

自适应聚类的图像块分级 DCT 混合数模无线传输方法

唐述, 杨鹏, 谢显中, 周广义, 李佳庆, 赵瑜

(重庆邮电大学计算机科学与技术学院, 重庆 400065)

摘要: 提出了一种新颖的混合数模无线传输方法来实现高质量的图像传输。首先, 从原始图像中减去先下采样后上采样的图像来得到残差层图像。其次, 提出了一种自适应聚类的块分级离散余弦变换算法来有效去除残差层图像像素之间的相关性。最后, 提出了一种基于图像块等级的不等功率分配策略来进一步提升接收端的图像质量。大量的实验结果表明, 所提方法在定性评估和定量度量两方面都明显优于现有较成功的混合数模图像无线传输方法。

关键词: 混合数模传输; 图像无线传输; 伪模拟传输方法; 离散余弦变换; 不等功率分配

中图分类号: TN919.8

文献标志码: A

DOI: 10.11959/j.issn.1000-436x.2024015

Adaptive-clustered image-block hierarchical DCT hybrid digital-analog wireless transmission method

TANG Shu, YANG Peng, XIE Xianzhong, ZHOU Guangyi, LI Jiaqing, ZHAO Yu

College of Computer Science and Technology, Chongqing University of Posts and Telecommunications, Chongqing 400065, China

Abstract: In order to achieve high quality image transmission, a novel hybrid digital-analog (HDA) wireless transmission method was proposed. Firstly, the image residual layer was constructed by subtracting the downsampled and upsampled images from the original image respectively. Secondly, an adaptive-clustered block-level discrete cosine transform (DCT) algorithm was proposed to efficiently remove the correlation between image pixels in the residual layer. Finally, an image block level-based unequal power allocation strategy for further boosting the quality of received images was proposed. Extensive experiments results demonstrate that the proposed method is significantly superior to existing successful hybrid digital analog image wireless transmission methods in both qualitative evaluation and quantitative measurement.

Keywords: hybrid digital-analog transmission, image wireless transmission, SoftCast, DCT, unequal power allocation

0 引言

近年来, 随着信息通信技术的迅猛发展, 各种移动通信业务受到越来越多用户的青睐, 无线图像/视频数据已经占据了绝大部分的网络流量, 成为人们生活、工作和学习中不可分割的一部分。现阶段

流行的数字视频传输系统 H.264^[1-2]和 HEVC (high efficiency video coding)^[3]是基于信源编码和信道编码相分离的思想, 在每次编码时, 编码器需要估计信道状态以确定一个固定的编码比特率, 从而获得较好的传输性能。但是, 固定的编码比特率使该方法接收到的图像/视频质量无法自适应于无线信道

收稿日期: 2023-04-07; 修回日期: 2023-07-03

通信作者: 唐述, tangshu@cqupt.edu.cn

基金项目: 国家自然科学基金资助项目 (No.61601070), 重庆市自然科学基金资助项目 (No.CSTB2023NSCQ-MSX0680), 重庆市教育委员会科学技术研究重大项目基金资助项目 (No.KJZD-M202300101)

Foundation Items: The National Natural Science Foundation of China (No.61601070), Chongqing Natural Science Foundation (No.CSTB2023NSCQ-MSX0680), The Major Project of Science and Technology Research of Chongqing Education Commission (No.KJZD-M202300101)

质量的骤降，导致接收端图像/视频质量严重下降，即产生严重的悬崖效应。

为了解决传统数字编码方法在无线环境中存在的上述缺点，SoftCast^[4-5]被发展出来以自适应于无线信道状态的变化。SoftCast 是一个涵盖了信号压缩、数据保护和数据传输等多个功能的综合视觉通信系统，与传统数字编码传输系统不同，SoftCast 没有量化、熵编码和信道编码等操作，而是先对图像进行离散余弦变换（DCT, discrete cosine transform）去相关、Hadamard 变换和不等功率分配（发送机总功率固定，给不同图像块分配不同的传输功率），然后将线性变换系数直接调制为密集常数在正交频分复用技术信道中进行传输，以实现针对不同信道条件的不同接收端提供匹配其信道信噪比（SNR, signal noise ratio）的图像质量，从而不仅能够有效避免悬崖效应，实现接收端图像质量的平滑退化，而且能够在较广的信噪比范围内实现高质量的图像无线传输。

尽管伪模拟传输方法（即 SoftCast）可以有效避免数字编码传输中的悬崖效应，但是其在失真功率性能（信道限制引起的信号失真程度）方面却往往不如数字编码的传输系统^[6]。因此，近年来研究者提出了一种混合数字模拟（HDA, hybrid digital-analog）无线传输方法，以同时实现数字编码系统中的高失真功率性能和伪模拟方法中的平滑质量退化特性^[6-16]。现有的 HDA 无线传输方法几乎都是将待传输图像本身或者图像的转换系数分解成多个不同的成分（如图像基础层和增强层、图像系数的低频成分和高频成分），然后根据各个成分各自的特性，分别采用数字编码方法和模拟/伪模拟传输方法对不同的成分进行传输。其中，伪模拟的 SoftCast 又因为其较好的平滑退化特性被广泛应用于对图像增强层/高频成分的无线传输，并取得了较大的成功^[6-11]。

现有的结合了 SoftCast 的 HDA 无线传输方法的成功主要得益于数字系统的高失真功率性能和 SoftCast 中有效的去相关变换和不等功率分配。因此，本文进一步开发 SoftCast 中的去相关和不等功率分配，提出了一种新颖的自适应聚类的图像块分级 DCT 混合数模无线传输（AHBD-HDA, adaptive-clustered hierarchical block-level DCT hybrid digital-analog）方法来进一步提升接收端的图像质量。首先，不同于现有方法中的图像增强层，本文通过直接对下采样和上采样后的图像相减来得到

残差层图像。其次，本文根据残差层图像中明显的分区域平滑特性，并在 HEVC 帧内编码^[3]的启发下，提出了一种基于方差的图像块自适应分级 DCT 算法对残差层图像进行块级的去相关 DCT，进一步提升去相关性能。最后，根据不同图像块的等级，提出了一种基于图像块等级的不等功率分配策略，以进一步提升接收端图像的质量。本文在自然图像和遥感图像上进行了大量的实验，结果表明，本文方法明显优于现有较成功的极具代表性的混合数模图像无线方法，在带宽受限和带宽不受限 2 种环境下，在定性评估和定量度量两方面，均能获得更好的效果。

1 相关工作

1.1 数字编码的无线传输方法

传统代表性的数字编码无线传输方法主要包括 H.264 和 H.265。其中，H.264 是由 ITU-T 视频编码专家组和 ISO/IEC 动态图像专家组所提出的高压数字视频编解码器标准，主要通过量化、熵编码、信道编码等操作来实现数字图像/视频的编码传输。而 H.265 则围绕 H.264 的标准，对块大小、帧内预测模式、运动补偿处理和矢量预测方法进行改进，能够在带宽有限的情况下传输更多的图像/视频信号。但是，由于传统数字编码无线传输方法是基于信源编码和信道编码相分离的思想，因此在每次编码时，编码器需要估计信道状态以确定一个固定的编码比特率，会不可避免地导致严重的悬崖效应。为了解决此问题，研究者提出了一种信源可伸缩的分层编码方法，即可伸缩编码方法^[17-19]。在分层的编码方法中，待传输图像会被划分成两部分，即一个基础层和多个增强层。基础层包含解码所需的最少信息，接收端接收到此部分信息可解码出最基本的图像质量。Jakubczak 等^[20]提出了一种分层调制（HM, hierarchical modulation）的无线传输方法。HM 将基础层和增强层中的数据内容叠加到无线信号中，用户根据其信道质量可以选择只解码基本层或者解码更多的增强层。因此，HM 可以在一定程度上实现接收端图像质量与信道质量的匹配。但是，由于无线信道状态的快速时变特性，编码器不能实时准确地估计信道状态，因此分层的编码或者分层的调制方法只是将“悬崖效应”缓解成了较小的“台阶效应”，导致接收端的图像质量仍然不能较好地适应于无线信道状态的变化。

1.2 伪模拟无线传输方法

2009 年,文献[4-5]提出了一种 SoftCast 伪模拟无线传输方法,该方法在无线信道下实现了重建图像质量随信道状态变化而平滑变化的稳健传输性能,有效避免了“悬崖效应”。因此,自 2009 年以来,SoftCast 便受到了越来越多研究者的关注,尤其是基于 SoftCast 的图像/视频的无线传输方法研究。Song 等^[21]利用云端中的相似图像,提出了一种新的分布式压缩感知(CS, compressed sensing)方法,该方法具有带宽可扩展性、高效率和低编码复杂度等特点。针对无线多播的场景,Yami 等^[22]提出了一种新的静态图像无线多播框架,对给定图像应用逐块压缩感知,即对不同的图像块采用不同的采样率从而获取不同图像块的不同视觉信号数据,以此来提高接收端的视觉信号质量。Trioux 等^[23-24]针对 SoftCast 中的图像预处理方法进行了研究,通过引入基于 Z 扫描的方法及图像像素值预处理方法,显著提高了接收端图像质量。Zhang 等^[25]提出了一种盲数据检测方法,该方法从接收信号的平方振幅中恢复信号,能够在不需要元数据的情况下较好地改善接收端的图像质量。Yang 等^[26]基于深度图的分段平滑性,提出了一种基于块 DCT 的深度图无线伪模拟传输方法。Kanj 等^[27]利用 SoftCast 架构提出线性视频编码与传输方案,该方案能够为用户提供较好的信道质量。Lu 等^[28]提出了一种多设备上行无编码视频传输(MDUcast, multi-device uplink uncoded video transmission)方案。该方案提出了基于匹配理论的最优功率分配策略和子载波调度算法,提高了视频传输的质量。Wu 等^[29]通过将 SoftCast 与智能反射面(IRS, intelligent reflective surface)辅助网络相结合,提出了一种有效的基于 IRS 的共生无线网络视频软播,提高了视频传输的性能。除上述方法外,研究者还在人类视觉系统特性的启发下,提出了一类基于人类视觉系统的视觉感知的 SoftCast 无线通信方法,该类方法能够较好地提升接收端图像/视频的视觉感知质量^[30-33]。此外,基于 SoftCast 的传输方法还被广泛用于 3D 图像/视频^[34-37]和卫星遥感图像^[38-39]的无线传输中。综上所述,虽然基于 SoftCast 的伪模拟无线传输方法没有传统数字编码无线传输方法中的量化、熵编码和信道编码等步骤,将线性变换后的系数直接调制为密集常数,从而能够有效避免悬崖效应。但是,现有的基于 SoftCast 的伪模拟无线传输方法在带宽

受限或者信道噪声较严重等信道限制的情况下,其接收端图像的质量会出现严重的下降,鲁棒性较低(即失真功率性能往往不如传统的数字编码无线传输方法),具有较大提升空间。

1.3 混合数模无线传输方法

如前文所述,混合数字模拟无线传输方法受到越来越多的青睐。HDA 的关键思想是结合数字编码无线传输和伪模拟无线传输各自的优势,在保持数字编码无线传输的高失真功率特性的同时实现伪模拟无线传输中的图像质量随着信道质量的自适应平滑变化。Yu 等^[8]提出了一种 HDA 编码方法,使用小波变换将图像信号分解为不同的频带,系数的低频带使用 H.264 进行编码传输,高频带中的系数则以伪模拟方式进行无线传输。类似地,Kozintsev 等^[10]提出了一种简单的混合方法,该方法从小波子带中寻找最佳分割位置,将两部分子带分别使用数字方法和模拟方法进行编码传输。Song 等^[11]提出了一种分层图像/视频的 SoftCast 无线传输方法,其中图像的粗略近似在基本层中编码并以数字方式传输,而保留的图像细节则在增强层中表示并使用 SoftCast 方式进行传输。由于信号能量的主要部分使用数字方法在基础层中传输,因此增强层中的功率使用效率显著提高。Zhao 等^[7]基于分层的思想,提出了一种分层图像/视频 SoftCast 方法,为了获得最佳的总体传输性能,通过基于基础层比特率和增强层信号频谱之间的关系建立速率残差模型,研究了基础层的最优比特率选择问题。Wang 等^[9]提出了一种用于图像通信的基于矢量量化的 HDA 方法,然而,由于准备不同维度的码本的高度复杂性,在数字编码传输和模拟传输之间的资源分配不是很灵活。针对数模混合方法之间的资源分配问题,Lan 等^[6]提出了一种用于图像无线传输的 HDA 方法,该方法把图像信号调制成并行的高斯信号,对传输中数字编码和模拟编码之间的能量和带宽分配问题进行了研究。为了最小化解码器侧失真,Zhang 等^[16]提出了一种用于 HDA 方法的自适应递归失真估计,递归估计编码器的解码器侧失真,并自适应地分配 HDA 中数字和模拟信号之间的传输功率。Tung 等^[15]提出了一种混合数字模拟图像无线传输方法,通过 CS 利用频域稀疏性,提高端到端重构质量,同时降低了带宽需求。Xiong 等^[40]的研究表明,信号元素之间的能量分布对 SoftCast 传输的效率至关重要,去相关变换可以通过增强信号

表示中的能量分集潜在地带来显著的性能增益。张平等^[41]提出了一种面向语义通信的非线性变换编码，通过提取信源数据在语义隐空间的特征，实现变速率非线性联合信源信道编码。石光明等^[42]通过在信源端从语义角度甄别出对信宿端有用信息，以实现减少带宽的需求。吕品等^[43]提出了一种将视频的静态背景和动态前景分离传输的方法，实现了在重要环境感知信息不丢失的情况下降低传输负载。综上所述，混合数模无线传输方法结合了传统数字编码无线传输和伪模拟无线传输各自的优势，能够在保持高失真功率性能的同时维持质量平滑变化的自适应特性，但是，现有的 HDA 无线传输方法中极少有针对 SoftCast 的去相关变换和不等功率分配的进一步优化研究。基于此，本文进一步开发了 SoftCast 中的去相关性能和不等功率分配来进一步提升接收端的图像质量。

2 所提方法介绍

本文提出的自适应聚类的图像块分级 DCT 混合数模无线传输方法框架如图 1 所示，主要包括以下 3 个步骤：得到残差层图像、基于方差的图像块自适应分级 DCT 算法和基于图像块等级的不等功率分配。首先，将待传输图像（即原始图像）下采样获得基础层图像，待传输图像与下采样后上采样的图像相减获得残差层图像，其中，基础层图像通过传

统数字编码方法进行传输。然后，针对残差层图像，提出一种基于方差的图像块自适应分级 DCT 算法，将残差层图像划分为多个不同等级的图像块，并对每个图像块进行 DCT 去相关变换。最后，根据变化后的系数块所属的不同等级进行不等功率分配。

2.1 待传输图像的分层处理

在发送端，本文首先对待传输图像通过双三次线性下采样 N 倍（其复杂度为 $O(H \times W \times N)$ ），并将下采样后的图像作为基础层图像，其大小为 $\frac{H}{N} \times \frac{W}{N}$ ，其中 H 和 W 分别表示待传输图像的高和宽。然后，将基础层图像进行信源编码和信道编码后，采用可靠的信道速率，即二进制相移键控调制（BPSK, binary phase shift keying）和前向纠错码（FEC, forward error correction），以数字编码的方式进行无线传输（H.265）。接下来，对基础层图像进行双三次线性上采样 N 倍，并将上采样后的图像与原待传输图像进行逐像素点相减来得到残差层图像，因此残差层图像的大小为 $H \times W$ ，然后将残差层图像进行基于 SoftCast 的自适应聚类的图像块分级 DCT 无线传输。最后，在接收端进行针对发送端的逐步逆变换解码，并对接收到的基础层图像进行双三次线性上采样 N 倍后与逐步逆变换解码后的残差层图像进行逐像素点相加，得到最终的接收端重建图像。在本文的所有实验中，取 $N=8$ 。

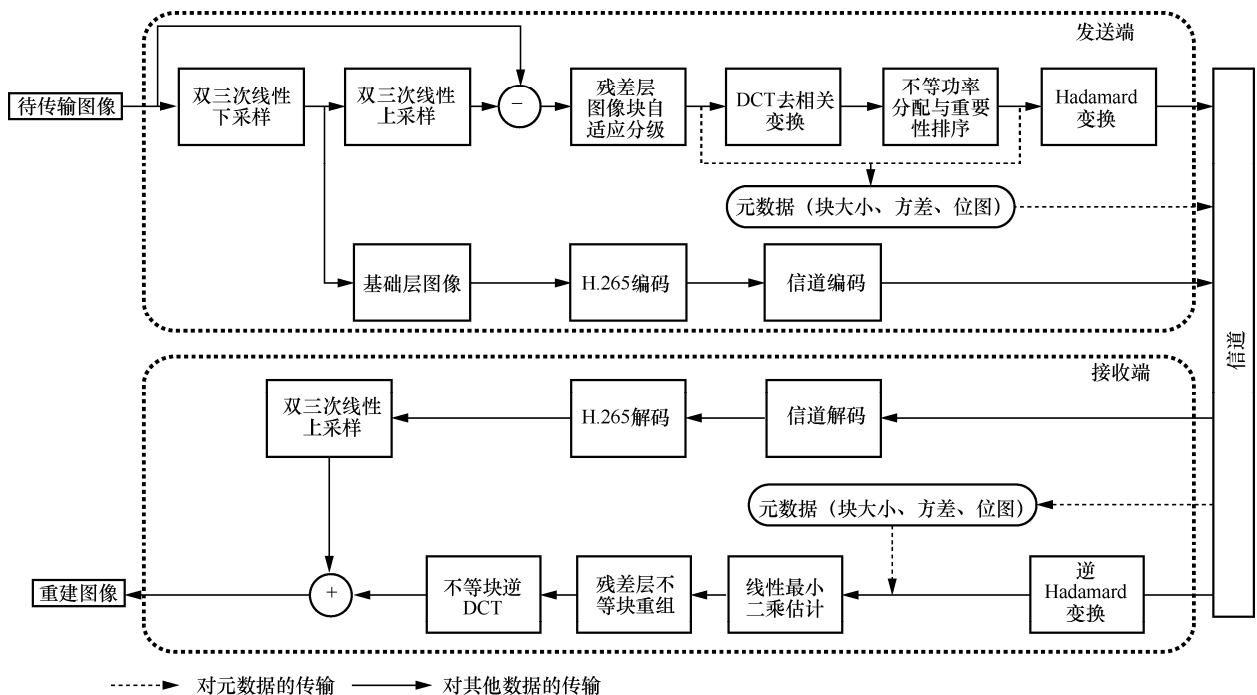


图 1 自适应聚类的图像块分级 DCT 混合数模无线传输方法框架

2.2 基于方差的图像块自适应分级 DCT

残差层图像与增强层图像的可视化对比如图 2 所示。现有结合了 SoftCast 的 HDA 方法大都通过直接对增强层图像进行图像级 DCT 来去除图像像素点之间的相关性。与现有方法^[7,11]的增强层图像相比,本文方法的残差层图像具有更加明显的分区域平滑特性,更准确、更丰富的图像边缘和纹理细节,能够准确划分出各个同性平滑区域。

因为相同平滑区域内的像素点之间的相关性较高,不同平滑区域间的像素点相关性较低。所以,对残差图像进行不同区域的自适应 DCT 而非整幅图像统一的 DCT 能够获得更具针对性的、更好的去相关性能。一方面, Xiong 等^[40]已经证明,固定大小块的 DCT 将会导致严重的“块效应”;另一方面,图像的方差是能够准确衡量图像平滑程度的有效指标^[44],因此,在 HEVC 帧内编码的启发下,本文采用经典的 K-Means 聚类算法,提出了一种基于方差的图像块自适应分级算法对残差层图像进行不同等级的分块处理。首先,本文采用在图像分块无线传输领域中常用的分块策略^[11,22],将残差图像划分为 64 个大小为 $\frac{H}{8} \times \frac{W}{8}$ 的图像块。然后,对每个图像块计算方差,并采用 K-Means 算法根据图像块方差的大小将图像块聚类为 K 个类别(即 K 个等级)。其中,第 1 等级(即 $K=1$)为方差最小的图像块,第 2 等级~第 $(K-1)$ 等级的图像块的方差依次增加,第 K 等级为方差最大的图像块。由于不同的方差值表征着图像块中边缘细节的不同丰富程度,即不同的平滑程度,因此,本文根据整幅残差图像的方差 v , 给出一个最小方差阈值 $v_{\min} = \frac{v}{m_1}$ 和最大方差阈值 $v_{\max} = vm_2$, 其中 m_1 和 m_2 为固定常数。本文提出的基于方差的图像块自适应分级算法

的具体规则如下。

1) 计算出每个等级中图像块的平均方差。 \bar{v}_i 表示第 i 个等级中所有图像块的平均方差。

2) 方差较小的图像区域表示该区域的图像内容较平滑,因此本文将平均方差小于或等于 v_{\min} 的所有等级中的所有图像块提取出来作为一个整体进行处理。在所有图像块中,4 个相邻的图像块向上合并为一个 $\frac{H}{4} \times \frac{W}{4}$ 的大图像块,而无法合并的图像块保持 $\frac{H}{8} \times \frac{W}{8}$ 的大小不变。

3) 方差较大的图像区域表示该区域含有较丰富的边缘、纹理和细节,因此,本文对平均方差大于或等于 v_{\max} 的每个等级中的图像块分别进行更细致的划分,而非作为一个整体进行处理。假设第 i 个等级中所有图像块的平均方差大于或等于 v_{\max} , 即 $\bar{v}_i \geq v_{\max}$, 则将等级 i 中每个 $\frac{H}{8} \times \frac{W}{8}$ 大小的图像块向下细分为 4 个 $\frac{H}{16} \times \frac{W}{16}$ 大小的图像块,如细分后所有 $\frac{H}{16} \times \frac{W}{16}$ 图像块的平均方差仍大于或等于 v_{\max} , 则再次向下再细分为 $\frac{H}{32} \times \frac{W}{32}$ 大小的图像块,如此循环。然而,因为太小的图像块会在图像重建时引入不可避免的“块效应”瑕疵^[40],因此最多向下划分到每个图像块的大小为 16×16 。

4) 对于平均方差为 v_{\min} 和 v_{\max} 之间的所有等级,即 $v_{\min} < \bar{v}_i < v_{\max}$, 其图像块保持 $\frac{H}{8} \times \frac{W}{8}$ 的大小不变。

通过大量的实验,综合考虑算法的性能和效率,在本文提出的基于方差的图像块自适应分级算法中,取 $K=3$ 、 $m_1=32$ 和 $m_2=2$ (具体的分析详

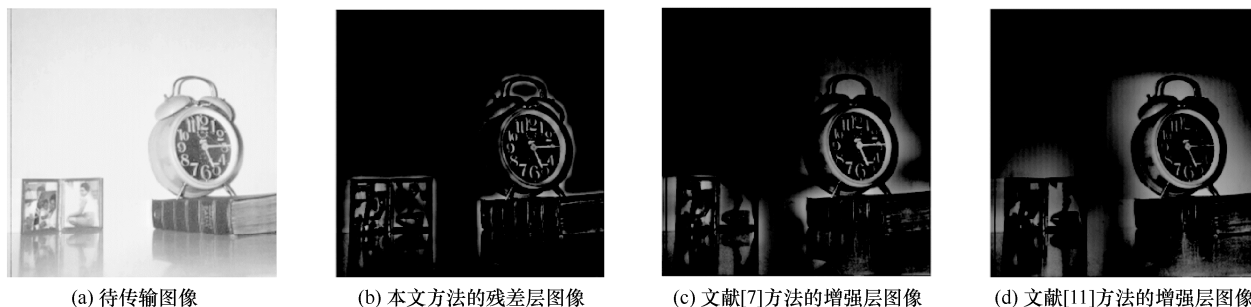


图 2 残差层图像与增强层图像的可视化对比

见实验部分)。本文提出的基于方差的图像块自适应分级算法如算法 1 所示。

算法 1 基于方差的图像块自适应分级 DCT 算法

初始化 给定图像块方差样本 $D = x_1, x_2, x_3, \dots, x_n$, 分类数 K , 残差图像的方差阈值 v_{\max} 和 v_{\min} , 最大迭代次数 j 。从样本中随机选取 K 个样本点 u_1, u_2, \dots, u_K 作为初始质心方差自适应聚类

- 1) for $i=1:1:j$
- 2) for $o=1:1:n$
- 3) 计算 x_o 到质心 u_1, u_2, \dots, u_K 的欧氏距离, 按距离最短将 x_o 划分至方差类 c_o
- 4) end for
- 5) 重新计算各类质心
- 6) if 各类质心未改变
- 7) break from 2)
- 8) else
- 9) 更新各方差类质心
- 10) end if
- 11) end for
- 12) 按各方差类方差均值由小至大排序为 K 类图像块分级 v_1, v_2, \dots, v_K
- 13) 将方差类 v_1, v_2, \dots, v_K 映射至原图像块类 B_1, B_2, \dots, B_K , 计算出类 v_1, v_2, \dots, v_K 的平均方差 $\bar{v}_1, \bar{v}_2, \dots, \bar{v}_K$
- 14) for $i=1:1:K$
- 15) if $\bar{v}_1, \bar{v}_2, \dots, \bar{v}_i \leq v_{\min}$
- 16) if B_1, B_2, \dots, B_i 存在 4 个相邻图像块
- 17) B_1, B_2, \dots, B_i 中 4 个相邻图像块向上合并为图像大块
- 18) else
- 19) 图像块保持原大小
- 20) end if
- 21) end if

- 22) if $\bar{v}_i \geq v_{\max}$
- 23) B_i 中每个图像块划分为 4 个等大的图像小块
- 24) while 图像小块平均方差 $\geq v_{\max}$
- 25) 每个图像小块继续向下分为更小的 4 个图像小块
- 26) if 图像小块大小 = 16×16
- 27) break
- 28) end if
- 29) end while
- 30) else
- 31) 图像块保持原大小
- 32) end if
- 33) end for
- 34) 其他所有图像块保持原大小

采用本文提出的分级算法对待传输图像 (256 像素 \times 256 像素) 进行基于图像块方差的自适应分级, 如图 3 所示。由图 3 可知, 本文提出的自适应分级算法能够根据图像中不同区域的平滑程度对图像进行准确的自适应分块, 平滑的图像区域被划分为少量的大块, 而边缘细节丰富的图像区域则被划分为较多的小块。待传输图像最终被自适应地划分成 64 像素 \times 64 像素、32 像素 \times 32 像素和 16 像素 \times 16 像素这 3 个等级的图像块。

在对残差图像块进行准确的自适应分等级处理后, 本文对残差层图像中不同等级的块分别进行相应大小的块 DCT。去相关变换可以通过提高信号表示中的能量分集而显著提升传输性能的增益, 信号能量通过去相关之后将被压缩到少量的系数中^[40]。为了证明分级 DCT 的有效性, 本文在 CVG-URG 图像集^[7]中随机选择了 30 幅大小为 512 像素 \times 512 像素的图像, 并对这些图像分别进行图像块的自适应分级 DCT、固定大小块 DCT (块大小分别为 32 像素 \times



(a) 待传输图像

(b) 残差层图像

(c) 分级结果

图 3 基于图像块方差的自适应分级

32像素、64像素×64像素和128像素×128像素)和整幅图像的图像级 DCT, 去相关性能对比如图 4 所示, 其中, 横坐标表示将 DCT 系数值从大到小排序, 例如 0.1 表示排名前 10% 的 DCT 系数值, 纵坐标表示 DCT 系数值占总系数值的比例。由图 4 可知, 一方面, 本文提出的自适应分块分级 DCT 能够实现更紧致的系数压缩, 相同的系数量含有更多的能量, 因此能够获得比固定大小块 DCT 和图像级 DCT 更好的去相关性能, 能够以更少的系数量获得相同或者更优的图像重建质量。另一方面, 在固定大小块的 DCT 中, 虽然越小的块跨越不同区域(即边缘)的影响越小, 其能量越集中, 但是较小的块会在图像重建时引入不可避免的“块效应”瑕疵^[40]。由此可见, 本文提出的基于方差的图像块自适应分级 DCT 方法不仅能更有效地去除图像中像素点之间的相关性, 而且还能够很好地避免“块效应”瑕疵, 得到更高质量的接收端重建图像。

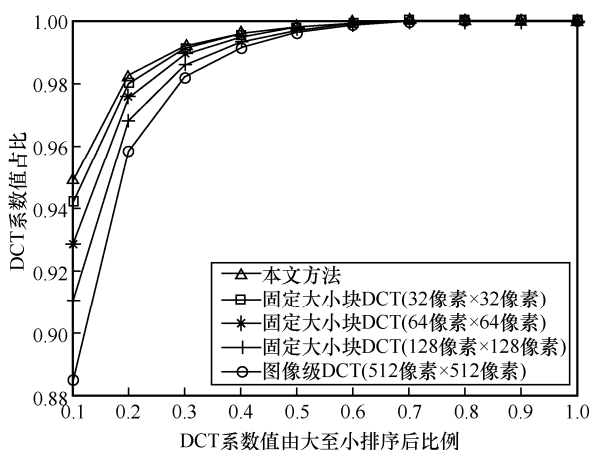


图 4 不同 DCT 的去相关性能对比

在自适应分块分级 DCT 完成后, 与 SoftCast 类似, 本文将变换后的 DCT 系数划分为 8 像素×8 像素大小的系数块, 以进行接下来的不等功率分配和 Hadamard 变换。然而, 由于残差层图像的分等级分块的 DCT, 使接收端在对接收到的 DCT 系数块进行重组和逆 DCT 时, 需要知道每个对应图像块的大小, 因此, 本文还设计了一种简单且有效的块大小标识方法来表示图像中每个块的大小: 不同大小的块用不同的数字来标识, 4 个相邻且大小相同的块可只用一个数字来标识。图 5 为图 3(c)中残差图像块的标识, 其中, 单个 $\frac{H}{4} \times \frac{W}{4}$ 的

图像块由一个“1”表示, 4 个相邻 $\frac{H}{8} \times \frac{W}{8}$ 的图像块由一个“2”表示, 依次类推。类似于 SoftCast, 这部分信息将和块方差、块位图一起作为元数据通过使用 BPSK 调制和半速率卷积码传输到接收端^[7,11,26]。

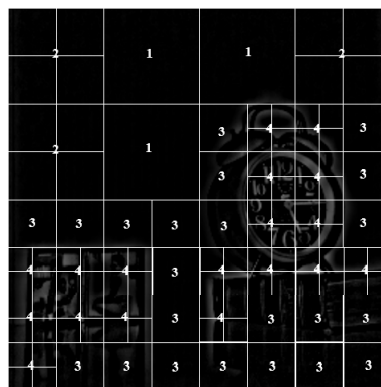


图 5 残差图像块的标识

2.3 分级的不等功率分配策略

传统的 SoftCast 是根据每个 8 像素×8 像素的 DCT 系数块的方差来分配其最佳功率缩放因子 g_i 的, 即

$$g_i = \lambda_i^{-\frac{1}{4}} \left(\sqrt{\frac{P_T}{\sum_i \lambda_i}} \right) \quad (1)$$

其中, P_T 表示总传输功率, λ_i 表示第 i 个块的方差。Song 等^[11]已经证明, 方差较小的信号受信道噪声的影响也会较小, 因此, 本文考虑在保证总功率不变的基础上, 给方差较大的系数块分配更多的功率, 提升其抗噪能力, 以进一步提升接收端图像的质量。同时, 自适应聚类图像块分级算法是基于图像块的方差来对图像块进行等级划分的, 因此, 本文提出了一种基于图像块等级的不等功率分配策略, 对每个 8 像素×8 像素的 DCT 系数块, 根据其所属图像块的等级进行不等功率分配。因为 $K=3$, 本文假设残差层图像的传输总功率为 P_T , 且 P_A 、 P_B 、 P_C 分别表示第 1、第 2 和第 3 等级的图像块 DCT 系数分配的传输功率, 则

$$P_T = P_A + P_B + P_C \quad (2)$$

本文将第 1 等级、第 3 等级所有系数块的总传输功率定义为 P_X , 即

$$P_X = P_A + P_C \quad (3)$$

如前文所述, 由于方差较小的信号受信道噪声

的影响较小，而方差较大的信号对信道噪声的感知更加敏感^[1]，因此，本文考虑将方差较小系数块的一部分功率分配给方差较大的系数块，在略微降低对方差较小系数块保护能力的同时，极大地增强对方差较大系数块的保护能力。假设在残差图像中第 1~3 等级的 8 像素×8 像素 DCT 系数块的个数分别为 A 、 B 和 C 。由于第 1 等级的图像块是最平滑的图像区域（方差最小），而第 3 等级的图像块则是图像中丰富的边缘、纹理和细节成分（方差最大），因此，本文提出的分级不等功率分配策略将集中于 P_A 和 P_C 之间的功率分配，由于第 2 等级的图像块方差介于第 1 等级与第 3 等级之间，因此第 2 等级的功率则保持 P_B 不变。本文定义第 1 等级和第 3 等级中每个图像块平均传输功率之间的比率为

$$\alpha = \frac{\frac{P_A}{A}}{\frac{P_C}{C}} \quad (4)$$

其中，参数 $\alpha \in [0,1]$ 。结合式(3)和式(4)可得，第 1 等级和第 3 等级的功率分配策略分别为

$$P_A = \frac{\alpha A}{\alpha A + C} P_X \quad (5)$$

$$P_C = \frac{C}{\alpha A + C} P_X \quad (6)$$

因此，在本文提出的基于图像块等级的不等功率分配策略中，第 l 等级 ($l \in \{A, B, C\}$) 的第 i 个 8 像素×8 像素 DCT 系数块的功率缩放因子 g_{li} 定义为

$$g_{li} = \lambda_{li}^{-\frac{1}{4}} \left(\sqrt{\frac{P_l}{\sum_i \lambda_{li}}} \right) \quad (7)$$

本文在实验中发现， α 取 0.9 能够得到最佳的接收图像质量。

3 实验及分析

为了验证所提方法的有效性，本文分别在遥感图像和自然图像上进行了大量的实验，并将所提方法与近几年的一些具有代表性的、较成功的伪模拟传输方法和混合数模传输方法进行了比较，对比方法包括 SoftCast^[4]、BlockSoftCast^[26]、LayerdSoftCast^[7]和 ComPaTS^[39]。所有的实验图像均来自 CVG-URG^[7]和 USC-SIPI^[7, 39]图像集。在客观评价指标方面，本文分别采用了峰值信噪比

(PSNR, peak signal-to-noise ratio) 和结构相似性 (SSIM, structural similarity) 来衡量所有方法的性能，其计算式分别为

$$\text{PSNR}(X, Y) = \frac{10 \lg 255^2}{\text{MSE}(X, Y)} \quad (8)$$

$$\text{MSE}(X, Y) = \frac{1}{HW} \sum_{i=1}^H \sum_{j=1}^W (X_{ij} - Y_{ij})^2 \quad (9)$$

$$\text{SSIM}(X, Y) = \frac{(2\mu_x\mu_y + c_1)(2\sigma_{xy} + c_2)}{(\mu_x^2 + \mu_y^2 + c_1)(\sigma_x^2 + \sigma_y^2 + c_2)} \quad (10)$$

其中，MSE 为接收端重建图像与原始待发送图像像素之间的均方误差； μ_x 和 μ_y 分别为接收端重建图像 X 和原始待发送图像 Y 的均值； σ_x 和 σ_y 分别为 X 和 Y 的方差； σ_{xy} 为 X 和 Y 的协方差； c_1 和 c_2 为大于 0 的极小常数，用于避免分母为 0。

所有的方法均是在 MATLAB (R2019a) 上进行实验的，实验所用的计算机具有 16 GB 内存和 2.9 GHz 的八核 AMD 处理器。对于本文提出的 AHBD-HDA 方法而言，待传输图像的基础层采用可靠的信道速率（即 BPSK 和 $\frac{1}{2}$ FE 码）以数字编码的方式进行无线传输，而残差层则采用提出的自适应聚类的图像块分级伪模拟无线传输，传输的信道为加性白高斯噪声信道。

3.1 级数 K 、参数 m_1 、参数 m_2 和参数 α 的选择

在本文提出的 AHBD-HDA 方法中，基于方差的图像块自适应分级算法中的分级数 K 、最小方差阈值 v_{\min} 、最大方差阈值 v_{\max} 和不等功率分配中的参数 α 都会直接影响接收端图像的质量。首先由算法 1 可知，对于级数 K 而言，更大的 K 会引入更精细的图像成分的划分，能够重建更高质量的接收端图像，但同时也会导致算法复杂度的急剧增加；其次，对于超参数 α 而言，如式(5)和式(6)所示， α 决定了图像平滑区域和边缘细节之间功率分配的多少，因此在一定程度上决定了接收端图像的质量。基于此，本节将分别对分级数 K 、参数 m_1 、参数 m_2 和参数 α 进行实验，以验证它们对本文方法性能的影响。本文从图像集随机选择了 100 幅图像，并在 SNR=5 dB 的高斯白噪声信道中进行实验。

不同参数组合下的接收端图像质量如图 6 所示，图像质量用 100 幅图像的平均 PSNR 表示， α 设置为 1。图 6 横坐标 1~6 分别表示 $\left[\frac{v}{2}, 2v\right]$ 、

$\left[\frac{v}{2}, 4v\right]$ 、 $\left[\frac{v}{2}, 8v\right]$ 、 $\left[\frac{v}{2}, 16v\right]$ 、 $\left[\frac{v}{2}, 32v\right]$ 、 $\left[\frac{v}{2}, 64v\right]$ ，
 7~12 分别表示 $\left[\frac{v}{4}, 2v\right]$ 、 $\left[\frac{v}{4}, 4v\right]$ 、 $\left[\frac{v}{4}, 8v\right]$ 、
 $\left[\frac{v}{4}, 16v\right]$ 、 $\left[\frac{v}{4}, 32v\right]$ 、 $\left[\frac{v}{4}, 64v\right]$ ，13~18 分别表示
 $\left[\frac{v}{8}, 2v\right]$ 、 $\left[\frac{v}{8}, 4v\right]$ 、 $\left[\frac{v}{8}, 8v\right]$ 、 $\left[\frac{v}{8}, 16v\right]$ 、 $\left[\frac{v}{8}, 32v\right]$ 、
 $\left[\frac{v}{8}, 64v\right]$ ，19~24 分别表示 $\left[\frac{v}{16}, 2v\right]$ 、 $\left[\frac{v}{16}, 4v\right]$ 、
 $\left[\frac{v}{16}, 8v\right]$ 、 $\left[\frac{v}{16}, 16v\right]$ 、 $\left[\frac{v}{16}, 32v\right]$ 、 $\left[\frac{v}{16}, 64v\right]$ ，25~
 30 分别表示 $\left[\frac{v}{32}, 2v\right]$ 、 $\left[\frac{v}{32}, 4v\right]$ 、 $\left[\frac{v}{32}, 8v\right]$ 、
 $\left[\frac{v}{32}, 16v\right]$ 、 $\left[\frac{v}{32}, 32v\right]$ 、 $\left[\frac{v}{32}, 64v\right]$ ，31~36 分别表
 示 $\left[\frac{v}{64}, 2v\right]$ 、 $\left[\frac{v}{64}, 4v\right]$ 、 $\left[\frac{v}{64}, 8v\right]$ 、 $\left[\frac{v}{64}, 16v\right]$ 、
 $\left[\frac{v}{64}, 32v\right]$ 、 $\left[\frac{v}{64}, 64v\right]$ 。如图 6 所示，一方面，无

论将残差层图像分成多少个等级，本文方法总能在 $[v_{\min}, v_{\max}] = \left[\frac{v}{32}, 2v\right]$ ，时获得最高质量的接收端图像；另一方面，虽然平均的 PSNR 值会随着 K 的增加而增加，但其增益逐渐减少。从 $K=1$ 至 $K=3$ ，平均 PSNR 分别提升了 0.6 dB 和 0.39 dB，但是 $K=4$ 的平均 PSNR 仅比 $K=3$ 提升了不到 0.05 dB，而且 $K=9$ 与 $K=4$ 相比，平均 PSNR 仅提升了约 0.037 dB。同时，算法的复杂度随着 K 的增加而线性增加。不

同 K 值对应的算法 1 的复杂度如表 1 所示，其中， t 是计算图像块方差的时间复杂度，为常数； n 是 $\frac{H}{8} \times \frac{W}{8}$ 大小的图像块个数； j 是算法的迭代次数。

综合考虑本文方法的性能和效率，本文后续实验中仅考虑将残差层图像分为 3 个等级的图像块，即 $K=3$ ，复杂度为 $O(t+3nj)$ ， $v_{\min} = \frac{v}{32}$ ， $v_{\max} = 2v$ 。

表 1 不同 K 值对应的算法 1 的复杂度

K	复杂度
1	$O(t)$
2	$O(t+2nj)$
3	$O(t+3nj)$
4	$O(t+4nj)$
5	$O(t+5nj)$
6	$O(t+6nj)$
7	$O(t+7nj)$
8	$O(t+8nj)$
9	$O(t+9nj)$

对于 α 而言，其决定了第 1 等级（图像平滑区域）和第 3 等级（图像边缘细节）中每个系数块平均传输功率之间的比率。不同的 α 对接收端图像质量的影响如图 7 所示。由式(5)和式(6)可知， $\alpha=0$ 表示将第 1 等级的所有功率全部分给第 3 等级， $\alpha=1$ 则表示不会将第 1 个等级的功率划分给第 3 等级。由图 7 可知，本文方法的性能先随着 α 的增加而增加，并在 $\alpha=0.9$ 左右时达到性能的顶峰；而当 $\alpha>0.9$ 时，平均 PSNR 会略有下降。这是因为当 $\alpha>0.9$ 时，

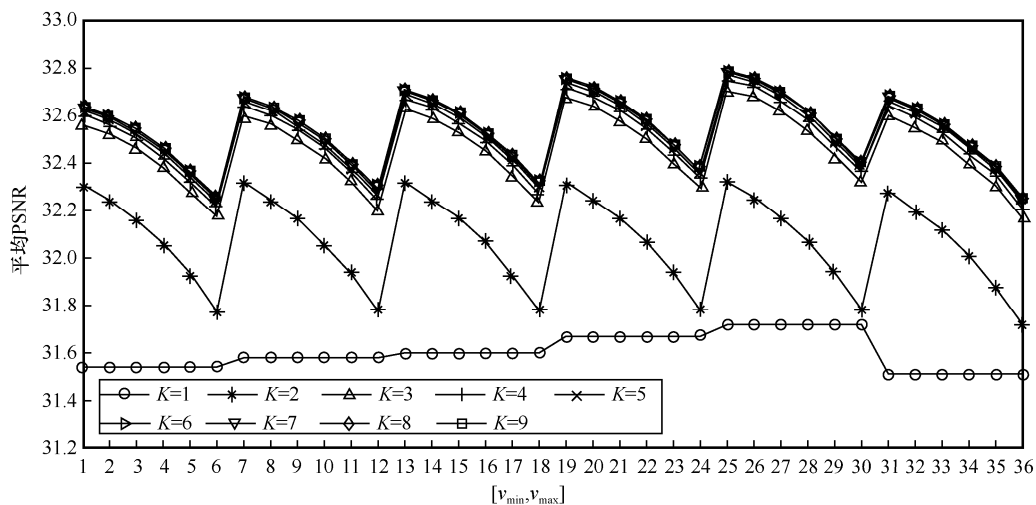


图 6 不同参数组合下的接收端图像质量

第 3 等级的图像块所划分的额外功率急剧减少，而因为第 3 等级图像块的方差较大，所以更容易受到信道噪声的影响。因此 $\alpha > 0.9$ 时，算法对方差较大的第 3 等级图像块的保护能力明显下降，进而导致接收端图像质量的下降，因此，在本文后续实验中设置 $\alpha = 0.9$ 。

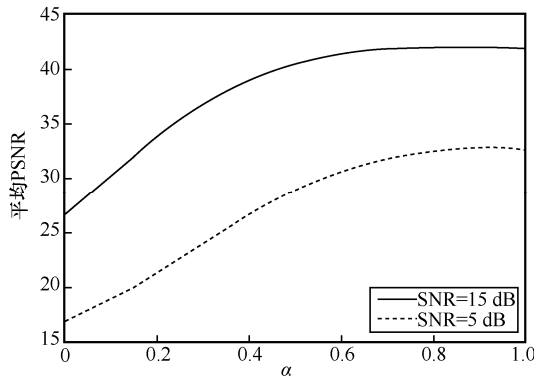


图 7 不同的 α 对接收端图像质量的影响

3.2 与前沿方法的比较实验

为了验证本文方法的优越性，本文从图像集中抽取了分辨率为 256 像素 \times 256 像素、512 像素 \times 512 像素 和 1024 像素 \times 1024 像素的自然图像共 100 幅，并将本文方法与近几年的一些具有代表性的、较成功的伪模拟传输方法和混合数模传输方法 (SoftCast^[4]、LayerdSoftCast^[7]、BlockSoftCast^[26]) 分别在 7 种不同的信道噪声 (SNR=0~30 dB)，以及带宽受限和带宽不受限 2 种情况下进行了比较实验。带宽压缩比为

$$B_w = \frac{B_c}{\text{COE}_{\text{total}}} \quad (11)$$

其中， B_c 为带宽所能传递的系数个数； $\text{COE}_{\text{total}}$ 为系数总个数； B_w 大小为 0~1，当 B_w 取值为 1 时，所有的系数值都可以被传输，当 B_w 取值为 0 时，所有系数值都不能被传输。在带宽受限的情况下，按块系数平方和由大至小进行重要性排序（即块系数平方和越大的块越重要）。丢弃图像块时，按块系数平方和由小至大顺序进行丢弃。为了公平比较，在实验中，所有方法传输同等的的数据量，并实验 20 次取其性能的平均值。不同信道噪声环境与带宽条件下，100 幅自然图像的平均 PSNR 和平均 SSIM 如表 2 所示。

由表 2 可知，在自然图像上，本文方法在各种信道噪声和带宽环境中均能获得最高质量的接收端图像，明显优于对比方法。在带宽不受限的情况

下，与近 3 年研究中代表性的 SoftCast-IDCT^[27] 相比，本文方法的平均 PSNR 提升了 0.23 dB，平均 SSIM 提升了 0.000 3；与 EV-SoftCast^[29] 相比，本文方法的平均 PSNR 提升了 0.41 dB，平均 SSIM 提升了 0.000 7；与混合数模传输方法^[7] 相比，本文方法的平均 PSNR 提升了 1.23 dB，平均 SSIM 提升了 0.021 1；与 SoftCast 相比，本文方法的平均 PSNR 提升了 4.1 dB，平均 SSIM 提升了 0.075 6。在带宽受限 25% 的情况下，与 SoftCast-IDCT^[27] 相比，本文方法的平均 PSNR 提升了 0.33 dB，平均 SSIM 提升了 0.000 4；与 EV-SoftCast^[29] 相比，本文方法的平均 PSNR 提升了 0.49 dB，平均 SSIM 提升了 0.000 7；与混合数模传输方法^[7] 相比，本文方法的平均 PSNR 提升了 2.33 dB，平均 SSIM 提升了 0.023 4；与 SoftCast 相比，本文方法的平均 PSNR 提升了 4.06 dB，平均 SSIM 提升了 0.031 7。在带宽受限 50% 的情况下，与 SoftCast-IDCT^[27] 相比，本文方法的平均 PSNR 提升了 0.26 dB，平均 SSIM 提升了 0.000 3；与 EV-SoftCast^[29] 相比，本文方法的平均 PSNR 提升了 0.49 dB，平均 SSIM 提升了 0.000 5；与混合数模传输方法^[7] 相比，本文方法的平均 PSNR 提升了 2.26 dB，平均 SSIM 提升了 0.022；与 SoftCast 相比，本文方法的平均 PSNR 提升了 3.56 dB，平均 SSIM 提升了 0.030 5。在带宽受限 75% 的情况下，与 SoftCast-IDCT^[27] 相比，本文方法的平均 PSNR 提升了 0.32 dB，平均 SSIM 提升了 0.000 2；与 EV-SoftCast^[29] 相比，本文方法的平均 PSNR 提升了 0.50 dB，平均 SSIM 提升了 0.000 4；与混合数模传输方法^[7] 相比，本文方法的平均 PSNR 提升了 1.87 dB，平均 SSIM 提升了 0.013 8；与 SoftCast 相比，本文方法的平均 PSNR 提升了 2.8 dB，平均 SSIM 提升了 0.021 4。其中，与 SoftCast-IDCT^[27] 相比，本文方法的平均 PSNR 最多提升了 0.4 dB ($B_w=0.75$, SNR=0)，平均 SSIM 最多提升了 0.000 9 ($B_w=0.75$, SNR=5 dB)；与 EV-SoftCast^[29] 相比，本文方法的平均 PSNR 最多提升了 0.63 dB ($B_w=0.50$, SNR=15 dB)，平均 SSIM 最多提升了 0.001 1 ($B_w=0.50$, SNR=15 dB)；与混合数模传输方法^[7] 相比，本文方法的平均 PSNR 最多提升了 3.83 dB ($B_w=0.75$, SNR=30 dB)，平均 SSIM 最多提升了 0.059 8 ($B_w=0.75$, SNR=0)；与 SoftCast 相比，本文方法的平均 PSNR 最多提升了 4.27 dB ($B_w=0.75$, SNR=0)，平均 SSIM 最多提升

表 2 不同信道噪声环境与带宽条件下, 100 幅自然图像的平均 PSNR 和平均 SSIM

B_w	方法	SNR=0		SNR=5 dB		SNR=10 dB		SNR=15 dB		SNR=20 dB		SNR=25 dB		SNR=30 dB	
		PSNR	SSIM	PSNR	SSIM	PSNR	SSIM	PSNR	SSIM	PSNR	SSIM	PSNR	SSIM	PSNR	SSIM
1.00	本文方法	29.13	0.769 9	32.92	0.879 4	37.38	0.948 2	42.05	0.980 4	47.03	0.993 0	51.95	0.997 2	56.93	0.998 7
	BlockSoftCast	27.04	0.716 2	30.75	0.837 6	35.14	0.9242	39.90	0.970 4	44.80	0.989 4	49.78	0.996 3	54.76	0.998 7
	LayerdSoftCast	28.05	0.709 9	31.71	0.833 6	36.08	0.922 5	40.82	0.9696	45.73	0.989 0	50.69	0.995 8	55.69	0.998 2
	SoftCast	24.87	0.694 3	28.84	0.817 8	33.25	0.910 4	38.05	0.963 6	42.97	0.9868	47.88	0.995 2	52.90	0.998 2
	SoftCast-IDCT	29.07	0.769 8	32.88	0.879 3	37.01	0.947 8	41.77	0.980 1	46.67	0.992 0	51.78	0.997 1	56.59	0.998 3
	EV-SoftCast	28.87	0.769 7	32.64	0.879 0	37.05	0.947 8	41.51	0.978 1	46.45	0.991 8	51.59	0.997 0	56.40	0.998 2
0.75	本文方法	29.06	0.766 7	32.70	0.875 1	36.65	0.936 1	40.28	0.960 1	43.02	0.977 8	44.73	0.981 5	45.52	0.982 5
	BlockSoftCast	26.98	0.710 2	30.54	0.827 2	34.37	0.909 0	37.80	0.951 8	40.24	0.969 3	41.59	0.975 5	42.18	0.977 5
	LayerdSoftCast	27.98	0.706 9	31.40	0.826 3	35.03	0.909 5	38.12	0.952 2	40.18	0.969 1	41.25	0.974 9	41.69	0.976 9
	SoftCast	24.79	0.689 6	28.63	0.808 8	32.67	0.897 1	36.30	0.945 7	39.04	0.966 3	40.66	0.973 7	41.45	0.976 1
	SoftCast-IDCT	28.66	0.766 2	32.31	0.874 2	36.35	0.935 8	39.98	0.959 7	42.74	0.977 6	44.49	0.981 1	45.14	0.982 0
	EV-SoftCast	28.59	0.766 4	32.19	0.874 0	36.18	0.935 5	39.76	0.959 4	42.59	0.977 5	44.20	0.979 8	44.96	0.981 8
0.50	本文方法	28.93	0.754 5	32.25	0.854 1	35.33	0.911 6	37.59	0.937 4	38.82	0.946 5	39.33	0.949 6	39.52	0.950 7
	BlockSoftCast	26.84	0.697 9	29.97	0.806 6	32.84	0.880 8	34.77	0.918 4	35.71	0.933 0	36.08	0.938 2	36.20	0.939 9
	LayerdSoftCast	27.79	0.698 1	30.80	0.812 2	33.46	0.887 7	35.18	0.924 6	35.99	0.938 9	36.30	0.943 6	36.41	0.945 2
	SoftCast	24.70	0.6824	28.34	0.795 1	31.69	0.875 1	34.13	0.918 0	35.52	0.935 3	36.12	0.941 5	36.33	0.943 5
	SoftCast-IDCT	28.79	0.754 3	32.01	0.853 9	35.11	0.911 3	37.27	0.937 0	38.53	0.946 1	39.01	0.949 2	39.19	0.9504
	EV-SoftCast	28.55	0.754 1	31.77	0.853 7	35.05	0.911 3	36.96	0.936 3	38.21	0.945 7	38.78	0.949 0	39.01	0.950 3
0.25	本文方法	28.47	0.724 2	30.90	0.806 8	32.56	0.851 1	33.37	0.869 8	33.67	0.876 1	33.76	0.878 1	33.82	0.878 8
	BlockSoftCast	26.30	0.668 7	28.51	0.760 8	29.93	0.819 4	30.58	0.846 4	30.82	0.856 8	30.90	0.860 3	30.93	0.861 4
	LayerdSoftCast	27.30	0.680 8	29.38	0.777 4	30.71	0.837 0	31.31	0.863 8	31.53	0.874 0	31.60	0.877 2	31.63	0.878 3
	SoftCast	24.45	0.6639	27.48	0.762 8	29.71	0.827 8	30.87	0.859 0	31.35	0.870 7	31.53	0.874 7	31.58	0.876 0
	SoftCast-IDCT	28.22	0.724 0	30.56	0.806 4	32.23	0.850 8	33.09	0.869 7	33.33	0.875 8	33.42	0.877 8	33.49	0.878 4
	EV-SoftCast	28.10	0.723 9	30.39	0.806 3	32.10	0.850 7	32.87	0.869 5	33.09	0.875 6	33.19	0.877 6	33.29	0.878 3

了 0.077 1 ($B_w=0.75$, SNR=0)。

为了进一步验证本文方法对遥感图像的有效性, 本文从图像集中随机抽取了 48 幅分辨率为 512 像素×512 像素和 1024 像素×1024 像素的遥感图像, 并与专门针对带宽受限条件下的遥感图像无线传输方法 ComPaTS^[39]进行了比较。 $B_w=0.75$, 5 种不同的信道噪声环境下实验 20 次取其平均值。为了公平比较, 所有方法的系数块设置为与 ComPaTS^[39]相同, 即大小为 32 像素×32 像素, 其平均 PSNR 如表 3 所示。

由表 3 可知, 在遥感图像上, 本文方法在各种信道噪声中获得最高质量的接收端图像, 明显优于现有的具有代表性的、较成功的方法。在带宽受限 25% 的情况下, 与专门针对带宽受限条件下遥感图像的无线传输方法 ComPaTS^[39]相比, 本文方法的

平均 PSNR 提升了 1.37 dB; 与 SoftCast 相比, 本文方法的平均 PSNR 提升了 5.86 dB; 与 SoftCast-IDCT^[27]相比, 本文方法的平均 PSNR 提升了 0.196 dB; 与 EV-SoftCast^[29]相比, 本文方法的平均 PSNR 提升了 0.37 dB。

与 SoftCast-IDCT^[27]相比, 本文方法的平均 PSNR 最多提升了 0.27 dB (SNR=15 dB); 与 EV-SoftCast^[29]相比, 本文方法的平均 PSNR 最多提升了 0.46 dB (SNR=5 dB); 较 ComPaTS^[39]相比, 本文方法的平均 PSNR 最多提升了 1.55 dB (SNR=20 dB); 与 SoftCast^[4]相比, 本文方法的平均 PSNR 最多提升了 7.89 dB (SNR=25 dB)。此外, 本文还从主观视觉效果方面对提出方法的性能进行了评估。3 幅自然图像在 SNR=5 dB 的信道噪声以及带宽 $B_w=1.00$ 条件下的主观视觉效果对比如图 8 所示。

表 3 不同信道噪声环境以及带宽受限的条件下, 48 幅遥感图像的平均 PSNR

方法	平均 PSNR				
	SNR=5 dB	SNR=10 dB	SNR=15 dB	SNR=20 dB	SNR=25 dB
本文方法	33.77	37.79	41.49	44.12	45.47
ComPaTS	32.22	36.68	40.35	42.57	43.95
BlockSoftCast	32.91	36.68	39.92	41.95	42.89
LayerdSoftCast	32.25	34.88	36.57	37.33	37.61
SoftCast	29.79	33.20	35.72	37.04	37.58
SoftCast-IDCT	33.59	37.60	41.22	44.01	45.24
EV-SoftCast	33.31	37.41	41.09	43.89	45.09

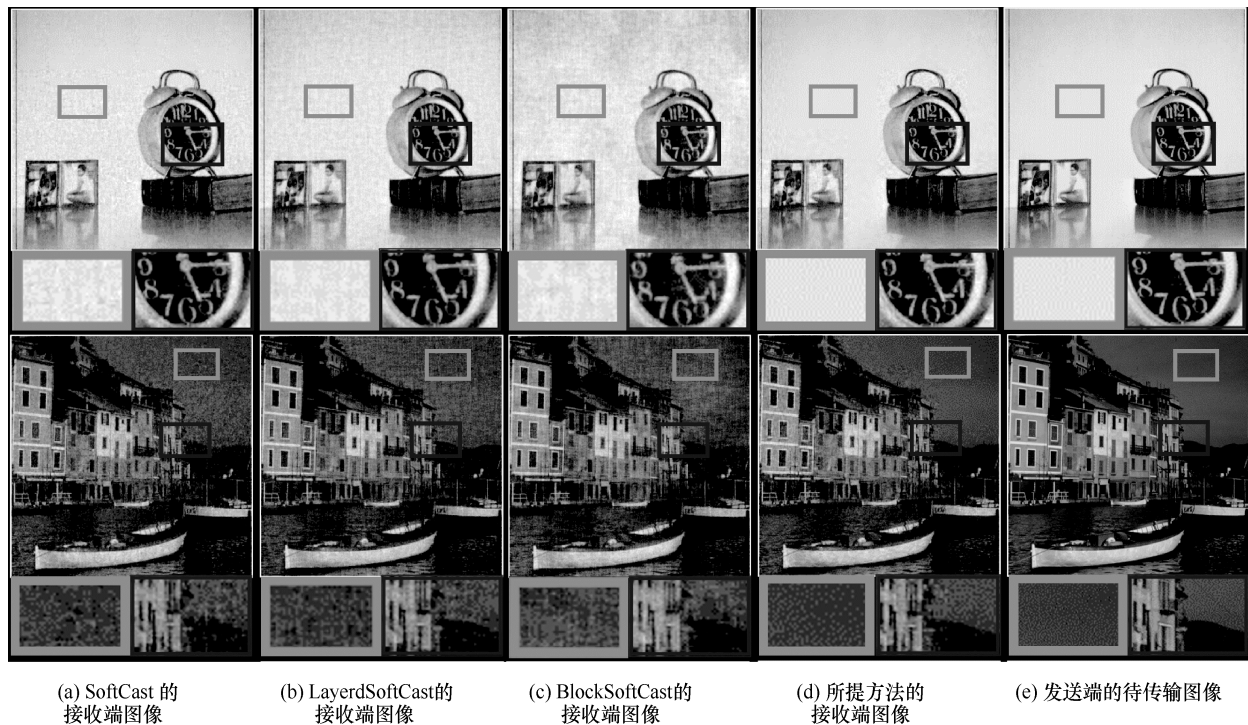


图 8 主观视觉效果对比

由图 8 可知, 由 SoftCast^[4]、LayerdSoftCast^[7] 和 BlockSoftCast^[26] 方法得到的接收端图像总是存在较严重的噪声影响。而本文方法能够获得最高质量的接收端图像, 不仅能够有效去除噪声瑕疵, 还能够重建出更加清晰的图像边缘和细节, 最接近发送端的待传输图像。表 2 和表 3 以及图 8 从客观的评价指标和主观的视觉效果两方面证明了本文方法的有效性。

此外, 本节还采用分辨率为 256 像素×256 像素的“Lena”图像, 将本文方法与 SoftCast^[4]、LayerdSoftCast^[7]、BlockSoftCast^[26]、SoftCast-IDCT^[27] 和 EV-SoftCast^[29] 的计算时间进行对比。对每种方法进行了 5 次编解码, 不同方法的计算时间如

表 4 所示。计算时间即编解码时间, 是指从编码器读取图像开始直至解码器完全重建出图像所需的时间。

由表 4 可知, 一方面, 本文方法因为存在基于方差的图像块自适应分级过程, 所以其计算时间分别高于 SoftCast^[4]、LayerdSoftCast^[7] 和 EV-SoftCast^[29], 但却低于 BlockSoftCast^[26] 和 SoftCast-IDCT^[27] 的计算时间。

4 结束语

本文提出了一种基于自适应聚类的图像块分级 DCT 混合数模无线传输方法。首先, 通过直接对下采样和上采样后的图像相减来得到残差层图

表 4 不同方法的计算时间

方法	计算时间/s					
	第 1 次	第 2 次	第 3 次	第 4 次	第 5 次	平均
本文方法	0.377	0.447	0.379	0.378	0.388	0.394
BlockSoftCast	0.520	0.513	0.530	0.537	0.515	0.523
LayerdSoftCast	0.227	0.225	0.222	0.228	0.229	0.226
SoftCast	0.198	0.183	0.176	0.177	0.176	0.182
SoftCast-IDCT	0.490	0.501	0.515	0.506	0.485	0.4994
EV-SoftCast	0.202	0.209	0.201	0.198	0.211	0.2042

像；然后，基于残差层图像明显的分区域平滑特性，提出了一种基于方差的图像块自适应分级 DCT 和一种分级的不等功率分配策略来实现高质量的图像无线传输。在自然图像和遥感图像上大量的实验证明，本文方法明显优于现有的较成功的混合数模图像无线传输方法，在不同的信道噪声环境中，以及带宽受限和带宽不受限 2 种环境下，在客观评价指标和主观视觉效果 2 个方面，均能获得明显的提升。将本文方法扩展到视频的无线传输中是本文未来工作的重点。

参考文献：

- [1] WIEGAND T, SULLIVAN G J, BJONTEGAARD G, et al. Overview of the H.264/AVC video coding standard[J]. IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology, 2003, 13(7): 560-576.
- [2] STOCKHAMMER T, HANNUKSELA M M, WIEGAND T. H.264/AVC in wireless environments[J]. IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology, 2003, 13(7): 657-673.
- [3] SULLIVAN G J, OHM J R, HAN W J, et al. Overview of the high efficiency video coding (HEVC) standard[J]. IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology, 2012, 22(12): 1649-1668.
- [4] KATABI D, RAHUL H, JAKUBCZAK S. SoftCast: one video to serve all wireless receivers[C]//Proceedings of the Eighth ACM Sigcomm HotNets Workshop. New York: ACM Press, 2009: 1-6.
- [5] JAKUBCZAK S, KATABI D. One-size-fits-all wireless video[J]. ACM Sigcomm Computer Communication Review, 2010, 40(4): 449-450.
- [6] LAN C L, LUO C, ZENG W J, et al. A practical hybrid digital-analog scheme for wireless video transmission[J]. IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology, 2018, 28(7): 1634-1647.
- [7] ZHAO J, XIE J Y, XIONG R Q. Residual signals modeling for layered image/video SoftCast with hybrid digital-analog transmission[C]//Proceedings of the 2018 25th IEEE International Conference on Image Processing (ICIP). Piscataway: IEEE Press, 2018: 3284-3288.
- [8] YU L, LI H Q, LI W P. Wireless scalable video coding using a hybrid digital-analog scheme[J]. IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology, 2014, 24(2): 331-345.
- [9] WANG Y D, ALAJAJI F, LINDER T. Design of VQ-based hybrid digital-analog joint source-channel codes for image communication[C]//Proceedings of the Data Compression Conference. Piscataway: IEEE Press, 2005: 193-202.
- [10] KOZINTSEV I, RAMCHANDRAN K. A wavelet zerotree-based hybrid compressed/uncompressed framework for wireless image transmission[C]//Proceedings of the Conference Record of the Thirty-First Asilomar Conference on Signals, Systems and Computers. Piscataway: IEEE Press, 2002: 1023-1027.
- [11] SONG Z H, XIONG R Q, MA S W, et al. Layered image/video SoftCast with hybrid digital-analog transmission for robust wireless visual communication[C]//Proceedings of the 2014 IEEE International Conference on Multimedia and Expo (ICME). Piscataway: IEEE Press, 2014: 1-6.
- [12] PRABHAKARAN V M, PURI R, RAMCHANDRAN K. Hybrid digital-analog codes for source-channel broadcast of Gaussian sources over Gaussian channels[J]. IEEE Transactions on Information Theory, 2011, 57(7): 4573-4588.
- [13] CUI H, SONG Z H, YANG Z, et al. Cactus: a hybrid digital-analog wireless video communication system[C]//Proceedings of the 16th ACM International Conference on Modeling, Analysis & Simulation of Wireless and Mobile Systems. New York: ACM Press, 2013: 273-278.
- [14] YU L, LI H Q, LI W P. Hybrid digital-analog scheme for video transmission over wireless[C]//Proceedings of the 2013 IEEE International Symposium on Circuits and Systems (ISCAS). Piscataway: IEEE Press, 2013: 1163-1166.
- [15] TUNG T Y, GÜNDÜZ D. SparseCast: hybrid digital-analog wireless image transmission exploiting frequency-domain sparsity[J]. IEEE Communications Letters, 2018, 22(12): 2451-2454.
- [16] ZHANG J, WANG A H, LIANG J, et al. Distortion estimation-based adaptive power allocation for hybrid digital-analog video transmission[J]. IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology, 2019, 29(6): 1806-1818.
- [17] SCHIERL T, HANNUKSELA M M, WANG Y K, et al. System layer

- integration of high efficiency video coding[J]. *IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology*, 2012, 22(12): 1871-1884.
- [18] WU F, LI S P, ZHANG Y Q. A framework for efficient progressive fine granularity scalable video coding[J]. *IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology*, 2001, 11(3): 332-344.
- [19] SCHWARZ H, MARPE D, WIEGAND T. Overview of the scalable video coding extension of the H.264/AVC standard[J]. *IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology*, 2007, 17(9): 1103-1120.
- [20] JAKUBCZAK S, KATABI D. A cross-layer design for scalable mobile video[C]//*Proceedings of the 17th Annual International Conference on Mobile Computing and Networking*. New York: ACM Press, 2011: 289-300.
- [21] SONG X D, PENG X L, XU J Z, et al. Distributed compressive sensing for cloud-based wireless image transmission[J]. *IEEE Transactions on Multimedia*, 2017, 19(6): 1351-1364.
- [22] YAMI A S, HADIZADEH H. Visual attention-driven wireless multicasting of images using adaptive compressed sensing[C]//*Proceedings of the 2017 Artificial Intelligence and Signal Processing Conference (AISP)*. Piscataway: IEEE Press, 2017: 37-42.
- [23] TRIoux A, COUDOUX F X, CORLAY P, et al. A reduced complexity/side information preprocessing method for high quality SoftCast-based video delivery[C]//*Proceedings of the 2019 8th European Workshop on Visual Information Processing (EUVIP)*. Piscataway: IEEE Press, 2019: 205-210.
- [24] TRIoux A, COUDOUX F X, CORLAY P, et al. A comparative preprocessing study for SoftCast video transmission[C]//*Proceedings of the 2018 9th International Symposium on Signal, Image, Video and Communications (ISIVC)*. Piscataway: IEEE Press, 2018: 54-59.
- [25] ZHANG T C, MAO S W. Metadata reduction for soft video delivery[J]. *IEEE Networking Letters*, 2019, 1(2): 84-88.
- [26] YANG T H, LUO L, ZHU C, et al. Block DCT based optimization for wireless SoftCast of depth map[J]. *IEEE Access*, 2019, 7: 29484-29494.
- [27] KANJ H, TRIoux A, COUDOUX F X, et al. A comparative study of the whitening methods in linear video coding and transmission schemes[C]//*Proceedings of the 11th International Symposium on Signal, Image, Video and Communications (ISIVC)*. Piscataway: IEEE Press, 2022: 1-6.
- [28] LU Q J, LU H C, YANG X Y, et al. MDUcast: multi-device uplink uncoded video transmission in Internet of video things[C]//*Proceedings of the 2023 IEEE Wireless Communications and Networking Conference (WCNC)*. Piscataway: IEEE Press, 2023: 1-6.
- [29] WU J J, CHENG B P, LUO L, et al. Efficient video SoftCast for intelligent reflective surfaces assisted symbiotic radio network[C]//*Proceedings of the 2023 IEEE International Symposium on Broadband Multimedia Systems and Broadcasting (BMSB)*. Piscataway: IEEE Press, 2023: 1-3.
- [30] XIONG R Q, LIU H F, MA S W, et al. G-CAST: gradient based image SoftCast for perception-friendly wireless visual communication[C]//*Proceedings of the 2014 Data Compression Conference*. Piscataway: IEEE Press, 2014: 133-142.
- [31] LIU H F, XIONG R Q, FAN X P, et al. CG-cast: scalable wireless image SoftCast using compressive gradient[J]. *IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology*, 2019, 29(6): 1832-1843.
- [32] TANG X W, HUANG X L, HU F, et al. Human-perception-oriented pseudo analog video transmissions with deep learning[J]. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 2020, 69(9): 9896-9909.
- [33] TRIoux A, VALENZISE G, CAGNAZZO M, et al. A perceptual study of the decoding process of the SoftCast wireless video broadcast scheme[C]//*Proceedings of the 2021 IEEE 23rd International Workshop on Multimedia Signal Processing (MMSP)*. Piscataway: IEEE Press, 2021: 1-6.
- [34] HUANG X L, WU J, HU F. Knowledge-enhanced mobile video broadcasting framework with cloud support[J]. *IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology*, 2017, 27(1): 6-18.
- [35] LUO L, YANG T H, ZHU C, et al. Joint texture/depth power allocation for 3-D video SoftCast[J]. *IEEE Transactions on Multimedia*, 2019, 21(12): 2973-2984.
- [36] THABET S K S, OSEI-MENSAH E, AHMED O, et al. Resource optimization for 3D video SoftCast with joint texture/depth power allocation[J]. *Applied Sciences*, 2022, 12(10): 5047.
- [37] THABET S K S, OSEI-MENSAH E, HASSAN J N A, et al. Low complexity joint power and bandwidth allocation for 3D video SoftCast[C]//*Proceedings of the 2022 4th International Conference on Computer Communication and the Internet (ICCCI)*. Piscataway: IEEE Press, 2022: 136-141.
- [38] WANG Y L, LU H C, LI Z X, et al. Robust satellite image transmission over bandwidth-constrained wireless channels[C]//*Proceedings of the 2017 IEEE International Conference on Communications (ICC)*. Piscataway: IEEE Press, 2017: 1-6.
- [39] GUI Y Q, LU H C, JIANG X D, et al. Compressed pseudo-analog transmission system for remote sensing images over bandwidth-constrained wireless channels[J]. *IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology*, 2020, 30(9): 3181-3195.
- [40] XIONG R Q, WU F, XU J Z, et al. Analysis of decorrelation transform gain for uncoded wireless image and video communication[J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2016, 25(4): 1820-1833.
- [41] 张平, 戴金晟, 张育铭, 等. 面向语义通信的非线性变换编码[J]. *通信学报*, 2023, 44(4): 1-14.
- ZHANG P, DAI J S, ZHANG Y M, et al. Nonlinear transform coding for semantic communications[J]. *Journal on Communications*, 2023, 44(4): 1-14.
- [42] 石光明, 杨旻曦, 高大化, 等. 面向语义信息直传的通信架构[J]. *通信学报*, 2023, 44(5): 15-27.

SHI G M, YANG M X, GAO D H, et al. Communication framework for directed transmission of informative semantic[J]. Journal on Communications, 2023, 44(5): 15-27.

[43] 吕品, 李凯, 许嘉, 等. 无人驾驶汽车协同感知信息传输负载优化技术[J]. 计算机学报, 2021, 44(10): 1984-1997.

LYU P, LI K, XU J, et al. Cooperative sensing information transmission load optimization for automated vehicles[J]. Chinese Journal of Computers, 2021, 44(10): 1984-1997.

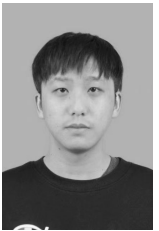
[44] 王崴, 王晓军, 刘晓卫, 等. 基于图像复杂度的图像分割算法[J]. 探测与控制学报, 2015, 37(3): 5-9.

WANG W, WANG X J, LIU X W, et al. Image segmentation algorithm based on image complexity[J]. Journal of Detection & Control, 2015, 37(3): 5-9.

[作者简介]



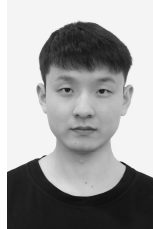
唐述 (1981-), 男, 重庆人, 博士, 重庆邮电大学副教授、博士生导师, 主要研究方向为信号处理、图像无线传输、计算机视觉等。



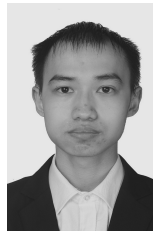
杨鹏 (1997-), 男, 重庆人, 重庆邮电大学硕士生, 主要研究方向为信号处理、图像无线传输。



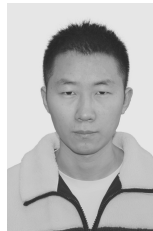
谢显中 (1965-), 男, 重庆人, 博士, 重庆邮电大学教授、博士生导师, 主要研究方向为感知无线电、协作通信、MIMO 预编码。



周广义 (1997-), 男, 河南南阳人, 重庆邮电大学硕士生, 主要研究方向为 HEVC 帧内编码。



李佳庆 (1999-), 男, 重庆人, 重庆邮电大学硕士生, 主要研究方向为视频压缩。



赵瑜 (1997-), 男, 四川广元人, 重庆邮电大学硕士生, 主要研究方向为视频压缩。