

文章编号: 2095-4980(2020)02-0298-09

## 基于自适应下采样和超分重建的图像压缩框架

张达明, 何小海\*, 任超, 吴晓红, 李兴龙, 范梦

(四川大学 电子信息学院, 四川 成都 610065)

**摘要:** 针对联合图像专家组(JPEG)标准设计了一种基于自适应下采样和超分辨率重建的图像压缩编码框架。在编码器端, 为待编码的原始图像设计了多种不同的下采样模式和量化模式, 通过率失真优化算法从多种模式中选择最优的下采样模式(DSM)和量化模式(QM), 最后待编码图像将在选择的模式下进行下采样和JPEG编码; 在解码器端, 采用基于卷积神经网络的超分辨率重建算法对解码后的下采样图像进行重建。此外, 所提出的框架扩展到JPEG2000压缩标准下同样有效可行。仿真实验结果表明, 相比于主流的编解码标准和先进的编解码方法, 提出的框架能有效地提升编码图像的率失真性能, 并能获得更好的视觉效果。

**关键词:** 图像压缩; 自适应下采样; 超分辨率重建; 率失真优化

**中图分类号:** TN919.81

**文献标识码:** A

**doi:** 10.11805/TKYDA2018376

## Image compression framework based on adaptive sub-sampling and super-resolution reconstruction

ZHANG Daming, HE Xiaohai\*, REN Chao, WU Xiaohong, LI Xinglong, FAN Meng  
(College of Electronics and Information Engineering, Sichuan University, Chengdu Sichuan 610065, China)

**Abstract:** An image compression coding framework based on adaptive sub-sampling and super-resolution reconstruction is designed for the Joint Photographic Experts Group(JPEG) standard. At the encoder side, a variety of Different Sampling Modes(DSM) and Quantization Modes(QM) are designed for the original image to be encoded. Then, the rate distortion optimization algorithm selects the optimal downsampling and quantization modes from various modes. Finally, the image to be encoded will be sampled and compressed by the standard JPEG compression under the selected optimal mode. In the decoder side, the super-resolution reconstruction algorithm based on convolutional neural network is utilized to reconstruct the decoded sub-sampled image. In addition, the proposed framework is also effective and feasible under the JPEG2000 compression standard. The experimental results show that compared with the mainstream coding and decoding standards and advanced encoding and decoding methods, the framework can effectively improve the rate distortion performance and obtain better visual effects.

**Keywords:** image compression; adaptive downsampling; super-resolution; rate distortion optimization

研究表明, 人类活动中绝大部分的信息是通过视觉进行感知。图像作为视觉信息的载体, 具有形象直观、信息量大、易于理解等优点。但在实际的图像获取过程中, 受限于传输带宽和存储容量, 图像或多或少都采取有损压缩方式。其中适用于静止图像的主流压缩编码标准有 JPEG 和 JPEG2000, 由联合图像专家组(JPEG)分别于 20 世纪 90 年代初和 21 世纪初提出。

由于具有良好的压缩性能和较低的复杂度, JPEG 已被广泛应用于有损图像压缩的领域。然而在有限码率下, 若直接采用 JPEG 对图像进行压缩, 分配给每个量化后的离散余弦变换(Discrete Cosine Transform, DCT)系

收稿日期: 2018-12-12; 修回日期: 2019-04-12

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(61471248,61871279); 成都市产业集群协同创新基金资助项目(2016-XT00-00015-GX); 四川大学研究生课程建设基金资助项目(2016KCJS5113)

作者简介: 张达明(1994-), 男, 在读硕士研究生, 主要研究方向为图像超分辨率重建。email:767914616@qq.com

\*通信作者: 何小海 email:hxh@scu.edu.cn

数的编码比特数较少, 这将造成解码图像的严重失真。为提高低码率段的编码性能, 基于下采样的压缩方案得到了广泛研究<sup>[1-4]</sup>。其核心思想是在编码之前对图像进行下采样, 使下采样后得到的每一个像素都可分配到更多比特数, 从而在有效减少数据量的同时保证解码图像质量。

BRUCKSTEIN 等<sup>[1]</sup>进行了大量实验, 并分析了基于下采样的压缩方法能提高压缩性能的原因。为最大限度地减少原始图像与重建图像的误差来获得最佳的下采样图像, ZHANG 等<sup>[2]</sup>设计了基于插值的整图自适应下采样方法, 在低码率段取得了优于 JPEG 标准的率失真性能。LIN 等<sup>[3]</sup>提出基于块自适应下采样的图像编码算法, 其率失真性能在中到高码率下得到改善。CHEN 等<sup>[4]</sup>在 LIN 等算法的基础上进行了性能提升, 并改进了基于率失真优化的下采样模式选择方法。

由于上述方法在下采样和编码过程中无法有效保持图像细节, 本文提出一种主要由自适应下采样和超分辨率重建组成的图像压缩框架, 能够更有效地恢复丢失的高频信息。算法的主要过程包括: 在不同码率下选择合适的下采样模式和量化模式; 使用基于深度学习的多模型超分辨率重建算法来重建下采样压缩图像。该算法能利用有限的网络带宽, 获取包含更多细节信息的高质量图像, 编码框架可在保证解码图像质量的同时节省传输码率与存储容量。

## 1 编码框架简介

文献[3]提出的 4 种可选的下采样模式和 4 种量化模式, 在一定程度上考虑了每个图像块的结构和纹理信息, 但因其未计算每个块的率失真, 往往无法得到最优的下采样和量化模式; CHEN 的方法<sup>[4]</sup>也存在同样的缺陷, 虽然在下采样模式选择过程中提出了率失真优化方法, 但由于其率失真优化参数是在大量实验的基础上确定的, 并不具有普遍性, 这也使得所选下采样模式并不一定最优。

本文在编码端预先定义 16 种下采样模式, 充分适应 JPEG 在不同码率下的编码特性。与 LIN 针对  $16 \times 16$  大小的图像块自适应下采样的方式不同, 针对整图进行下采样, 简化了采样方法, 使其在时间上更具优势, 也避免了进行分块处理时所引入的块效应。此外, 在编码端提出改进的率失真优化算法来自适应选择合适的下采样模式(DSM)和量化模式(QM); 在解码端提出基于深度学习的超分辨率重建算法。图像压缩框架如图 1 所示。

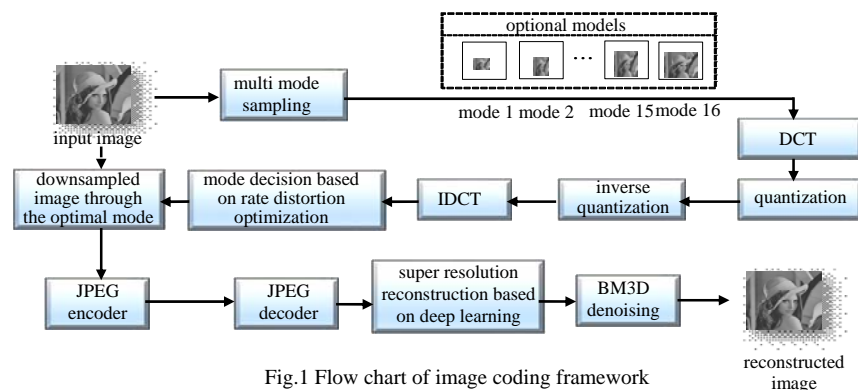


Fig.1 Flow chart of image coding framework  
图 1 图像压缩框架流程图

本文基于自适应下采样的图像压缩方法能在中低码率段有效减少数据量, 提出的率失真优化算法能自适应衡量下采样后图像的失真和比特率, 并选择适合的采样模式和量化参数。基于深度学习的超分辨率重建算法在重建性能和重建时间上较传统超分辨率重建算法更加优越, 能在一定程度上恢复编码和下采样过程中丢失的高频信息, 提升解码图像的质量。因此经过本文框架处理后的解码图像能够得到更清晰的边缘轮廓和更丰富的细节信息, 图像质量优于对比算法和 JPEG 压缩标准, 主观效果更加逼真。

## 2 自适应采样率下采样

### 2.1 下采样模式和量化模式

提出的图像压缩框架中有 16 种下采样模式和 8 种量化模式(共计 128 种编码模式)可供选择。表 1、表 2 给出了可选模式的详细信息。

表 1 16 种下采样模式  
Table1 Sixteen kinds of Downsampling Modes(DSM)

mode	description	mode	description
DSM1	1/16 Downsampling( $h=1/4, w=1/4$ )	DSM2	1/8 Downsampling( $h=1/4, w=1/2$ )
DSM3	1/8 Downsampling( $h=1/2, w=1/4$ )	DSM4	3/16 Downsampling( $h=1/4, w=3/4$ )
DSM5	3/16 Downsampling( $h=3/4, w=1/4$ )	DSM6	1/4 Downsampling( $h=1, w=1/4$ )
DSM7	1/4 Downsampling( $h=1/4, w=1$ )	DSM8	1/4 Downsampling( $h=1/2, w=1/2$ )
DSM9	3/8 Downsampling( $h=3/4, w=1/2$ )	DSM10	3/8 Downsampling( $h=1/2, w=3/4$ )
DSM11	1/2 Downsampling( $h=1, w=1/2$ )	DSM12	1/2 Downsampling( $h=1/2, w=1$ )
DSM13	3/16 Downsampling( $h=1/4, w=3/4$ )	DSM14	3/4 Downsampling( $h=3/4, w=1$ )
DSM15	3/4 Downsampling( $h=1, w=3/4$ )	DSM16	no Downsampling( $h=1, w=1$ )

表 2 8 种量化模式  
Table2 Eight kinds of quantized modes

mode	QM1	QM2	QM3	QM4	QM5	QM6	QM7	QM8
quantization parameter	$QP=1/8 \times Q$	$QP=2/8 \times Q$	$QP=3/8 \times Q$	$QP=4/8 \times Q$	$QP=5/8 \times Q$	$QP=6/8 \times Q$	$QP=7/8 \times Q$	$QP=8/8 \times Q$

当  $h=1/4, w=3/4$  时, 表示 3/16 下采样(即 DSM13), 它代表垂直方向的 1/4 下采样和水平方向的 3/4 下采样。为简单起见, 且不影响最优的下采样模式和量化模式的选择, 本文均采用双三次插值算法进行采样。

原始图像被下采样后, 其像素点阵的系数数量减少, 使得传输数据的数量减少。然而下采样过程中已丢失大量高频信息, 若保持  $QP$  不变, 则在 JPEG 的量化阶段将丢失更多信息。为避免上述缺陷, 本文选用文献[4]中提出的 8 种量化模式, 在压缩图像时有更多的量化空间, 以最大程度地保留高频细节。如表 2 所示, 表中  $QP$  和  $Q$  均表示改变量化矩阵的参数, 其中  $Q$  为 JPEG 标准的量化参数。

为了验证可选量化模式的有效性, 尝试改变量化模式和下采样模式的个数。保持其他参数设置不变, 仅将可选的量化模式由前述的 8 种, 分别设置为 4 种和 16 种。则随着可选量化模式的增加, 提出的编码框架的计算复杂度也会随之增长, 如在编码模式的选择过程中, 16 种可选量化模式的计算复杂度是 8 种可选量化模式的 2 倍。而 8 种可选量化模式编码结果的峰值信噪比(Peak Signal to Noise Ratio, PSNR)增益要高于 4 种可选量化模式的编码结果, 且与 16 种可选量化模式的编码结果基本相似, 同样的, 为验证可选下采样模式的有效性, 保持其他的参数设置不变, 提出  $h=1/8$  到 1(间隔为 1/8),  $w=1/8$  到 1(间隔为 1/8)共计 64 种下采样模式进行选择, 对大量实验结果进行分析, 发现 64 种下采样模式会极大地增加自适应选择过程的时间, 且相较于 16 种下采样模式, 最终解码图像的质量并无明显提升, 故认为 16 种下采样模式可基本涵盖图像的最优下采样模式, 综合编码时间与计算复杂度考虑, 本文选用 16 种下采样模式进行模式选择。因此, 在本文提出的图像压缩编码框架中, 选择了 8 种量化模式和 16 种下采样模式的设置, 以在编码性能和编码复杂度之间取得平衡。

## 2.2 基于率失真优化的模式选择

本文通过改进的率失真优化算法对提出的下采样模式和量化模式进行自适应选择。分别在 16 种下采样模式和 8 种量化模式下对原始图像进行下采样和量化操作, 最后使用率失真优化方法从 128 种编码模式中选择合适的下采样模式和量化模式。

该率失真优化方法的主要思想是: 对图像进行自适应下采样、压缩后的码率和解码后超分辨率重建图像的误差均要小于 JPEG 直接压缩图像, 用式(1)表示为:

$$\begin{cases} Rate_{our} \leq Rate_{JPEG} \\ MSE_{our} \leq MSE_{JPEG} \end{cases} \quad (1)$$

式中:  $Rate$  表示传输压缩图像的码率;  $MSE$ (Mean Square Error)代表的是解码图像与原始图像的均方误差。

在量化过程中采用的量化参数用式(2)表示为:

$$QP = \frac{k}{8}Q, \quad k=1, 2, \dots, 8 \quad (2)$$

满足上述条件的码率最小值及均方误差最小值所对应的下采样模式和量化模式为算法选出的最优模式。

## 3 基于深度学习的超分辨率重建

在文献[5]中, 提出了一种通过对原始图像学习来恢复下采样阶段丢失的图像编码方法。受整图超分辨率重建算法的启发, 在框架中引入了超分辨率重建方法来对解码后的低分辨率图像进行升级。超分辨率重建的目的是从已知低分辨率图像获取相应的高分辨率图像。基于学习的图像超分辨率技术近些年来得到了越来越多的关

注，其中基于深度学习的超分辨率方法<sup>[5-9]</sup>因其相较传统超分辨率技术具有更高的精确度和更快的重建速度等优点而受到广泛研究。在文献[6]中，DONG 等提出了经典的 SRCNN(Super Resolution Convolutional Neural Network)模型，该网络将卷积神经网络与超分辨率重建技术相结合，实现了端到端的优化。其后，DONG 等在 SRCNN 的基础上又提出了 FSRCNN(Fast Super-Resolution Convolutional Neural Network)算法<sup>[7]</sup>，提高了网络训练的速度，获得了更好的重建性能。李素梅等<sup>[8]</sup>将反卷积层应用于卷积神经网络中，重建图像的质量在一定程度上得到提升。文献[9]将传统的单通道网络改进为双通道，丰富了可训练网络的多样性。文献[10]改进了激活单元，采用随机线性纠正单元避免了激活过程中图像信息的过分压缩，取得了较好的图像重建能力。KIM 等<sup>[11]</sup>提出了 VDSR(Very Deep network for Super-Resolution)超分辨率重建算法，利用残差学习加快了收敛速度。本文在解码端使用基于深度学习的超分辨率技术，并针对不同的  $QP$  设计多模型训练及重建网络，能有效地从已知的低分辨率解码图像中重建出高分辨力图像并提升压缩框架解码图像的质量。CHEN 等<sup>[12]</sup>提出使用深度学习技术来对压缩图像进行超分辨率重建，并将网络模块分为去压缩效应模块、上采样模块、质量提升模块，对每个模块进行单独训练后再进行联合优化，最终训练的模型可以有效地提升压缩图像的质量。

对应原理框架如图 2 所示，超分辨率算法主要包括模型训练阶段和超分辨率重建阶段，该网络结合了残差学习的思想，使学习到的模型更加准确。对于本文中压缩图像超分辨率重建算法，在本文中使用 General-100<sup>[5]</sup>数据集作为网络的训练集，在测试阶段，对多个标准测试图像集进行了大量实验，主要包括 Set14<sup>[13]</sup>(包含 14 幅测试图像)、Urban100<sup>[14]</sup>(包含 100 幅测试图像)和 USC-SIPI<sup>[15]</sup>(包含 39 幅测试图像)3 个数下采样模式数据集，这些数据集主要用于图像超分辨率、机器视觉等领域，使用其来验证提出的编码框架的有效性。在训练阶段，通过下采样产生低分辨率图像，并在不同的  $QP$  中压缩生成待训练的压缩图像。基于 VDSR 的算法<sup>[11]</sup>学习压缩图像和相应的原始图像的映射关系。训练初期，对压缩图像采用双三次插值进行初始化，与原始的高分辨率图像库共同组成了整个网络的训练图像库。为简化训练模型，在训练阶段不考虑不同的下采样模式，只通过传统的双三次下采样方法( $h=w=1/2$ )进行采样，选择从 0.5~4，间隔为 0.5 的  $QP$  进行编码，这 8 种模型将在训练阶段获得并储存在解码器中。在重建阶段，根据  $QP$  的不同来选择最合适的模型，使用选定的模型获得完整的高分辨率图像。

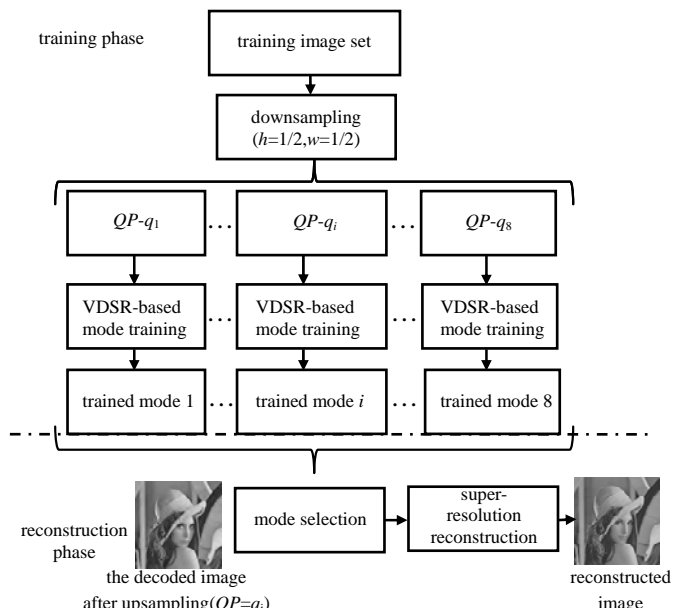


Fig.2 Block diagram of compressed image super-resolution algorithm based on deep learning  
图 2 基于深度学习的压缩图像超分辨率算法原理框图

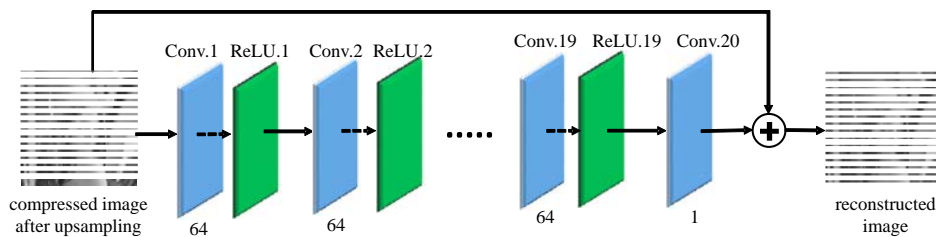


Fig.3 Framework of network  
图 3 网络模型框架

超分辨率重建网络模型结构如图 3 所示。网络模型的层数为 20，前 19 层为“Conv+ReLU”的组合，卷积层(Convolutional layer, Conv)主要用于提取图像特征，而 ReLU<sup>[16]</sup>则能增加网络模型的非线性映射能力。文献[6]论证了级联多个小型卷积滤波器能够使网络高效地提取图像的内容信息，故文献[6]所提出的网络框架中每一层均为  $3 \times 3$ 。本文利用此学习性能好的超分辨率重建网络。该网络的作用是预测在下采样和编码过程中由丢失的高频信息组成的残差图像。最后将预测的残差图像添加回输入的压缩图像中以获得最终的高分辨率图像。



一旦训练完成后,训练模型将会存储在解码端不再更改,因此在整个压缩编码过程中,压缩超分过程不会引入额外的编码比特。此外,由于网络模型的训练是离线的,且重建速度较快,编解码过程也不会引入过多的计算时间。BM3D 自适应算法<sup>[17]</sup>能较好地保留图像细节信息,故本文采用该算法在深度学习超分辨率重建后进一步抑制残留的压缩效应。

将本文框架及超分辨率网络模型扩展应用到 JPEG2000 压缩标准下进行实验分析,第 4 节的实验结果证明该算法同样可提升 JPEG2000 编解码器在中低码率段的率失真性能。

## 4 实验结果及分析

为验证本文提出的图像压缩编码算法的有效性,对多个标准测试图像集进行了不同码率段的实验测试,主要有 Set14<sup>[15]</sup>,Urban100<sup>[16]</sup>和 USC-SIPI<sup>[17]</sup> 3 个数据集,并详细地介绍从数据集中选取的 6 幅典型测试图像的编码结果,以充分对比不同编码框架的编码性能。本文的对比算法为 ZHANG 的算法<sup>[2]</sup>、LIN 的算法<sup>[3]</sup>、CHEN 的算法<sup>[4]</sup>和 JPEG 标准,其中 LIN 的算法和 CHEN 的算法针对图像块进行下采样,ZHANG 的算法同本文算法针对整图进行下采样。针对 JPEG2000 标准,使用自适应下采样算法和基于深度学习的超分辨率算法进行改进,并与 JPEG2000 标准进行对比实验。下文主要从解码图像的主观视觉效果和率失真性能来验证本文压缩算法的有效性。

### 4.1 主观视觉效果对比

图 4~图 6 为测试图像在不同码率下的主观视觉效果对比。从实验结果图看出, JPEG 标准直接压缩的图像受块效应影响严重,图像的视觉效果较差;ZHANG 的算法<sup>[2]</sup>得到的图像质量相较 JPEG 直接编解码的质量有一定的提升,但该算法仅在低码率段有效,在中到高码率段图像细节无法得到有效保持;LIN 算法<sup>[3]</sup>得到的图像质量相较 JPEG 直接编解码的图像质量有一定的提升,图像细节更易辨认;CHEN 的算法<sup>[4]</sup>相较 JPEG 标准的压缩,其图像质量得到较大提升,块效应明显得到抑制;使用本文算法生成的解码图像的质量要优于对比算法生成的解码图像,边缘轮廓更加清晰,细节信息更加丰富,能够得到更好的主观视觉效果。

### 4.2 率失真性能对比

图 7 为利用本文算法、对比算法处理后获得的率失真曲线图。ZHANG 对整图进行插值下采样的方法<sup>[2]</sup>,虽然减少了插值图像与初始图像的均方误差,但由于下采样过程中丢失了过多的高频信息,其性能会随编码码率的增加而下降,甚至远低于传统的压缩标准,故该算法只适用于低比特率的图像压缩;LIN 对不同结构的块仅提供 4 种可选的下采样模式,未能充分考虑图像块之间的差异性,导致往往无法找出最适的编码模式,其

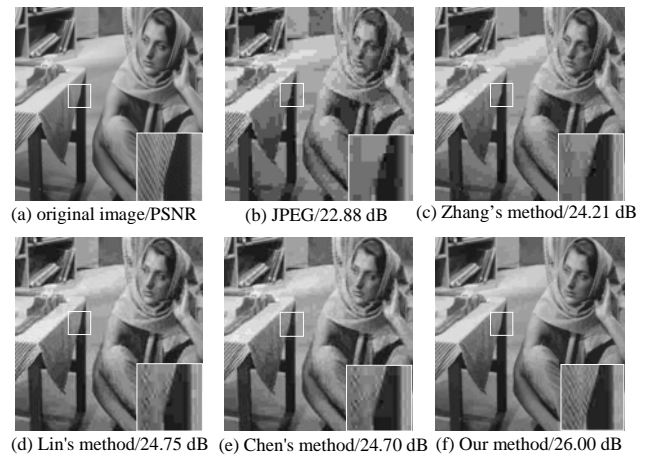


Fig.4 Comparison of subjective visual effects of image Barbara at 0.2 bpp  
图 4 图像 Barbara 在码率为 0.2 bpp 的主观视觉效果对比

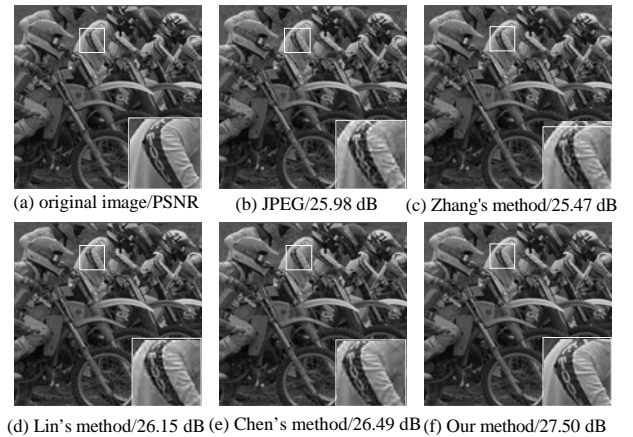


Fig.5 Comparison of subjective visual effects of image Bike at 0.5 bpp  
图 5 图像 Bike 在码率为 0.5 bpp 的主观视觉效果对比

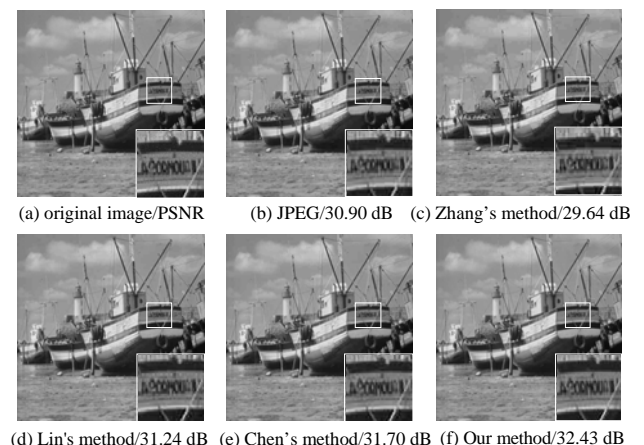


Fig.6 Comparison of subjective visual effects of image Boat at 0.5 bpp  
图 6 图像 Boat 在码率为 0.5 bpp 的主观视觉效果对比

PSNR 在中高码率段相比 JPEG 标准提升有限；CHEN 针对 LIN 的方法进行改进，提出 4 种下采样模式及 8 种量化模式使图像率失真性能得到进一步提升，但因其对图像进行分块处理且在模式选择时就使用了超分辨率方法，从而大大增加了模式选择的时间。与 ZHANG 的方法相比，LIN<sup>[3]</sup>和 CHEN<sup>[4]</sup>提出的基于块的自适应下采样方法使率失真性能在中到高码率下也得到改善，然而这 2 种方法均是针对 16×16 的块进行下采样然后编码，在编码后的每个 16×16 的图像块边缘均会出现像素值不连续的现象。

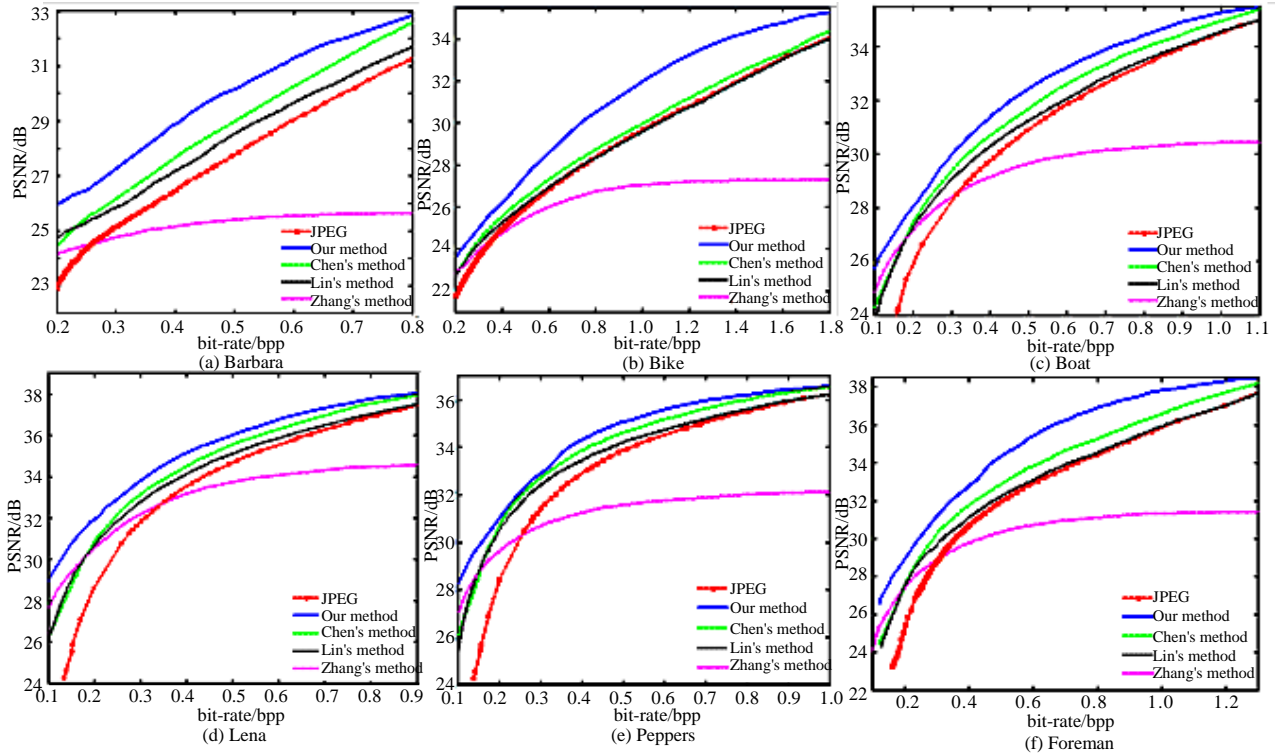


Fig.7 Rate distortion curves of different test images  
图 7 不同测试图像的率失真曲线

本文提出更多的下采样模式以增加可供选择的编码模式，根据码率和失真的不同将图像分别赋给不同的下采样模式和量化模式。在模式选择中采用双三次上采样方法，因此所提方法相比 CHEN 的方法，很大程度地节省了编码图像的时间，且本文采用的基于深度学习的重建网络重建性能要优于 CHEN 采用的基于稀疏表示的重建算法。由图 7 可知，本文提出的算法在中低码率段要优于 JPEG 等对比算法，且码率越低时，相较 JPEG 压缩标准优势越明显。

表 3 不同方法重建结果的 PSNR 对比  
Table3 Comparison of reconstruction results by different methods

rate/bpp	image	PSNR/dB					rate/bpp	image	PSNR/dB				
		JPEG's	Zhang's	Lin's	Chen's	ours			JPEG's	Zhang's	Lin's	Chen's	ours
0.2	Barbara	23.14	24.12	24.68	24.44	25.93	0.3	Barbara	25.13	24.76	25.85	26.15	27.27
	Bike	21.74	22.89	22.70	22.83	23.62		Bike	23.65	23.93	24.24	24.45	25.02
	Boat	25.90	27.18	27.30	27.44	28.04		Boat	28.25	28.42	29.06	29.37	29.96
	Foreman	25.30	27.51	27.59	27.53	28.94		Foreman	28.81	28.85	29.73	30.29	31.17
	Lena	28.67	30.55	30.66	30.84	31.93		Lena	31.80	32.19	32.78	33.15	33.80
	Peppers	28.43	29.65	30.51	30.67	31.03		Peppers	31.43	30.70	32.42	32.74	32.90
	Average	25.53	26.98	27.24	27.29	28.25		Average	28.18	28.14	29.01	29.36	30.02
0.5	Barbara	27.78	25.41	28.53	28.97	30.15	0.8	Barbara	31.55	25.68	31.79	32.66	32.84
	Bike	25.99	25.46	26.15	26.48	27.48		Bike	28.37	26.74	28.35	28.74	30.53
	Boat	30.90	29.64	31.24	31.70	32.43		Boat	33.33	30.26	33.49	33.96	34.43
	Foreman	31.95	30.35	32.34	32.88	34.35		Foreman	34.43	31.11	34.55	35.26	36.92
	Lena	34.69	33.75	35.11	35.56	36.01		Lena	36.91	34.48	37.05	37.54	37.77
	Peppers	33.86	31.58	34.22	34.61	35.08		Peppers	35.52	32.02	35.61	36.01	36.22
	Average	30.86	29.37	31.27	31.70	32.58		Average	33.35	30.05	33.47	34.03	34.79

表 3 为测试图像在码率为 0.2 bpp,0.3 bpp,0.5 bpp 和 0.8 bpp 时本文算法与对比算法的 PSNR 值对比。

从表中可看出, 码率为 0.2 bpp 时, 提出的算法比 JPEG 标准平均高出 2.72 dB, 比对比算法中效果最好的 CHEN 的方法平均高出 0.96 dB; 码率为 0.3 bpp 时, 该算法比 JPEG 标准和 CHEN 的方法平均高出 1.84 dB 和 0.66 dB; 码率为 0.5 bpp 时, 提出的算法分别比 JPEG 标准和 CHEN 的方法平均高出 1.72 dB 和 0.88 dB; 码率为 0.8 bpp 时, 提出的算法分别比 JPEG 标准和 CHEN 的方法平均高出 1.44 dB 和 0.76 dB。上述结果表明, 本文算法能有效地提高编码图像的率失真性能。为了更好地验证其编码性能, 图 8 为在 Set14, Urban100, USC-SIPI 数据集上不同对比算法与 JPEG 相比的平均 PSNR 增益。实验验证了本文算法能够有效地对各种图像进行编码, 且能有效提升编码图像的率失真性能, 其重建结果更加可靠。

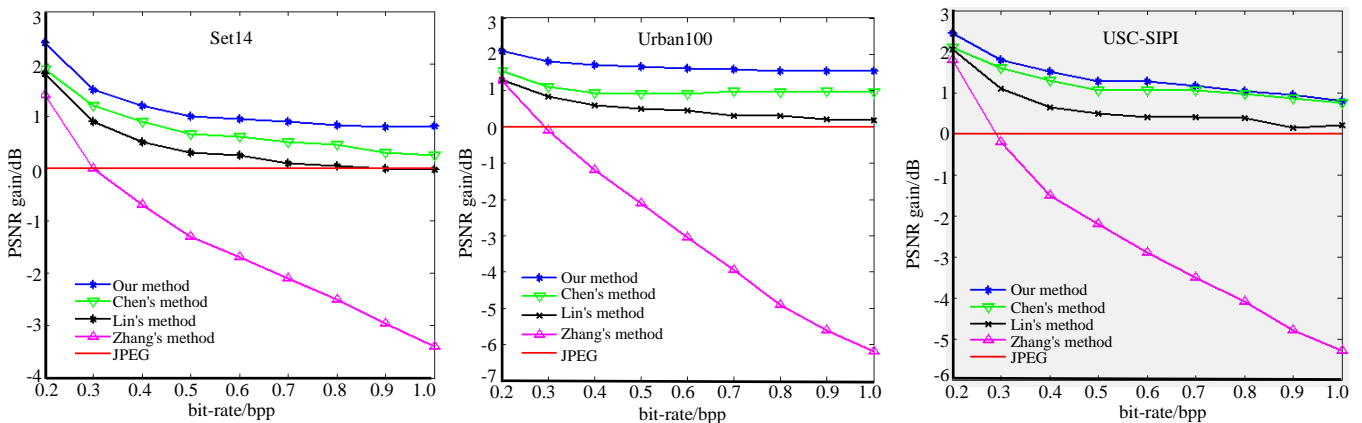


Fig.8 Average PSNR gains of different methods compared to JPEG on different datasets

图 8 不同的数据集上不同方法与 JPEG 相比的平均 PSNR 增益

#### 4.3 JPEG2000 拓展内容

将本文提出的压缩算法框架针对 JPEG2000 进行拓展和探索, 原始图像通过表 1 中的 16 种下采样方式进行下采样, 分别在不同码率下进行 JPEG2000 压缩并计算其 PSNR 值, 选择 PSNR 最大值对应的下采样模式作为最优下采样模式, 对原始图像进行最优下采样和 JPEG2000 压缩编码; 将解码图像使用本文提出的基于深度学习的超分辨率重建框架及网络模型进行超分辨率重建, 最终得到重建图像。

使用 General-100 数据集作为网络的训练集, Set14、Urban100 和 USC-SIPI 3 个数据集作为测试集, 在模型训练阶段, 对训练图像进行最优下采样产生最佳低分辨率图像, 并选择 0.05~0.85 间隔为 0.1 的码率下压缩生成待训练的压缩图像。采用基于卷积神经网络的超分辨率重建算法学习压缩图像和相应的原始图像的映射关系, 对压缩图像采用双三次插值进行初始化, 与原始的高分辨率图像库共同组成了整个网络的训练图像库; 在重建阶段, 根据码率的不同来选择最适模型, 从而获得完整的高分辨率图像。

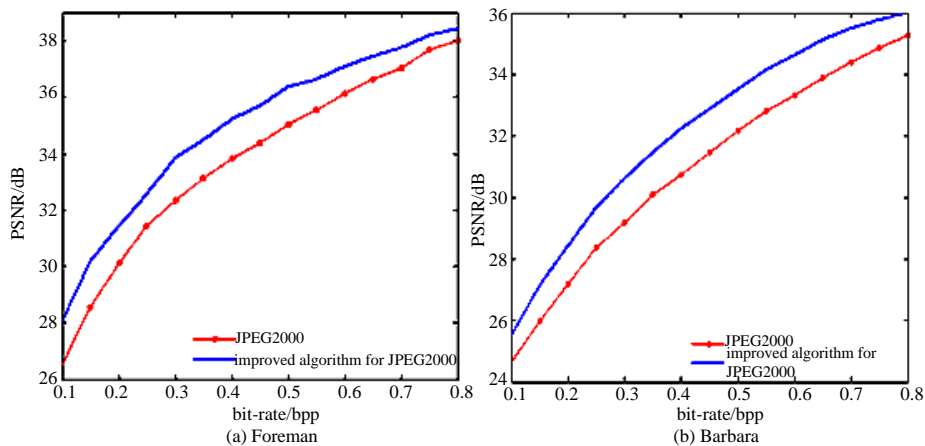
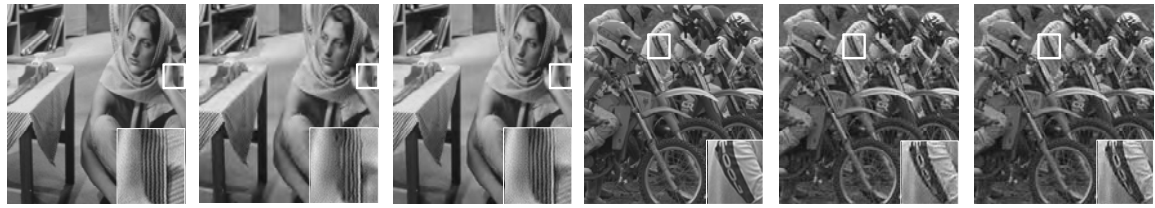


Fig.9 Rate distortion curves of different test images

图 9 不同测试图像的率失真曲线

图 9 为不同测试图像的率失真曲线图, 图 10 为图像 Barbara 在码率为 0.2 bpp, 图像 Bike 在码率为 0.5 bpp 时, JPEG2000 压缩标准与提出的 JPEG2000 的压缩算法解码图像及原始图像的主观视觉效果对比, 表 4 为本文提出的算法在不同码率下与 JPEG 和 JPEG2000 的 PSNR 对比。





(a) original Barbara/PSNR (b) JPEG2000/27.17 dB (c) Our method/28.44 dB (d) original Bike/PSNR (e) JPEG2000/28.03 dB (f) our method/29.44 dB

Fig.10 Comparison of subjective visual effects of different test images

图 10 不同测试图像的主观视觉效果对比

从图表中可知，解码图像得到了更好的主观视觉效果。在码率 0.4 bpp 时，本文针对 JPEG2000 改进算法比 JPEG2000 标准平均高出 1.01 dB；码率为 0.5 bpp 时平均高出 0.82 dB。实验证明了将本文框架扩展至 JPEG2000 压缩标准中仍然能够有效提升其率失真性能。

表 4 不同方法重建结果的 PSNR 对比

Table4 PSNR comparison of reconstruction results by different methods

rate/bpp	method	PSNR/dB						average/dB
		Barbara	Bike	Boat	Foreman	Lena	Peppers	
0.40	JPEG	26.46	24.97	29.77	30.66	33.52	32.91	29.72
	JPEG2000	30.73	26.89	32.29	33.81	36.14	35.02	32.46
	improved algorithm for JPEG	28.87	26.22	31.39	32.81	35.16	34.31	31.46
	improved algorithm for JPEG2000	32.25	28.19	32.93	35.25	36.76	35.44	33.47
0.55	JPEG	28.43	26.43	31.69	32.48	35.16	34.20	31.40
	JPEG2000	32.81	28.55	33.75	35.55	37.60	36.06	34.05
	improved algorithm for JPEG	30.72	28.09	32.87	34.89	36.40	35.33	33.05
	improved algorithm for JPEG2000	34.15	29.93	34.34	36.62	37.98	36.21	34.87

## 5 结论

为探索如何进一步提升 JPEG 标准的压缩性能，本文提出了基于整图的自适应采样率下采样的图像压缩框架，使得下采样后的图像的每个像素得到有效编码；在解码端采用基于深度学习的超分辨率重建算法对解码图像进行超分辨率重建得到高分辨率图像。实验结果表明，本文提出的图像压缩算法能够在低至中码率段有效提升 JPEG 标准下解码图像的率失真性能等核心指标，拓展到 JPEG2000 标准中同样可行有效，能够获得更好的解码图像质量和图像视觉效果。

### 参考文献：

- [ 1 ] BRUCKSTEIN A, ELAD M, KIMMEL R. Down-scaling for better transform compression[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2003,12(9):1132–1144.
- [ 2 ] ZHANG Jian, XIONG Ruiqin, ZHAO Chen, et al. CONCOLOR: constrained non-convex low-rank model for image deblocking[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2016,25(3):1246–1259.
- [ 3 ] LIN Weisi, LI Dong. Adaptive downsampling to improve image compression at low bit rates[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2006,15(9):2513–2521.
- [ 4 ] CHEN Honggang, HE Xiaohai, MA Minglang, et al. Low bit rates image compression via adaptive block downsampling and super resolution[J]. Journal of Electronic Imaging, 2016,25(1):013004.
- [ 5 ] LI Yang, SUN Xiaoyan, XIONG Hongkai, et al. Incorporating primal sketch based learning into low bit-rate image compression[C]// IEEE International Conference on Image Processing. San Antonio: IEEE, 2007:173–176.
- [ 6 ] DONG C, LOY C C, HE K M, et al. Learning a deep convolutional network for image super-resolution[C]// European Conference on Computer Vision. Berlin: Springer Verlag, 2014:184–199.
- [ 7 ] DONG C, LOY C C, TANG X. Accelerating the super-resolution convolutional neural network[C]// European Conference on Computer Vision. Amsterdam: Springer, 2016:391–407.
- [ 8 ] 李素梅, 雷国庆, 范如. 基于卷积神经网络的深度图超分辨率重建[J]. 光学学报, 2017,37(12):1210002. (LI Sumei, LEI Guoqing, FAN Ru. Depth map super-resolution based on deep convolutional neural networks[J]. Acta Optica Sinica, 2017,37(12):1210002.)
- [ 9 ] 徐冉, 张俊格, 黄凯奇. 利用双通道卷积神经网络的图像超分辨率算法[J]. 中国图象图形学报, 2016,21(5):556–564. (XU Ran, ZHANG Junge, HUANG Kaiqi. Image super-resolution using two-channel convolutional neural networks[J]. Journal of Image and Graphics, 2016,21(5):556–564.)

(下转第 324 页)