# 基于图像梯度的无线软传输

刘航帆""" 熊瑞勤" 赵 菁" 李宏明" 马思伟" 高 文"

<sup>1)</sup>(北京大学数字视频编解码国家工程实验室 北京 100871)
 <sup>2)</sup>(宾夕法尼亚大学生物医学图像计算与分析中心 费城 19104 美国)

**摘 要** 现有的绝大多数视觉传输系统致力于最小化接收端像素值的均方误差(MSE).但作为一种质量评价标准,很多情况下 MSE 与人的视觉感官所得结果并不一致,而关于质量评价的研究表明图像梯度的结构可以更可靠地反映视觉信息.在此结论基础上本文介绍一种新的图像视频软传输方案,利用梯度数据承载视觉信息,以在无线视觉通讯中取得更好的视觉效果.此外本文为该方案的接收端设计了一种有效的图像重构技术,使之能够利用接收到的带噪梯度数据重构出高质量的图像.为此本文利用梯度统计特性进行自适应的分布建模,与全变分模型用一个固定的零均值拉普拉斯分布对梯度数据建模不同,本文利用图像块的非局部相似性从高度相关的图像内容中提取数据样本形成分布,每一梯度的期望、方差都自适应地进行估计.在此基础上本文提出非局部梯度稀疏正则化,根据逐像素估计的梯度统计特性对不同位置的梯度数据分别自适应地施加正则化约束.相应优化问题通过增广拉格朗日方法求解.实验结果表明本文所提技术比同类其他方法获得了更好的视觉效果.

关键词 软传输;视觉质量;图像梯度,自适应建模;稀疏 中图法分类号 TP391 DOI号 10.11897、SP. J. 1016. 2019.01905

# Image Gradient Based Wireless Soft Transmission

LIU Hang-Fan<sup>1),2)</sup> XIONG Rui-Qin<sup>1)</sup> ZHAO Jing<sup>1)</sup> LI Hong-Ming<sup>2)</sup> MA Si-Wei<sup>1)</sup> GAO Wen<sup>1)</sup> <sup>1)</sup>(National Laboratory for Video Technology, Peking University, Beijing 100871) <sup>2)</sup>(Center for Biomedical Image Computing and Analysis, University of Pennsylvania, Philadelphia, 19104 USA)

**Abstract** Visual communication in wireless scenarios is quite challenging because the channel quality often varies unpredictably and dramatically with time and for different users. As a result, uncoded pseudo-analog transmission schemes like SoftCast have attracted a lot of research interests in the past few years due to the ability to handle channel variation effectively and achieve graceful quality transition in a very wide channel condition range. Such methods take advantage of linear transform, power allocation and dense modulation to attain efficient analog-like visual communication. A potential problem is that most of the existing visual communication systems aim to minimize mean square error (*MSE*) of pixels reconstructed at receivers. However, the quality metric *MSE* has long been criticized for not being consistent with perception of the human vision system. Grounded on recent image quality assessment studies showing that image gradients reflect visual information more reliably than pixel intensities, this paper presents a gradient based image/video SoftCast (G-Cast) scheme, which conveys visual information by transmitting the gradient data rather than DCT coefficients or pixel intensities, so as to pursue better perceptual quality for wireless visual communication. To be specific, G-Cast delivers gradient data that

收稿日期:2018-11-08;在线出版日期:2019-04-30.本课题得到国家基础研究计划(2015CB351800)、国家自然科学基金(61772041)、国家 重点研发计划(2017YFB1002203)资助. 刘航帆,博士,主要研究方向为图像处理、机器学习. E-mail: hfliu@upenn. edu. 熊瑞勤(通信作 者),博士,研究员,主要研究领域为图像处理、视频编码. E-mail: rqxiong@pku. edu. en. 赵 菁,主要研究方向为图像处理、机器学习. 李宏明,博士,主要研究方向为医学图像处理、机器学习. 马思伟,博士,教授,主要研究领域为视频编码、处理和传输. 高 文,博士,教授,中国工程院院士,主要研究领域为图像处理、视频编码和传输等.

contains the majority of visual information of the transmitted image in the uncoded pseudo-analog way to cope with channel variation, and meanwhile sends out a very small portion of the lowfrequency coefficients by a low bit rate with strong protection so as to provide global and regional luminance of the image. In practice, the transmitted gradient data are usually influenced by channel noise, which is commensurate with the channel signal-to-noise ratio (CSNR). To solve this problem, this paper develops an effective decoding method for the G-Cast receiver, which aims to reconstruct high quality image from the received noisy gradient data and a small number of low-frequency coefficients. For this purpose, we exploit statistical characteristics of gradient data for adaptive distribution modeling and sparsity regularization. Instead of using a fixed zero-mean Laplace distribution to characterize statistics of gradient data as in the conventional total variation (TV) model, we further exploit non-local similarity of the latent image patches and use the highly correlated image contents to provide data samples and form the distributions of gradients, with both expectation and variance of each gradient being adaptively estimated. Irrelevant contents are ruled out so that the estimated parameters are more accurate. A non-local gradient sparse regularization is developed based on the adaptive distribution modeling of gradient data, with the strength of regularization adaptively controlled for each gradient according to the reliability of the estimated expectation. The corresponding optimization problem is solved by the augmented Lagrangian method and the variable splitting technique. The solution comes down to a simple soft-thresholding calculation for gradient denoising and an efficient data fusion operation to generate the reconstructed image in an iterative manner. Experimental results on several test image data sets show that the proposed scheme outperforms SoftCast and the conventional TV based G-Cast remarkably in terms of gradient similarity (GSM) and visual quality in a wide CSNR range.

Keywords SoftCast; perceptual quality; image gradient; adaptive modeling; sparsity

## 1 引 言

现有的视觉通讯系统大多基于香农的信道、信 源可分离理论,对信源编码和信道编码分别独立地 进行设计与优化<sup>[1-3]</sup>.如图1所示,在传统的基于信 源、信道编码视觉通讯系统中,系统首先利用信源编 码(去相关变换、量化和熵编码)移除信号中的冗余 信息,将输入图片压缩成二进制码流;然后通过信道 编码对信源编码得到的码流加以保护,最后将码流 进行调制并发送到信道中进行传输.

然而随着无线网络的广泛应用,基于信道、信源 编码的视觉通讯系统在无线环境下的弊端逐渐显 露:(1)容错性差,信源编码极大程度地去除了信号 中的冗余信息,压缩后的码流通常对传输中的错误 较为敏感;(2)无法适应无线环境下信道条件难以 预测的剧烈波动,要求在编码时已知信道带宽从而 决定码率.一旦压缩完成,系统仅在一定信道条件阈



值之上方可达到预设的最优性能;当信道条件大幅 提升时,系统无法充分利用资源提升接收端重建图 像的性能;而当实际信道质量在该阈值之下时,系统 解码性能将大幅下降.

针对上述问题, Jakubczak 等人提出软传输 (SoftCast)方法<sup>[4]</sup>,其在无线传输中表现出了良好的 潜质. 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讯系统. 与传统 的信源、信道视觉通讯系统不同, SoftCast 在对图像 信号进行离散余弦变换(Discrete Cosine Transform, DCT)去相关后,直接根据特定的能量分配策略将 变换系数发往密集调制,没有传统的量化、熵编码、 信道编码等过程. SoftCast 主要具有两个显著的特 点:(1)用连续的实数替代离散的二进制码流来表 示视觉信号;(2)规避了传统视觉传输系统中的熵 编码、量化编码等非线性操作,整个系统都采用线性 运算,使得重建图像的峰值信噪比 PSNR (Peak Signal to Noise Ratio)随着信道信嗓比线性变化<sup>[5]</sup>. SoftCast 视觉通讯系统相对简单,但该系统不仅可 以在指定的信道条件下达到与现有的通讯系统相当 的性能,还表现出了良好的信号容错性,可以在较大。 的信道条件波动范围内实现平滑的性能过渡.因此, SoftCast 在近年来吸引了众多研究工作,例如 Xiong 等人进一步对 SoftCast 系统中的去相关变 换、能量分配等关键模块对性能的影响开展了理论 分析<sup>[5-6]</sup>;更多研究工作则在 SoftCast 基础上进一 步提升软传输系统的性能[7-22].

与现有的绝大部分图像传输方案相同,SoftCast 将像素值的均方误差 MSE(Mean Square Error)作 为接收端重构图像的保真度量,然而 MSE 很多情 况下与人类视觉系统感知的图像质量并不一致<sup>[23]</sup>. 关于图像质量评价的研究表明人眼对图像亮度的跳 变比亮度大小本身更为敏感,而亮度跳变信息包含 在梯度数据中,所以图像的梯度相似性能更好地反 映图像的主观视觉保真度<sup>[24]</sup>.受此启发我们提出基 于梯度的软传输(Gradient based SoftCast,G-Cast), 以人眼敏感的图像信息为主要传输内容,通过伪模 拟的方式传送图像梯度数据并最小化其失真来传达 视觉信息,以达到比传送像素值或 DCT 系数更好 的重构视觉质量.

由于信道噪声的影响,在接收端的图像重构是 一个病态逆问题,在这类问题的求解中图像先验模 型起着重要作用.虽然 G-Cast 中重构视觉质量相 对 SoftCast 有明显提升<sup>[7]</sup>,但该方案中仅使用了简 单的全变分(Total Variation, TV)模型<sup>[25]</sup>作为先 验,对图像梯度做稀疏性约束.在贝叶斯框架下,TV 模型对于一幅图像用固定的零均值拉普拉斯分布刻 画所有梯度的统计特性.在图像重构中利用 TV 模 型有一定合理性,因为自然图像的大部分内容都具 有局部平滑性,所以表示相邻像素间跳变的梯度在 大部分位置接近于零.但该模型对于某些局部图像 内容可能不准确,由于图像信号是不平稳的,梯度的 统计特性会随着像素位置变化,即不同的梯度可能 具有不同的期望和方差.尤其对于边界或富含纹理 的区域,梯度的零期望假设不成立.

本文针对 G-Cast 接收端的图像重构问题研究 更有效的算法.与 TV 对全图梯度采用同一全局模 型不同,本文所提方法对每个梯度的分布分别自适 应地进行建模.受非局部重建方法<sup>[26-32]</sup>的启发,为了 更准确地估计各梯度的统计分布,本文在梯度域利 用图像的非局部相似性,从一组与当前像素邻域相 似的图像内容中提取数据样本来形成梯度的统计分 布,不相关的数据被排除在外,使得分布模型更为准 确.其中每一梯度分布的期望和方差都自适应地进 行估计,在此基础上对梯度数据进行依赖于图像内 容的正则化约束,进而提升图像重构性能.

本文第2节回顾 SoftCast 及其相关研究工作; 第3节介绍基于梯度的软传输(G-Cast)方案;第4 节阐述 G-Cast 接收端的基本重构算法;第5节具 体讨论本文所提基于梯度域自适应建模的图像重构 方法,包括梯度自适应分布建模、优化问题数值求解 等内容;第6节报告仿真实验结果;第7节对文进行 归纳总结.

# 2 图像软传输相关研究工作回顾

本节简要回顾 SoftCast<sup>[4]</sup>及相关研究工作. 与 传统基于信源、信道编码的视频图像传输系统不同, SoftCast 用连续实数而非离散码流表示视觉信号, 这使得信道中对所传送数值的扰动在信号上仅产生 相对较小的失真. 此外,SoftCast 通过伪模拟的方式 进行调制和传输,不追求无损而允许信号保真度随 信道条件变化.

SoftCast 传输框架如图 2 所示. 在 SoftCast 发 送端,输入图像首先被分割为互不重叠的图像块,将 每个块分别减去其均值,并将所有块的均值作为元 数据发送到接收端. 然后利用离散余弦变换(DCT) 将得到的各图像块转换到频域进行去相关,去除图



图 2 SoftCast 传输框架示意图

像信号间的统计冗余.接下来根据每个 DCT 系数 的能量大小分别进行伸缩,伸缩系数由最优能量分 配策略和 DCT 系数的能量分布特性决定<sup>[6]</sup>.之后, 被伸缩的系数再通过哈达玛变换(Walsh-Hadamard Transform,WHT)白化降低峰均比,从而使得每个 数据包具有大致相当的重要性与发射功率.最后再 将哈达玛变换系数以伪模拟的方式进行高密度正交 调幅(Quadrature Amplitude Modulation,QAM)调 制并发送:成对的哈达玛变换系数分别作为实部和 虚部映射到星座点上,这些星座点通过正交频分复 用 (Orthogonal Frequency-Division Multiplexing, OFDM)包发送到无线信道中进行传送.

在接收端,SoftCast 首先从 OFDM 包中提取出 星座点并进行解调制,然后通过最优线性最小二乘估 计来利用图像的先验知识减小信道噪声的影响,再借 助哈达玛反变换恢复出 DCT 系数,并对其进行反缩 放,最后利用反离散余弦变换对图像进行重构.

基于去相关变换的能量分配是 SoftCast 传输 系统性能提升的关键,对此 Xiong 等人进行了深入 的理论分析<sup>[5-6]</sup>.在文献[5]中,作者指出 SoftCast 的性能很大程度上取决于信号能量的分布,论证了 系统的性能随着信号能量的差异性增大而提升,并 定义"变换增益"这一评价标准来衡量去相关变换 的效率.基于变换增益,在进行软传输系统设计时, 我们可以预先对不同的配置方案加以评估,从而优 化配置、提升系统性能.在文献[6]中,作者分析了理 想状态下接收端已知信号能量分布时重建图像的最 优保真度与信号发送能量间的关系,并观察实际应 用中接收端无法精确获得信号能量分布情况下二者 之间的关系,在此基础上建立两种信号能量模型来 提升 SoftCast 在实际应用中的性能.

此后,许多研究工作致力于在 SoftCast 基础 上进一步提升视觉传输系统的性能. Fan 等人<sup>[14]</sup>设 计了分布式的无线视频广播方案 D-Cast. 区别于 SoftCast<sup>[4]</sup>中采用相对低效的 3D-DCT 变换去除视 频的帧间冗余信息,D-Cast 采用陪集编码以利用图 像间的相关性. Wu 等人[15]考虑到卫星图像的特性, 设计了基于行编码的无线软传输方案 LineCast. 该 方案不但可以满足高分辨率的卫星图像实时传输的 需求,且表现出了低延时、低存储代价、低复杂度等 良好的特性. WaveCast<sup>[16]</sup>在软传输中引入小波分解 的技术,并提出在视频软传输中通过运动补偿的时 域小波变换来利用连续帧间的冗余. Cagnazzo 等 人<sup>[17]</sup>在基于软传输的视频编码中通过 Shannon-Kotelnikov 映射在不加大信道带宽负担的前提下增 加可传输的系数数量,而 Zheng 等人<sup>[18]</sup> 通过预编码 优化实现了同时在多个具有不同能量限制的并行信 道下的软传输. Song 等人[19-20]分析了软编码技术和 传统的数字编码技术各自的优势,并设计了数模混 合编码方案将二者的优势相结合,从而在保证信号 保真度可以随着信道条件变化而变化的前提下,提 升系统的性能, Zhao 等人<sup>[21]</sup>则在此基础上进一步 探究数模混合编码问题,建立了残差信号分布与基 础层码率间的关系,并提出了基础层最优码率选择 问题的解决方案. LayerCast<sup>[22]</sup>考虑到在视频进行 多信道广播时不同信道可能存在带宽差异,提出了 可以适应不同信噪比、不同带宽的多层软传输方法.

尽管软传输领域已经取得诸多成果,但绝大多数研究工作都采用图像像素值的均方误差作为接收 端重构图像的保真度量;而在很多情况下均方误差 并不能很好的衡量人类视觉系统感知的图像质量.

## 3 基于梯度的图像软传输

考虑到人眼对亮度的跳变(即梯度)较为敏感、 梯度数据包含了视频图像的大部分视觉信息,我们 提出基于梯度的软传输(Gradient based SoftCast, G-Cast),将图像梯度数据而非 DCT 系数或像素值

在 G-Cast 发送端,图像梯度通过梯度变换产 生,包含水平、竖直两个方向相邻像素间的跳变值,所 占用带宽为图像尺寸的 2 倍.梯度数据经过哈达玛 变换(WHT)降低峰均比.与 SoftCast 类似,G-Cast 在信道中用实数表示图像信号,经由能量分配、 WHT 变换的数据被正交调幅调制到密集星座图 进行伪模拟传输.此外 G-Cast 还发送图像的少量 低频成分来提供全局和区域性的亮度信息.为此 G-Cast 将图像变换到频率域,并通过低通选择提取少

作为载体在无线信道传输视频图像.

量低频系数.这些低频数据由变长编码转换为码流, 再用信道编码中的前向纠错(Forward Error Correction,FEC)码进行保护,经过正调制发送到 OFDM 信道.

视频图像的传输过程往往会受到无线信道中的 各种干扰,研究人员一般用加性高斯白噪声模拟这 些干扰.在接收端,G-Cast产生从信道获取梯度数 据而非像素值或 DCT 系数来进行图像重构.解码 器先将带噪的 OFDM 信号进行解调制、WHT 反变 换提取梯度数据,再利用这些梯度数据以及少量低 频系数通过基于梯度的重构输出对原始图像的估 计.G-Cast 传输方案如图 3 所示.



# 4 基于 TV 的 G-Cast 图像重构

发送端原始图像可以视为向量 u. 设竖直、水平 方向差分算子分别为 D<sup>\*</sup>和 D<sup>h</sup>. 本文用加性高斯白噪 声模拟信道干扰,则 G-Cast 接收端获取到的数据为

$$d^{v} = D^{v}u + n^{v},$$
  
$$d^{h} = D^{h}u + n^{h}$$
(1)

其中 $n^{\circ}$ 和 $n^{h}$ 为加性高斯白噪声.记 $D = [D^{\circ}; D^{h}],$  $d = [d^{\circ}; d^{h}]$ 以及 $n = [n^{\circ}; n^{h}].$ 则模型采用全变分 (Total Variation, TV)作为图像先验的优化目标函 数为

$$\min_{\boldsymbol{u}} \frac{\mu}{2} \| D\boldsymbol{u} - \boldsymbol{d} \|_{2}^{2} + \sum_{i} \| D_{i}\boldsymbol{u} \|$$
  
s. t.  $\boldsymbol{E} \circ \mathcal{F}(\boldsymbol{u}) = \boldsymbol{L}$  (2)

这里 $\|Du - d\|_{2}^{2}$ 是梯度数据保真项, $D_{i}u \in \mathbb{R}^{2}$ 是图像 u 中像素 i 的梯度, $\mu$  是控制两个约束项权重的正则 化参数, $L \in \mathbb{R}^{M \times M}$ 表示图像u 的低频系数, $\mathcal{F}$ 代表 二维离散傅里叶变换,E 表示抽取 $M \times M$ 低频数据 块的矩阵,而"。"是点乘.

为了求解问题(2),典型的方法是采用SALSA<sup>[33]</sup>、 Split Bregman<sup>[34]</sup>通过引入辅助变量 w 将其转换为

$$\min_{\boldsymbol{u}} \frac{\mu}{2} \| \boldsymbol{w} - \boldsymbol{d} \|_{2}^{2} + \sum_{i} \| \boldsymbol{w}_{i} \|$$

s. t. 
$$\boldsymbol{E} \circ \boldsymbol{\mathcal{F}}(\boldsymbol{u}) = \boldsymbol{L}, \ w_i = D_i \boldsymbol{u}$$
 (3)

其中w是各 w<sub>i</sub>组成的向量.该问题解法与本文 5.3节 所述大致相同,在此不再赘述.

TV 模型本质上认为大部分图像区域的梯度接 近于零,而仅在少数像素位置上有较大数值. 从这个 角度可以将 TV 正则化视作梯度域的稀疏性约束: 它实际上是将所有像素位置的梯度统计模型假设为 方差固定的零均值拉普拉斯分布,将零用作未知梯 度的预测值.

## 5 非局部梯度稀疏性正则化重构

## 5.1 梯度自适应正则化

本节在传统 TV 基础上为 G-Cast 接收端提出

更有效的图像重构算法. TV 模型作为图像中所有 梯度数据的全局模型确实成立,但对于一个单独的 像素该模型可能很不准确.例如对于自然图像中富 含纹理的区域以及较强的边缘,像素可能有相当大 的梯度值.这些情况下零均值的全局分布不再是预 测相应像素位置上梯度数值的准确模型,而强制约 束这些像素的梯度趋近于零会导致边缘模糊或者纹 理区域的细节缺失.

为了对不同图像内容的梯度数据进行自适 应的正则化,我们将传统 TV 正则项  $\Phi_{TV}(u) = \sum (|D_i^{h}u| + |D_i^{v}u|)$ 拓展为

$$\boldsymbol{\Phi}(\boldsymbol{u}) = \sum_{i} \left[ \frac{\sqrt{2}}{\sigma_{i}^{h}} \left| D_{i}^{h} \boldsymbol{u} - m_{i}^{h} \right| + \frac{\sqrt{2}}{\sigma_{i}^{v}} \left| D_{i}^{v} \boldsymbol{u} - m_{i}^{v} \right| \right] (4)$$

这里 m<sub>i</sub>和 σ<sub>i</sub>分别是像素位置 i 上梯度的期望和标准 差,而上标 h 和 v 用于区分水平和竖直梯度.考虑到 自然图像一般都含有不少图形边界等方向性内容, 本节所提框架采用各向异性 TV(对应于 ℓ<sub>1</sub>范数), 因其相对于各向同性 TV 能更好地处理图像内容的 方向性.

## 5.2 梯度分布的非局部建模

本节所提自适应梯度建模的核心是根据图像 内容特性为每个像素位置上的梯度建立准确的模型.为此我们借鉴图像非局部估计的思想<sup>[26-32]</sup>,在 梯度域利用图像信号的自相似性,当逐像素学习 梯度分布时仅使用与当前像素高度相关的图像内 容作为数据样本,而其他相对不相关的图像内容 被排除在外.为学习某个特定像素 *i* 的梯度分布, 我们将以 *i* 为中心的梯度图像块视为参考块,在梯 度图内寻找一组与该参考块最为相似的一组梯度 块,则这些块的中心位置上的梯度即为用于学习统 计分布的数据样本.两个梯度块的相似程度由欧氏 距离计算:

$$d(i,j) = \|\boldsymbol{b}_i - \boldsymbol{b}_j\|_2^2 / L \tag{5}$$

其中 b<sub>i</sub>是以 i 为中心的梯度块,L 是块尺寸.我们取 与 b<sub>i</sub>最相似的 K 个块,将其中心位置记录在集合 S<sub>i</sub> 中.则统计参数 m<sub>i</sub>和σ<sub>i</sub>可分别计算为

$$m_i^h = \frac{1}{|\mathbf{S}_i|} \sum_{j \in \mathbf{S}_i} D_j^h \boldsymbol{u}$$
(6)

$$\sigma_i^h = \sqrt{\frac{1}{|\boldsymbol{S}_i|} \sum_{j \in \boldsymbol{S}_i} (D_j^h \boldsymbol{u} - m_i^h)^2}$$
(7)

同理可计算  $m_i^v \Pi \sigma_i^v$ .

理论上式(6)和(7)的计算需要利用原始图像的

无噪梯度数据,但很明显在 G-Cast 接收端这是无 法获取的.因此我们用已有方法(例如传统 TV)先 重构一个初始估计 u<sup>basic</sup>进而产生相对准确的梯度数 据.该初始估计的准确度将对最终结果产生影响:其 中的失真会对式(5)所得块间欧式距离的准确度产 生直接影响,进而干扰数据样本的选择.u<sup>basic</sup>越准 确,估计统计特性时所选样本越接近真实数据且与 当前块更相似,从而可以得到更好的期望值,最终在 接收端产生更好的重构图像.考虑到本文所提方法 的特点,我们将其命名为非局部梯度稀疏性正则化 (Nonlocal Gradient Sparsity Regularization, NGS).

### 5.3 数值算法

设式(1)中高斯白噪声方差为 $\sigma_n^2$ . 在贝叶斯框架下基于 NGS 对u的 MAP 估计为

$$\min_{\boldsymbol{u}} \left( \frac{1}{2\sigma_n^2} (\|D^h \boldsymbol{u} - \boldsymbol{d}^h\|_2^2 + \|D^v \boldsymbol{u} - \boldsymbol{d}^v\|_2^2) + \sum_i \left[ \frac{\sqrt{2}}{\sigma_i^h} |D_i^h \boldsymbol{u} - m_i^h| + \frac{\sqrt{2}}{\sigma_i^v} |D_i^v \boldsymbol{u} - m_i^v| \right] \right]$$
s. t.  $\boldsymbol{E} \circ \mathcal{F}(\boldsymbol{u}) = \boldsymbol{L}$ 
(8)

由于 NGS 项非线性、不可微,该问题难以直接求解. 利用变量分离法<sup>[33-34]</sup>可以将式(8)转换为带约束的 优化问题:

$$\min_{\mathbf{u}} \left( \frac{1}{2\sigma_n^2} (\| \mathbf{w}^h - \mathbf{d}^h \|_2^2 + \| \mathbf{w}^v - \mathbf{d}^v \|_2^2) + \frac{\sqrt{2}}{\sigma_i^h} \| w_i^h - m_i^h \| + \frac{\sqrt{2}}{\sigma_i^v} \| w_i^v - m_i^v \| \right) \right)$$

s.t.  $E \circ \mathcal{F}(\boldsymbol{u}) = L, w_i^n = D_i^n \boldsymbol{u}, w_i^v = D_i^v \boldsymbol{u}$  (9) 相应的增广拉格朗日函数为

$$\mathcal{L}_{A}(\boldsymbol{u}, \boldsymbol{w}^{h}, \boldsymbol{w}^{v}) = \frac{1}{2\sigma_{n}^{2}} (\|\boldsymbol{w}^{h} - \boldsymbol{d}^{h}\|_{2}^{2} + \|\boldsymbol{w}^{v} - \boldsymbol{d}^{v}\|_{2}^{2}) +$$

$$\sum_{i} \left[ \frac{\sqrt{2}}{\sigma_{i}^{h}} |\boldsymbol{w}_{i}^{h} - \boldsymbol{m}_{i}^{h}| + \frac{\sqrt{2}}{\sigma_{i}^{v}} |\boldsymbol{w}_{i}^{v} - \boldsymbol{m}_{i}^{v}| \right] +$$

$$\frac{\beta}{2} (\|\boldsymbol{w}^{h} - \boldsymbol{D}^{h}\boldsymbol{u}\|_{2}^{2} + \|\boldsymbol{w}^{v} - \boldsymbol{D}^{v}\boldsymbol{u}\|_{2}^{2}) -$$

$$(\boldsymbol{w}^{h} - \boldsymbol{D}^{h}\boldsymbol{u})^{\mathrm{T}}\boldsymbol{\lambda}^{h} - (\boldsymbol{w}^{v} - \boldsymbol{D}^{v}\boldsymbol{u})^{\mathrm{T}}\boldsymbol{\lambda}^{v} +$$

$$\frac{\gamma}{2} \|\boldsymbol{E} \circ \mathcal{F}(\boldsymbol{u}) - \boldsymbol{L}\|_{2}^{2} - (\boldsymbol{E} \circ \mathcal{F}(\boldsymbol{u}) - \boldsymbol{L})^{\mathrm{T}}\boldsymbol{\rho}$$

(10)

这里  $\beta$  和  $\gamma$  是正则化参数,  $\lambda^{h}$ 、  $\lambda^{v}$  和  $\rho$  是拉格朗日乘 子. 问题(10)可以由式(11)、(12)迭代求解:

$$(\boldsymbol{u}_{(k+1)}, \boldsymbol{w}_{(k+1)}^{h}, \boldsymbol{w}_{(k+1)}^{v}) = \min_{\boldsymbol{u}, \boldsymbol{w}^{h}, \boldsymbol{w}^{v}} \mathcal{L}_{A}(\boldsymbol{u}_{(k)}, \boldsymbol{w}_{(k)}^{h}, \boldsymbol{w}_{(k)}^{v})$$
(11)

$$\lambda_{(k+1)}^{h} = \lambda_{(k)}^{h} - \beta_{(k)} (w_{(k+1)}^{h} - D^{h} u_{(k+1)}),$$

$$\lambda_{(k+1)}^{v} = \lambda_{(k)}^{v} - \beta_{(k)} (w_{(k+1)}^{h} - D^{v} u_{(k+1)}),$$
  

$$\rho_{(k+1)} = \rho_{(k)} - \gamma_{(k)} (E \circ \mathcal{F} (u_{(k+1)}) - L) \quad (12)$$
  
这里 k 表示第 k 次迭代.

接下来用交替方向乘子法<sup>[35]</sup>将问题(10)分解 为三个子问题,每个子问题都易于求解.当 *u* 和 *w<sup>\*</sup>* 固定、视为常量,忽略其中的常数项后,式(10)可以 被简化为

$$\mathcal{L}_{A}(\boldsymbol{w}^{h}) = \frac{1}{2\sigma_{n}^{2}} \|\boldsymbol{w}^{h} - \boldsymbol{d}^{h}\|_{2}^{2} + \sum_{i} \frac{\sqrt{2}}{\sigma_{i}^{h}} |\boldsymbol{w}_{i}^{h} - \boldsymbol{m}_{i}^{h}| + \frac{\beta}{2} \|\boldsymbol{w}^{h} - \boldsymbol{D}^{h}\boldsymbol{u} - \frac{\boldsymbol{\lambda}^{h}}{\beta} \|_{2}^{2}$$
(13)

设 $\theta = 1/\sigma_n^2$ ,并且令

$$\widetilde{\boldsymbol{w}}^{h} = \frac{\beta \left( D^{h} \boldsymbol{u} + \frac{\boldsymbol{\lambda}^{h}}{\beta} \right) + \theta \boldsymbol{d}^{h}}{\beta + \theta}$$
(14)

$$\widetilde{\boldsymbol{w}}^{v} = \frac{\beta \left( D^{v} \boldsymbol{u} + \frac{\boldsymbol{\lambda}^{v}}{\beta} \right) + \theta \boldsymbol{d}^{v}}{\beta + \theta}$$
(15)

1

则式(13)可被改写为

$$\mathcal{L}_{A}(\boldsymbol{w}^{h}) = \sum_{i} \frac{\sqrt{2}}{\sigma_{i}^{h}} \|\boldsymbol{w}_{i}^{h} - \boldsymbol{m}_{i}^{h}\| + \frac{\beta + \theta}{2} \|\boldsymbol{w}^{h} - \widetilde{\boldsymbol{w}}^{h}\|_{2}^{2}$$
(16)

相应的解是简单的逐元素软阈值运算:

$$\boldsymbol{w}^{h} = \boldsymbol{m}^{h} + \operatorname{sgn}(\tilde{\boldsymbol{w}}^{h}) \cdot \max\left[ \left| \tilde{\boldsymbol{w}}^{h} - \boldsymbol{m}^{h} \right| - \frac{\sqrt{2}}{(\beta + \theta) \cdot \boldsymbol{\sigma}^{h}}, 0 \right]$$
(17)

同理 w<sup>®</sup>子问题的解为

$$\boldsymbol{w}^{v} = \boldsymbol{m}^{v} + \operatorname{sgn}(\tilde{\boldsymbol{w}}^{v}) \cdot \max\left[ \left| \tilde{\boldsymbol{w}}^{v} - \boldsymbol{m}^{v} \right| - \frac{\sqrt{2}}{(\beta + \theta) \cdot \boldsymbol{\sigma}^{v}}, 0 \right]$$
(18)

当  $w^h \pi w^\circ$ 固定, u问题可以写为  $\mathcal{L}_A(u) =$ 

$$\frac{\beta}{2} \left( \left\| D^{h} \boldsymbol{u} - \left( \boldsymbol{w}^{h} - \frac{\boldsymbol{\lambda}^{h}}{\beta} \right) \right\|_{2}^{2} + \left\| D^{v} \boldsymbol{u} - \left( \boldsymbol{w}^{v} - \frac{\boldsymbol{\lambda}^{v}}{\beta} \right) \right\|_{2}^{2} \right) + \frac{\gamma}{2} \left\| \boldsymbol{E} \circ \mathcal{F} \left( \boldsymbol{u} \right) - \left( \boldsymbol{L} + \frac{\boldsymbol{\rho}}{\gamma} \right) \right\|_{2}^{2}$$
(19)

是一个最小二乘问题.由于 D<sup>h</sup>和 D<sup>v</sup>均为卷积算子, 该问题可以在变换域高效求解:

表 1 符号表

$$\widetilde{\boldsymbol{u}} = \mathcal{F}^{-1} \left[ \frac{\mathcal{F}(D^{h})^{*} \circ \mathcal{F}\left(\boldsymbol{w}^{h} - \frac{\boldsymbol{\lambda}^{v}}{\beta}\right) + \mathcal{F}(D^{v})^{*} \circ \mathcal{F}\left(\boldsymbol{w}^{v} - \frac{\boldsymbol{\lambda}^{v}}{\beta}\right) + \frac{\gamma}{\beta} \cdot \left(\boldsymbol{L} + \frac{\boldsymbol{\rho}}{\gamma}\right)}{\mathcal{F}(D^{h})^{*} \circ \mathcal{F}(D^{v}) + \mathcal{F}(D^{v})^{*} \circ \mathcal{F}(D^{v}) + \frac{\gamma}{\beta} \cdot \boldsymbol{E}} \right]$$
(20)

其中"\*"表示复共轭,乘法和除法均为逐元素运算. 至此即可得到重构图像 ũ.我们将重构过程总结为 算法1,并将相关符号总结在表1中.

**算法 1.** 基于梯度自适应建模的 G-Cast 重构 算法.

输入:接收到的带噪梯度数据 d<sup>h</sup>, d<sup>°</sup>;低频成分 L;

正则化参数 β, γ 初始化: TV 重构  $u^{\text{basic}}$ ;  $g^h = D^h u^{\text{basic}}$ ;  $g^v = D^v u^{\text{basic}}$ ;  $w^h = d^h$ ;  $w^v = d^v$ ;  $\lambda^h = \lambda^v = \rho = 0$ ; 由式(5)在  $g^h \pi g^v 中进行块匹配$ ; 由式(6)、(7)计算  $m^h$ ,  $\sigma^h \pi m^v$ ,  $\sigma^v$ ; FOR k=1: OuterIterNum DO FOR j=1: InnerIterNum DO GR j=1: InnerIterNum DO 由式(17)计算  $w^h$ ; 由式(18)计算  $w^v$ ; 由式(20)计算 u; END FOR 由式(12)更新  $\lambda^h$ ,  $\lambda^v$ ,  $\rho$ ; 置  $\beta_{(k+1)} \ge \beta_{(k)}$ ,  $\gamma_{(k+1)} \ge \gamma_{(k)}$ ; END FOR

输出:重构图像 u<sup>final</sup>

参数
 意义

 u
 原始图像的向量表示

 v,h
 竖直方向、水平方向

 D=[D\*+D\*]
 差分算子

 d=[d\*;d\*]
 带噪梯度数据

 n=[n\*;n\*]
 加性高斯白噪声

 L
 低频系数

 E
 提取低频数据的矩阵

 
$$\mathcal{F}$$
 二维离散傅里叶变换

 w
 辅助变量

 mi
 像素位置 i 上梯度的期望

  $\sigma_i$ 
 像素位置 i 上梯度的标准差

  $\sigma_n$ 
 噪声标准差

 bi
 以 i 为中心的梯度块

  $\beta, \gamma$ 
 正则化参数

  $\lambda^h, \lambda^v, \rho$ 
 拉格朗日乘子

  $\tilde{u}$ 
 重构图像

## 6 实验结果

本节通过将基于 NGS 的 G-Cast 与 SoftCast、 基于传统 TV 的 G-Cast 在利用同等信道资源的条 件下进行比较来测试本文所提方法的性能.我们在 信道信噪比 CSNR(Channel Signal-to-Noise Ratio) 为4dB~16dB的范围内测试自然图像的重构效果. 为了确保 SoftCast 中的元数据(即各块均值)以及 G-Cast 中的低频成分能近乎无损地被解码端接收, 我们在 CSNR 为4dB以上的范围内进行测试.当信 道条件足够良好时,各方法都能达到较好的效果, 因此我们主要观察不同方法 CSNR 在16dB以下的 性能.本文采用 PSNR 和GSM<sup>[36]</sup>评估重构图像的 质量,其中 GSM 主要考虑图像梯度相似性来度量 待评价图像的保真度.除了常用的14 张测试图(如 图 4 所示),本文还在图像集 BSD68<sup>[37]</sup>、LIVE1<sup>①</sup> 以 及 Set5<sup>[38]</sup>上进行测试.在本文算法实现中,对于一 幅图像我们所提取低频系数为其所有变换系数个数的 1/1024,将梯度图像块尺寸 L 和相似块数量 K 分别设置为 7×7 和 50.

我们通过实验验证所提迭代算法的收敛性.为此我们观察每次迭代所估计的 *ũ* 的相对变化量:

$$\Delta_{k} = \frac{\|\widetilde{\boldsymbol{u}}_{k} - \widetilde{\boldsymbol{u}}_{k-1}\|_{2}^{2}}{\|\widetilde{\boldsymbol{u}}_{k}\|_{2}^{2}} \tag{21}$$

其中 k 表示第 k 次迭代.图 5 展示了相对变化量  $\Delta_k$  随迭代次数增加的变化;所有测试图均可观察到  $\Delta_k$  随 k 增加迅速衰减而接近于 0,这反映出本文所提 算法具有良好的收敛性.



图 4 测试图(从左到右、从上到下分别为: Airplane (512×768), Baboon (512×512), Barbara (256×256), Red Riding Hood (768×512), Cameraman (256×256), Couple (512×512), Fishingboat (512×512), Window (512×768), Lena (256×256), Monarch (256×256), Sailboats (768×512), Peppers (256×256), Straw (256×256), House (256×256))



图 5 收敛性测试(从左往右依次是图片 Window、Cameraman、Sailboats 的测试结果)

从图 6 可见基于 NGS 的重构结果相比基于 TV 在 PSNR 上明显的提升,平均达 1 dB 左右.从 总体上看基于 NGS 的 G-Cast 重建相对于 SoftCast 仅有少量增益,这是因为 G-Cast 主要关注梯度数 据的保真度,而并不致力于最小化像素值的 MSE: 在本文所用优化目标函数(8)中,数据保真项对图像 梯度进行约束而非像素值,因此对于个别图像,以像 素值保真度计算的 PSNR 相对较低.

我们更看重 GSM 以及视觉质量上的测试结果. 从图 7 可以看出基于 NGS 的 G-Cast 重建结果在 GSM 上明显优于 SoftCast 以及基于 TV 的 G-Cast, 这在 CSNR 较低的情况下尤为明显,相对 SoftCast 的增益可达5%以上.

表 2~表 4 展示了在更多测试集上的平均测试 结果.显然,本文所提基于 NGS 的 G-Cast 在三个测 试图集上不同 CSNR 条件下都达到了最高的平均 PSNR 以及 GSM.具体而言,基于 NGS 的 G-Cast 相对于 SoftCast 的平均 PSNR 增益在 0.4 dB 至 2 dB之间,平均GSM 增益在 0.001 至 0.005 之间.基 于 TV 的 G-Cast 在平均 PSNR 上逊于 SoftCast, 在平均 GSM 上介于 G-Cast(NGS)和 SoftCast 之 间.更重要的是本文所提方法能达到更好的视觉质 量,这在图 8~图 13 中可以很容易观察到.

① http://live.ece.utexas.edu/research/quality



图 6 PSNR 比较(从上至下、从左往右依次是图片 Window、Cameraman、Sailboats、Airplane、House 的 测试结果以及 14 张图片的平均结果)



图 7 GSM 比较(从上至下、从左往右依次是图片 Window、Cameraman、Sailboats、Airplane、House 的 测试结果以及 14 张图片的平均结果)

表 2	图像集 BSD68	中所有图像的平均	PSNR(单位:dB	B)及 GSM	(标粗数字为相)	应最高得分)
-----	-----------	----------	------------	---------	----------	--------

	CSNR													
	4 dB		6 dB		8 dB		$10  \mathrm{dB}$		$12\mathrm{dB}$		14 dB		$16  \mathrm{dB}$	
	PSNR	GSM	PSNR	GSM	PSNR	GSM	PSNR	GSM	PSNR	GSM	PSNR	GSM	PSNR	GSM
SoftCast	29.42	0.9879	31.22	0.9908	33.07	0.9931	34.97	0.9967	36.90	0.9963	38.86	0.9974	40.83	0.9981
G-Cast(TV)	29.28	0.9919	31.02	0.9939	32.83	0.9955	34.71	0.9949	36.63	0.9976	38.75	0.9982	40.86	0.9987
G-Cast(NGS)	29.90	0.9929	31.61	0.9947	33.50	0.9962	35.43	0.9972	37.40	0.9979	39.41	0.9985	41. 49	0.9989

表 3 图像集 LIVE1 中所有图像的平均 PSNR(单位:dB)及 GSM(标粗数字为相应最高得分)

	CSNR													
	4 dB		6 dB		8 dB		10 dB		12 dB		14 dB		16 dB	
	PSNR	GSM												
SoftCast	29.27	0.9899	31.07	0.9926	32.93	0.9946	34.83	0.9962	36.76	0.9973	38.71	0.9981	40.68	0.9987
G-Cast(TV)	28.97	0.9931	30.69	0.9949	32.49	0.9962	34.35	0.9972	36.26	0.9980	38.37	0.9986	40.47	0.9990
G-Cast(NGS)	29.67	0.9938	31.38	0.9954	33.29	0.9967	35.25	0.9976	37.23	0.9983	39.22	0.9988	41.24	0. 9991

表 4 图像集 Set5 中所有图像的平均 PSNR(单位:dB)及 GSM(标粗数字为相应最高得分)

	CSNR													
	4 dB		6 dB		8 dB		10 dB		12 dB		$14 \mathrm{dB}$		$16\mathrm{dB}$	
	PSNR	GSM	PSNR	GSM	PSNR	GSM								
SoftCast	30.05	0.9884	31.89	0.9912	33.77	0.9934	35.68	0.9951	37.62	0.9965	39.58	0.9974	41.55	0.9981
G-Cast(TV)	28.96	0.9933	30.95	0.9950	33.02	0.9963	35.14	0.9972	37.30	0.9979	39.73	0.9985	42.12	0.9989
G-Cast(NGS)	30.68	0.9946	32.66	0.9959	34.89	0.9970	37.10	0.9977	39.26	0.9983	41.43	0.9987	43.58	0.9991



图 8 CSNR=4dB时图片 Cameraman 的重构结果(从左往右分别是 SoftCast、G-Cast(TV)、G-Cast(NGS)的重构图像)



图 9 CSNR=6dB时图片 Sailboats 的重构结果(从左往右分别是 SoftCast、G-Cast(TV)、G-Cast(NGS)的重构图像)



图 10 CSNR=8dB时图片 Window 的重构结果(从左往右分别是 SoftCast、G-Cast(TV)、G-Cast(NGS)的重构图像)



图 11 CSNR=4 dB 时数据集 LIVE1 中 Carnivaldolls 的重构结果(从左往右分别是 SoftCast、G-Cast (TV)、G-Cast (NGS)的重构图像)



图 12 CSNR=6 dB 时数据集 BSD68 中图片 Test 003 的重构结果(从左往右分别是 SoftCast、G-Cast (TV)、G-Cast (NGS)的重构图像)



图 13 CSNR=6dB时数据集 Set5 中 Baby 的重构结果(从左往右分别是 SoftCast、G-Cast(TV)、G-Cast(NGS)的重构图像)

## 7 总 结

图像质量评价领域的研究表明梯度结构与图像 视觉保真度高度相关,受此启发,我们提出了面向视 觉效果的基于梯度的图像软传输(G-Cast). 与传统 视频图像传输方案以 DCT 系数或像素值作为传输对 象不同,G-Cast 利用梯度数据作为视觉信息的主要 载体在无线信道中传送视频图像信号. 特别地,本文 提出一种基于梯度的图像重构技术,为 G-Cast 接收 端设计了非局部梯度稀疏性(NGS)正则化重构方法.NGS利用图像梯度域的非局部相似性自适应地估计每一梯度的统计特性,将邻域相似的梯度用作数据样本来形成分布,这样不相关的梯度数据被排除在外,从而提高模型的准确度.本方法相应的优化问题通过变量分离、增广拉格朗日方法求解.实验结果证明 G-Cast 重建结果在视觉质量上明显优于SoftCast,而基于 NGS 的 G-Cast 重构比基于 TV 的重构在客观质量评价以及视觉效果方面都有明显提升.

#### 参考文献

- Dufaux F, Sullivan G J, Ebrahimi T. The JPEG XR image coding standard. IEEE Signal Processing Magazine, 2009, 26(6): 195-199, 204
- [2] Wiegand T, Sullivan G J, Bjontegaard G, Luthra A. Overview of the H. 264/AVC video coding standard. IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology. 2003, 13(7): 560-576
- [3] Sullivan G J, Ohm J R, Han W J, Wiegand T. Overview of the high efficiency video coding (HEVC) standard, DEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology, 2012, 22(12): 1649-1668
- [4] Jakubczak S, Katabi D. A cross-layer design for scalable mobile video//Proceedings of the International Conference on Mobile Computing and Networking. New York, USA, 2011: 289-300
- [5] Xiong Ruiqin, Wu Feng, Xu Jizheng, et al, Analysis of decorrelation transform gain for uncoded wireless image and video communication. IEEE Transactions on Image Processing, 2016, 25(4): 1820-1833
- [6] Xiong Ruiqin, Zhang Jian, Wu Feng, et al, Power distortion optimization for uncoded linear transformed transmission of images and videos. IEEE Transactions on Image Processing, 2017, 26(1): 222-236
- Liu Hangfan, Xiong Ruiqin, Fan Xiaopeng, et al. CG-Cast: Scalable wireless image SoftCast using compressive gradient.
   IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology, 2019, 29(6): 1832-1843
- [8] Xiong Ruiqin, Liu Hangfan, Ma Siwei, et al. G-Cast: Gradient based image SoftCast for perception friendly wireless visual communication//Proceedings of the IEEE Data Compression Conference. Snowbird, USA, 2014: 133-142
- [9] Liu Hangfan, Xiong Ruiqin, Fan Xiaopeng, et al. Wireless image SoftCast using compressive gradient//Proceedings of the Data Compression Conference. Snowbird, USA, 2017: 451
- [10] Yu Lei, Li Houqiang, Li Weiping. Wireless cooperative video coding using a hybrid digital-analog scheme. IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology, 2015, 25(3): 436-450

- [11] Liu Hangfan, Xiong Ruiqin, Fan Xiaopeng, et al. Gradient based image transmission and reconstruction using nonlocal gradient sparsity regularization//Proceedings of the IEEE International Conference on Multimedia and Expo. Chengdu, China, 2014: 1-6
- [12] Liu Hangfan, Xiong Ruiqin, Fan Xiaopeng, et al. Gradient based image/video SoftCast with grouped-patch collaborative reconstruction//Proceedings of the IEEE Visual Communications and Image Processing Conference. Valletta, Malta, 2014: 141-144
- [13] Zhao Jing, Xiong Ruiqin, Luo Chong, et al. Wireless image and video soft transmission via perception-inspired power distortion optimization//Proceedings of the IEEE Visual Communications and Image Processing Conference. St. Petersburg, USA, 2018, 1-4
- [14] Fan Xiaopeng, Wu Feng, Zhao Debin, Au O C. Distributed wireless visual communication with power distortion optimization. IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology, 2013, 23(6): 1040-1053
- [15] Wu Feng, Peng Xiulian, Xu Jizheng. LineCast: Line-based distributed coding and transmission for broadcasting satellite images. IEEE Transactions on Image Processing, 2014, 23(3): 1015-1027
- [16] Fan Xiaopeng, Xiong Ruiqin, Wu Feng, Zhao Debin. WaveCast: Wavelet based wireless video broadcast using lossy transmission//Proceedings of the IEEE Visual Communications and Image Processing. San Diego, USA, 2012: 1-4
- [17] Cagnazzo M, Kieffer M. Shannon-Kotelnikov mappings for SoftCast-based joint source-channel video coding//Proceedings of the IEEE International Conference on Image Processing. Quebec, Canada, 2015: 1085-1089
- [18] Zheng S, Antonini M, Cagnazzo M, et al. SoftCast with per-carrier power-constrained channels//Proceedings of the IEEE International Conference on Image Processing. Phoenix, USA, 2016: 2122-2126
- [19] Song Zhihai, Xiong Ruiqin, Ma Siwei, et al. Layered image/ video SoftCast with hybrid digital analog transmission for robust wireless visual communication//Proceedings of the IEEE International Conference on Multimedia and Expo. Chengdu, China, 2014: 1-6
- [20] Song Zhihai, Xiong Ruiqin, Ma Siwei, Gao Wen. HybridCast: A wireless image/video SoftCast scheme using layered representation and hybrid digital-analog modulation//Proceedings of the IEEE International Conference on Image Processing. Paris, France, 2014: 6001-6005
- [21] Zhao Jing, Xie Jiyu, Xiong Ruiqin. Residual signals modeling for layered image/video SoftCast with hybrid digital-analog transmission//Proceedings of the IEEE International Conference on Image Processing. Athens, Greece, 2018: 3284-3288
- [22] Fan Xiaopeng, Xiong Ruiqin, Zhao Debin, Wu Feng. Layered soft video broadcast for heterogeneous receivers. IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology, 2015, 25(11): 1801-1814
- [23] Wang Zhou, Bovik A C. Mean squared error: Love it or leave it? A new look at signal fidelity measures. IEEE Signal

Processing Magazine, 2009, 26(1): 98-117

- [24] Zhu Jieying, Wang Nengchao. Image quality assessment by visual gradient similarity. IEEE Transactions on Image Processing, 2012, 21(3): 919-933
- [25] Chambolle A, Lions P-L. Image recovery via total variation minimization and related problems. Numerische Mathematik, 1997, 76(2): 167-188
- [26] Buades A, Coll B, Morel J M. A non-local algorithm for image denoising//Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. San Diego, USA, 2005: 60-65
- [27] Liu Hangfan, Xiong Ruiqin, Zhang Jian, Gao Wen. Image denoising via adaptive soft-thresholding based on non-local samples//Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Boston, USA, 2015: 484-492
- [28] Liu Hangfan, Zhang Xinfeng, Xiong Ruiqin. Content-adaptive low rank regularization for image denoising//Proceedings of the IEEE International Conference on Image Processing. Phoenix, USA, 2016: 3091- 3095
- [29] Liu Hangfan, Xiong Ruiqin, Zhang Xinfeng, et al. Nonlocal gradient sparsity regularization for image restoration. IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology, 2017, 27(9): 1909-1921
- [30] Liu Hangfan, Xiong Ruiqin, Liu Dong, et al. Low rank regularization exploiting intra and inter patch correlation for image denoising//Proceedings of the IEEE Visual Communications and Image Processing. St. Petersburg, USA, 2017.



**LIU Hang-Fan**, Ph. D. His research interests include image processing and machine learning.

**XIONG Rui-Qin**, Ph. D., professor. His research interests include image processing and video coding.

#### Background

Inspired by the observation that gradient structures are highly relevant to image quality assessment, we propose gradient based SoftCast (G-Cast) for wireless image communication. Instead of transmitting DCT coefficients or pixel intensities in conventional image/video systems, G-Cast conveys perceptual information in the image gradient data so as to achieve better visual quality. For the reconstruction of images at the receiver side, prior works use the well-known TV model, which is not effective for image contents with textures and edges. This paper proposes an effective image reconstruction method for the receiver of G-Cast. It utilizes 1-4

- Liu Hangfan, Xiong Ruiqin, Song Qiang, et al. Image superresolution based on adaptive joint distribution modeling// Proceedings of the IEEE Visual Communications and Image Processing. St. Petersburg, USA, 2017: 1-4
- [32] Liu Hangfan, Xiong Ruiqin, Ma Siwei, et al. Non-local extension of total variation regularization for image restoration //Proceedings of the IEEE International Symposium on Circuits and Systems. Melbourne, Australia, 2014: 1102-1105
- [33] Afonso M, Bioucas-Dias J, Figueiredo M. Fast image recovery using variable splitting and constrained optimization. IEEE Transactions on Image Processing, 2010, 19(9): 2345-2356
- [34] Goldstein T, Osher S. The split Bregman algorithm for L1 regularized problems. SIAM Journal on Imaging Sciences, 2009, 2(2): 323-343
- [35] Chretien S. An alternating l<sub>1</sub> approach to the compressed sensing problem. IEEE Signal Processing Letters, 2010, 17(2): 181-184
- [36] Liu A, Lin W, Narwaria M. Image quality assessment based on gradient similarity. IEEE Transactions on Image Processing, 2012, 21(4): 1500-1512
- [37] Roth S, Black M J. Fields of experts. International Journal of Computer Vision, 2009, 82(2): 205
- [38] Bevilacqua M, Roumy A, Guillemot C, Alberi-Morel M L. Low-complexity single image super-resolution based on nonnegative neighbor embedding//Proceedings of the British Machine Vision Conference. Surrey, UK, 2012: 135. 1-135. 10

**ZHAO Jing**, B. S. Her main research interests include image processing and machine learning.

**LI Hong-Ming,** Ph. D. His research interests include medical image processing and machine learning.

MA Si-Wei, Ph. D, professor. His main research interests include video coding, processing, and communication.

**GAO Wen**, Ph. D., professor, member of Chinese Academy of Engineering. His main research interests include image processing, video coding and communication etc.

self-similarity of gradient images to achieve much more accurate modeling. An efficient solution to the corresponding optimization problem is also introduced. Experimental results show that the proposed scheme outperforms previous works in terms of both objective assessments and perceptual quality.

This work is supported in part by the National Basic Research Program of China under Grant No. 2015CB351800, the National Natural Science Foundation of China under Grant No. 61772041, the National Key Research and Development Program of China under Grant No. 2017YFB1002203.