如, 电子设备中去伪影模型对平均绝对误差进行反向传播, 通过上述平均绝对误差对去伪影模型中的模型参数进行调整, 训练去伪影模型的残差学习能力。

综上所述, 本实施例提供的基于机器学习的去伪影模型训练方法, 对采用了残差学习结构的去伪影模型进行训练, 使去伪影模型在经过训练后能够通过残差学习准确的在视频帧的特征抽取过程中保留更多的视频帧的纹理细节, 从而使解压后的视频帧的质量更高; 进一步地, 可以通过训练得到的去伪影模型来预处理视频编码压缩过程中可能出现的伪影, 达到避免编码压缩后的视频明显地出现多类伪影的效果, 相比于传统的去伪影方式所需要的对不同的滤波器进行串行组合以及大量测试以达到想要的去伪影效果, 能够节省大量的测试成本, 可以解决对多类伪影统一处理的难题。其次, 对于上述训练样本的获取, 是通过自动化程序生成的, 能够减少人工标注所消耗的人力成本。

图 6 示出了本申请一个示例性实施例提供的基于机器学习的去伪影方法的流程图, 该方法应用于电子设备中, 上述电子设备可以是终端或者服务器, 上述电子设备中设置有去伪影模型, 该方法包括:

步骤 501, 电子设备获取待处理的视频, 该视频包括至少两个原始图像帧。

上述待处理的视频可以通过该电子设备上的物理接口上传至该电子设备的视频, 也可以是通过有线或者无线网络传输至该电子设备的视频。比如, 该电子设备可以是服务器, 终端通过有线或者无线网络向服务器发送视频, 服务器接收得到视频。

步骤 502, 电子设备调用去伪影模型预测视频的第 i 个原始图像帧与第 i 个原始图像帧压缩后的图像帧之间的残差, 得到第 i 个原始图像帧的预测残差。

可选地，电子设备调用去伪影模型对视频进行残差学习，示意性步骤如下：

1) 电子设备调用去伪影模型对第 i 个原始图像帧进行特征提取，得到第 i 个原始图像帧的特征向量。

可选地，去伪影模型包括至少两个特征提取单元和第一特征融合层；至少两个特征提取单元顺次连接，每一个特征提取单元的输出端还与第一特征融合层的输入端连接。电子设备调用至少两个特征提取单元中的每一个特征提取单元对第 i 个原始图像帧进行特征提取，得到至少两个特征子向量；调用第一特征融合层将至少两个特征子向量进行融合，得到特征向量。

示意性的，去伪影模型中包括 3 个特征提取单元和 1 个特征融合层，电子设备将每一个原始图像帧输入第 1 个特征提取单元，第 1 个特征提取单元对原始图像帧进行特征提取，得到特征子向量 C_1 ；将特征子向量 C_1 输入第 2 个特征提取单元，第 2 个特征提取单元对特征子向量 C_1 进行特征提取，得到特征子向量 C_2 ；将特征子向量 C_2 输入第 3 个特征提取单元，第 3 个特征对特征子向量 C_2 进行特征提取得到特征子向量 C_3 ；将上述特征子向量 C_1 、 C_2 和 C_3 输入第一特征融合层中进行特征融合，得到样本特征向量 $C_1C_2C_3$ 。

可选地，顺次连接的至少两个特征提取单元中每一个特征提取单元对应的卷积层中模型参数量是按照靠近特征融合层的方向逐层递减的，比如，上述顺次连接的 3 个特征提取单元中，第 1 个特征提取单元对应的卷积层中有 10000 个模型参数，第 2 个特征提取单元对应的卷积层中有 5000 个模型参数，第 3 个特征提取单元对应的卷积层中有 3000 个模型参数。电子设备中去伪影模型通过上述顺次连接的至少两个特征提取单元提取得到特征向量。

2) 电子设备调用去伪影模型对特征向量降维，得到降维后的特征向量。

可选地，去伪影模型中包括第一 1×1 卷积层；电子设备通过去伪影模型中的第一 1×1 卷积层对每一个特征向量进行降维，得到降维后的特征向量。

可选地，去伪影模型中包括第一 1×1 卷积层、第二 1×1 卷积层、第一特征提取层和第二特征融合层；电子设备调用第一 1×1 卷积层对特征向量降维，得到降维后的第一特征向量；调用第二 1×1 卷积层对特征向量降维，得到降维后的第二特征向量；调用第一特征提取层对第二特征向量进行特征提取，得到特征提取后的第二特征向量；调用第二特征融合层将第一特征向量与特征提取后的第二特征向量进行融合，得到降维后的特征向量。

3) 电子设备调用去伪影模型对降维后的特征向量进行特征重建，得到第 i

个原始图像帧与第 i 个原始图像帧压缩后的图像帧之间的预测残差。

可选地，去伪影模型中包括特征重建层；电子设备通过去伪影模型中的特征重建层对降维后的特征向量进行特征重建，得到第 i 个原始图像帧与第 i 个原始图像帧压缩后的图像帧之间的预测残差。示意性的，特征重建层为 3×3 卷积层；电子设备通过去伪影模型中的 3×3 卷积层对降维后的特征向量进行特征重建，得到第 i 个原始图像帧与第 i 个原始图像帧压缩后的图像帧之间的预测残差。

可选地，去伪影模型中包括顺次连接的至少两个特征重建层；电子设备通过去伪影模型中的至少两个特征重建层对降维后的特征向量进行特征重建，得到第 i 个原始图像帧与第 i 个原始图像帧压缩后的图像帧之间的预测残差。示意性的，去伪影模型中包括顺次连接的至少两个 3×3 卷积层；电子设备通过去伪影模型中的至少两个 3×3 卷积层对降维后的特征向量进行特征重建，得到预测残差。可选地，去伪影模型中还包括一个第二特征提取层；电子设备通过去伪影模型中的第二特征提取层对降维后的特征向量进行特征提取，得到候选特征向量；将候选特征向量输入至少两个特征重建层进行特征重建，得到第 i 个原始图像帧与第 i 个原始图像帧压缩后的图像帧之间的预测残差。

步骤 503，电子设备调用去伪影模型将预测残差与第 i 个原始图像帧相加，得到去伪影处理后的目标图像帧。

电子设备调用去伪影模型将第 i 个原始图像帧的预测残差与第 i 个原始图像帧相加，得到去伪影处理后的目标图像帧，相应地，至少两个原始图像帧对应得到至少两个目标图像帧。

需要说明的是，电子设备调用去伪影模型将预测残差与第 i 个原始图像帧相加得到的目标图像帧的步骤是电子设备对视频进行压缩前处理的一个步骤。也就是说，电子设备在对视频进行压缩前，需要进行去伪影处理。

步骤 504，电子设备将至少两个原始图像帧对应的至少两个目标图像帧按序进行编码压缩，得到去伪影后的视频帧序列。

电子设备中设置有编码压缩模块，通过上述编码压缩模块对至少两个目标图像帧按序进行编码压缩，得到去伪影后的视频帧序列。需要说明的是，上述去伪影后的视频帧序列即是编码压缩后的视频帧，用户在终端上播放的视频是通过对上述去伪影后的视频帧序列解压缩得到的。

综上所述，本实施例提供的基于机器学习的去伪影方法，通过采用残差学习结构的去伪影模型对视频在压缩过程中可能产生的伪影进行预处理，通过残

差学习准确的在视频帧的特征抽取过程中保留更多的视频帧的纹理细节，从而使压缩并解压后的视频帧的质量更高；通过去伪影模型来预处理视频编码压缩的过程中可能出现的伪影，避免编码压缩后的视频明显地出现多类伪影，相比于传统的去伪影方式所需要的对不同的滤波器进行串行组合以及大量测试以达到想要的去伪影效果，能够节省大量的测试成本，可以避免对多类伪影统一处理的难题；还可以通过模型本身的泛化能力达到自适应强度目的。

示意性的，峰值信噪比（Peak Signal to Noise Ratio, PSNR）用于衡量图像质量，结构相似性（Structural SIMilarity index, SSIM）用于衡量两幅图像之间的相似度；在实验中用 PSNR 和 SSIM 两个指标进行去伪影模型的性能测试，首先，在 CRF 值处于 20 至 40 的压缩视频中，对应每一个值随机选取一帧作为测试集；其次，观察在模型参数量限制在 26436 个的情况下，去伪影模型对视频去伪影的客观指标的变化，如表 1，客观指标均有提升，主观质量评测明显提升，即 PSNR 与 SSIM 均有所提升。

表 1

参数量	输入 PSNR	输出 PSNR	输入输出 PSNR 差值	输入 SSIM	输出 SSIM	输入输出 SSIM 差值
26, 436	33.09105	33.388595	0.297545	0.894036	0.898017	0.003981

如图 7，示出了经过去伪影模型进行去伪影处理前的解压缩效果，如图 8，示出了去伪影处理后的解压缩下效果，可以明显的看出，图像中的毛刺显著减少，轮廓更加干净，主观质量明显增强。还以去伪影模型对振铃效应的去除效果进行举例说，如图 9，左图是未经去伪影模型处理的原始图像帧，右图是经过去伪影模型处理的图像帧，通过对比可以明显看出图像的上半部分和下半部分的中心区域存在大量的振铃效应，经过去伪影模型处理能够有效的去除了振铃效应。

还需要说明的是，上述基于机器学习的去伪影方法可以广泛的应用于在线视频、在线游戏、视频监控、视频发布等不同的有关视频的应用场景中。

若以上述去伪影方法应用于多人在线的游戏场景中为例进行说明，示意性的，第一游戏终端接收到用户触发的操作事件，将操作时间上报至服务器；服务器根据第一游戏终端上报的操作事件对在线游戏的视频画面进行更新；服务器中设置有去伪影模型，服务器调用去伪影模型对更新后的视频画面进行去伪影处理，对经过去伪影处理的视频画面进行编码压缩，并将编码压缩后的视频

画面发送至第一游戏终端和第二游戏终端；第一游戏终端和第二游戏终端分别对上述编码压缩后的视频画面进行解压缩并播放。

若以上述去伪影方法应用于在线视频会议的场景中为例进行说明，示意性的，第一终端通过摄像头对拍摄范围内的画面进行录制，并将录制得到的视频上传至服务器；服务器中设置有去伪影模型，服务器调用去伪影模型对第一终端上传的视频进行去伪影处理，对经过去伪影处理的视频画面进行编码压缩，并将编码压缩后的视频画面发送至第二终端；第二终端对上述编码压缩后的视频画面进行解压缩并播放。与此同时，第二终端也在录制视频，对应的服务器将经去伪影处理的编码压缩视频发送至第一终端进行播放。

若以上述去伪影方法应用于视频发布的场景中为例进行说明，示意性的，第一终端将存储的视频上传至服务器；服务器中设置有去伪影模型，服务器调用去伪影模型对第一终端上传的视频进行去伪影处理，对经过去伪影处理的视频画面进行编码压缩，并将编码压缩后的视频画面发送至第二终端；第二终端在接收到用户针对该视频触发的播放操作后对该视频进行播放。

在上述不同的应用场景中，基于机器学习的去伪影方法均能够有效的去除编码压缩后视频中的多类伪影，提高用户的视觉体验。

还需要说明的是，本申请中的“第一”、“第二”等词语不带有任何排序含义，仅是为了区别不同的事物，比如，“第一游戏终端”与“第二游戏终端”中的“第一”与“第二”是为了区别两个不同的游戏终端。

图 10 示出了本申请一个示例性实施例提供的基于机器学习的去伪影装置的框图，该装置通过软件、硬件或者二者的结合实现成为终端或者服务器的部分或者全部，该装置包括：

第一获取模块 601，用于获取待处理的视频，该视频包括至少两个原始图像帧；

第一调用模块 602，用于调用去伪影模型预测视频的第 i 个原始图像帧与第 i 个原始图像帧压缩后的图像帧之间的残差，得到第 i 个原始图像帧的预测残差， i 为正整数；

第一调用模块 602，用于调用去伪影模型将预测残差与第 i 个原始图像帧相加，得到去伪影处理后的目标图像帧；

编码模块 603，用于将至少两个原始图像帧对应的至少两个目标图像帧按序

进行编码压缩，得到去伪影后的视频帧序列。

在一些实施例中，第一调用模块 602，用于调用去伪影模型对第 i 个原始图像帧进行特征提取，得到第 i 个原始图像帧的特征向量；调用去伪影模型对特征向量降维，得到降维后的特征向量；调用去伪影模型对降维后的特征向量进行特征重建，得到预测残差。

在一些实施例中，去伪影模型包括至少两个特征提取单元和第一特征融合层，至少两个特征提取单元顺次连接，每一个特征提取单元的输出端还与第一特征融合层的输入端连接；

第一调用模块 602，用于调用至少两个特征提取单元中的每一个特征提取单元对第 i 个原始图像帧进行特征提取，得到至少两个特征子向量；调用第一特征融合层将至少两个特征子向量进行融合，得到特征向量。

在一些实施例中，去伪影模型包括第一 1×1 卷积层、第二 1×1 卷积层、第一特征提取层和第二特征融合层；

第一调用模块 602，用于调用第一 1×1 卷积层对特征向量降维，得到降维后的第一特征向量；调用第二 1×1 卷积层对特征向量降维，得到降维后的第二特征向量；调用第一特征提取层对第二特征向量进行特征提取，得到特征提取后的第二特征向量；调用第二特征融合层将第一特征向量与特征提取后的第二特征向量进行融合，得到降维后的特征向量。

综上所述，本实施例提供的基于机器学习的去伪影装置，通过采用残差学习结构的去伪影模型对视频在压缩过程中可能产生的伪影进行预处理，通过残差学习准确的在视频帧的特征抽取过程中保留更多的视频帧的纹理细节，从而使压缩并解压后的视频帧的质量更高；通过去伪影模型来预处理视频编码压缩的过程中可能出现的伪影，避免编码压缩后的视频明显地出现多类伪影，相比于传统的去伪影方式所需要的对不同的滤波器进行串行组合以及大量测试以达到想要的去伪影效果，能够节省大量的测试成本，可以避免对多类伪影统一处理的难题；还可以通过模型本身的泛化能力达到自适应强度目的。

图 11 示出了本申请一个示例性实施例提供的基于机器学习的去伪影模型训练装置的框图，该装置通过软件、硬件或者二者的结合实现成为终端或者服务器的部分或者全部，该装置包括：

第二获取模块 701，用于获取训练样本，每组训练样本包括视频样本的原始

图像帧样本和该原始图像帧样本编码压缩后的图像帧样本；

第二调用模块 702，用于调用去伪影模型预测每组训练样本中原始图像帧样本与编码压缩后的图像帧样本的残差，得到样本残差；

第二调用模块 702，用于调用去伪影模型将样本残差与编码压缩后的图像帧样本相加，得到去伪影处理后的目标图像帧样本；

训练模块 703，用于确定目标图像帧样本与原始图像帧样本之间的损失，并根据损失对去伪影模型中的模型参数进行调整，训练去伪影模型的残差学习能力。

在一些实施例中，第二调用模块 702，用于调用去伪影模型对编码压缩后的图像帧样本进行特征提取，得到编码压缩后的图像帧样本的样本特征向量；调用去伪影模型对样本特征向量降维，得到降维后的样本特征向量；调用去伪影模型对降维后的样本特征向量进行特征重建，得到样本残差。

在一些实施例中，去伪影模型包括至少两个特征提取单元和第一特征融合层，至少两个特征提取单元顺次连接，每一个特征提取单元的输出端还与第一特征融合层的输入端连接；

第二调用模块 702，用于调用至少两个特征提取单元中的每一个特征提取单元对原始图像帧样本进行特征提取，得到至少两个样本特征子向量；调用第一特征融合层将至少两个样本特征子向量进行融合，得到样本特征向量。

在一些实施例中，去伪影模型包括第一 1×1 卷积层、第二 1×1 卷积层、第一特征提取层和第二特征融合层；

第二调用模块 702，用于调用第一 1×1 卷积层对样本特征向量降维，得到降维后的第一样本特征向量；调用第二 1×1 卷积层对样本特征向量降维，得到降维后的第二样本特征向量；调用第一特征提取层对第二样本特征向量进行特征提取，得到特征提取后的第二样本特征向量；调用第二特征融合层将第一样本特征向量与特征提取后的第二样本特征向量进行融合，得到降维后的样本特征向量。

综上所述，本实施例提供的基于机器学习的去伪影模型训练装置，对采用了残差学习结构的去伪影模型进行训练，使去伪影模型在经过训练后能够通过残差学习准确的在视频帧的特征抽取过程中保留更多的视频帧的纹理细节，从而使解压后的视频帧的质量更高；进一步地，可以通过训练得到的去伪影模型来预处理视频编码压缩的过程中可能出现的伪影，达到避免编码压缩后的视频

明显地出现多类伪影的效果，相比于传统的去伪影方式所需要的对不同的滤波器进行串行组合以及大量测试以达到想要的去伪影效果，能够节省大量的测试成本，可以避免对多类伪影统一处理的难题。

图 12 示出了本申请一个示例性实施例提供的终端 800 的结构框图。该终端 800 可以是：智能手机、平板电脑、MP3 播放器（Moving Picture Experts Group Audio Layer III，动态影像专家压缩标准音频层面 3）、MP4（Moving Picture Experts Group Audio Layer IV，动态影像专家压缩标准音频层面 4）播放器、笔记本电脑或台式电脑。终端 800 还可能被称为用户设备、便携式终端、膝上型终端、台式终端等其他名称。

通常，终端 800 包括有：处理器 801 和存储器 802。

处理器 801 可以包括一个或多个处理核心，比如 4 核心处理器、8 核心处理器等。处理器 801 可以采用 DSP(Digital Signal Processing, 数字信号处理)、FPGA(Field-Programmable Gate Array, 现场可编程门阵列)、PLA(Programmable Logic Array, 可编程逻辑阵列)中的至少一种硬件形式来实现。处理器 801 也可以包括主处理器和协处理器，主处理器是用于对在唤醒状态下的数据进行处理的处理单元，也称 CPU(Central Processing Unit, 中央处理器)；协处理器是用于对在待机状态下的数据进行处理的低功耗处理器。在一些实施例中，处理器 801 可以在集成有 GPU(Graphics Processing Unit, 图像处理器)，GPU 用于负责显示屏所需要显示的内容的渲染和绘制。一些实施例中，处理器 801 还可以包括 AI(Artificial Intelligence, 人工智能)处理器，该 AI 处理器用于处理有关机器学习的计算操作。

存储器 802 可以包括一个或多个计算机可读存储介质，该计算机可读存储介质可以是非暂态的。存储器 802 还可包括高速随机存取存储器，以及非易失性存储器，比如一个或多个磁盘存储设备、闪存存储设备。在一些实施例中，存储器 802 中的非暂态的计算机可读存储介质用于存储至少一个指令，该至少一个指令用于被处理器 801 所执行以实现本申请中方法实施例提供的基于机器学习的去伪影方法、以及去伪影模型训练方法。

在一些实施例中，终端 800 还可选包括有：外围设备接口 803 和至少一个外围设备。处理器 801、存储器 802 和外围设备接口 803 之间可以通过总线或信号线相连。各个外围设备可以通过总线、信号线或电路板与外围设备接口 803

相连。具体地，外围设备包括：射频电路 804、显示屏 805、音频电路 806、定位组件 807 和电源 808 中的至少一种。

外围设备接口 803 可被用于将 I/O (Input /Output, 输入/输出) 相关的至少一个外围设备连接到处理器 801 和存储器 802。在一些实施例中，处理器 801、存储器 802 和外围设备接口 803 被集成在同一芯片或电路板上；在一些其他实施例中，处理器 801、存储器 802 和外围设备接口 803 中的任意一个或两个可以在单独的芯片或电路板上实现，本实施例对此不加以限定。

射频电路 804 用于接收和发射 RF (Radio Frequency, 射频) 信号，也称电磁信号。射频电路 804 通过电磁信号与通信网络以及其他通信设备进行通信。射频电路 804 将电信号转换为电磁信号进行发送，或者，将接收到的电磁信号转换为电信号。可选地，射频电路 804 包括：天线系统、RF 收发器、一个或多个放大器、调谐器、振荡器、数字信号处理器、编解码芯片组、用户身份模块卡等等。射频电路 804 可以通过至少一种无线通信协议来与其它终端进行通信。该无线通信协议包括但不限于：城域网、各代移动通信网络 (2G、3G、4G 及 5G)、无线局域网和/或 WiFi(Wireless Fidelity, 无线保真) 网络。在一些实施例中，射频电路 804 还可以包括 NFC (Near Field Communication, 近距离无线通信) 有关的电路，本申请对此不加以限定。

显示屏 805 用于显示 UI (User Interface, 用户界面)。该 UI 可以包括图形、文本、图标、视频及其它们的任意组合。当显示屏 805 是触摸显示屏时，显示屏 805 还具有采集在显示屏 805 的表面或表面上方的触摸信号的能力。该触摸信号可以作为控制信号输入至处理器 801 进行处理。此时，显示屏 805 还可以用于提供虚拟按钮和/或虚拟键盘，也称软按钮和/或软键盘。在一些实施例中，显示屏 805 可以为一个，设置终端 800 的前面板；在另一些实施例中，显示屏 805 可以为至少一个，分别设置在终端 800 的不同表面或呈折叠设计；在一些实施例中，显示屏 805 可以是柔性显示屏，设置在终端 800 的弯曲表面上或折叠面上。甚至，显示屏 805 还可以设置成非矩形的不规则图形，也即异形屏。显示屏 805 可以采用 LCD(Liquid Crystal Display, 液晶显示屏)、OLED(Organic Light-Emitting Diode, 有机发光二极管)等材质制备。

音频电路 806 可以包括麦克风和扬声器。麦克风用于采集用户及环境的声波，并将声波转换为电信号输入至处理器 801 进行处理，或者输入至射频电路 804 以实现语音通信。出于立体声采集或降噪的目的，麦克风可以为多个，分别

设置在终端 800 的不同部位。麦克风还可以是阵列麦克风或全向采集型麦克风。扬声器则用于将来自处理器 801 或射频电路 804 的电信号转换为声波。扬声器可以是传统的薄膜扬声器，也可以是压电陶瓷扬声器。当扬声器是压电陶瓷扬声器时，不仅可以将电信号转换为人类可听见的声波，也可以将电信号转换为人类听不见的声波以进行测距等用途。在一些实施例中，音频电路 806 还可以包括耳机插孔。

定位组件 807 用于定位终端 800 的当前地理位置，以实现导航或 LBS (Location Based Service, 基于位置的服务)。定位组件 807 可以是基于美国的 GPS (Global Positioning System, 全球定位系统)、中国的北斗系统、俄罗斯的格雷纳斯系统或欧盟的伽利略系统的定位组件。

电源 808 用于为终端 800 中的各个组件进行供电。电源 808 可以是交流电、直流电、一次性电池或可充电电池。当电源 808 包括可充电电池时，该可充电电池可以支持有线充电或无线充电。该可充电电池还可以用于支持快充技术。

本领域技术人员可以理解，图 12 中示出的结构并不构成对终端 800 的限定，可以包括比图示更多或更少的组件，或者组合某些组件，或者采用不同的组件布置。

图 13 示出了本申请一个实施例提供的服务器的结构示意图。该服务器用于实施上述实施例中提供的基于机器学习的去伪影方法、以及去伪影模型训练方法。具体来讲：

所述服务器 900 包括中央处理单元 (CPU, Central Processing Unit) 901、包括随机存取存储器 (RAM, Random Access Memory) 902 和只读存储器 (ROM, Read Only Memory) 903 的系统存储器 904，以及连接系统存储器 904 和中央处理单元 901 的系统总线 905。所述服务器 900 还包括帮助计算机内的各个器件之间传输信息的基本输入/输出系统 (I/O 系统, Input Output System) 906，和用于存储操作系统 913、应用程序 914 和其他程序模块 915 的大容量存储设备 907。

所述基本输入/输出系统 906 包括有用于显示信息的显示器 908 和用于用户输入信息的诸如鼠标、键盘之类的输入设备 909。其中所述显示器 908 和输入设备 909 都通过连接到系统总线 905 的输入输出控制器 910 连接到中央处理单元 901。所述基本输入/输出系统 906 还可以包括输入输出控制器 910 以用于接收和处理来自键盘、鼠标、或电子触控笔等多个其他设备的输入。类似地，输入输

出控制器 910 还提供输出到显示屏、打印机或其他类型的输出设备。

所述大容量存储设备 907 通过连接到系统总线 905 的大容量存储控制器(未示出)连接到中央处理单元 901。所述大容量存储设备 907 及其相关联的计算机可读介质为服务器 900 提供非易失性存储。也就是说,所述大容量存储设备 907 可以包括诸如硬盘或者紧凑型光盘只读存储器(CD-ROM, Compact Disc Read Only Memory)驱动器之类的计算机可读介质(未示出)。

不失一般性,所述计算机可读介质可以包括计算机存储介质和通信介质。计算机存储介质包括以用于存储诸如计算机可读指令、数据结构、程序模块或其他数据等信息的任何方法或技术实现的易失性和非易失性、可移动和不可移动介质。计算机存储介质包括 RAM、ROM、可擦除可编程只读存储器(EPROM, Erasable Programmable Read Only Memory)、带电可擦可编程只读存储器(EEPROM, Electrically Erasable Programmable Read Only Memory)、闪存或其他固态存储其技术, CD-ROM、数字通用光盘(DVD, Digital Versatile Disc)或固态硬盘(SSD, Solid State Drives)、其他光学存储、磁带盒、磁带、磁盘存储或其他磁性存储设备。其中,随机存取记忆体可以包括电阻式随机存取记忆体(ReRAM, Resistance Random Access Memory)和动态随机存取存储器(DRAM, Dynamic Random Access Memory)。当然,本领域技术人员可知所述计算机存储介质不局限于上述几种。上述的系统存储器 904 和大容量存储设备 907 可以统称为存储器。

根据本申请的各种实施例,所述服务器 900 还可以通过诸如因特网等网络连接到网络上的远程计算机运行。也即服务器 900 可以通过连接在所述系统总线 905 上的网络接口单元 911 连接到网络 912,或者说,也可以使用网络接口单元 911 来连接到其他类型的网络或远程计算机系统(未示出)。

本申请还提供了一种计算机设备,该计算机设备包括:处理器和存储器,该存储器中存储有至少一条指令、至少一段程序、代码集或指令集,至少一条指令、至少一段程序、代码集或指令集由处理器加载并执行以实现上述各方法实施例提供的基于机器学习的去伪影方法、以及去伪影模型训练方法。

本申请还提供了一种计算机可读存储介质,该存储介质中存储有至少一条指令、至少一段程序、代码集或指令集,至少一条指令、至少一段程序、代码集或指令集由所述处理器加载并执行以实现上述各方法实施例提供的基于机器

学习的去伪影方法、以及去伪影模型训练方法。

本申请还提供了一种计算机程序产品，上述计算机程序产品包括计算机指令，上述计算机指令存储在计算机可读存储介质中。计算机设备的处理器从计算机可读存储介质读取上述计算机指令，处理器执行上述计算机指令，使得上述计算机设备执行如上一个方面的各种可选实现方式中提供的基于机器学习的去伪影方法、以及去伪影模型训练方法。

上述本申请实施例序号仅仅为了描述，不代表实施例的优劣。

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

以上所述仅为本申请的可选实施例，并不用以限制本申请，凡在本申请的精神和原则之内，所作的任何修改、等同替换、改进等，均应包含在本申请的保护范围之内。

权利要求书

1、一种基于机器学习的去伪影方法，其特征在于，应用于电子设备中，所述方法包括：

获取待处理的视频，所述视频包括至少两个原始图像帧；

调用去伪影模型预测所述视频的第 i 个原始图像帧与第 i 个所述原始图像帧压缩后的图像帧之间的残差，得到第 i 个所述原始图像帧的预测残差， i 为正整数；

调用所述去伪影模型将所述预测残差与第 i 个所述原始图像帧相加，得到去伪影处理后的目标图像帧；

将所述至少两个原始图像帧对应的至少两个所述目标图像帧按序进行编码压缩，得到去伪影后的视频帧序列。

2、根据权利要求 1 所述的方法，其特征在于，所述调用去伪影模型预测所述视频的第 i 个原始图像帧与第 i 个所述原始图像帧压缩后的图像帧之间的残差，得到第 i 个所述原始图像帧的预测残差，包括：

调用所述去伪影模型对第 i 个所述原始图像帧进行特征提取，得到第 i 个所述原始图像帧的特征向量；

调用所述去伪影模型对所述特征向量降维，得到降维后的特征向量；

调用所述去伪影模型对所述降维后的特征向量进行特征重建，得到第 i 个所述原始图像帧与第 i 个所述原始图像帧压缩后的图像帧之间的所述预测残差。

3、根据权利要求 2 所述的方法，其特征在于，所述去伪影模型包括至少两个特征提取单元和第一特征融合层，至少两个所述特征提取单元顺次连接，每一个所述特征提取单元的输出端还与所述第一特征融合层的输入端连接；

所述调用所述去伪影模型对第 i 个所述原始图像帧进行特征提取，得到第 i 个所述原始图像帧的特征向量，包括：

调用至少两个所述特征提取单元中的每一个所述特征提取单元对第 i 个所述原始图像帧进行特征提取，得到至少两个特征子向量；

调用所述第一特征融合层将至少两个所述特征子向量进行融合，得到所述

特征向量。

4、根据权利要求2所述的方法，其特征在于，所述去伪影模型包括第一 1×1 卷积层、第二 1×1 卷积层、第一特征提取层和第二特征融合层；

所述调用所述去伪影模型对所述特征向量降维，得到降维后的特征向量，包括：

调用所述第一 1×1 卷积层对所述特征向量降维，得到降维后的第一特征向量；

调用所述第二 1×1 卷积层对所述特征向量降维，得到降维后的第二特征向量；

调用所述第一特征提取层对所述第二特征向量进行特征提取，得到特征提取后的第二特征向量；

调用所述第二特征融合层将所述第一特征向量与所述特征提取后的第二特征向量进行融合，得到所述降维后的特征向量。

5、根据权利要求1至4任一所述的方法，其特征在于，所述去伪影模型是通过如下方式训练得到的：

获取训练样本，每组训练样本包括视频样本的每一个原始图像帧样本和所述原始图像帧样本编码压缩后的图像帧样本；

调用所述去伪影模型预测所述每组训练样本中所述原始图像帧样本与编码压缩后的所述图像帧样本之间的残差，得到样本残差；

调用所述去伪影模型将所述样本残差与编码压缩后的所述图像帧样本相加，得到去伪影处理后的目标图像帧样本；

确定所述目标图像帧样本与所述原始图像帧样本之间的损失，并根据所述损失对所述去伪影模型中的模型参数进行调整，训练所述去伪影模型的残差学习能力。

6、根据权利要求5所述的方法，其特征在于，所述调用所述去伪影模型预测所述每组训练样本中所述原始图像帧样本与编码压缩后的所述图像帧样本之间的残差，得到样本残差，包括：

调用所述去伪影模型对编码压缩后的所述图像帧样本进行特征提取，得到编码压缩后的所述图像帧样本的样本特征向量；

调用所述去伪影模型对所述样本特征向量降维，得到降维后的样本特征向量；

调用所述去伪影模型对所述降维后的样本特征向量进行特征重建，得到所述样本残差。

7、根据权利要求6所述的方法，其特征在于，所述去伪影模型包括至少两个特征提取单元和第一特征融合层，至少两个所述特征提取单元顺次连接，每一个所述特征提取单元的输出端还与所述第一特征融合层的输入端连接；

所述调用所述去伪影模型对编码压缩后的所述图像帧样本进行特征提取，得到编码压缩后的所述图像帧样本的样本特征向量，包括：

调用至少两个所述特征提取单元中的每一个所述特征提取单元对所述原始图像帧样本进行特征提取，得到至少两个样本特征子向量；

调用所述第一特征融合层将至少两个所述样本特征子向量进行融合，得到所述样本特征向量。

8、根据权利要求6所述的方法，其特征在于，所述去伪影模型包括第一1×1卷积层、第二1×1卷积层、第一特征提取层和第二特征融合层；

所述调用所述去伪影模型对所述样本特征向量降维，得到降维后的样本特征向量，包括：

调用所述第一1×1卷积层对所述样本特征向量降维，得到降维后的第一样本特征向量；

调用所述第二1×1卷积层对所述样本特征向量降维，得到降维后的第二样本特征向量；调用所述第一特征提取层对所述第二样本特征向量进行特征提取，得到特征提取后的第二样本特征向量；

调用所述第二特征融合层将所述第一样本特征向量与所述特征提取后的第二样本特征向量进行融合，得到所述降维后的样本特征向量。

9、一种基于机器学习的去伪影模型训练方法，其特征在于，应用于电子设

备中，所述方法包括：

获取训练样本，每组训练样本包括视频样本的原始图像帧样本和所述原始图像帧样本编码压缩后的图像帧样本；

调用所述去伪影模型预测所述每组训练样本中所述原始图像帧样本与编码压缩后的所述图像帧样本之间的残差，得到样本残差；

调用所述去伪影模型将所述样本残差与编码压缩后的所述图像帧样本相加，得到去伪影处理后的目标图像帧样本；

确定所述目标图像帧样本与所述原始图像帧样本之间的损失，并根据所述损失对所述去伪影模型中的模型参数进行调整，训练所述去伪影模型的残差学习能力。

10、一种基于机器学习的去伪影装置，其特征在于，所述装置包括：

第一获取模块，用于获取待处理的视频，所述视频包括至少两个原始图像帧；

第一调用模块，用于调用去伪影模型预测所述视频的第 i 个原始图像帧与第 i 个所述原始图像帧压缩后的图像帧之间的残差，得到第 i 个所述原始图像帧的预测残差， i 为正整数；

所述第一调用模块，用于调用所述去伪影模型将所述预测残差与第 i 个所述原始图像帧相加，得到去伪影处理后的目标图像帧；

编码模块，用于将所述至少两个原始图像帧对应的至少两个所述目标图像帧按序进行编码压缩，得到去伪影后的视频帧序列。

11、根据权利要求 10 所述的装置，其特征在于，

所述第一调用模块，用于调用所述去伪影模型对第 i 个所述原始图像帧进行特征提取，得到第 i 个所述原始图像帧的特征向量；调用所述去伪影模型对所述特征向量降维，得到降维后的特征向量；调用所述去伪影模型对所述降维后的特征向量进行特征重建，得到第 i 个所述原始图像帧与第 i 个所述原始图像帧压缩后的图像帧之间的所述预测残差。

12、根据权利要求 11 所述的装置，其特征在于，所述去伪影模型包括至少

两个特征提取单元和第一特征融合层，至少两个所述特征提取单元顺次连接，每一个所述特征提取单元的输出端还与所述第一特征融合层的输入端连接；

所述第一调用模块，用于调用至少两个所述特征提取单元中的每一个所述特征提取单元对第 i 个所述原始图像帧进行特征提取，得到至少两个特征子向量；调用所述第一特征融合层将至少两个所述特征子向量进行融合，得到所述特征向量。

13、根据权利要求 11 所述的装置，其特征在于，所述去伪影模型包括第一 1×1 卷积层、第二 1×1 卷积层、第一特征提取层和第二特征融合层；

所述第一调用模块，用于调用所述第一 1×1 卷积层对所述特征向量降维，得到降维后的第一特征向量；调用所述第二 1×1 卷积层对所述特征向量降维，得到降维后的第二特征向量；调用所述第一特征提取层对所述第二特征向量进行特征提取，得到特征提取后的第二特征向量；调用所述第二特征融合层将所述第一特征向量与所述特征提取后的第二特征向量进行融合，得到所述降维后的特征向量。

14、根据权利要求 10 至 13 任一所述的装置，其特征在于，所述装置还包括：

第二获取模块，用于获取训练样本，每组训练样本包括视频样本的每一个原始图像帧样本和所述原始图像帧样本编码压缩后的图像帧样本；

第二调用模块，用于调用所述去伪影模型预测所述每组训练样本中所述原始图像帧样本与编码压缩后的所述图像帧样本之间的残差，得到样本残差；

所述第二调用模块，用于调用所述去伪影模型将所述样本残差与编码压缩后的所述图像帧样本相加，得到去伪影处理后的目标图像帧样本；

训练模块，用于确定所述目标图像帧样本与所述原始图像帧样本之间的损失，并根据所述损失对所述去伪影模型中的模型参数进行调整，训练所述去伪影模型的残差学习能力。

15、根据权利要求 14 所述的装置，其特征在于，

所述第二调用模块，用于调用所述去伪影模型对编码压缩后的所述图像帧

样本进行特征提取，得到编码压缩后的所述图像帧样本的样本特征向量；调用所述去伪影模型对所述样本特征向量降维，得到降维后的样本特征向量；调用所述去伪影模型对所述降维后的样本特征向量进行特征重建，得到所述样本残差。

16、根据权利要求 15 所述的装置，其特征在于，所述去伪影模型包括至少两个特征提取单元和第一特征融合层，至少两个所述特征提取单元顺次连接，每一个所述特征提取单元的输出端还与所述第一特征融合层的输入端连接；

所述第二调用模块，用于调用至少两个所述特征提取单元中的每一个所述特征提取单元对所述原始图像帧样本进行特征提取，得到至少两个样本特征子向量；调用所述第一特征融合层将至少两个所述样本特征子向量进行融合，得到所述样本特征向量。

17、根据权利要求 15 所述的装置，其特征在于，所述去伪影模型包括第一 1×1 卷积层、第二 1×1 卷积层、第一特征提取层和第二特征融合层；

所述第二调用模块，用于调用所述第一 1×1 卷积层对所述样本特征向量降维，得到降维后的第一样本特征向量；调用所述第二 1×1 卷积层对所述样本特征向量降维，得到降维后的第二样本特征向量；调用所述第一特征提取层对所述第二样本特征向量进行特征提取，得到特征提取后的第二样本特征向量；调用所述第二特征融合层将所述第一样本特征向量与所述特征提取后的第二样本特征向量进行融合，得到所述降维后的样本特征向量。

18、一种基于机器学习的去伪影模型训练装置，其特征在于，所述装置包括：

第二获取模块，用于获取训练样本，每组训练样本包括视频样本的原始图像帧样本和所述原始图像帧样本编码压缩后的图像帧样本；

第二调用模块，用于调用所述去伪影模型预测所述每组训练样本中所述原始图像帧样本与编码压缩后的所述图像帧样本之间的残差，得到样本残差；

所述第二调用模块，用于调用所述去伪影模型将所述样本残差与编码压缩后的所述图像帧样本相加，得到去伪影处理后的目标图像帧样本；

训练模块，用于确定所述目标图像帧样本与所述原始图像帧样本之间的损失，并根据所述损失对所述去伪影模型中的模型参数进行调整，训练所述去伪影模型的残差学习能力。

19、一种电子设备，其特征在于，所述电子设备包括：

存储器；

与所述存储器相连的处理器；

其中，所述处理器被配置为加载并执行可执行指令以实现如权利要求 1 至 8 任一所述的基于机器学习的去伪影方法，以及如权利要求 9 所述的基于机器学习的去伪影模型训练方法。

20、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至少一条指令、至少一段程序、代码集或指令集；所述至少一条指令、所述至少一段程序、所述代码集或所述指令集由处理器加载并执行以实现如权利要求 1 至 8 任一所述的基于机器学习的去伪影方法，以及如权利要求 9 所述的基于机器学习的去伪影模型训练方法。

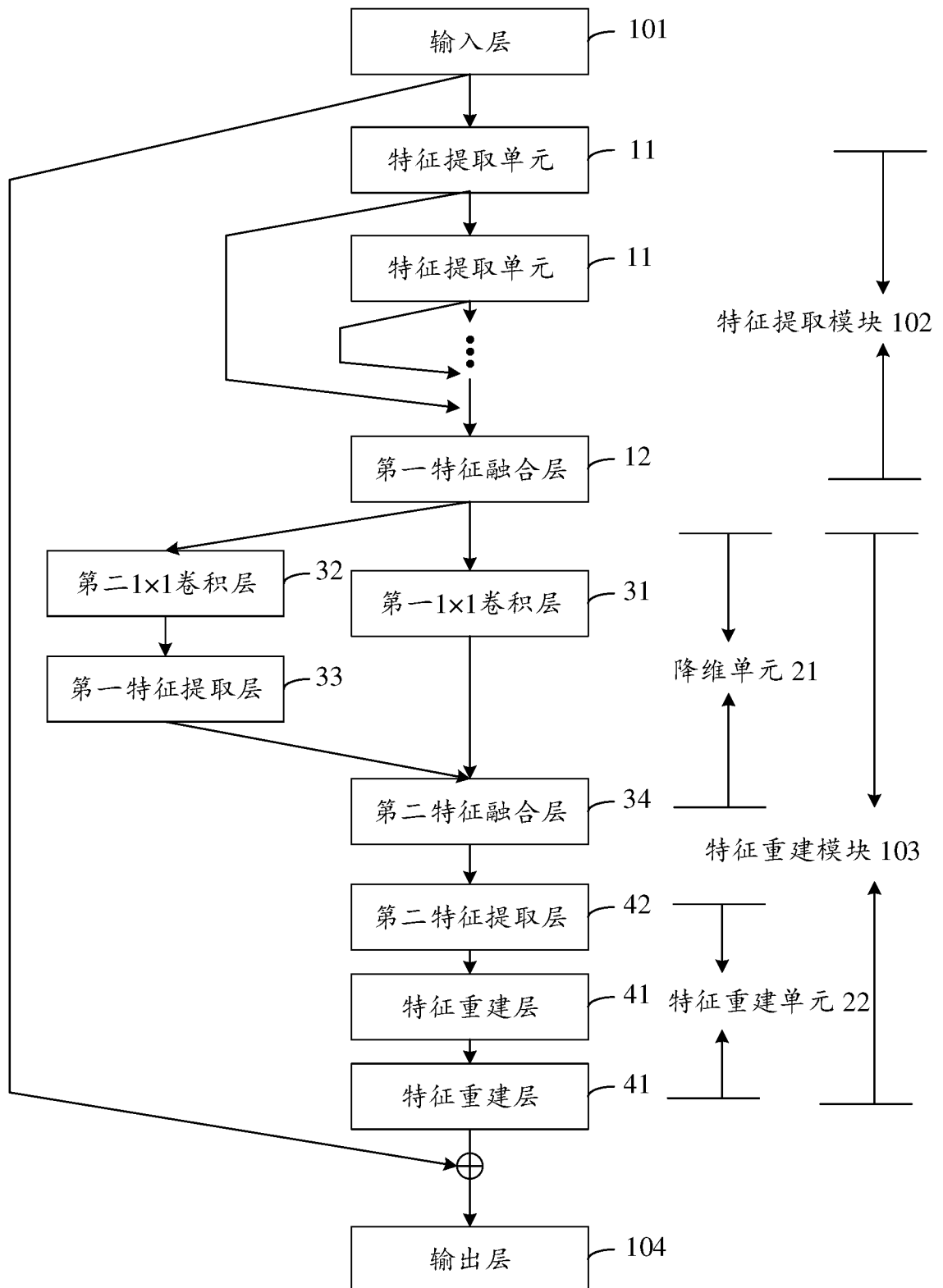
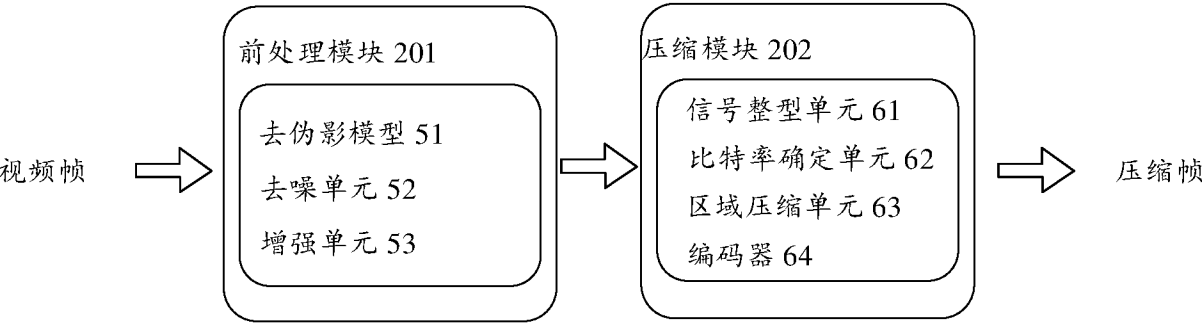


图 1



200

图 2

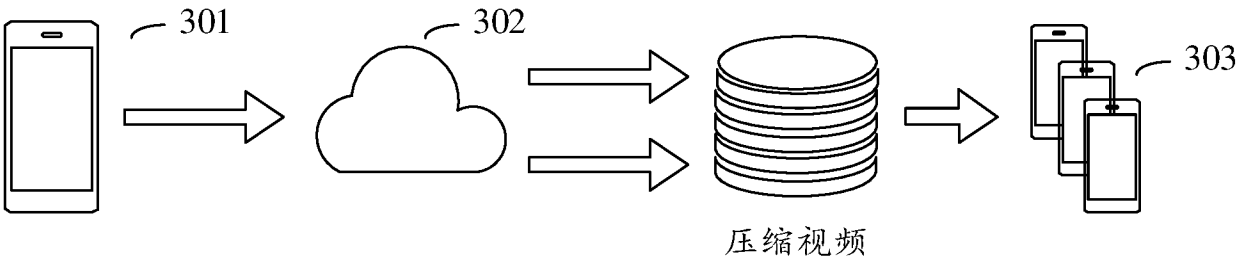


图 3

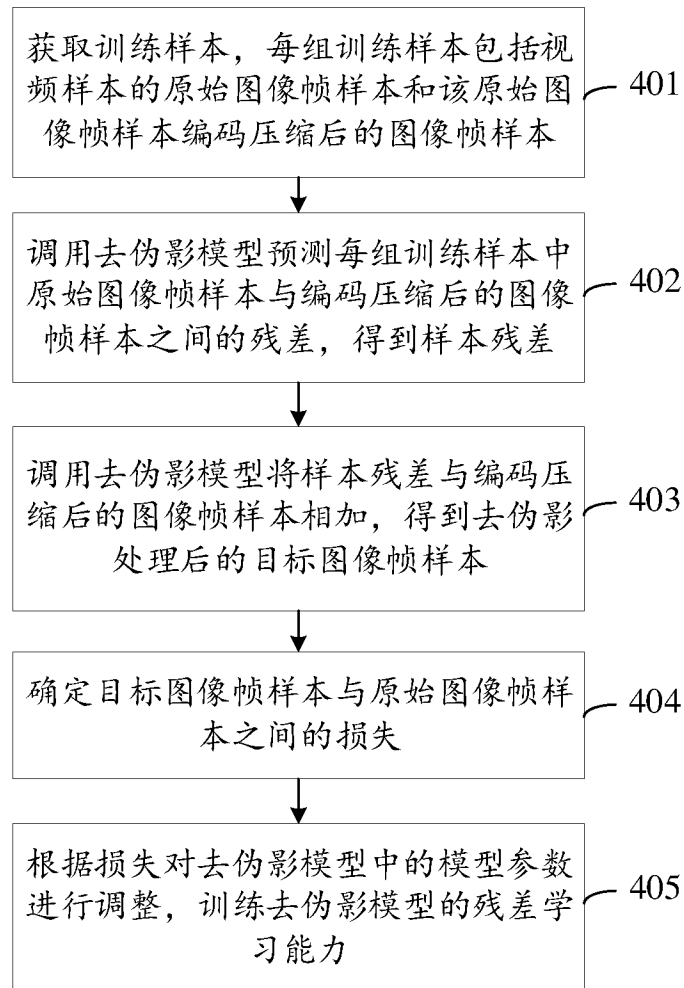


图 4

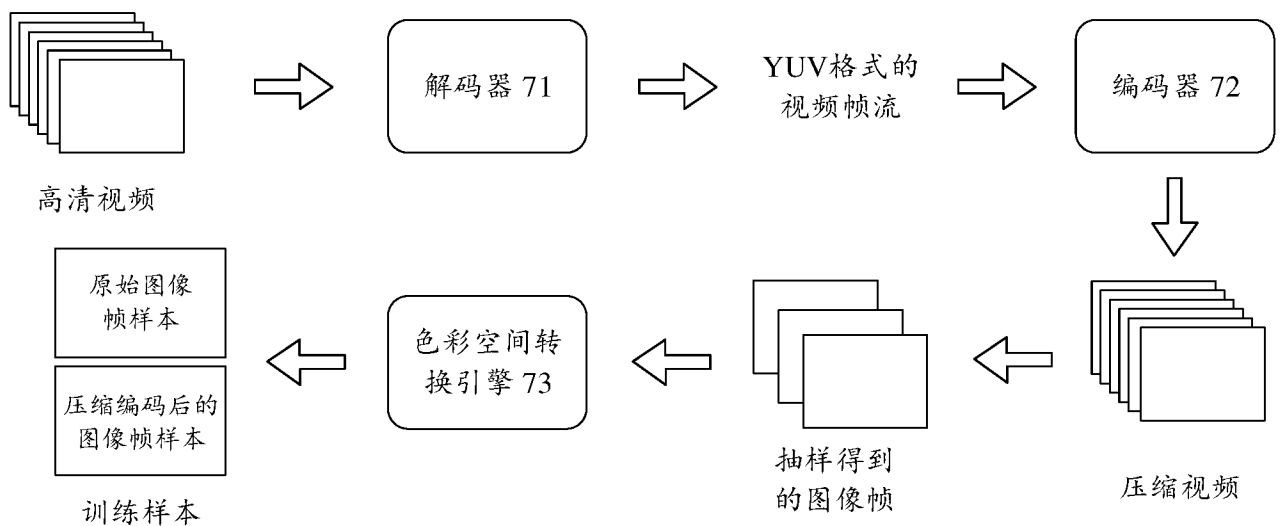


图 5

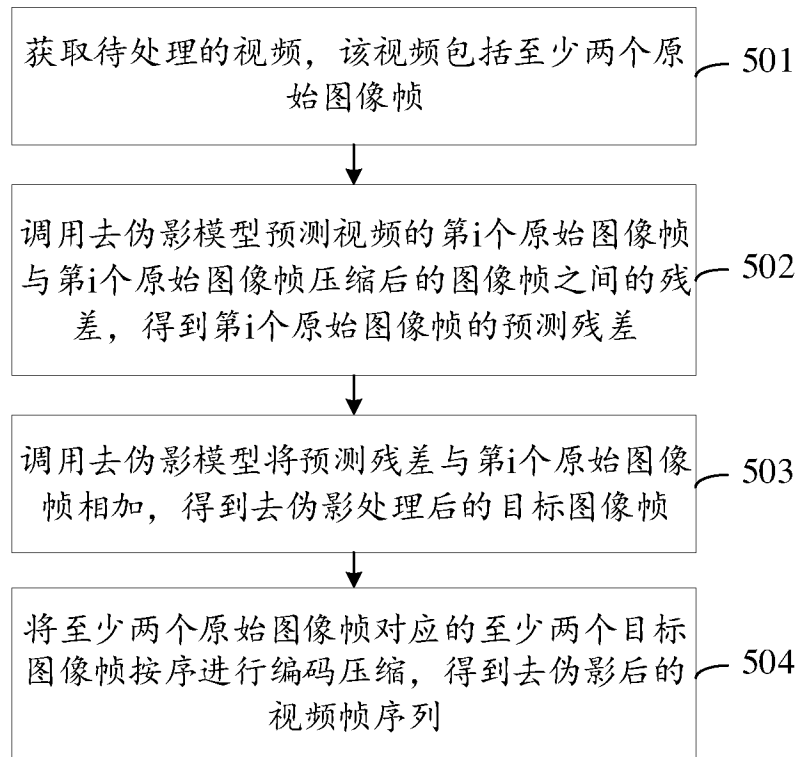


图 6

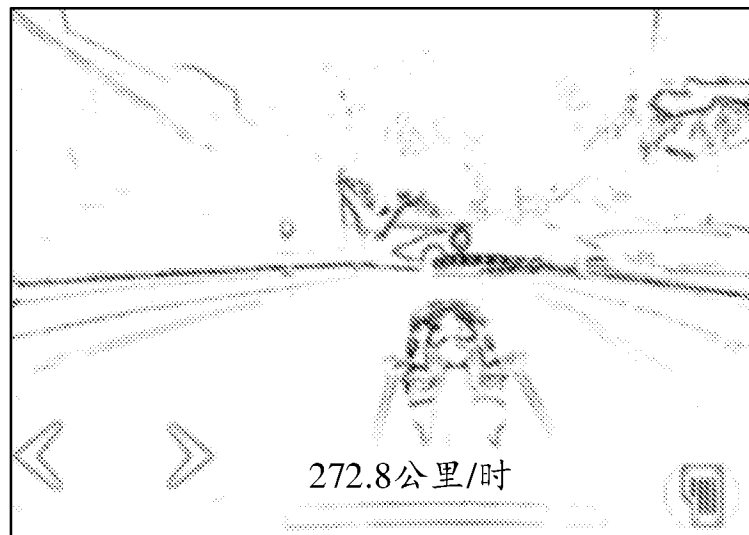


图 7

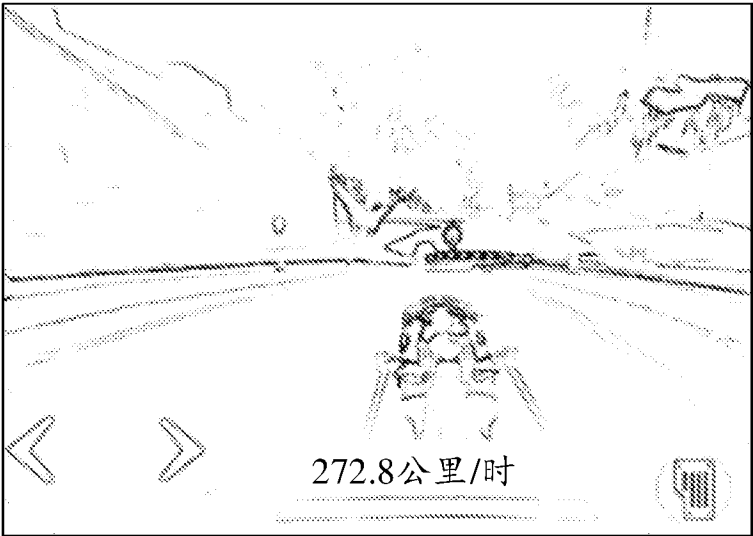


图 8

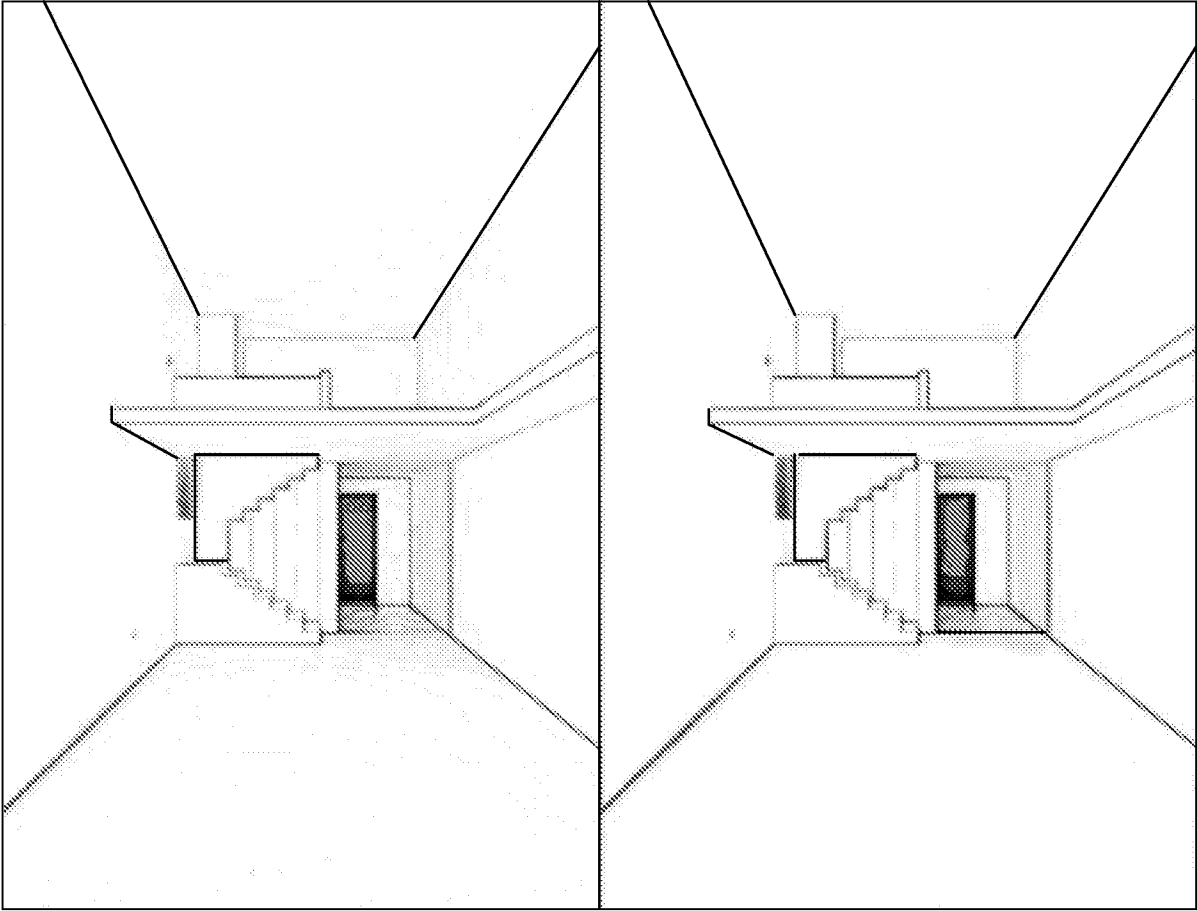


图 9

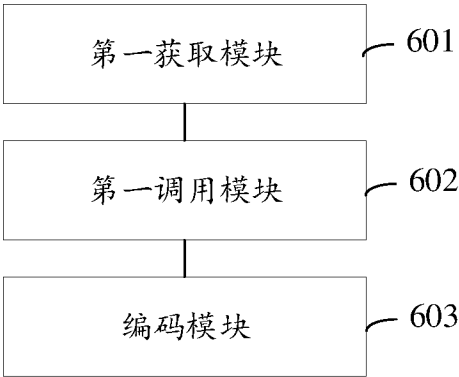


图 10

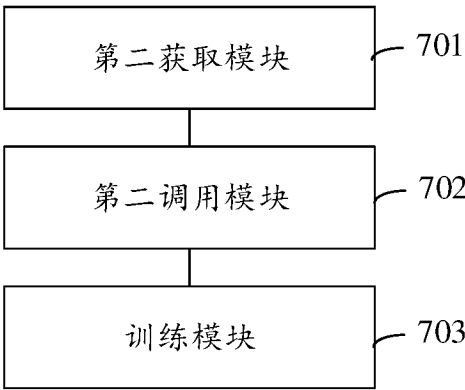


图 11

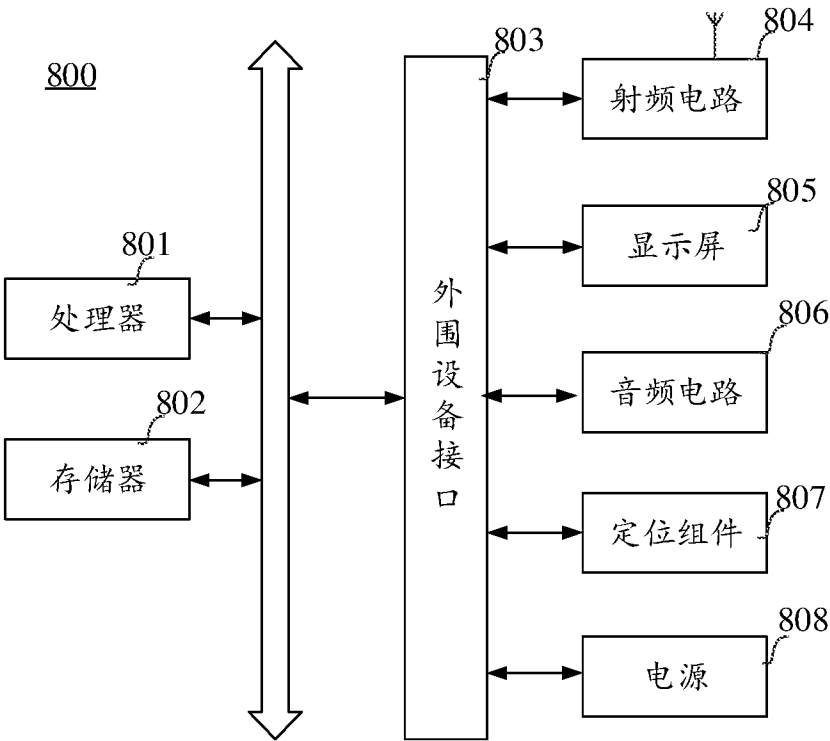


图 12

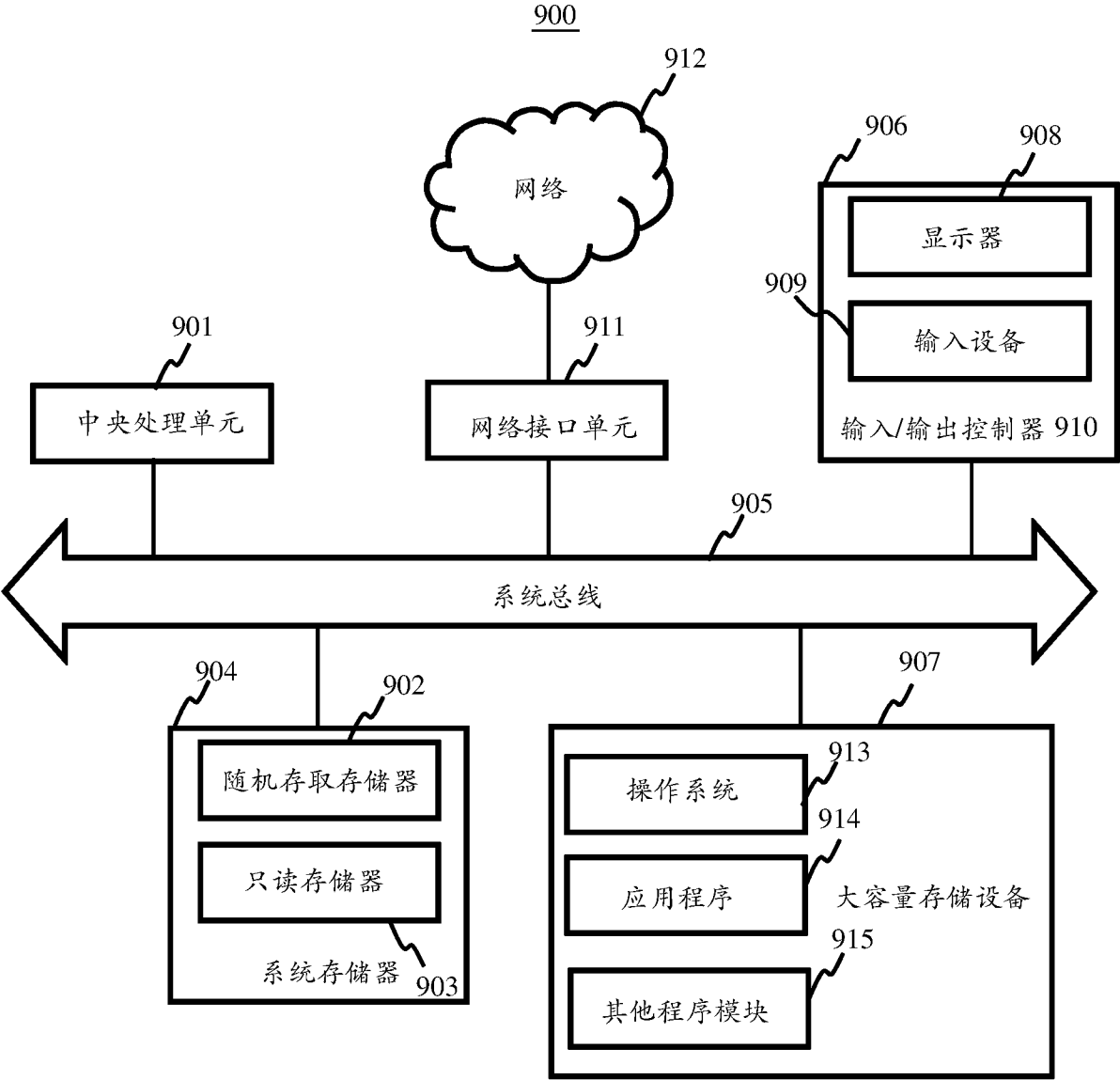


图 13

INTERNATIONAL SEARCH REPORT

International application No.

PCT/CN2020/120006

A. CLASSIFICATION OF SUBJECT MATTER

H04N 19/117(2014.01)i; H04N 19/587(2014.01)i; H04N 19/86(2014.01)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)

H04N; 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, IEEE: 去伪影, 消除, 抑制, 伪影, 无伪影, 残差, 预测, 视频, 图像帧, 相加, 原始, 目标, 机器学习, 深度学习, 训练, 压缩, artifact, remove, removal, reduction, residual, prediction, video, image frame, add, original, target, machine learning, deep learning, training, compression

C. DOCUMENTS CONSIDERED TO BE RELEVANT

Category*	Citation of document, with indication, where appropriate, of the relevant passages	Relevant to claim No.
PX	CN 110677649 A (TENCENT TECHNOLOGY SHENZHEN CO., LTD.) 10 January 2020 (2020-01-10) entire document	1-20
A	CN 109257600 A (FUJIAN IMPERIAL VISION INFORMATION TECHNOLOGY CO., LTD.) 22 January 2019 (2019-01-22) description, paragraphs 37-48	1-20
A	US 2018197278 A1 (POSTECH ACADEMY-INDUSTRY FOUNDATION) 12 July 2018 (2018-07-12) entire document	1-20
A	CN 110276736 A (XIAMEN UNIVERSITY) 24 September 2019 (2019-09-24) entire document	1-20
A	CN 108710950 A (SHANGHAI SIXTH PEOPLE'S HOSPITAL) 26 October 2018 (2018-10-26) entire document	1-20



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

17 December 2020

Date of mailing of the international search report

30 December 2020

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

Authorized officer

Facsimile No. (86-10)62019451

Telephone No.

INTERNATIONAL SEARCH REPORT

International application No.

PCT/CN2020/120006

C. DOCUMENTS CONSIDERED TO BE RELEVANT

Category*	Citation of document, with indication, where appropriate, of the relevant passages	Relevant to claim No.
A	CN 107463989 A (FUJIAN IMPERIAL VISION TECHNOLOGY CO., LTD.) 12 December 2017 (2017-12-12) entire document	1-20
A	CHEN, Tao et al. "Adaptive Postfiltering of Transform Coefficients for the Reduction of Blocking Artifacts" <i>IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology</i> , Vol. 11, No. 5, 31 May 2001 (2001-05-31), pp. 594-602	1-20
A	聂可卉 等 (NIE, Kehui et al.). "基于自适应可分离卷积核的视频压缩伪影去除算法 (Video Compression Artifact Removal Algorithm Based on Adaptive Separable Convolution Network)" <i>计算机应用 (Journal of Computer Applications)</i> , Vol. 39, No. 5, 10 May 2019 (2019-05-10), pp. 1473-1479	1-20

INTERNATIONAL SEARCH REPORT
Information on patent family members

International application No.

PCT/CN2020/120006

Patent document cited in search report			Publication date (day/month/year)	Patent family member(s)			Publication date (day/month/year)
CN	110677649	A	10 January 2020	None			
CN	109257600	A	22 January 2019	None			
US	2018197278	A1	12 July 2018	KR	101871098	B1	25 June 2018
CN	110276736	A	24 September 2019	None			
CN	108710950	A	26 October 2018	None			
CN	107463989	A	12 December 2017	None			

国际检索报告

国际申请号

PCT/CN2020/120006

A. 主题的分类

H04N 19/117(2014.01)i; H04N 19/587(2014.01)i; H04N 19/86(2014.01)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)

H04N; 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, IEEE: 去伪影, 消除, 抑制, 伪影, 无伪影, 残差, 预测, 视频, 图像帧, 相加, 原始, 目标, 机器学习, 深度学习, 训练, 压缩, artifact, remove, removal, reduction, residual, prediction, video, image frame, add, original, target, machine learning, deep learning, training, compression

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
PX	CN 110677649 A (腾讯科技深圳有限公司) 2020年 1月 10日 (2020 - 01 - 10) 全文	1-20
A	CN 109257600 A (福建帝视信息科技有限公司) 2019年 1月 22日 (2019 - 01 - 22) 说明书第37-48段	1-20
A	US 2018197278 A1 (POSTECH ACADEMY-INDUSTRY FOUNDATION) 2018年 7月 12日 (2018 - 07 - 12) 全文	1-20
A	CN 110276736 A (厦门大学) 2019年 9月 24日 (2019 - 09 - 24) 全文	1-20
A	CN 108710950 A (上海市第六人民医院) 2018年 10月 26日 (2018 - 10 - 26) 全文	1-20
A	CN 107463989 A (福建帝视信息科技有限公司) 2017年 12月 12日 (2017 - 12 - 12) 全文	1-20

☒ 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

2020年 12月 17日

国际检索报告邮寄日期

2020年 12月 30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

授权官员

于峰

电话号码 86-(010)-53961793

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
A	CHEN, Tao et al. "Adaptive Postfiltering of Transform Coefficients for the Reduction of Blocking Artifacts" IEEE TRANSACTIONS ON CIRCUITS AND SYSTEMS FOR VIDEO TECHNOLOGY, 第11卷, 第5期, 2001年 5月 31日 (2001 - 05 - 31), 第594-602页	1-20
A	聂可卉等. "基于自适应可分离卷积核的视频压缩伪影去除算法" 计算机应用, 第39卷, 第5期, 2019年 5月 10日 (2019 - 05 - 10), 第1473-1479页	1-20

国际检索报告
关于同族专利的信息

国际申请号

PCT/CN2020/120006

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	110677649	A	2020年 1月 10日	无			
CN	109257600	A	2019年 1月 22日	无			
US	2018197278	A1	2018年 7月 12日	KR	101871098	B1	2018年 6月 25日
CN	110276736	A	2019年 9月 24日	无			
CN	108710950	A	2018年 10月 26日	无			
CN	107463989	A	2017年 12月 12日	无			